



การตรวจจับพฤติกรรมผิดปกติและระบุตำแหน่งของกลุ่มบุคคลโดยใช้เทคนิค  
การวิเคราะห์ภาพวิดีโอ  
Anomaly Detection and Localization in Crowded Scene  
using Video Analysis Technique

ชลธิศา เวทโอสถ  
Chonthisa Wateosot

วิทยานิพนธ์นี้สำหรับการศึกษิตามหลักสูตรปริญญา  
ปรัชญาดุษฎีบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์  
มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์

A Thesis Submitted in Fulfillment of the Requirements for the  
Degree of Doctor of Philosophy in Computer Engineering  
Prince of Songkla University

2561

ลิขสิทธิ์ของมหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์



การตรวจจับพฤติกรรมผิดปกติและระบุตำแหน่งของกลุ่มบุคคลโดยใช้เทคนิค  
การวิเคราะห์ภาพวิดีโอ  
Anomaly Detection and Localization in Crowded Scene  
using Video Analysis Technique

ชลธิศา เวทโอสถ  
Chonthisa Wateosot

วิทยานิพนธ์นี้สำหรับการศึกษิตามหลักสูตรปริญญา  
ปรัชญาดุษฎีบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์  
มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์

A Thesis Submitted in Fulfillment of the Requirements for the  
Degree of Doctor of Philosophy in Computer Engineering  
Prince of Songkla University

2561

ลิขสิทธิ์ของมหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์

ชื่อวิทยานิพนธ์ การตรวจจับพฤติกรรมผิดปกติและระบุตำแหน่งของกลุ่มบุคคลโดยใช้เทคนิคการ  
วิเคราะห์ภาพวิดีโอ  
ผู้เขียน นางสาวชลธิศา เวทโอสถ  
สาขาวิชา วิศวกรรมคอมพิวเตอร์

---

อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก

คณะกรรมการสอบ

.....  
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.นิคม สุวรรณวร)

.....ประธานกรรมการ  
(รองศาสตราจารย์ ดร.วัฒนพงศ์ เกิดทองมี)

.....กรรมการ  
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.นิคม สุวรรณวร)

.....กรรมการ  
(รองศาสตราจารย์ ดร.มนตรี กาญจนะเดชะ)

.....กรรมการ  
(ดร.อนันท์ ชกสุริวงค์)

บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ อนุมัติให้รับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็น  
ส่วนหนึ่งของการศึกษา ตามหลักสูตรปริญญาปรัชญาดุษฎีบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์

.....  
(ศาสตราจารย์ ดร.ดำรงศักดิ์ ฟาร์รุ่งสาข)  
คณบดีบัณฑิตวิทยาลัย

ขอรับรองว่า ผลงานวิจัยนี้มาจากการศึกษาวิจัยของนักศึกษาเอง และได้แสดงความขอบคุณบุคคลที่มีส่วนช่วยเหลือแล้ว

ลงชื่อ.....  
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.นิคม สุวรรณวร)  
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์

ลงชื่อ.....  
(นางสาวชลธิศา เวทโอสถ)  
นักศึกษา



ข้าพเจ้าขอรับรองว่า ผลงานวิจัยนี้ไม่เคยเป็นส่วนหนึ่งในการอนุมัติปริญญาในระดับใดมาก่อน และ  
ไม่ได้ถูกใช้ในการยื่นขออนุมัติปริญญาในขณะนี้

ลงชื่อ.....

(นางสาวชลธิศา เวทโอสถ)

นักศึกษา

ชื่อวิทยานิพนธ์	การตรวจจับพฤติกรรมผิดปกติและระบุตำแหน่งของกลุ่มบุคคลโดยใช้เทคนิคการวิเคราะห์ภาพวิดีโอ
ผู้เขียน	นางสาวชลธิศา เวทโอสถ
สาขาวิชา	วิศวกรรมคอมพิวเตอร์
ปีการศึกษา	2560

### บทคัดย่อ

การตรวจจับพฤติกรรมที่ผิดปกติของกลุ่มบุคคล เป็นงานที่สำคัญเป็นอย่างยิ่งในสาขาคอมพิวเตอร์วิชั่นและในงานด้านการรักษาความปลอดภัย มีผู้วิจัยมากมายพยายามแปลความหมายพฤติกรรมของกลุ่มบุคคลอย่างอัตโนมัติซึ่งเป็นงานที่ยาก เนื่องจากในภาพของกลุ่มบุคคลมีความซับซ้อนจากการเคลื่อนที่ของคนจำนวนมาก และยากที่จะใช้วิธีการติดตามวิถีการเคลื่อนที่และติดตามวัตถุ งานวิจัยนี้ได้พัฒนาโมเดลพลังงานโมเมนตัม (Momentum Force Model) เพื่อแสดงการปฏิสัมพันธ์กันระหว่างบุคคล สร้างเป็นพลังงานสองชนิด ได้แก่ พลังงานโมเมนตัมระดับต่ำและพลังงานโมเมนตัมระดับสูง พลังงานโมเมนตัมระดับต่ำ มีพื้นฐานของออปติคอลโฟลว์ซึ่งเป็นพีเจอร์ระดับต่ำ มีแนวคิดจากการกระจายพลังงาน ที่ขึ้นอยู่กับทิศทางและความเร็วของออปติคอลโฟลว์ ส่วนพลังงานโมเมนตัมระดับสูง คือการนำพลังงานโมเมนตัมระดับต่ำ มาเพิ่มพีเจอร์สามชนิด ประกอบด้วย พลังงานการเคลื่อนที่แบบกลุ่ม (Group motion force) พลังงานการเคลื่อนที่แบบตรงข้าม (Interaction motion force) และพลังงานการเคลื่อนที่เชิงพื้นที่ (Reciprocal motion force) ที่สามารถตรวจจับพฤติกรรมการผิดปกติของกลุ่มบุคคลได้ 3 ชนิด ได้แก่ ชนิดแรกเป็นการตรวจจับความผิดปกติของฝูงชนซึ่งเป็นเหตุการณ์วังวนนี้แตกตื่น การตัดสินเฟรมที่ผิดปกติจากค่าพลังงานโมเมนตัมด้วยวิธีการเทอร์สโอสต์ โดยทำการทดสอบด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ UMN การตรวจจับพฤติกรรมชนิดที่สอง คือ การตรวจจับพฤติกรรมการชกต่อย โดยใช้พลังงานโมเมนตัมร่วมกับแพคเตอร์การชกต่อย เพื่อให้ได้พลังงานที่แทนการชกต่อย และตรวจจับการชกต่อยจากพลังงานการชกต่อยด้วยวิธีการเทอร์สโอสต์ การตรวจจับพฤติกรรมชนิดที่สาม คือ การรู้จำกิจกรรมของกลุ่มบุคคลจำนวน 6 เหตุการณ์ แล้วนำมาคัดแยกเหตุการณ์ด้วยวิธีการนิรวัลเนตเวิร์ก การทดสอบการตรวจจับชนิดที่สองและสาม ทดสอบด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ NUS-HGA และ BEHAVE จากผลการทดสอบดังกล่าว จะมีผลลัพธ์ที่ดีที่สุด เมื่อทำการทดสอบด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ UMN และ NUS-HGA ที่มีผลลัพธ์มีความถูกต้อง 97.5% ทั้งนี้ การทดสอบผลลัพธ์อื่นๆ มีค่ามากกว่า 93% ซึ่งผลการทดสอบการตรวจจับความผิดปกติทั้งสามแบบมีประสิทธิภาพดี มีค่าความถูกต้องสูง และสามารถเทียบเคียงกับวิธีการอื่นๆ ได้ โดยไม่ต้องมีการติดตามวัตถุ

คำสำคัญ : คอมพิวเตอร์วิชั่น, การตรวจจับพฤติกรรมผิดปกติ, ออปติคอลโฟลว์

**Thesis Title** Anomaly Detection and Localization in Crowded Scene using Video Analysis Technique  
**Author** Ms.Chonthisa Wateosot  
**Major Program** Computer Engineering  
**Academic Year** 2017

## ABSTRACT

Abnormal detection in crowded scene is an important issue in computer vision and video surveillance systems. Many researches have studied and tried to define the phenomena of crowd behavior. In complex situations, however, ambiguities usually arise due to chaotic movements in the scene, especially when it is solved based upon motion trajectory analysis involving object segmentation and tracking. In this research we present a Momentum Force Model (MFM) to define the interaction among people. This model consists of two models, which are Low-Level Momentum Force Model ( $MF_L$ ) and High-Level Momentum Force Model ( $MF_H$ ).  $MF_L$  is the model of low-level feature based on dense optical flow and its interactions are defined by a force inspiring the energy propagation phenomena that depend on directions and velocities.  $MF_H$  is modelled based on  $MF_L$  and include three principal forces: group motion force (GMF), interaction motion force (IMF), and reciprocal motion force (RMF). MFM model can detect three kinds of group abnormal behaviors. First, abnormal events in crowd are detected using a thresholding method. Our method is evaluated with the well-known UMN dataset. Second, we can detect fighting by applying the MFM with fighting factor to define the fighting force. The fighting event is detected by using the threshold method. Furthermore, MFM can recognize six group activities and we classify the six activities by using the neuron network method. We test the algorithm for fighting detection and group activity recognition with NUS-HGA and BEHAVE datasets. The best results of our algorithm when tested on UMN dataset and NUS-HGA dataset, show that the accuracy is 97.5%, while other results give an accuracy of more than 93%. The results of our approach technique reveal good efficiency with high accuracy without the tracking method, and are competitive with other state-of-the-art methods.

**KEYWORDS:** Computer vision, Abnormal detection, Optical flow

## กิตติกรรมประกาศ

ขอขอบพระคุณผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. นิคม สุวรรณวร อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ที่ให้คำแนะนำ แนวทางต่างๆ และช่วยตีกรอบความคิดในการแก้ปัญหางานในการทำวิทยานิพนธ์ รวมถึงการให้กำลังใจในการทำงานจนสำเร็จลุล่วงสมบูรณ์

ขอขอบพระคุณรองศาสตราจารย์ ดร. วัฒนพงศ์ เกิดทองมี ที่สละเวลาเป็นประธานกรรมการสอบปกป้องวิทยานิพนธ์ รวมถึงแนะนำแนวทางการทำวิทยานิพนธ์และการตรวจสอบแก้ไขวิทยานิพนธ์จนสำเร็จสมบูรณ์

ขอขอบพระคุณรองศาสตราจารย์ ดร. มนตรี กาญจนะเดชะ และ ดร. อนันท์ ชกสุริวงศ์ ที่สละเวลาเป็นกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ รวมถึงแนะนำแนวทางการทำวิทยานิพนธ์และการตรวจสอบแก้ไขวิทยานิพนธ์จนสำเร็จสมบูรณ์

ขอขอบพระคุณบัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ วิทยาเขตหาดใหญ่ที่ให้การสนับสนุนทุนบัณฑิตวิทยาลัยในการศึกษาและทำวิจัย รวมถึงทุนสนับสนุนงานวิจัยที่ใช้ในการจัดหาอุปกรณ์ทำวิจัย

ขอขอบพระคุณสำนักงานคณะกรรมการการอุดมศึกษา ตามโครงการพัฒนาอาจารย์และบุคลากรสำหรับสถาบันอุดมศึกษา ในเขตพัฒนาเฉพาะกิจจังหวัดชายแดนภาคใต้ ประเภททุนการศึกษาหลักสูตรปริญญาเอกภายในประเทศ ประจำปีการศึกษา 2556 ที่ให้การสนับสนุนทุนบัณฑิตวิทยาลัยในการศึกษาและทำวิจัย รวมถึงทุนสนับสนุนงานวิจัยที่ใช้ในการจัดหาอุปกรณ์ทำวิจัย

ขอขอบพระคุณอาจารย์วิวัฒน์ สุทธิวิภากร ภาควิชาวิศวกรรมโยธา คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ ที่ช่วยตรวจสอบภาษา และให้คำชี้แนะในการเขียนบทความวิชาการภาษาอังกฤษให้สำเร็จลุล่วงได้ด้วยดี

ขอขอบพระคุณคณาจารย์ บุคลากร คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยนราธิวาสราชนครินทร์ทุกท่าน ที่ให้คำชี้แนะด้านต่างๆ และให้กำลังใจเป็นอย่างดีเสมอมา

ขอขอบพระคุณ คณาจารย์ บุคลากร นักศึกษابัณฑิตศึกษา ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ทุกท่าน ที่ให้คำชี้แนะด้านต่างๆ และให้กำลังใจเป็นอย่างดีเสมอมา

และท้ายสุดขอขอบพระคุณทุกคนในครอบครัวเวทโฮส และครอบครัวรัตนชูที่เป็นกำลังสำคัญในทุกด้าน คอยเป็นกำลังใจให้ฝ่าฟันอุปสรรคทุกอย่างจนเข้าพเจ้าสำเร็จการศึกษา

## สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อ	(5)
ABSTRACT	(6)
กิตติกรรมประกาศ	(7)
สารบัญ	(8)
รายการรูปภาพ	(11)
รายการตาราง	(20)
บทที่ 1 บทนำ.....	1
1.1 ความสำคัญและที่มาของหัวข้อวิจัย.....	1
1.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	2
1.3 วัตถุประสงค์.....	9
1.4 ขอบเขตของการวิจัย.....	9
1.5 ประโยชน์ที่ได้รับ.....	9
บทที่ 2 ทฤษฎีและหลักการ.....	10
2.1 การสุ่มตัวอย่างของภาพ (Image Sampling).....	10
2.2 การเปลี่ยนแปลงรูปแบบของภาพ (Image Transformation).....	12
2.3 ออพติคอลลโฟว์ (Optical Flow).....	14
2.4 เกรเดียนท์ (Gradient).....	14
2.5 โมเดลพลังงานการเคลื่อนที่ของกลุ่มบุคคล (Models of Pedestrian Dynamics)...	16
2.5.1 ทฤษฎีจลนของแก๊ส (The Gas – Kinetic Model).....	16
2.5.2 ทฤษฎีแรงแม่เหล็ก (The Magnetic Force Model).....	17
2.5.3 พลังงานโซเชียลฟอร์ซ (The Social Force Model).....	19
2.6 การจำแนกประเภทข้อมูลด้วยโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network : ANN).....	23
2.7 สรุป.....	26
บทที่ 3 ระเบียบวิธีวิจัย.....	27
3.1 การประมวลผลภาพขั้นต้น (Image Pre-Processing).....	29
3.2 พลังงานโมเมนตัมระดับต่ำ (Low-Level Momentum Force Model : $MFM_L$ )	30
3.2.1 ออพติคอลลโฟว์ (Optical Flow).....	36
3.2.2 พลังงานกระจายตามระยะทาง (Propagating Force) .....	38
3.2.3 พลังงานกระจายตามทิศทาง (Spreading Force) .....	39
3.2.4 การรวมพลังงานโมเมนตัมระดับต่ำ (Low-Level Momentum Force Model : $MFM_L$ ).....	42
3.2.5 ผลการจำลองโมเดล $MFM_L$ .....	45

## สารบัญ

	หน้า
3.3 พลังงานโมเมนตัมระดับสูง (High-Level Momentum Forces : $MFM_H$ ).....	46
3.3.1 พลังงานปฏิสัมพันธ์สำหรับการตรวจจับชกต่อ.....	47
3.3.2 พลังงานปฏิสัมพันธ์สำหรับการรู้จำกิจกรรมกลุ่มบุคคล.....	50
A. พลังงานการเคลื่อนที่แบบทั้งกลุ่ม (Group Motion Force : GMF).....	52
B. พลังงานการเคลื่อนที่แบบมีปฏิสัมพันธ์ภายในกลุ่ม (Interaction Motion Force : IMF).....	55
C. พลังงานส่วนกลับพื้นที่ (Reciprocal Motion Force : RMF).....	58
3.4 พีเจอร์พลังงาน.....	61
3.5 สรุป .....	63
บทที่ 4 ผลการทดสอบ.....	64
4.1 ชุดข้อมูลวิดีโอที่ใช้ทดสอบ.....	64
4.1.1 ชุดข้อมูลวิดีโอ UMN.....	65
4.1.2 ชุดข้อมูลวิดีโอ NUS-HGA.....	69
4.1.3 ชุดข้อมูลวิดีโอ BEHAVE.....	77
4.2 ผลการทดสอบกรณีเหตุการณ์ผิดปกติในฝูงชน.....	80
4.2.1 ผลการทดสอบกรณีเหตุการณ์ผิดปกติในฝูงชนด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ UMN.....	80
4.2.2 การประเมินประสิทธิภาพการตรวจจับความผิดปกติของฝูงชนด้วยโมเดล $MFM_L$ .....	113
4.2.3 สรุป.....	115
4.3 ผลการทดสอบเหตุการณ์ชกต่อภายในกลุ่มบุคคลด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ NUS-HGA และ BEHAVE.....	116
4.3.1 การตรวจจับการชกต่อ.....	116
4.3.2 ผลการทดสอบด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ NUS-HGA.....	117
4.3.3 ผลการทดสอบด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ BEHAVE.....	129
4.3.4 การประเมินประสิทธิภาพการตรวจจับการชกต่อภายในกลุ่มบุคคล.....	142
4.3.5 สรุป.....	143
4.4 ผลการทดสอบการรู้จำเหตุการณ์ในกลุ่มบุคคล.....	144
4.4.1 การประเมินพารามิเตอร์สำหรับสมการ.....	144
4.4.2 ผลการทดสอบด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ NUS-HGA.....	147
4.4.3 การประเมินประสิทธิภาพการรู้จำกลุ่มบุคคลที่ทดสอบด้วยชุดวิดีโอ NUS-HGA.....	166
4.4.4 ผลการทดสอบด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ BEHAVE.....	168
4.4.5 การประเมินประสิทธิภาพการรู้จำกลุ่มบุคคลที่ทดสอบด้วยชุดวิดีโอ BEHAVE.....	186
4.4.6 สรุป.....	189

## สารบัญ

	หน้า
บทที่ 5 สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ.....	190
5.1 สรุปผลการทดสอบการตรวจจับพฤติกรรมที่ผิดปกติในฝูงชน.....	190
5.2 สรุปผลการทดสอบการตรวจจับพฤติกรรมการชกต่อยในกลุ่มบุคคล.....	191
5.3 สรุปผลการทดสอบการรู้จำกิจกรรมของกลุ่มบุคคล.....	191
5.4 บทวิจารณ์.....	191
บรรณานุกรม.....	193
ภาคผนวก.....	204
ภาคผนวก ก. ผลงานตีพิมพ์เผยแพร่จากวิทยานิพนธ์.....	205
ประวัติผู้เขียน.....	234

## รายการรูปภาพ

	หน้า
ภาพประกอบ 2-1 แสดงพลังงานความเร่ง เมื่อบุคคล $\alpha$ พยายามหลีกเลี่ยงการชนกันกับ $b$ .....	19
ภาพประกอบ 2-2 แสดงระยะระหว่าง $\alpha$ และ $\beta$ .....	21
ภาพประกอบ 2-3 แสดงคุณลักษณะพฤติกรรมอนิโซโทรปิก $F_{\alpha\beta}$ .....	22
ภาพประกอบ 2-4 โครงข่ายประสาทเทียมแบบไปข้างหน้า (Feedforward Network) .....	24
ภาพประกอบ 3-1 แสดงขั้นตอนการตรวจจับพฤติกรรมผิดปกติในกลุ่มบุคคล.....	28
ภาพประกอบ 3-2 แสดง Perspective transformation (a) ภาพต้นฉบับ (b) ภาพหลังจากการปรับมุมมอง.....	30
ภาพประกอบ 3-3 ตัวอย่างลักษณะการเคลื่อนที่ของแต่ละบุคคลขึ้นอยู่กับความเร็ว.....	31
ภาพประกอบ 3-4 ตัวอย่างแนวคิดพลังงานการเคลื่อนที่ของแต่ละบุคคลขึ้นอยู่กับความเร็ว....	31
ภาพประกอบ 3-5 แนวคิดโมเดลพลังงานโมเมนตัมระดับต่ำที่ประกอบด้วย (a) พลังงานกระจายตามระยะทาง (Propagating Force) และ (b) พลังงานกระจายตามทิศทาง (Spreading Force).....	32
ภาพประกอบ 3-6 ตัวอย่างแนวคิดพลังงานกระจายตามระยะทางเมื่อบุคคลเคลื่อนที่ด้วยความเร็วต่างกัน.....	33
ภาพประกอบ 3-7 ตัวอย่างแนวคิดพลังงานกระจายตามทิศทางเมื่อบุคคลเคลื่อนที่ด้วยความเร็วต่างกัน.....	34
ภาพประกอบ 3-8 ตัวอย่างแผนภาพพลังงาน MFM <sub>L</sub> เมื่อบุคคลเคลื่อนที่ด้วยความเร็วที่ต่างกัน	34
ภาพประกอบ 3-9 ตัวอย่างผลรวมพลังงาน MFM <sub>L</sub> (a) สองบุคคลเดินเข้าหากันด้วยความเร็ว น้อย (b) การปฏิสัมพันธ์ที่เกิดขึ้นจากบุคคลเข้าหากันด้วยความเร็ว น้อย (c) สองบุคคลเดินเข้าหากันด้วยความเร็วมาก (d) การปฏิสัมพันธ์ที่เกิดขึ้นจากบุคคลเข้าหากันด้วยความเร็ว มาก.....	36
ภาพประกอบ 3-10 วิธีการคำนวณค่าออฟติคอลโพลว์.....	37
ภาพประกอบ 3-11 ตัวอย่างออฟติคอลโพลว์ในภาพวิดีโอเมื่อกริดมีขนาดแตกต่างกัน.....	38
ภาพประกอบ 3-12 ตัวอย่างการคำนวณพลังงานกระจายตามระยะทางของแต่ละออฟติคอลโพลว์.....	39
ภาพประกอบ 3-13 ตัวอย่างพลังงานกระจายตามทิศทางของแต่ละออฟติคอลโพลว์.....	40
ภาพประกอบ 3-14 ตัวอย่างการหาค่า $p(x, y)$ ในสมการพลังงานกระจายตามทิศทาง.....	40
ภาพประกอบ 3-15 การหาค่า $x'$ ตามกฎการหมุนพิกัด.....	41
ภาพประกอบ 3-16 ตัวอย่างการหาค่า $p(x, y)$ ใน 4 ควอดแรนท์.....	42
ภาพประกอบ 3-17 ภาพรวมกระบวนการคำนวณพลังงาน MFM <sub>L</sub> .....	44
ภาพประกอบ 3-18 การจำลองโมเดล MFM <sub>L</sub> ที่สัมพันธ์กับออฟติคอลโพลว์ a) พลังงาน MFM <sub>L</sub> ที่สร้างจากโพลว์เปลี่ยนแปลงตามขนาดและทิศทางของโพลว์ b) พลังงาน MFM <sub>L</sub> ที่สร้างจากสองโพลว์.....	45



## รายการรูปภาพ

	หน้า
ภาพประกอบ 3-19 ตัวอย่างพลังงาน $MFM_L$ ในภาพวิดีโอฝูงชน a) เมื่อเป็นเหตุการณ์ปกติพลังงาน $MFM_L$ จะมีค่าน้อย b) เมื่อเกิดเหตุการณ์ผิดปกติพลังงาน $MFM_L$ จะมีค่ามาก.....	46
ภาพประกอบ 3-20 ตัวอย่างแนวคิดพลังงาน $MFM_L$ ของกิจกรรมต่างๆ.....	47
ภาพประกอบ 3-21 ตัวอย่างพลังงาน $MFM_L$ ของกลุ่มบุคคลที่เคลื่อนที่ในกิจกรรมที่แตกต่างกัน (a) การเดินเข้าหากัน (b) การเดินด้วยกันเป็นกลุ่ม (c) การเดินไม่สนใจกัน.....	48
ภาพประกอบ 3-22 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างมุมระหว่างโพล์ $\theta(\vec{u}, x, y)$ กับค่าแฟคเตอร์ $f(\vec{u}, x, y)$ .....	48
ภาพประกอบ 3-23 ตัวอย่างกระบวนการพลังงานการชกต่อย (a) ภาพอินพุต (b) พลังงานจากโมเดล $MFM_L$ (c) พลังงานการชกต่อย (d) การตรวจจับตำแหน่งการชกต่อย.....	49
ภาพประกอบ 3-24 ภาพรวมกระบวนการคำนวณพลังงานการปฏิสัมพันธ์สำหรับการตรวจจับชกต่อย.....	50
ภาพประกอบ 3-25 ตัวอย่างพฤติกรรมเคลื่อนที่ของกลุ่มบุคคลในกิจกรรมต่างๆ.....	51
ภาพประกอบ 3-26 แสดงกิจกรรมของกลุ่มบุคคลที่มีการเคลื่อนที่ไปในทิศทางเดียวกัน คือกิจกรรมการเดินไปด้วยกันและกิจกรรมการวิ่งไปด้วยกัน.....	52
ภาพประกอบ 3-27 กราฟแสดงความสัมพันธ์ของมุมที่เบี่ยงเบนของโพล์กับค่า $f_1$ .....	53
ภาพประกอบ 3-28 แสดงพลังงาน GMF GMF มีค่าสูงเมื่อกลุ่มบุคคลเคลื่อนที่ด้วยความเร็วมากและเคลื่อนที่ไปในทิศทางเดียวกัน (a) กิจกรรมการเดินเป็นกลุ่ม (WalkInGroup) (b) กิจกรรมการวิ่งเป็นกลุ่ม (RunInGroup) .....	53
ภาพประกอบ 3-29 ภาพรวมกระบวนการคำนวณพลังงาน GMF.....	54
ภาพประกอบ 3-30 แสดงกิจกรรมของกลุ่มบุคคลที่มีการเคลื่อนที่ไปในทิศทางตรงกันข้าม คือกิจกรรมชกต่อยกันและกิจกรรมเดินเข้าหากันเพื่อจับกลุ่ม.....	55
ภาพประกอบ 3-31 กราฟแสดงความสัมพันธ์ของมุมที่เบี่ยงเบนของโพล์กับค่า $f_2$ .....	56
ภาพประกอบ 3-32 แสดงระดับพลังงาน IMF ซึ่ง IMF มีค่าสูงเมื่อกลุ่มบุคคลมีปฏิสัมพันธ์ในทิศทางตรงกันข้ามที่มาก (a) การเดินเข้าหากัน (Gather) (b) การชกต่อย (Fight) .....	56
ภาพประกอบ 3-33 ภาพรวมกระบวนการคำนวณพลังงาน IMF.....	57
ภาพประกอบ 3-34 แสดงกิจกรรมของกลุ่มบุคคลที่มีการเดินแบบเดี่ยวและทิศทางไม่แน่นอน คือ กิจกรรมการเดินไม่สนใจกัน.....	58
ภาพประกอบ 3-35 กราฟแสดงความสัมพันธ์ของจำนวนโพล์ในกลุ่มย่อยกับค่าพลังงาน $f_3$	58
ภาพประกอบ 3-36 ค่าพลังงาน RMF ของกิจกรรมการเดินแบบไม่สนใจกัน (Ignore) ซึ่ง RMF มีค่าสูงเมื่อจำนวนโพล์ในกลุ่มย่อยมีค่าน้อย.....	59
ภาพประกอบ 3-37 ภาพรวมกระบวนการคำนวณพลังงาน RMF.....	60
ภาพประกอบ 3-38 กระบวนการเรียนรู้ด้วยนิวรอนเน็ตเวิร์ก.....	61

## รายการรูปภาพ

	หน้า
ภาพประกอบ 3-39 อัตราส่วนของพลังงานปฏิสัมพันธ์ระดับสูง GMF IMF และ RMF ที่สัมพันธ์กันสำหรับ 6 กิจกรรม: การเดินแบบไม่สนใจกัน (Ignore) การเดินเข้าหากัน (Gather) การชกต่อย (Fight) การยืนพูดคุยกัน (StandTalk) การเดินเป็นกลุ่ม (WalkInGroup) และการวิ่งเป็นกลุ่ม (RunInGroup) .....	63
ภาพประกอบ 4-1 แสดงตัวอย่างของชุดวิดีโอ UMN ประกอบด้วยสามสถานที่ a) เหตุการณ์ที่ปกติ b) เป็นเหตุการณ์กลุ่มบุคคลวิ่งหนีสิ่งที่ผิดปกติ.....	66
ภาพประกอบ 4-2 แสดงตัวอย่างของชุดวิดีโอชุดที่ 1 ของ UMN ที่ประกอบด้วย 2 เหตุการณ์ และแสดงกราฟวัดที่ระบุเฟรมที่ปกติและผิดปกติของแต่ละเหตุการณ์.....	66
ภาพประกอบ 4-3 แสดงตัวอย่างของชุดวิดีโอชุดที่ 2 ของ UMN ที่ประกอบด้วย 6 เหตุการณ์ และแสดงกราฟวัดที่ระบุเฟรมที่ปกติและผิดปกติของแต่ละเหตุการณ์.....	68
ภาพประกอบ 4-4 แสดงตัวอย่างของชุดวิดีโอชุดที่ 3 ของ UMN ที่ประกอบด้วย 6 เหตุการณ์ และแสดงกราฟวัดที่ระบุเฟรมที่ปกติและผิดปกติของแต่ละเหตุการณ์.....	69
ภาพประกอบ 4-5 แสดงตัวอย่าง 6 กิจกรรม ของชุดข้อมูลวิดีโอ NUS-HGA.....	70
ภาพประกอบ 4-6 แสดงตัวอย่างกิจกรรมการเดินเป็นกลุ่ม 5 เซสชัน ของชุดข้อมูลวิดีโอ NUS-HGA.....	71
ภาพประกอบ 4-7 แสดงตัวอย่างกิจกรรมการวิ่งเป็นกลุ่ม 5 เซสชัน ของชุดข้อมูลวิดีโอ NUS-HGA.....	72
ภาพประกอบ 4-8 แสดงตัวอย่างกิจกรรมการยืนคุยกัน 5 เซสชัน ของชุดข้อมูลวิดีโอ NUS-HGA.....	73
ภาพประกอบ 4-9 แสดงตัวอย่างกิจกรรมการเดินเข้าหากัน 5 เซสชัน ของชุดข้อมูลวิดีโอ NUS-HGA.....	74
ภาพประกอบ 4-10 แสดงตัวอย่างกิจกรรมการเดินไม่สนใจกัน 5 เซสชัน ของชุดข้อมูลวิดีโอ NUS-HGA.....	75
ภาพประกอบ 4-11 แสดงตัวอย่างกิจกรรมการชกต่อย 5 เซสชัน ของชุดข้อมูลวิดีโอ NUS-HGA.....	76
ภาพประกอบ 4-12 แสดงตัวอย่าง 10 กิจกรรม ของชุดข้อมูลวิดีโอ BEHAVE.....	79
ภาพประกอบ 4-13 ผลการทดสอบโมเดล MFM <sub>L</sub> ด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ UMN ชุดที่ 1 เหตุการณ์ที่ 1 เมื่อเป็นเหตุการณ์ที่ปกติ.....	81
ภาพประกอบ 4-14 ผลการทดสอบโมเดล MFM <sub>L</sub> ด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ UMN ชุดที่ 1 เหตุการณ์ที่ 1 เมื่อเป็นเหตุการณ์ที่ผิดปกติ.....	82
ภาพประกอบ 4-15 กราฟแสดงผลการทดสอบโมเดล MFM <sub>L</sub> ด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ UMN ชุดที่ 1 เหตุการณ์ที่ 1 เมื่อเส้นกราฟสีน้ำเงินคือค่าที่มากที่สุดต่อเฟรม เส้นกราฟสีแดงคือกราฟวัด และเส้นกราฟสีเขียวคือค่าเทรฮัส.....	83





## รายการรูปภาพ

	หน้า
ภาพประกอบ 4-44 ผลการทดสอบโมเดล MFM <sub>L</sub> ด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ UMN ชุดที่ 3 เหตุการณ์ที่ 3 เมื่อเป็นเหตุการณ์ที่ผิดปกติ.....	112
ภาพประกอบ 4-45 กราฟแสดงผลการทดสอบโมเดล MFM <sub>L</sub> ด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ UMN ชุดที่ 3 เหตุการณ์ที่ 3 เมื่อเส้นกราฟสีน้ำเงินคือค่าที่มากที่สุดต่อเฟรม เส้นกราฟสีแดงคือกราวด์ทรู และเส้นกราฟสีเขียวคือค่าเทรสโฮลด์.....	113
ภาพประกอบ 4-46 แสดงภาพ ROC ของการตรวจจับเหตุการณ์ที่ผิดปกติของชุดข้อมูลวิดีโอ UMN ด้วยโมเดล MFM <sub>L</sub> .....	115
ภาพประกอบ 4-47 แสดงภาพ ROC ของการตรวจจับเหตุการณ์ที่ผิดปกติของชุดข้อมูลวิดีโอ UMN ด้วยวิธีการออปติคอลโฟลว์และโมเดลโซเซียลพอร์ซ.....	115
ภาพประกอบ 4-48 แสดงกระบวนการตรวจจับการชกต้อย.....	117
ภาพประกอบ 4-49 ภาพตัวอย่างการตรวจจับการชกต้อยด้วยชุดข้อมูล NUS-HGA กิจกรรมชกต้อย (a) ออปติคอลโฟลว์ในแต่ละกริด (b) แผนภาพพลังงาน MFM <sub>L</sub> (c) แผนภาพพลังงานการชกต้อย (d) ตำแหน่งที่มีการชกต้อย.....	120
ภาพประกอบ 4-50 ภาพตัวอย่างการตรวจจับการชกต้อยด้วยชุดข้อมูล NUS-HGA กิจกรรมเดินเป็นกลุ่ม (a) ออปติคอลโฟลว์ในแต่ละกริด (b) แผนภาพพลังงาน MFM <sub>L</sub> (c) แผนภาพพลังงานการชกต้อย (d) ตำแหน่งที่มีการชกต้อย.....	122
ภาพประกอบ 4-51 ภาพตัวอย่างการตรวจจับการชกต้อยด้วยชุดข้อมูล NUS-HGA กิจกรรมวิ่งเป็นกลุ่ม (a) ออปติคอลโฟลว์ในแต่ละกริด (b) แผนภาพพลังงาน MFM <sub>L</sub> (c) แผนภาพพลังงานการชกต้อย (d) ตำแหน่งที่มีการชกต้อย.....	124
ภาพประกอบ 4-52 ภาพตัวอย่างการตรวจจับการชกต้อยด้วยชุดข้อมูล NUS-HGA กิจกรรมเดินไม่สนใจกัน (a) ออปติคอลโฟลว์ในแต่ละกริด (b) แผนภาพพลังงาน MFM <sub>L</sub> (c) แผนภาพพลังงานการชกต้อย (d) ตำแหน่งที่มีการชกต้อย.....	126
ภาพประกอบ 4-53 ภาพตัวอย่างการตรวจจับการชกต้อยด้วยชุดข้อมูล NUS-HGA กิจกรรมเดินเข้าหากัน (a) ออปติคอลโฟลว์ในแต่ละกริด (b) แผนภาพพลังงาน MFM <sub>L</sub> (c) แผนภาพพลังงานการชกต้อย (d) ตำแหน่งที่มีการชกต้อย.....	127
ภาพประกอบ 4-54 ภาพตัวอย่างการตรวจจับการชกต้อยด้วยชุดข้อมูล NUS-HGA กิจกรรมยืนพูดคุยกัน (a) ออปติคอลโฟลว์ในแต่ละกริด (b) แผนภาพพลังงาน MFM <sub>L</sub> (c) แผนภาพพลังงานการชกต้อย (d) ตำแหน่งที่มีการชกต้อย.....	129
ภาพประกอบ 4-55 ภาพตัวอย่างการตรวจจับการชกต้อยด้วยชุดข้อมูล BEHAVE กิจกรรมชกต้อย (a) ออปติคอลโฟลว์ในแต่ละกริด (b) แผนภาพพลังงาน MFM <sub>L</sub> (c) แผนภาพพลังงานการชกต้อย (d) ตำแหน่งที่มีการชกต้อย.....	132

## รายการรูปภาพ

	หน้า
ภาพประกอบ 4-56 ภาพตัวอย่างการตรวจจับการชกต่อยด้วยชุดข้อมูล BEHAVE กิจกรรมเดินเป็นกลุ่ม (a) ออพติคอลโฟลว์ในแต่ละกริด (b) แผนภาพพลังงาน MFM <sub>L</sub> (c) แผนภาพพลังงานการชกต่อย (d) ตำแหน่งที่มีการชกต่อย.....	134
ภาพประกอบ 4-57 ภาพตัวอย่างการตรวจจับการชกต่อยด้วยชุดข้อมูล BEHAVE กิจกรรมวิ่งเป็นกลุ่ม (a) ออพติคอลโฟลว์ในแต่ละกริด (b) แผนภาพพลังงาน MFM <sub>L</sub> (c) แผนภาพพลังงานการชกต่อย (d) ตำแหน่งที่มีการชกต่อย.....	136
ภาพประกอบ 4-58 ภาพตัวอย่างการตรวจจับการชกต่อยด้วยชุดข้อมูล BEHAVE กิจกรรมเดินเข้าหากัน (a) ออพติคอลโฟลว์ในแต่ละกริด (b) แผนภาพพลังงาน MFM <sub>L</sub> (c) แผนภาพพลังงานการชกต่อย (d) ตำแหน่งที่มีการชกต่อย.....	138
ภาพประกอบ 4-59 ภาพตัวอย่างการตรวจจับการชกต่อยด้วยชุดข้อมูล BEHAVE กิจกรรมยืนพูดคุยกัน (a) ออพติคอลโฟลว์ในแต่ละกริด (b) แผนภาพพลังงาน MFM <sub>L</sub> (c) แผนภาพพลังงานการชกต่อย (d) ตำแหน่งที่มีการชกต่อย.....	140
ภาพประกอบ 4-60 ภาพตัวอย่างการตรวจจับการชกต่อยด้วยชุดข้อมูล BEHAVE กิจกรรมเดินไม่สนใจกัน (a) ออพติคอลโฟลว์ในแต่ละกริด (b) แผนภาพพลังงาน MFM <sub>L</sub> (c) แผนภาพพลังงานการชกต่อย (d) ตำแหน่งที่มีการชกต่อย.....	141
ภาพประกอบ 4-61 แสดงค่า ROC สำหรับการตรวจจับการชกต่อย (a) ทดสอบด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ NUS-HGA (b) ทดสอบด้วยทดสอบด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ BEHAVE.....	143
ภาพประกอบ 4-62 แสดงค่า GMF เปรียบเทียบกับมุมที่เบี่ยงเบนเมื่อค่าพารามิเตอร์ $k_1$ แตกต่างกัน.....	145
ภาพประกอบ 4-63 แสดงค่า IMF เปรียบเทียบกับมุมที่เบี่ยงเบนเมื่อค่าตัวแปร $k_2$ แตกต่างกัน.....	145
ภาพประกอบ 4-64 แสดงค่า RMF เปรียบเทียบกับจำนวนโฟลว์เมื่อค่าตัวแปร $k_3$ แตกต่างกัน.....	146
ภาพประกอบ 4-65 แสดงแผนภาพพลังงานของ (a) พลังงาน MFM <sub>L</sub> ในระดับต่ำ (b) GMF (c) IMF และ (d) RMF ในระดับสูงของวิธีการ IMF ทดสอบด้วยชุดวิดีโอ NUS-HGA กิจกรรมการชกต่อย.....	150
ภาพประกอบ 4-66 แสดงแผนภาพพลังงานของ (a) พลังงาน MFM <sub>L</sub> ในระดับต่ำ (b) GMF (c) IMF และ (d) RMF ในระดับสูงของวิธีการ IMF ทดสอบด้วยชุดวิดีโอ NUS-HGA กิจกรรมการเดินเป็นกลุ่ม.....	153
ภาพประกอบ 4-67 แสดงแผนภาพพลังงานของ (a) พลังงาน MFM <sub>L</sub> ในระดับต่ำ (b) GMF (c) IMF และ (d) RMF ในระดับสูงของวิธีการ IMF ทดสอบด้วยชุดวิดีโอ NUS-HGA กิจกรรมการวิ่งเป็นกลุ่ม.....	156

## รายการรูปภาพ

	หน้า
ภาพประกอบ 4-68 แสดงแผนภาพพลังงานของ (a) พลังงาน MFM <sub>L</sub> ในระดับต่ำ (b) GMF (c) IMF และ (d) RMF ในระดับสูงของวิธีการ IMF ทดสอบด้วยชุดวิดีโอ NUS-HGA กิจกรรมการเดินไม่สนใจกัน.....	159
ภาพประกอบ 4-69 แสดงแผนภาพพลังงานของ (a) พลังงาน MFM <sub>L</sub> ในระดับต่ำ (b) GMF (c) IMF และ (d) RMF ในระดับสูงของวิธีการ IMF ทดสอบด้วยชุดวิดีโอ NUS-HGA กิจกรรมการเดินเข้าหากัน.....	162
ภาพประกอบ 4-70 แสดงแผนภาพพลังงานของ (a) พลังงาน MFM <sub>L</sub> (b) GMF (c) IMF และ (d) RMF ในระดับสูงของวิธีการ IMF ทดสอบด้วยชุดวิดีโอ NUS-HGA กิจกรรมการยืนพูดคุยกัน.....	166
ภาพประกอบ 4-71 ‘Confusion Matrix’ ของ MFM ทดสอบด้วย NUS-HGA dataset แสดงประสิทธิภาพของระบบ.....	167
ภาพประกอบ 4-72 แสดงกราฟ ROC (Receiver Operating Characteristic) ของ อัลกอริทึม MFM ทดสอบด้วยชุดวิดีโอ NUS-HGA.....	168
ภาพประกอบ 4-73 แสดงแผนภาพพลังงานของ (a) พลังงาน MFM <sub>L</sub> (b) GMF (c) IMF และ (d) RMF ในระดับสูงของวิธีการ IMF ทดสอบด้วยชุดวิดีโอ BEHAVE กิจกรรมการชกต่อย.....	171
ภาพประกอบ 4-74 แสดงแผนภาพพลังงานของ (a) พลังงาน MFM <sub>L</sub> (b) GMF (c) IMF และ (d) RMF ในระดับสูงของวิธีการ IMF ทดสอบด้วยชุดวิดีโอ BEHAVE กิจกรรมการเดินเป็นกลุ่ม.....	174
ภาพประกอบ 4-75 แสดงแผนภาพพลังงานของ (a) พลังงาน MFM <sub>L</sub> (b) GMF (c) IMF และ (d) RMF ในระดับสูงของวิธีการ IMF ทดสอบด้วยชุดวิดีโอ BEHAVE กิจกรรมการวิ่งเป็นกลุ่ม.....	178
ภาพประกอบ 4-76 แสดงแผนภาพพลังงานของ (a) พลังงาน MFM <sub>L</sub> (b) GMF (c) IMF และ (d) RMF ในระดับสูงของวิธีการ IMF ทดสอบด้วยชุดวิดีโอ BEHAVE กิจกรรมการเดินไม่สนใจกัน.....	181
ภาพประกอบ 4-77 แสดงแผนภาพพลังงานของ (a) พลังงาน MFM <sub>L</sub> (b) GMF (c) IMF และ (d) RMF ในระดับสูงของวิธีการ IMF ทดสอบด้วยชุดวิดีโอ BEHAVE กิจกรรมการเดินเข้าหากัน.....	184
ภาพประกอบ 4-78 แสดงแผนภาพพลังงานของ (a) พลังงาน MFM <sub>L</sub> (b) GMF (c) IMF และ (d) RMF ในระดับสูงของวิธีการ IMF ทดสอบด้วยชุดวิดีโอ BEHAVE กิจกรรมการยืนพูดคุยกัน.....	186
ภาพประกอบ 4-79 แสดง Confusion Matrix ของโมเดล MFM ด้วยชุดวิดีโอ BEHAVE เพื่อเป็นการแสดงประสิทธิภาพของการรู้จำกิจกรรมของกลุ่มบุคคล.....	188

## รายการรูปภาพ

	หน้า
ภาพประกอบ 4-80 แสดงกราฟ ROC (Receiver Operating Characteristic curve) จาก วิธีการ MFM ทดสอบด้วยฐานข้อมูล BEHAVE.....	194



## รายการตาราง

	หน้า
ตาราง 4-1 การเปรียบเทียบค่า ROC ของชุดวิดีโอ UMN เมื่อมีขนาดกริดที่ต่างกัน.....	113
ตาราง 4-2 การเปรียบเทียบผลการทดลองด้วยโมเดล MFM <sub>L</sub> และวิธีการอื่นๆ ด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ UMN Dataset.....	114
ตาราง 4-3 แสดงค่าความถูกต้องของผลการทดลองสำหรับ GMF เมื่อค่าตัวแปร $k_1$ แตกต่าง กัน.....	145
ตาราง 4-4 ผลการทดสอบสำหรับ IMF แสดงค่าความถูกต้องเมื่อค่าตัวแปร $k_2$ แตกต่างกัน...	146
ตาราง 4-5 แสดงผลค่าความถูกต้องจากการทดสอบสมการ RMF เมื่อตัวแปร $k_3$ มีค่า แตกต่างกัน.....	146
ตาราง 4-6 แสดงค่าความถูกต้องของอัลกอริทึม MFM เทียบกับอัลกอริทึม Localized Causalities ที่ใช้ชุดข้อมูลวิดีโอ NUS-HGA.....	167
ตาราง 4-7 แสดงความถูกต้องของ MFM เปรียบเทียบกับ GIZ ด้วยชุดวิดีโอ BEHAVE.....	187

## บทที่ 1

### บทนำ

#### 1.1 ความสำคัญและที่มาของหัวข้อวิจัย

การตีความกิจกรรมมนุษย์อย่างอัตโนมัติกลายเป็นสิ่งที่มีความจำเป็นอย่างยิ่งสำหรับระบบรักษาความปลอดภัยจากกล้องวิดีโอในสถานที่สาธารณะ เช่น ห้างสรรพสินค้า สถานีรถไฟ โรงพยาบาล และทางเดินที่มีคนพลุกพล่าน กระบวนการรู้จำเหตุการณ์อย่างอัตโนมัติ จะต้องมีความถูกต้องสูงและทนทานต่อสภาพแวดล้อมจริง ซึ่งเป็นสิ่งที่มีความท้าทายเป็นอย่างมาก

การวิเคราะห์กิจกรรมของมนุษย์สามารถแบ่งออกได้เป็น 4 ประเภท ตามจำนวนของบุคคลที่อยู่ในภาพ ได้แก่ กิจกรรมของบุคคล (Individual Action) กิจกรรมของสองบุคคล (Paired-Interaction Action) กิจกรรมแบบกลุ่มบุคคล (Group Activity) และกิจกรรมของฝูงชน (Crowd Activity) เมื่อพิจารณาลักษณะการวิเคราะห์กิจกรรมมีรายละเอียดดังนี้ การวิเคราะห์กิจกรรมของบุคคล (Individual Action) เป็นการวิเคราะห์กิจกรรมจากพฤติกรรมของหนึ่งบุคคลจากโครงสร้างหรือรูปร่างของบุคคล แล้วสามารถแปลความหมายท่าทางบุคคลนั้นๆได้ [1]-[4] การวิเคราะห์กิจกรรมจากสองบุคคลที่มีปฏิสัมพันธ์กัน (Paired-Interaction Action) จะวิเคราะห์จากรูปร่างรายบุคคลหรือลักษณะการปฏิสัมพันธ์จากทั้งสองบุคคล [5]-[7] การวิเคราะห์รายบุคคลดังกล่าวสามารถทำได้ เนื่องจากรายละเอียดของบุคคลมีความชัดเจน ไม่มีการบังรายละเอียดบุคคลจากบุคคลอื่น สามารถจำแนกรูปร่างจากโครงสร้างมนุษย์ได้ การวิเคราะห์กิจกรรมแบบกลุ่ม (Group Activity) จะมีสมาชิกของกลุ่มที่มีตั้งแต่สามคนขึ้นไปแต่ยังสามารถนับได้ ทำให้เกิดความซับซ้อนในภาพ เนื่องจากมีหลายบุคคลที่มีการเคลื่อนที่หลากหลาย มีการบังรายละเอียดจากบุคคลอื่น ทำให้การระบุรายละเอียดรายบุคคลไม่สามารถทำได้ แต่สามารถวิเคราะห์กิจกรรมของกลุ่มบุคคลได้จากการเคลื่อนที่ของคนในภาพหรือการปฏิสัมพันธ์กันแบบกลุ่ม [8]-[12] และการวิเคราะห์กิจกรรมของฝูงชน (Crowd Activity) สมาชิกของฝูงชนมีจำนวนมากและไม่สามารถนับได้ รายละเอียดของภาพมีความซับซ้อนจนไม่สามารถจำแนกและติดตามเป็นรายบุคคลได้ งานวิจัยที่ผ่านมาส่วนใหญ่จะสร้างโมเดลกิจกรรมของฝูงชนแบบภาพรวม โดยสร้างโมเดลจากโฟลว์หรือการเคลื่อนที่ของบุคคลโดยรวมทั้งหมดในภาพ โดยไม่สามารถระบุกิจกรรมเฉพาะในฝูงชนได้ แต่จะเป็นการวิเคราะห์เหตุการณ์ในภาพว่ามีความผิดปกติหรือไม่ [13]-[14] ปัจจุบันการศึกษาและวิเคราะห์กิจกรรมของมนุษย์ทั้ง 4 แบบที่กล่าวมายังคงมีการศึกษาและเป็นที่น่าสนใจในด้านคอมพิวเตอร์วิชั่น เนื่องจากมีความสำคัญและประโยชน์ที่แตกต่างกัน งานวิจัยนี้มีความมุ่งเน้นการวิเคราะห์กิจกรรมของกลุ่มบุคคลและฝูงชน

พีเจอร์ของการรู้จำกิจกรรมของกลุ่มบุคคลสามารถแบ่งเป็นสองชนิด คือ พีเจอร์ระดับต่ำ และพีเจอร์ที่ขึ้นกับวัตถุ เพื่อให้สามารถแยกชนิดกิจกรรมได้ พีเจอร์ระดับต่ำของภาพจะไม่มี การแยกวัตถุ หรือการติดตามวัตถุ ตรงกันข้ามกับพีเจอร์ที่ขึ้นกับวัตถุ ตัวอย่างของพีเจอร์ระดับต่ำ

เช่น เกรเดียนท์ [15] ออพติคอลโฟลว์ [16] และพีเจอร์เชิงพื้นที่เวลา [17]-[20] ส่วนพีเจอร์ที่ขึ้นอยู่กับวัตถุจะต้องมีการแยกวัตถุและการติดตาม ขึ้นอยู่กับคุณสมบัติของวัตถุ [8] เช่น ลักษณะรูปร่าง [21]-[23] เป็นต้น

การโมเดลกิจกรรมมีการใช้ทั้งพีเจอร์ในระดับต่ำ และพีเจอร์ที่ขึ้นอยู่กับวัตถุ เพื่อวิเคราะห์รูปแบบของกิจกรรมในกลุ่ม เช่น การโมเดลจากรูปแบบพลังงาน [5][25] และการโมเดลจากการปฏิสัมพันธ์ [24][26][27] เป็นต้น การโมเดลด้วยการปฏิสัมพันธ์ระหว่างบุคคลในกลุ่มเป็นที่นิยมเนื่องจากสามารถแสดงถึงความสัมพันธ์ระหว่างบุคคลในกลุ่ม และพฤติกรรมของมนุษย์ที่มีความสมจริง ประกอบด้วย 3 โมเดล ได้แก่ โมเดลพร็อกซิมิกส์ (Proxemics Theory) [26]-[28] โมเดลคอนเท็กซ์วอล (Contextual Information Model) [29][30] และโมเดลโซเชียลฟอร์ซ (Social Force Model) [10][25][31] ซึ่งส่วนใหญ่เป็นโมเดลที่มีความซับซ้อนที่ขึ้นอยู่กับพีเจอร์ ค่าความถูกต้องของโมเดลขึ้นอยู่กับคุณสมบัติการเคลื่อนที่ของวัตถุและวิธีการติดตามวัตถุ ในภาพวิดีโอที่มีความซับซ้อนมีการเคลื่อนที่ที่หลากหลายในกลุ่มบุคคล โมเดลการรู้จำกิจกรรมกลุ่มบุคคลที่ใช้พีเจอร์ที่ขึ้นอยู่กับวัตถุอาจเป็นเหตุให้เกิดความผิดพลาด และเกิดขึ้นอย่างแน่นอนถ้าภาพมีความละเอียดต่ำ

เนื่องจากกิจกรรมตรวจจับพฤติกรรมเหล่านี้ยังคงมีปัญหา เนื่องจากภาพมีรายละเอียดที่ซับซ้อน จากการเคลื่อนที่ไม่คงที่มีความวุ่นวายของบุคคลจำนวนมากในภาพ ทำให้การติดตามบุคคลเป็นไปได้ยาก โดยเฉพาะอย่างยิ่งการติดตามบุคคลโดยใช้วิธีการติดตามแนววิถี (Trajectory) และวิธีการนี้ยังขึ้นอยู่กับคุณลักษณะของวัตถุ เช่น ลักษณะรูปร่าง งานวิจัยที่ผ่านมาส่วนใหญ่ก็ยังคงใช้วิธีนี้เป็นพีเจอร์ในการหาการเคลื่อนที่ของวัตถุหรือคนในภาพวิดีโอ อีกทั้งยังพบปัญหาความไม่แน่นอนของจำนวนคนในกลุ่มบุคคล จะเห็นได้ว่าปัญหาที่เกิดขึ้น จะขึ้นอยู่กับลักษณะของวัตถุหรือคนที่เคลื่อนที่ ซึ่งจะเกิดปัญหากรณีทีวิดีโอที่ไม่ชัดเจนและมีความซับซ้อน

งานวิจัยนี้จึงศึกษาการใช้พีเจอร์ที่ไม่ขึ้นกับวัตถุ โดยแก้ปัญหที่เกิดจากวิธีการติดตามวัตถุ ด้วยการนำพีเจอร์ระดับต่ำ (Low-Level Feature) มาวิเคราะห์การเคลื่อนไหวของวัตถุหรือกลุ่มบุคคลในระดับพิกเซล โดยเลือกใช้พีเจอร์ออฟติคอลโฟลว์ และพัฒนาโมเดลพลังงานการเคลื่อนที่ของกลุ่มบุคคลด้วยการปฏิสัมพันธ์ของกลุ่มบุคคลภายในกลุ่ม เนื่องจากเป็นโมเดลที่สามารถแสดงลักษณะพฤติกรรมของมนุษย์ได้อย่างสมจริงร่วมกับพีเจอร์ระดับสูง โดยแบ่งการวิเคราะห์พฤติกรรมเคลื่อนที่ของกลุ่มบุคคล 3 ชนิด ได้แก่ การตรวจจับพฤติกรรมที่ผิดปกติในฝูงชน การตรวจจับพฤติกรรมชกต่อยของกลุ่มบุคคล และการรู้จำกิจกรรมของกลุ่มบุคคล

## 1.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

การวิเคราะห์ภาพวิดีโอของกลุ่มฝูงชนสามารถแบ่งได้สองระดับ คือ มาโครสโคปิก (Macroscopic) และไมโครสโคปิก (Microscopic) สำหรับมาโครสโคปิก เป็นการศึกษาการวิเคราะห์ภาพวิดีโอโดยพิจารณาเป็นภาพรวมของการเคลื่อนที่เป็นสิ่งเดียวกัน โดยไม่สนใจการเคลื่อนที่ของเฉพาะรายบุคคลในกลุ่ม ในขณะที่ไมโครสโคปิกจะพิจารณาการเคลื่อนที่เฉพาะรายบุคคล [13] รวมทั้งองค์ความรู้ด้านคอมพิวเตอร์วิชั่นและการโมเดล โดยเฉพาะการหาพีเจอร์การเคลื่อนที่จากด้านคอมพิวเตอร์วิชั่นเป็นสิ่งที่สำคัญ พีเจอร์การเคลื่อนที่ที่สามารถแบ่งออกได้เป็น 3 ชนิด

คือ ฟีเจอร์ของโฟลว์ (Flow-Based Features) ฟีเจอร์ในเชิงพื้นที่เวลา (Spatio-Temporal Features) และฟีเจอร์การติดตาม (Tracking Features) ซึ่งฟีเจอร์ของโฟลว์และฟีเจอร์เชิงพื้นที่เวลาเป็นฟีเจอร์ในระดับต่ำ ส่วนฟีเจอร์การติดตามเป็นฟีเจอร์ในระดับสูง

ฟีเจอร์ของโฟลว์ได้มาจากการเคลื่อนที่ของวัตถุในระดับพิกเซลที่หนาแน่น วิธีการที่นิยมในการหาการเคลื่อนที่ของวัตถุและการเชกเมนต์ของฟีเจอร์โฟลว์ คือ ออปติคัลโฟลว์ที่เป็นการคำนวณการเคลื่อนที่ของโฟลว์ในระหว่างเฟรมที่ติดกัน [16] ซึ่งเป็นวิธีที่ทนทานต่อการเคลื่อนที่ของหลายวัตถุในภาพ โดยเฉพาะในฝูงชนที่มีขนาดใหญ่การติดตามเฉพาะบุคคลหรือวัตถุเป็นสิ่งที่ยากและไม่เหมาะสม อย่างไรก็ตาม เมื่อพิจารณาจากกลุ่มฝูงชนจะสนใจในภาพรวมว่าบริเวณกลุ่มฝูงชนเกิดอะไรขึ้น ไม่ได้เฉพาะเจาะจงว่าบุคคลใดกำลังทำอะไร เนื่องจากท่าทางเฉพาะบุคคลในฝูงชนที่มีความผิดปกติมีความไม่แน่นอน แต่ลักษณะความผิดปกติโดยรวมทั้งกลุ่มจะสามารถบ่งบอกได้ว่าเป็นเหตุการณ์ที่มีความผิดปกติ [32] ดังนั้น ฟีเจอร์ออปติคัลโฟลว์จึงถูกนำเสนอเมื่อไม่นานมานี้ [33]-[37] ซึ่งวิธีการนี้จะเป็นการหลีกเลี่ยงการติดตามจากระดับ Macroscopic และสามารถทำได้อย่างประสบความสำเร็จในฝูงชนที่ภาพมีความซับซ้อน

ฟีเจอร์ชนิดที่สองคือ ฟีเจอร์เชิงพื้นที่เวลา เช่น เกรเดียนท์สามมิติ และฮิสโตแกรมของโฟลว์เดสคริปเตอร์ โดยทั่วไปจะถูกใช้สำหรับการอธิบายลักษณะโครงสร้างการเคลื่อนที่ของวัตถุในภาพวิดีโอ ซึ่งฟีเจอร์นี้จะนิยมใช้กับภาพวิดีโอที่มีฝูงชนในระดับหนาแน่นมาก มีความหนาแน่นของฝูงชนใกล้เคียงกัน ไม่มีโครงสร้างที่แน่นอนเนื่องจากการเคลื่อนที่ของคนจำนวนมากๆ การเคลื่อนที่ภายในพื้นที่ที่ไม่มีรูปแบบของวัตถุเคลื่อนที่ สำหรับวิธีการที่เหมาะสมที่สามารถมาใช้กับภาพในลักษณะนี้คือ การหาแพทเทิร์นของการเคลื่อนที่ และโมเดลในเชิงพื้นที่เวลาของความสัมพันธ์เพื่อให้เห็นถึงรูปแบบโครงสร้างภายในภาพวิดีโอได้ [38] งานวิจัยที่เกี่ยวข้องจะพิจารณาการเคลื่อนไหวโดยรวม และพิจารณาคูณลักษณะของวัตถุในดิสทริบิวชันเชิงพื้นที่เวลา ในลักษณะแพชสองมิติ หรือทรงลูกบาศก์สามมิติ ได้แก่ เกรเดียนท์เชิงพื้นที่เวลา [38][39] และฟังก์ชันฮิสโตแกรม [40][41] สำหรับเกรเดียนท์เชิงพื้นที่เวลา ดิสทริบิวชันนี้ได้นำมาใช้ในงานวิจัย [38][39] แต่ละพิกเซล  $i$  ในแพช  $I$  จะถูกสร้างเป็นเกรเดียนท์เชิงพื้นที่เวลา ส่วนเกรเดียนท์ในสามมิติของแต่ละพิกเซลโดยรวม จะแสดงถึงคุณลักษณะแพทเทิร์นการเคลื่อนที่ที่กายแพทช์ โดยตรวจจับพฤติกรรมเคลื่อนที่ในสภาวะคงที่ซึ่งงานวิจัย [38][39] แสดงให้เห็นว่าสามารถตรวจจับกิจกรรมที่ผิดปกติได้ซึ่งเหมือนลักษณะค่าเบี่ยงเบนทางสถิติ ส่วนฮิสโตแกรมของการเคลื่อนที่ สามารถถูกพิจารณาเหมือนเป็นชนิดของข้อมูลการเคลื่อนที่ที่กำหนดในพื้นที่ภายใน แต่ในความเป็นจริงแล้ววิธีการนี้ไม่เหมาะสมสำหรับการวิเคราะห์การเคลื่อนที่ในฝูงชน เนื่องจากการคำนวณที่ใช้เวลามากและมีความผิดพลาดสูง ดังนั้นนักวิจัยจึงได้พัฒนาฟีเจอร์จากฮิสโตแกรมการเคลื่อนที่ที่ดีขึ้นกว่าเดิม [40][41] เช่น Jodoin และคณะ [40] นำเสนอฟีเจอร์ Orientation Distribution Function (ODF) ซึ่งเป็นฟังก์ชันความน่าจะเป็นต่อเนื่อง Probability Density Function (PDF) ของทิศทางเคลื่อนที่ของวัตถุ ซึ่งเป็นตรงกันข้ามกับฮิสโตแกรมของการเคลื่อนที่ โดย ODF จะไม่มีข้อมูลของขนาดของโฟลว์ทำให้วิธีนี้เป็นวิธีที่ง่ายเนื่องจากเป็นข้อมูลในหนึ่งมิติแทนสองมิติ เป็นการเพิ่มความเร็วในการประมวลผลสำหรับการเรียนรู้รูปแบบการเคลื่อนที่ Cong และคณะ [41] นำเสนอฟีเจอร์เดสคริปเตอร์ Multiscale Histogram of Optical Flow (MHOF) วิธีการนี้จะได้ข้อมูลการเคลื่อนที่และข้อมูลเชิงพื้นที่ สำหรับการตรวจจับ

เหตุการณ์ที่ผิดปกติ พีเจอร์ทุกชนิดที่เป็นโครงสร้างเชิงพื้นที่จะถูกนำมาต่อกันเป็น MHOF หลังจากประมาณค่าการเคลื่อนที่ด้วยออปติคอลโฟลว์ จะทำการแบ่งภาพออกเป็นหน่วยย่อย แพชสองมิติ หรือลูกบาศก์สามมิติ จากนั้นแยกค่า MHOF ออกจากแต่ละหน่วย ที่กล่าวมานี้ พีเจอร์เชิงพื้นที่เวลา แสดงถึงข้อมูลการเคลื่อนที่ของวัตถุที่ชัดเจน และถูกนำมาใช้อย่างกว้างขวาง เหมาะสำหรับการตรวจจับเหตุการณ์ที่ผิดปกติในฝูงชนจำนวนมาก

การเคลื่อนที่ของกลุ่มบุคคลในฝูงชน โดยปกติแล้วจะเกิดการเคลื่อนที่ขึ้นซ้ำๆ จึงได้มีการวิเคราะห์กิจกรรมของฝูงชนด้วยพีเจอร์การติดตามวิถีการเคลื่อนที่ของวัตถุ เช่น ระยะห่างระหว่างวัตถุที่เกี่ยวข้อง ความเร่ง หรือ พลังงานในการเคลื่อนที่ของวัตถุ เมื่อเปรียบเทียบกับวิธีการทั้งสองแบบที่กล่าวมา การติดตามวิถีการเคลื่อนที่ของวัตถุจะให้ข้อมูลของการเคลื่อนที่ของแต่ละบุคคลได้มากกว่า และยังเป็นที่น่าสนใจในงานวิจัยเกี่ยวกับฝูงชน อย่างไรก็ตาม การตรวจจับวัตถุและทำการติดตามเป็นสิ่งที่ยากมาก ในกรณีที่ความหนาแน่นของฝูงชนเพิ่มขึ้นและฉากภาพมีความซับซ้อนอย่างมาก เมื่อพิจารณาความยากของการตรวจหาวิถีการเคลื่อนที่ของวัตถุที่สมบูรณ์ พีเจอร์การเคลื่อนที่ Tracklet ถูกนำเสนอขึ้น ซึ่งเป็นส่วนหนึ่งของวิถีการเคลื่อนที่ที่ได้รับจากการติดตามเป็นระยะสั้นๆ Tracklet จะไม่สามารถทำได้เมื่อฉากมีความคลุมเครือเนื่องจากการปิดบังหรือฉากภาพมีความยุ่งเหยิงด้วยฝูงชนจำนวนมากๆ ซึ่งที่ผ่านมา Tracklet ถูกนำมาใช้เพื่อเชื่อมต่อเป็นวิถีการเคลื่อนที่เพื่อติดตามบุคคล หรือการรู้จำท่าทางของคน [42]-[44] เมื่อเร็วๆนี้ หลายๆงานวิจัยได้นำเสนอการใช้ Tracklet เป็นพื้นฐานในการเรียนรู้ความหมายของท่าทาง Learning Semantic Regions และการจัดกลุ่มวิถีการเคลื่อนที่ Clustering Trajectories [45]-[48] งานวิจัยเหล่านี้ Tracklet ส่วนใหญ่จะถูกแยกมาจากจุดสนใจที่หนาแน่นและหลังจากนั้นจะทำการโมเดลความสัมพันธ์ของ Tracklet ในเชิงพื้นที่เวลา เพื่อให้ได้แพทเทิร์นของบุคคลในฝูงชน ดังนั้น พีเจอร์การติดตามถูกกำหนดโดยวิถีของวัตถุ Trajectory เหมาะสำหรับภาพวิดีโอของฝูงชนในระดับหนาแน่นน้อยและฉากมีความคมชัด เช่น เหมาะสำหรับการรู้จำกิจกรรมของบุคคลและการเรียนรู้ Semantic Region

สำหรับการโมเดลพฤติกรรมฝูงชนนั้น งานวิจัยที่ผ่านมาได้ศึกษาพฤติกรรมกลุ่มบุคคล มีการเคลื่อนที่อย่างไรและเคลื่อนที่ไปที่ตำแหน่งใด เพื่อนำมาสร้างแบบจำลองการเคลื่อนที่ของฝูงชน เช่น โมเดลจากการเคลื่อนที่เชิงฟิสิกส์ การติดตามวัตถุ และโมเดลการปฏิสัมพันธ์ที่สามารถอธิบายได้ดังนี้

โมเดลการเคลื่อนที่เชิงฟิสิกส์ กลุ่มบุคคลจะถูกแทนด้วยระบบการเคลื่อนที่ไดนามิกที่มีความซับซ้อน เช่น อนุภาคของเหลว การเคลื่อนที่แบบกลศาสตร์, การเคลื่อนที่แบบพลังงานความร้อน เป็นต้น โดยใช้แนวคิดของ Motion Field และ Dynamic Potential เช่น ใช้แนวคิดจาก Fluid Dynamics [33]-[35][49][50] ซึ่ง Motion Field จะประกอบด้วยด้วย Dynamical Descriptor ของโฟลว์ที่สัมพันธ์กับการเคลื่อนที่โฟลว์ และสามารถใช้ความรู้ทางฟิสิกส์แทนลักษณะของฝูงชนได้ เช่น ความหนาแน่นหรือความดันในการไหล ถึงแม้ว่าการเคลื่อนที่จริงของกลุ่มบุคคลไม่ได้เป็นไปตามกฎของฟิสิกส์ เนื่องจาก กลุ่มบุคคลสามารถมีทางเลือกที่จะไปยังเป้าหมายได้ สามารถที่จะหยุดหรือไปต่อได้ตามต้องการ [50] แต่การวิเคราะห์ร่วมกันของทั้ง Crowd Dynamics และข้อมูลจริงยังมีการศึกษาสำหรับการวิเคราะห์ภาพวิดีโอกลุ่มบุคคลและยังคงศึกษากันอย่างกว้างขวาง

ถึงแม้ว่าจะมีการนำเสนอโมเดลทางฟิสิกส์ในการวิเคราะห์ฝูงชนจำนวนมาก แต่การพัฒนาโมเดลจากโพล์ก็เกิดขึ้นมากเช่นกัน งานวิจัยที่ผ่านมา [34]-[37][40][56]-[57] ใช้โพล์ในการสร้างแพทเทิร์นการเคลื่อนที่ของฝูงชน โดยกำหนดให้ฝูงชนที่เคลื่อนที่เป็นสนามของโพล์ที่ขึ้นกับเวลา ประกอบด้วยคุณสมบัติการเคลื่อนที่แตกต่างกัน ซึ่งแพทเทิร์นจะมาจากการปฏิสัมพันธ์ของสมาชิกในฝูงชนในเชิงพื้นที่เวลา ตัวอย่างของวิธีการนี้ ได้แก่ การแยกด้วยขอบ (Edge-Based Segmentation) การแยกด้วยกราฟ (Graph-Based Segmentation) การแยกด้วยวอเตอร์เชด (Watershed Segmentation) เป็นต้น Ali และคณะ [34] นำเสนอ Lagrangian Particle Dynamic เพื่อตัดแยกโพล์ของฝูงชนที่มีความหนาแน่นระดับมาก กลุ่มของอนุภาคถูกสร้างขึ้นจากการเคลื่อนที่ของฝูงชน นอกจากนี้ Lagrangian Coherent Structures [35] จะถูกใช้เพื่อเทียบเป็นขอบของกลุ่มฝูงชนที่แตกต่างกัน หรือเป็นการคัดแยกบริเวณการเคลื่อนที่ที่ต่างกัน ซึ่งงานวิจัยนี้จะแสดงให้เห็นโครงสร้างความเร็วของโพล์ในพื้นที่ที่สนใจ อย่างไรก็ตาม ถ้ามีการเคลื่อนที่ของฝูงชนช้าๆจะไม่สามารถตัดแยกได้ และวิดีโอฝูงชนที่มีความหนาแน่นน้อยๆก็อาจทำให้ตัดแยกผิดพลาดได้ งานวิจัยของ Hu และคณะ [36] ได้หาแพทเทิร์นการเคลื่อนที่ของฝูงชน ด้วยการสร้างกราฟของเวกเตอร์โพล์ที่เคลื่อนที่จากโพล์รอบข้าง จากนั้นจัดกลุ่มกราฟเหล่านี้เป็นแพทเทิร์นการเคลื่อนที่ งานวิจัยของ Hu และคณะ [37] ได้ใช้แนวคิดนี้พัฒนาวิธีการสำหรับเรียนรู้แพทเทิร์นการเคลื่อนที่ที่มีความโดดเด่น โดยที่ไม่ต้องใช้วิธีการเคลื่อนที่ แต่อย่างไรก็ตาม วิธีการนี้ไม่เหมาะกับภาพฝูงชนที่ไม่เป็นโครงสร้างแน่นอน ในขณะที่ Wu และคณะ [57] ได้นำเสนอโมเดล Local-Translational Domain Segmentation การเคลื่อนที่ฝูงชนภายในประมาณค่าจากสนามการเคลื่อนที่ของโพล์ ทำการโมเดลขอบเขต เพื่อให้แทนการเคลื่อนที่ของฝูงชนได้ถูกต้องมากยิ่งขึ้น ออพติคอลโพล์ถูกคำนวณในเฉพาะบริเวณที่มีความโดดเด่นแทนที่จะคำนวณทุกๆพิกเซล ทำให้แก้ปัญหาการเคลื่อนที่ของฝูงชนมีหลายกลุ่ม สามารถทราบจำนวนกลุ่มย่อยในฝูงชนและสามารถใช้งานได้ทั้งความหนาแน่นฝูงชนระดับปานกลางและระดับมากได้ ดังนั้น วิธีการโมเดลจากโพล์มีความประสบความสำเร็จในการวิเคราะห์ภาพวิดีโอฝูงชนที่มีความหนาแน่นมากและมีความซับซ้อน

การติดตามบุคคลได้ถูกพัฒนามาเป็นเวลานาน แต่ในกลุ่มฝูงชนจะต้องมีการติดตามคนจำนวนมากและทำการรู้จำเพื่อตรวจจับพฤติกรรมผิดปกติของฝูงชน ภายใต้เงื่อนไขการบดบังกันของกลุ่มคน การเปลี่ยนแปลงของแสง รูปร่างวัตถุ เป็นต้น และต้องสามารถหาตำแหน่งของบุคคลเดิมในลำดับภาพวิดีโอได้ การติดตามบุคคลประกอบด้วยพารามิเตอร์หลายชนิด เช่น สี วิธีการเคลื่อนที่ บริเวณส่วนของตัวบุคคล (ศีรษะ มือ เท้า) เป็นต้น การติดตามวัตถุแบ่งเป็น 3 ประเภท ได้แก่ Region Based Active Contour Based และ Featured Based ที่สามารถอธิบายได้ดังนี้

Wang และคณะ [51] ประยุกต์ใช้ Region Based ในการวิเคราะห์ภาพฝูงชนที่ไม่มีข้อจำกัดด้านแวดล้อม ด้วยวิธีการวิเคราะห์ที่สพาร์ซที่จับคู่ค่าถ่วงน้ำหนักสูงสุด ทดสอบกับภาพฝูงชนทั้งในอาคารและที่โล่งแจ้ง (มีเมฆปกคลุม แสงเงา แสงสะท้อน และภาพพื้นหลังเปลี่ยนแปลง) ตรวจจับแบบสามมิติ ที่มีการจัดตำแหน่งและการวางแนวของกล้องที่แตกต่างกัน ได้เป็น Region ของวัตถุแยกจากภาพพื้นหลัง Shadden และคณะ [52] ได้วิเคราะห์พฤติกรรมฝูงชนด้วย Region ด้วยวิธีการ Point of interest เพื่อประมาณค่าการเคลื่อนที่ที่เปลี่ยนแปลงแบบทันทีทันใด ที่เป็นการเคลื่อนที่ที่ผิดปกติ ซึ่งข้อมูลการเคลื่อนที่ เช่น ความหนาแน่น ทิศทาง และความเร็วได้มาจากออปติ

คอลโพลว์ สำหรับ Active Contour Based งานวิจัยที่ Allain และคณะ [49] ได้ใช้ฮิสโตแกรมของสีเหมือนเป็นเส้นขอบเขตเพื่อโมเดลเส้นทางเป้าหมาย แต่มีข้อด้อยเมื่อฮิสโตแกรมของสีไม่มีการเปลี่ยนแปลงเมื่อสีของวัตถุหรือบุคคลในฝูงชนที่ใกล้เคียง งานวิจัยของ Hirschberg และคณะ [53] นำเสนอการตรวจจับบุคคลด้วยวิธีการ Maximum of Posterior ด้วยวิธีการเบย์เซียนจากรูปร่างและสิ่งอื่นๆ เช่น เส้นขอบของภาพและส่วนของวัตถุ ในส่วนของ Feature Based บางงานวิจัยได้นำเสนอพีเจอร์บลิบ ได้แก่ ขนาด, รูปร่าง, ฮิสโตแกรมความสว่าง และฮิสโตแกรมของการเคลื่อนที่ Hughes และคณะ [54] ได้แนะนำการตรวจหาฟิสิกเซลที่เป็นบริเวณที่เกิดลำดับเหตุการณ์ที่ผิดปกติ ด้วยพีเจอร์ของภาพหลายชนิด แต่ละพีเจอร์ของภาพจะถูกแปลงจากพีเจอร์บลิบเป็นลักษณะรูปร่างต่างๆเป็นคลาส สำหรับวิธีการเบเซียน เป็นการหาความน่าจะเป็นจากภาพที่คลุมเครือร่วมกับโมเดลของสีที่มีการติดตามด้วย Mean Shift ต่อมา Wang และคณะ [55] นำเสนอโมเดลที่ขึ้นอยู่กับวัตถุเพื่อประมาณค่าตำแหน่งของวัตถุที่ถูกตัดแยก สามารถตรวจจับได้หลายวัตถุและมีการติดตามในวิดีโอกลุ่มฝูงชน จากนั้น แยกวัตถุที่มีความแตกต่างกันด้วยวิธีการหาบริเวณส่วนของบุคคลสองส่วน คือ ลำตัวส่วนบนและลำตัวส่วนล่าง อย่างไรก็ตาม การติดตามที่ขึ้นอยู่กับวัตถุ เหมาะสำหรับวิดีโอที่มีความคมชัดสูง ความถูกต้องของการตรวจจับขึ้นอยู่กับอัตราตัดแยกและการติดตาม

โมเดลทางสถิติก็เป็นวิธีหนึ่งที่มีการนำมาใช้ศึกษาวิจัยการตรวจจับพฤติกรรมของฝูงชนเช่นกัน เช่น โมเดลความน่าจะเป็นแบบเบเซียนได้ถูกนำมาใช้สำหรับการหาแพทเทิร์นการเคลื่อนที่ของฝูงชน โดยใช้พีเจอร์ระดับต่ำในการออกแบบโมเดล ซึ่งโมเดลที่เป็นที่นิยมในงานคอมพิวเตอร์วิชั่น ได้แก่ การประยุกต์ใช้ Gaussian Mixture Model (GMM) Random Field Topic (RFT) และ Latent Dirichlet Allocation (LDA) ตรงกันข้ามกับการหาค่าเฉลี่ยออปติคอลโพลว์ การใช้โมเดลความน่าจะเป็นจะทำให้สามารถวิเคราะห์ภาพได้ในระยะยาวมากกว่า และสามารถนำข้อมูลที่มีอยู่มาวิเคราะห์ว่ากิจกรรมเกิดขึ้นที่ใด เมื่อใด และเป็นกิจกรรมอะไร งานวิจัยของ Yang และคณะ [58] ได้นำเสนอวิธีการรูปแบบการเคลื่อนที่ของฝูงชนในภาพโดยการสังเกตฉากภาพเป็นระยะเวลาหนึ่ง เริ่มต้นด้วยการใช้พีเจอร์ในระดับต่ำคือ ออปติคอลโพลว์ จากนั้นจะถูกควอนไทซ์เป็นวิดีโอเวิร์ดที่ขึ้นกับทิศทางและตำแหน่ง วิดีโอเวิร์ดจะถูกคัดด้วยเอนโทรปี จะได้รูปแบบจากการสร้างแผนภาพการแพร่กระจาย งานวิจัยของ Saleemi และคณะ [59] ได้นำเสนอโมเดลทางสถิติด้วยออปติคอลโพลว์ที่ไม่ละเอียด วิธีการนี้ขึ้นอยู่กับการเรียนรู้เฉพาะแบบลำดับขั้น GMM ถูกใช้เป็นตัววัดความใกล้เคียงในเชิงพื้นที่เวลา และจะได้รูปแบบการเคลื่อนที่ในระดับฟิสิกเซล ที่มาจากเงื่อนไขค่าคาดหวังของออปติคอลโพลว์ ส่วนโมเดล RTF ถูกใช้ในการวิเคราะห์ความหมายในพื้นที่ที่สนใจในภาพวิดีโอฝูงชน Zhou และคณะ [45] ได้ใช้การเคลื่อนที่ของวัตถุ โดยใช้ Tracklet เหมือนเป็นเอกสาร และสังเกตจุดบน tracklet จะถูกควอนไทซ์เป็นเวิร์ดและเก็บข้อมูลที่ประกอบด้วยตำแหน่ง ทิศทาง และความเร็วไว้ในโค้ดบุค นอกจากนี้ Markov Random Fields ถูกนำมาใช้เพื่อให้ได้ความสัมพันธ์ของ Tracklet ในเชิงพื้นที่เวลาในระหว่างกระบวนการเรียนรู้ เพื่อหาความใกล้เคียงกันของดิสทริบิวชันในบริเวณที่สนใจ ว่าตรงกับความหมายใด โมเดล LDA ถูกนำมาปรับปรุงในงานวิจัยของ Song และคณะ [60] โดยกำหนดให้รูปแบบการเคลื่อนที่ในฉากที่ซับซ้อนมีลักษณะเป็นลำดับขั้น โดยมีรูปแบบการเคลื่อนที่สองระดับ คือ โมเดลระดับที่หนึ่งเป็นรูปแบบการเคลื่อนที่ของเฉพาะบุคคลด้วยการใช้พีเจอร์ระดับฟิสิกเซล และโมเดลระดับที่สองเป็นรูปแบบของการปฏิสัมพันธ์กันในระหว่างบุคคล ข้อดีของโมเดล

ความน่าจะเป็น คือ สามารถทำให้การโปรแกรมมีความกระชับกว่าการใช้พีเจอร์เวกเตอร์ในหลายมิติ และสามารถโมเดลภาพรวมความสัมพันธ์ของการเคลื่อนที่ฝูงชนที่แตกต่างกันได้

เนื่องจากโมเดลที่กล่าวมาไม่มีการพิจารณาการปฏิสัมพันธ์ของหลากหลายบุคคลภายในฝูงชน ซึ่งจะทำให้ไม่สามารถตรวจจับพฤติกรรมที่ผิดปกติเมื่อหลายบุคคลมาปฏิสัมพันธ์ต่อกัน เช่น อุบัติเหตุทางรถยนต์ การก่อกองจลาจลในฝูงชน หรือเหตุการณ์ที่ชกต่อยกัน เพื่ออธิบายการปฏิสัมพันธ์จากหลายบุคคลในฝูงชนและตรวจจับความผิดปกติจากการปฏิสัมพันธ์กันนั้น ได้มีการพัฒนาวิธีการดังกล่าวมากมาย ที่มีแนวความคิดมาจากสาขาสังคมวิทยา [13][61][62] งานวิจัยของ Mehran และคณะ [13] ได้นำเสนอพีเจอร์ที่วิเคราะห์การเคลื่อนที่ของสมาชิกร่วมกับองค์ความรู้ด้านสังคมวิทยา เพื่อหาพฤติกรรมเคลื่อนที่ของฝูงชน ซึ่งพีเจอร์ชนิดนี้จะถูกเรียกว่า Social Force Model (SFM) ที่ถูกนำมาประยุกต์ใช้เพื่อหาพฤติกรรมที่ผิดปกติของฝูงชน และมีงานวิจัยอื่นๆที่นำ SFM มาประยุกต์ใช้เช่นกัน เช่น งานวิจัยของ Zhang และคณะ [62] ได้พัฒนาโมเดล Social Attribute-Aware Force Model (SAFM) ซึ่งพัฒนา SF โดยการเพิ่มการพิจารณาการเคลื่อนที่ของสมาชิกทั้ง macroscopic และ microscopic และคำนวณแรงจากค่าน้ำหนักของสี่พารามิเตอร์ ได้แก่ SFM พารามิเตอร์ความคงที่ของฝูงชนในแต่ละกริด พารามิเตอร์ความหนาแน่นของฝูงชน และพารามิเตอร์ความผิดปกติของฝูงชน งานวิจัยของ Raghavendra และคณะ [61] นำเสนอการอพยพไมเซชันของ SFM ด้วย Particle Swarm Optimization ต่อมา Lan และคณะ [29] วิจัยการตรวจหาอุบัติเหตุบนท้องถนนด้วยโมเดลการไหลของจราจรเพื่อเป็นโมเดลการขับซื้ออัจฉริยะ ต่อมา งานวิจัยของ Jodoin และคณะ [40] ได้นำเสนอโมเดล Motion Interaction Field (MIF) ที่มีลักษณะรูปแบบเหมือนคลื่นน้ำ ที่ถูกสร้างขึ้นจากหลายวัตถุหรือคนหลายคนที่สามารถอธิบายถึงระดับความรุนแรงในการปฏิสัมพันธ์กัน โดยตรวจหาวัตถุที่สนใจจาก Region of Interest โดยตัดสินใจพฤติกรรมจากรูปร่างของ MIF อีกทั้ง Cong และคณะ [41] วิจัยการตรวจจับพฤติกรรมผิดปกติของฝูงชนด้วยฟังก์ชันจากค่าถ่วงน้ำหนักของพารามิเตอร์สามชนิด คือ พารามิเตอร์ SFM พารามิเตอร์ความหนาแน่นของฝูงชน และ Violence Flow Descriptor (VIF) ในเชิงพื้นที่เวลา เพื่อให้น้ำหนักกับค่าความหนาแน่นในฝูงชนซึ่งมีผลทำให้เกิดเหตุการณ์รุนแรงในฝูงชนได้เช่นกัน นอกจากนี้ ได้มีงานวิจัยที่อธิบายการปฏิสัมพันธ์ด้วยกราฟของความน่าจะเป็น [4][6][17][31] งานวิจัยเหล่านี้ ได้สร้างโหนดเพื่อบ่งบอกสถานะของวัตถุ และการเชื่อมต่อในระหว่างโหนดเพื่อเป็นการอธิบายพฤติกรรมปฏิสัมพันธ์

เมื่อพิจารณาการรู้จักกิจกรรมของกลุ่มบุคคล การโมเดลพฤติกรรมของกลุ่มบุคคลสามารถจำแนกได้เป็น 3 ชนิด คือ โมเดลที่ขึ้นอยู่กับวัตถุ โมเดลพลังงานการเคลื่อนที่ และโมเดลของการปฏิสัมพันธ์ระหว่างบุคคล

โมเดลที่มีการใช้พีเจอร์ที่ขึ้นกับวัตถุจะต้องมีการตัดแยกวัตถุและการติดตาม ซึ่งวิธีการติดตามที่ได้ จะต้องสัมพันธ์กับคุณสมบัติของวัตถุด้วยเพื่อนำไปโมเดลต่อไป งานวิจัยของ Ni และคณะ [8] เป็นงานวิจัยช่วงแรกของการวิเคราะห์พฤติกรรมของกลุ่มบุคคลด้วยการประยุกต์ใช้วิธีการติดตามวัตถุและนำมาแปลความหมายด้วย Localized Causalities 3 ชนิด เพื่อแบ่งความสัมพันธ์ของคนเดียว Self-Causality เป็นคู่ Pair-Causality และเป็นกลุ่ม Group-Causality ที่มีหน้าที่เสมือนเป็นดิจิทัลฟิลเตอร์ งานวิจัยของ Cheng และคณะ [21] ประยุกต์ใช้วิธีการติดตามวัตถุ



จากนั้นใช้กระบวนการเกาส์เซียน ซึ่งเป็นค่าทางสถิติอธิบายลักษณะการเคลื่อนที่ของวิถีการติดตาม เพื่อจัดการความแปรปรวนของจำนวนคนในกลุ่ม และแบ่งความสัมพันธ์ของกลุ่มคนในภาพเป็นสามรูปแบบกิจกรรม คือ กิจกรรมของบุคคลเดี่ยว เป็นคู่ และเป็นกลุ่ม งานวิจัยของ Lin และคณะ [22] ได้ใช้วิธีการติดตามวัตถุร่วมกับโมเดล Network Transmission Based ในแต่ละเน็ตเวิร์ก ประกอบด้วยโหนดบนแพทช์ในแต่ละชั้น แต่ละแพทช์จะมีความสัมพันธ์กัน แล้วทำการโมเดลกลุ่มคนในแต่ละชั้นเป็นลักษณะแพคเกจทรานสมิซชันในเน็ตเวิร์ก

โมเดลชนิดที่ 2 คือ โมเดลพลังงานของการเคลื่อนที่ งานวิจัยของ Lin และคณะ [5] นำเสนอโมเดล Heat Map Based เพื่อโมเดลวิถีการเคลื่อนที่ของวัตถุหรือบุคคล ด้วยการใช้แนวคิดจากพลังงานความร้อน สร้างเป็นแผนภาพพลังงานเพื่อแสดงถึงกิจกรรมของกลุ่มบุคคล และนำเสนอโมเดล Keypoint based เพื่อจัดการกับปัญหาเส้นทางวิถีวัตถุที่ไม่คงที่ เมื่อขนาดวัตถุมีการเปลี่ยนแปลงและมีการหมุน Cui และคณะ [25] ได้นำเสนอโมเดล Interaction Energy Potential จากการปฏิสัมพันธ์ระหว่างวัตถุหรือบุคคลที่เคลื่อนที่ใกล้ชิดกัน โดยใช้ Local Spatio-Temporal Interest Points เพื่อหาวัตถุและทำการติดตามด้วยวิธีการ KLT

โมเดลชนิดที่ 3 คือ โมเดลการปฏิสัมพันธ์กันระหว่างบุคคลในกลุ่ม [24][26][27] นิยมใช้ในการตรวจจับพฤติกรรมของกลุ่มบุคคล เนื่องจากสามารถอธิบายลักษณะความสัมพันธ์ระหว่างบุคคลในกลุ่มตามความเป็นจริงได้ โมเดลการปฏิสัมพันธ์ระหว่างบุคคลที่มีความโดดเด่น ได้แก่ Proxemics theory [26]-[28] Contextual information model [29][30] และ Social force model [10][25][31] จุดประสงค์ของงานวิจัยด้าน Proxemics theory เป็นการวัดระยะห่างทางสังคมหรือระหว่างบุคคล เพื่อแปลความหมายความสัมพันธ์ระหว่างบุคคล งานวิจัยของ Rota และคณะ [26] นำเสนอแรงปฏิสัมพันธ์เหมือนเป็นผลรวมของฟังก์ชันพลังงานสถานะทางสังคม เมื่อมีการเคลื่อนไหว โดยใช้ Proxemics Theory ร่วมกับพารามิเตอร์ Intentional และพารามิเตอร์จุดที่ใกล้เคียงกันที่สุด เพื่อแยกพฤติกรรมของการปฏิสัมพันธ์ว่าเป็นพฤติกรรมแบบตั้งใจเข้าหากันหรือไม่ งานวิจัยของ Cristani และคณะ [27] วิเคราะห์ระยะการปฏิสัมพันธ์ด้วยระยะห่างของ F-Formation หรือ O-Spaces และใช้ Hough Transform เพื่อแยกเหตุการณ์ งานวิจัยของ Gan และคณะ [28] ใช้ F-Formation เพื่อวิเคราะห์การปฏิสัมพันธ์ของกลุ่มบุคคลด้วยกล้อง Kinect ที่มีระยะความลึก และเพิ่มพารามิเตอร์ Interaction Space เพื่อนำมาโมเดลตำแหน่ง การกระจายตัวของทิศทางและข้อมูลเชิงเวลา Cho และคณะ [31] นำเสนอโมเดล Group Interaction Zone ที่เป็นแนวคิดจาก Proxemics Theory และใช้ฟังก์ชัน GIE คำนวณค่าพลังงานจากแรงที่ได้จากการปฏิสัมพันธ์กันที่ประกอบด้วยแรงดึงและแรงผลัก

สำหรับ SFM งานวิจัยของ Lan และคณะ [10] ประยุกต์ใช้ HOG เพื่อหาวัตถุจาก Bounding Box จากนั้นนำมาโมเดลด้วย Social Role แยกเป็นระดับความสัมพันธ์ของการปฏิสัมพันธ์เป็นแบบคนเดี่ยว เป็นคู่และเป็นกลุ่ม นอกจากนี้ ได้มีงานวิจัยที่อธิบายการปฏิสัมพันธ์ด้วยกราฟของความน่าจะเป็น [4][6][17][31] งานวิจัยเหล่านี้ ได้สร้างโหนดเพื่อบ่งบอกสถานะของวัตถุ และการเชื่อมต่อในระหว่างโหนดเป็นการอธิบายพฤติกรรมปฏิสัมพันธ์ Cho และคณะ [4][31] นำเสนอกราฟในเชิงพื้นที่เวลาและตรวจหาเป้าหมายของเหตุการณ์ ด้วยวิธีการกราฟแมชชีนซึ่งว่าเกิดเหตุการณ์อะไรขึ้นและมีลักษณะอย่างไร

### 1.3 วัตถุประสงค์

1.3.1 วิจัยเทคนิคการวิเคราะห์ภาพวิดีโอสำหรับการตรวจจับพฤติกรรมที่ผิดปกติและระบุตำแหน่งในกลุ่มบุคคล

1.3.2 วิจัยและพัฒนาอัลกอริทึมสำหรับการตรวจจับพฤติกรรมที่ผิดปกติและระบุตำแหน่งในกลุ่มบุคคล

### 1.4 ขอบเขตของการวิจัย

1.4.1 ทดสอบอัลกอริทึมด้วยการใช้ภาพจากกล้องเดียวมุมมองภาพไม่เปลี่ยนแปลง

1.4.2 ทดสอบอัลกอริทึมด้วยวิดีโอที่เป็นมาตรฐาน คือ UMN Dataset BEHAVE Dataset และ NUS-HGA Dataset

### 1.5 ประโยชน์ที่ได้รับ

อัลกอริทึมที่ได้จากการทำวิจัยครั้งนี้สามารถใช้สำหรับการตรวจจับพฤติกรรมที่ผิดปกติและระบุตำแหน่งในกลุ่มบุคคล

## บทที่ 2

### ทฤษฎีและหลักการ

ในบทนี้อธิบายถึงทฤษฎีและหลักการที่เกี่ยวข้องกับงานวิจัยที่ประกอบด้วย 4 ส่วนที่สำคัญได้แก่ การประมวลผลภาพขั้นต้น พีเจอร์ การโมเดล และการจำแนกประเภทข้อมูล การประมวลผลภาพขั้นต้น ได้แก่ การสุ่มตัวอย่างภาพ การแก้ไขรูปแบบภาพ ในส่วนของพีเจอร์อธิบายพื้นฐานของพีเจอร์ในการหาการเคลื่อนที่ของวัตถุ ได้แก่ ออปติคอลโฟลว์และเกรเดียนท์ เพื่อตรวจหาการเคลื่อนที่ของวัตถุ จากนั้นจะเข้าสู่กระบวนการโมเดลลักษณะพฤติกรรมเคลื่อนที่ที่นิยมใช้กันในปัจจุบันสำหรับการตรวจหาพฤติกรรมของกลุ่มบุคคล ที่เน้นลักษณะพฤติกรรมเคลื่อนที่ในเชิงฟิสิกส์ ได้แก่ ทฤษฎีจลน์ของแก๊ส ทฤษฎีแรงแม่เหล็ก และโมเดลโซเชี่ยลฟอร์ซ ส่วนการจำแนกประเภทข้อมูลเพื่อตัดสินพฤติกรรมในแต่ละเฟรมว่าเป็นเหตุการณ์ใด ด้วยการอธิบายพื้นฐานของการจำแนกประเภทข้อมูลด้วยโครงข่ายประสาทเทียม

#### 2.1 การสุ่มตัวอย่างของภาพ (Image Sampling)

ในงานด้านการประมวลผลสัญญาณนั้น การสุ่มตัวอย่างเป็นกระบวนการแปลงสัญญาณต่อเนื่องเป็นสัญญาณที่ไม่ต่อเนื่อง ตัวอย่างโดยทั่วไป คือ การแปลงสัญญาณคลื่นเสียงเป็นลำดับของกลุ่มตัวอย่างสัญญาณไม่ต่อเนื่อง สำหรับทฤษฎีการสุ่มตัวอย่าง [64] กำหนดให้ช่องสัญญาณมีค่าแบนด์วิธ  $W$  ในหน่วย cps เริ่มต้นที่ความถี่ศูนย์และช่องสัญญาณนี้จะถูกใช้สำหรับช่วงระยะเวลา  $T$  โดยไม่มีข้อจำกัดใดๆเพิ่มเติม ซึ่งหมายความว่าเราสามารถใช้เป็นสัญญาณฟังก์ชันใดๆต่อเวลา ที่มีสเปกตรัมอยู่ในแถบความถี่ และมีฟังก์ชันในช่วงเวลา  $T$  แม้ว่าจะไม่สามารถปฏิบัติตามเงื่อนไขทั้งสองได้ แต่เป็นไปได้ที่จะเก็บสเปกตรัมไว้ในคลื่นความถี่  $W$  และมีฟังก์ชันเวลาที่เล็กมากนอกช่วงเวลา  $T$  สามารถอธิบายในลักษณะที่เป็นประโยชน์มากขึ้นเพื่อตอบสนองเงื่อนไขที่กล่าวมาได้ด้วยดังต่อไปนี้

ถ้าฟังก์ชัน  $f(t)$  ไม่มีความถี่สูงกว่า  $W$  cps จะถูกกำหนดโดยให้พิคัดของแต่ละจุดห่างกัน  $\frac{1}{2} W$  วินาทีที่แยกจากกัน ซึ่งถือว่าเป็นข้อเท็จจริงของความรู้ทั่วไปในสาขาการสื่อสาร เนื่องจาก ถ้า  $f(t)$  ไม่มีความถี่สูงกว่า  $W$  จะไม่สามารถเปลี่ยนเป็นค่าใหม่ได้ในช่วงเวลานั้นน้อยกว่าครึ่งหนึ่งของรอบจากความถี่สูงสุด กล่าวคือ ค่า  $\frac{1}{2}$  ทางคณิตศาสตร์แสดงให้เห็นว่าไม่ได้เป็นเพียงค่าประมาณ แต่เป็นค่าที่แท้จริงที่แสดงได้ดังสมการต่อไปนี้

$$\begin{aligned} f(t) &= \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} F(\omega) e^{i\omega t} d\omega \\ &= \frac{1}{2\pi} \int_{-2\pi W}^{+2\pi W} F(\omega) e^{i\omega t} d\omega \end{aligned} \quad (2.1)$$

เมื่อ  $F(\omega)$  ถูกกำหนดให้เป็นค่าศูนย์ที่อยู่นอกช่วง  $W$  และกำหนดให้

$$t = \frac{n}{2W} \quad (2.2)$$

เมื่อ  $n$  คือ จำนวนเต็มบวกหรือจำนวนเต็มลบ จะได้

$$f\left(\frac{n}{2W}\right) = \frac{1}{2\pi} \int_{-2\pi W}^{+2\pi W} F(\omega) e^{i\omega \frac{n}{2W}} d\omega \quad (2.3)$$

เมื่อพจน์ทางซ้าย คือ ค่าของ  $f(t)$  ที่จุดสุ่มตัวอย่างใดๆ ค่าอินทิกรัลในพจน์ทางขวาจะเป็นค่าโคเอฟฟิเชียนต์ที่  $n$  ในอนุกรมฟูเรียร์ของฟังก์ชัน  $F(\omega)$  ในช่วงเวลา  $-W$  ถึง  $+W$  ซึ่งจะหมายถึงค่ากลุ่มตัวอย่าง  $f\left(\frac{n}{2W}\right)$  จะกำหนดค่าฟูเรียร์โคเอฟฟิเชียนต์ในอนุกรม  $F(\omega)$  ดังนั้น จะกำหนดค่า  $F(\omega)$  เมื่อ  $F(\omega)$  คือ ค่าศูนย์สำหรับค่าความถี่ที่มากกว่า  $W$  และสำหรับค่าความถี่ที่มีค่าต่ำ  $F(\omega)$  จะถูกกำหนดเมื่อค่าฟูเรียร์โคเอฟฟิเชียนต์ถูกกำหนดขึ้นก่อน แต่  $F(\omega)$  จะกำหนดฟังก์ชัน  $f(t)$  ได้อย่างสมบูรณ์เมื่อฟังก์ชันถูกกำหนดขึ้นจะทำให้ทราบค่าสเปกตรัม ดังนั้น ค่ากลุ่มตัวอย่างเดิมกำหนดฟังก์ชัน  $f(t)$  ได้ มีเพียง 1 ฟังก์ชันที่มีสเปกตรัมจำกัดอยู่ในช่วง  $W$  ซึ่งผ่านค่าที่กำหนดให้เป็น  $1.2 W$  วินาที ฟังก์ชันสามารถเขียนในรูปแบบอย่างง่ายโดยใช้พัลส์ ดังนี้

$$\frac{\sin 2\pi W t}{2\pi W t} \quad (2.4)$$

ฟังก์ชันนี้จะเป็นค่าเดียวกันที่  $t=0$  และเป็นค่าศูนย์ที่  $t=n/2W$  สำหรับทุกๆจุดตัวอย่าง นอกจากนี้ ค่าสเปกตรัมจะเป็นค่าคงที่ในช่วง  $W$  และจะเป็นค่าศูนย์เมื่ออยู่นอกช่วงดังกล่าว แต่ละจุดตัวอย่างค่าพัลส์ของชนิดนี้จะถูกแทนที่เมื่อแอมพลิจูดถูกปรับให้เท่ากับค่าตัวอย่าง ผลรวมของพัลส์ทั้งหมดเป็นค่าที่ต้องการของฟังก์ชัน เนื่องจากเป็นไปตามเงื่อนไขของสเปกตรัมและจะเป็นค่าตัวอย่าง ในทางคณิตศาสตร์ กระบวนการนี้สามารถอธิบายได้ตามสมการด้านล่าง เมื่อกำหนดให้  $x_n$  คือ ข้อมูลตัวอย่างตัวที่  $n$  ซึ่งฟังก์ชัน  $f(t)$  สามารถคำนวณได้ดังนี้

$$f(t) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} x_n \frac{\sin \pi(2Wt - n)}{\pi(2Wt - n)} \quad (2.5)$$

ผลที่ได้จะเป็นจริงถ้าช่วง  $W$  ไม่เริ่มต้นที่ค่าความถี่ศูนย์แต่จะเป็นบางค่าที่มีค่าสูง และสามารถพิสูจน์โดยการแปลงค่าลิเนียร์ ในกรณีนี้ค่าพัลส์เบื้องต้นที่ได้จากค่า  $\sin x/x$  โดยวิธีการ SSB มอดดูเลขชั้น ถ้าฟังก์ชันถูกจำกัดที่ช่วงเวลา  $T$  และค่าตัวอย่างคือ  $1/2W$  วินาที จะมีค่ากลุ่มตัวอย่างทั้งหมด  $2TW$  ในช่วงเวลา ค่ากลุ่มตัวอย่างที่อยู่นอกช่วงจะกลายเป็นศูนย์ เพื่อให้เข้าใจมากขึ้น จะสามารถกำหนด

ฟังก์ชันที่มีข้อจำกัดในช่วงเวลา  $T$  ถ้าจำนวนกลุ่มตัวอย่างทั้งหมดที่อยู่นอกช่วงดังกล่าวเป็นค่าศูนย์ทั้งหมด ดังนั้น ฟังก์ชันที่ถูกจำกัดที่แบนด์วิธ  $W$  และในช่วงเวลา  $T$  สามารถจำกัดโดย  $2TW$  จำนวน

สำหรับทฤษฎีนี้ ก่อนหน้านี้ถูกกำหนดโดยนักวิทยาศาสตร์ในรูปแบบฟอร์มที่แตกต่างกันแต่ไม่ได้ปรากฏอย่างชัดเจนในทฤษฎีการสื่อสาร โดย Nyquist [65] ซึ่งชี้ให้เห็นว่าค่าประมาณ  $2WT$  คือค่าที่เหมาะสมเพียงพอ โดยพื้นฐานของอาร์กิวเมนต์ของอนุกรมฟูรีเยร์ในช่วงเวลา  $T$  จะได้  $TW$  และ  $TW+1$  เป็นโคไซน์เทอมที่ขึ้นกับความถี่  $W$  ค่าความคลาดเคลื่อนเล็กน้อยเนื่องจากความเป็นจริงที่ว่าฟังก์ชันในลักษณะนี้จะไม่ถูกจำกัดในช่วง  $W$  แต่เนื่องจากการเริ่มต้นและหยุดอย่างฉับพลันของฟังก์ชันไซน์และโคไซน์มีบางความถี่ที่อยู่นอกช่วงดังกล่าว ซึ่ง Nyquist ชี้ให้เห็นถึงความสำคัญขั้นพื้นฐานของช่วงเวลา  $1/2W$  ที่เชื่อมต่อกันและจะเรียกว่าช่วงเวลา Nyquist ที่สอดคล้องกับช่วง  $W$  ซึ่งค่า  $2TW$  จะถูกใช้ในการกำหนดฟังก์ชันที่ไม่จำเป็นต้องเว้นระยะห่างของกลุ่มตัวอย่างเท่ากับข้างต้น

## 2.2 การเปลี่ยนแปลงรูปแบบของภาพ (Image Transformation)

การแปลงภาพอัฟฟิน [66] คือ การเปลี่ยนแปลงภาพใดๆที่สามารถแสดงได้ในรูปแบบเมตริกซ์ที่ประกอบด้วยเวกเตอร์ ใน OpenCV รูปแบบมาตรฐานของการแสดงการแปลงภาพดังกล่าวจะเป็นเมตริกซ์  $2 \times 3$  อัฟฟินทรานสฟอร์มสามารถอธิบายได้ดังนี้ รูปสี่เหลี่ยมด้านขนาน ABCD ใดๆในระนาบสามารถแปลงรูปร่างไปเป็นรูปสี่เหลี่ยมด้านขนานอื่นๆได้  $A'B'C'D'$  ถ้าพื้นที่ของสี่เหลี่ยมด้านขนานไม่เป็นศูนย์ จากนั้นการแปลงอัฟฟินจะถูกกำหนดขึ้นสามจุดของสองรูปสามเหลี่ยมด้านขนานโดยไม่ซ้ำกัน เมื่อมีภาพจำนวนมากเราจะทราบว่า มุมมองของภาพเดียวกันจะมีความแตกต่างกันเล็กน้อย จะต้องคำนวณหาการแปลงภาพจริงที่สัมพันธ์กับมุมมองที่แตกต่างกัน ในกรณีนี้ การแปลงภาพอัฟฟินทรานสฟอร์มเมชันจะนิยมถูกนำมาใช้ในการโมเดลมุมมองของภาพ เนื่องจากมีจำนวนพารามิเตอร์ที่น้อยและง่ายต่อการคำนวณ แต่มีข้อเสียคือการมุมมองภาพที่ถูกบิดเบือนจะสามารถโมเดลได้โดยโฮโมกราฟฟีเท่านั้น ดังนั้น อัฟฟินทรานสฟอร์มเมชันจะไม่สามารถแก้ปัญหาทุกความสัมพันธ์ระหว่างมุมมองภาพได้ ในทางตรงกันข้าม การเปลี่ยนแปลงเล็กน้อยของการบิดเบือนมุมมองที่เกิดขึ้นเป็นอัฟฟิน ดังนั้น ในบางสถานการณ์การแปลงภาพอัฟฟินจะเพียงพอ

อัฟฟินทรานสฟอร์มสามารถแปลงรูปสี่เหลี่ยมผืนผ้าเป็นรูปสี่เหลี่ยมขนมเปียกปูน ที่สามารถบีบรูปร่างแต่ต้องให้ด้านข้างเป็นด้านขนาน ที่สามารถหมุนและปรับขนาดได้ การแปลงภาพแบบเพอร์สเปกทีฟจะมีความยืดหยุ่นมากกว่า สามารถแปลงรูปสี่เหลี่ยมผืนผ้าเป็นรูปสี่เหลี่ยมคางหมูได้ เนื่องจาก รูปสี่เหลี่ยมขนมเปียกปูนเป็นรูปสี่เหลี่ยมคางหมู การแปลงภาพแบบอัฟฟินทรานสฟอร์มจะถือว่าเป็นสับเซตของเพอร์สเปกทีฟทรานสฟอร์ม

อัฟฟินทรานสฟอร์มเมชันสามารถกำหนดได้เป็นการทรานสฟอร์มแบบเชิงเส้นในสองมิติในพิกัดใดๆไปเป็นพิกัดอื่นๆในสองมิติ ที่ยังคงรักษาความตรงและความขนานของเส้นไว้ อัฟฟินทรานสฟอร์มสามารถสร้างขึ้นจากการย้าย (Image Translation) การย่อหรือขยาย (Image Scalling) และการหมุน (Image Rotation) การแปลงพิกัดดังกล่าวสามารถแสดงด้วยเมตริกซ์ขนาด  $3 \times 3$  ที่มีแถวสุดท้ายเป็น  $[0 \ 0 \ 1]$  ซึ่งเมตริกซ์นี้จะแปลงพิกัด  $(x,y)$  เป็นพิกัดปลายทาง  $(x',y')$  โดย

พิจารณาพิกัดเหล่านี้เป็นเวกเตอร์ของคอลัมน์และคูณเวกเตอร์พิกัดด้วยเมตริกซ์ตามสมการต่อไปนี้จะแปลงกลับไปเป็นพิกัดรูปแบบที่มีคุณสมบัติพิกัดโฮโมจีเนียส

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{00} & a_{01} & a_{02} \\ a_{10} & a_{11} & a_{12} \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{00}x + a_{01}y + a_{02} \\ a_{10}x + a_{11}y + a_{12} \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2.6)$$

เมื่อ  $a_{00}$  ถึง  $a_{12}$  คือ โคเอฟิเชียนของการเปลี่ยนตำแหน่งการเคลื่อนที่ ขั้นตอนต่อไปจะเป็นวิธีการประมาณค่าโคเอฟิเชียน

1) การย้ายตำแหน่ง (Translation) แบบสองมิติสามารถขยายไปยังรูปแบบที่เป็นพิกัดโฮโมจีเนียสโดยการเพิ่มแถวและคอลัมน์ ดังแสดงในสมการต่อไปนี้จะ

$$X' = [I \quad T] \hat{X} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & t_x \\ 0 & 1 & t_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \hat{X} \quad (2.7)$$

ซึ่ง  $X'$  คือตำแหน่งที่มีการย้าย  $\hat{X}$  คือ ตำแหน่งก่อนการย้าย  $I$  คือ เมตริกซ์ขนาด  $2 \times 2$   $T$  คือ เวกเตอร์ที่ย้ายตำแหน่งขนาด  $2 \times 1$   $[I \quad T]$  คือ ทรานสฟอร์มเมชันเมตริกซ์ที่มีพิกัดเดียวกัน และ  $t_x$   $t_y$  คือการย้ายตำแหน่งในทิศทาง  $x$  และ  $y$

2) การหมุนและการย้ายตำแหน่ง (Rotation + Translation) สามารถทำได้โดยขยายรูปแบบด้วยการผนวกแถวและคอลัมน์พิเศษ ดังแสดงในสมการต่อไปนี้จะ

$$X' = [R \quad T] \hat{X} = \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta & t_x \\ \sin \theta & \cos \theta & t_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \hat{X} \quad (2.8)$$

เมื่อ  $[R \quad T]$  คือ เมตริกซ์ทรานสฟอร์มเมชันที่มีพิกัดโฮโมจีเนียส  $R$  คือ เมตริกซ์การหมุน  $\theta$  คือ มุมการเคลื่อนที่จากจุดตั้งต้น

3) การย่อ-ขยาย ของการหมุนและการย้ายตำแหน่ง (Scaled Rotation + Translation) ลักษณะคล้ายคลึงกับการแปลงภาพ สามารถแสดงในพิกัดโฮโมจีเนียสตามสมการต่อไปนี้จะ

$$X' = [SR \quad T] \hat{X} = \begin{bmatrix} a \cos \theta & -a \sin \theta & t_x \\ b \sin \theta & b \cos \theta & t_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \hat{X} \quad (2.9)$$

ซึ่ง  $S$  คือ สเกลที่กำหนดด้วย  $a$  และ  $b$  ซึ่งเป็นการขยายในทิศทาง  $x$  และ  $y$  ส่วน  $[SR \quad T]$  คือ ทรานสฟอร์มเมชันเมตริกซ์ด้วยพิกัดโฮโมจีเนียส รูปแบบทั่วไปของเพอร์สเปกทีฟทรานสฟอร์มเมชันคือ

$$x' \propto Hx \quad (2.10)$$

$$\lambda \begin{bmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} & h_{13} \\ h_{21} & h_{22} & h_{23} \\ h_{31} & h_{32} & h_{33} \end{bmatrix} \quad (2.11)$$

เมื่อ  $H$  คือ โฮโมจีเนียสเมตริกซ์เนื่องจากอัตราส่วนขององค์ประกอบเมตริกซ์มีความหมายเช่นเดียวกับในกรณีตัวแทนจุดโฮโมจีเนียส

### 2.3 ออพติคอลลโฟว์ (Optical Flow)

ออปติคอลลโฟว์ [66] จะถูกสร้างขึ้นเพื่อแทนวัตถุที่เคลื่อนที่ในระหว่างเฟรมที่อยู่ติดกัน ตำแหน่งการเคลื่อนที่ของออปติคอลลโฟว์จาก  $I(x, y, t)$  ไปยัง  $I(x + dx, y + dy, t + dt)$  ดังแสดงในภาพประกอบ 2-5 สามารถแทนได้ด้วยเวกเตอร์ ซึ่งเวกเตอร์ประกอบด้วยขนาดและทิศทาง ที่แทนได้ด้วยสมการด้านล่าง

$$I_x dx + I_y dy + I_t dt = 0 \quad (2.12)$$

ซึ่งฟังก์ชันนี้เป็นสมการดิฟเฟอเรนเชียลที่เป็นพื้นฐานจากสมการเทย์เลอร์ซึ่งเป็นอนุพันธ์ที่เกี่ยวข้องพิกัดในเชิงพื้นที่เวลา สามารถเขียนสมการได้เป็น

$$I_x u + I_y v = -I_t \quad (2.13)$$

ซึ่ง  $u = \frac{dx}{dt}$  และ  $v = \frac{dy}{dt}$  คือ ออปติคอลลโฟว์ สามารถแทนด้วย สมการ 2.20

$$\vec{u}(x, y, t) = \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} \quad (2.14)$$

ขนาดของและทิศทางของออปติคอลลโฟว์สามารถแทนได้ด้วยสมการ 2.21

$$\|\vec{u}\| = \sqrt{u^2 + v^2}, \theta = \tan^{-1} \frac{v}{u} \quad (2.15)$$

จากออปติคอลลโฟว์ที่ได้กล่าวมานั้น จะนำมาสร้างพลังงานจากแรงปฏิสัมพันธ์ระดับต่ำสองชนิดคือ พลังงานการกระจายตามระยะทาง (Propagating Force) และพลังงานการกระจายตามทิศทาง (Spreading Force) ที่จะกล่าวถึงในหัวข้อถัดไป

### 2.4 เกรเดียนท์ (Gradient)

เกรเดียนท์ของภาพ [67] ใช้สำหรับบ่งชี้ว่าภาพมีความเปลี่ยนแปลงไปอย่างไรบ้าง ประกอบด้วยข้อมูลสองชนิด คือ ขนาดและทิศทางของเกรเดียนท์ ขนาดของเกรเดียนท์ใช้เป็นสิ่งที่

บอกว่าภาพมีระดับการเปลี่ยนแปลงอย่างรวดเร็วเพียงใดซึ่งถ้าสีเข้มมากแสดงถึงเกรเดียนท์ที่มีค่ามาก ในขณะที่ทิศทางของเกรเดียนท์ในภาพแสดงถึงทิศทางของการเปลี่ยนแปลงของภาพ

เกรเดียนท์ของฟังก์ชันต่อเนื่องสองมิติ  $f[x, y]$  จะเก็บค่าเวกเตอร์สองมิติของแต่ละพิกัดที่มีองค์ประกอบของอนุพันธ์  $x$  และ  $y$

$$\underline{g}[x, y] = \nabla f[x, y] = \left[ \frac{\partial f}{\partial x}, \frac{\partial f}{\partial y} \right] \quad (2.16)$$

ซึ่งเป็นค่าต่อเนื่องของตัวดำเนินการปกติในสาขาฟิสิกส์ จากภาพ  $f[n, m]$  เป็นฟังก์ชันสเกลาร์ที่กำหนดค่าตัวเลข  $f$  ของแต่ละพิกัด  $[n, m]$  ซึ่งลักษณะตัวเลขนี้คล้ายกับระดับความสูงของภูมิประเทศในแผนที่ ในสาขาฟิสิกส์ ค่าเกรเดียนท์ของสเกลาร์  $f[x, y]$  คือ โพรดักต์ของตัวดำเนินการเวกเตอร์  $\nabla$  และสเกลาร์ของภาพ  $f$  จะได้ผลลัพธ์เป็น  $= \nabla f[x, y]$  สำหรับกระบวนการคำนวณเวกเตอร์ของแต่ละพิกัด  $[x, y]$  ที่เป็นพิกัดคาร์ทีเซียนประกอบด้วย  $\frac{\partial f}{\partial x}$  และ  $\frac{\partial f}{\partial y}$  ซึ่งเวกเตอร์สองมิติ  $\nabla f$  สามารถแสดงในรูปแบบแมกนิจูด  $|\nabla f|$  และทิศทาง  $\Phi\{\nabla f\}$  ได้ดังสมการต่อไปนี้

$$|\nabla f[x, y]| = \sqrt{\left(\frac{\partial f}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial f}{\partial y}\right)^2} \quad (2.17)$$

$$\Phi\{\nabla f[n, m]\} = \tan^{-1} \left[ \frac{\frac{\partial f}{\partial y}}{\frac{\partial f}{\partial x}} \right] \quad (2.18)$$

เวกเตอร์จะชี้ไปยังทิศทางที่มีค่าขึ้นสูง ที่มีระดับความชันของกราฟค่าสีเทาสูง

$$\underline{g}[n, m] = \nabla f[n, m] = \left[ \frac{\partial x * f[n, m]}{\partial y * f[n, m]} \right] \quad (2.19)$$

ในการประมวลผลภาพ ค่าแมกนิจูดของเกรเดียนท์ส่วนใหญ่ จะเป็นค่าประมาณของผลรวมแมกนิจูดขององค์ประกอบต่อไปนี้

$$\begin{aligned} \underline{g}[n, m] = \nabla f[n, m] &= \sqrt{(\partial x * f[n, m])^2 + (\partial y * f[n, m])^2} \\ &\cong |\partial x * f[n, m]| + |\partial y * f[n, m]| \end{aligned} \quad (2.20)$$

ค่าแมกนิจูด  $|\nabla f|$  คือค่าความชันในพื้นที่สามมิติ  $f$  ที่จุดสี  $[n, m]$  ค่ามุม  $\Phi\{\nabla f[n, m]\}$  เป็นตัวกำหนดทิศทางชี้ไปยังค่าสีที่มีค่าสูง เกรเดียนท์จะไม่ใช้ตัวดำเนินการเชิงเส้นและดังนั้นจึงไม่สามารถประเมินได้ว่าเป็นการคอนโวลูชันหรืออธิบายโดยฟังก์ชันการถ่ายโอน ค่าที่มากที่สุดของเกรเดียนท์จะ



ตรงกับจุดสี่ที่มีค่าสี่เท่ากระโดดด้วยจำนวนมากที่สุด และอาจใช้เทอร์สโพลต์กับขนาดเกรเดียนท์เพื่อกำหนดได้เช่นกัน ดังนั้น ค่าเกรเดียนท์สามารถใช้เป็นตัวดำเนินการหาขอบภาพได้

## 2.5 โมเดลพลังงานการเคลื่อนที่ของกลุ่มบุคคล (Models of Pedestrian Dynamics)

ในสถานที่กลุ่มบุคคลจำนวนมากลักษณะพฤติกรรมของบุคคล จะมีความสำคัญต่อในด้านการรักษาความปลอดภัย การดูแลสถานที่ และการจัดการ โดยเฉพาะอย่างยิ่ง บริเวณที่กลุ่มบุคคลมีการเคลื่อนที่เข้าหากันระบบรักษาความปลอดภัยจะยิ่งมีความสำคัญมาก เนื่องจากเหตุการณ์ความผิดปกติ เช่น อุบัติเหตุ การวิ่งหนีแตกตื่น เป็นต้น มาจากพฤติกรรมของกลุ่มบุคคลที่มีการเคลื่อนที่ปฏิสัมพันธ์ที่มีรูปแบบเฉพาะ ดังนั้น การตรวจจับพฤติกรรมของกลุ่มบุคคลอย่างอัตโนมัติ จึงเป็นสิ่งจำเป็นอย่างยิ่งเพื่อนำมาวิเคราะห์ลักษณะการปฏิสัมพันธ์ ว่ากลุ่มบุคคลในสถานที่ดังกล่าวมีเหตุการณ์ที่ผิดปกติหรือไม่ และเป็นงานที่มีความท้าทายเป็นอย่างมากการวิเคราะห์พฤติกรรมของกลุ่มบุคคลทำได้ยาก เนื่องจากภาพบริเวณกลุ่มบุคคลจำนวนมาก ภาพมีความซับซ้อน การติดตามแต่ละบุคคลทำได้ยาก เนื่องจากมีการบังกันและภาพบุคคลมีขนาดเล็กมาก ดังนั้น จึงมีหลากหลายงานวิจัยที่ทำการศึกษาและพัฒนาการวิเคราะห์พฤติกรรมเคลื่อนที่ของกลุ่มบุคคล เพื่อให้ได้อัลกอริทึมที่มีประสิทธิภาพสูง โดยจะเน้นการวิเคราะห์ลักษณะการเคลื่อนที่ของกลุ่มบุคคล ที่ถูกนำมาโมเดลทฤษฎีการเคลื่อนที่ทางฟิสิกส์ [68] เช่น ทฤษฎีจลน์ของแก๊ส ทฤษฎีแม่เหล็ก และกฎการเคลื่อนที่ ซึ่งสามารถอธิบายรายละเอียดได้ดังต่อไปนี้

### 2.5.1 ทฤษฎีจลน์ของแก๊ส (The Gas – Kinetic Model)

การวิเคราะห์การเคลื่อนที่โดยรวมของกลุ่มบุคคลได้รับการพัฒนาขึ้นบนพื้นฐานของแบบจำลองการไหลของแก๊สโบลซ์แมน (Boltzmann) ที่มีสมการการเคลื่อนที่เฉพาะของกลุ่มบุคคลและของไหลเหล่านี้ ประกอบด้วย กลไกคาร์ลิกซ์เซชันเพื่อความสมดุลของระบบ อิทธิพลของความดัน อิทธิพลของแรงเสียดทานภายใน และอุณหภูมิ ผลลัพธ์ที่น่าสนใจบางอย่างที่ได้มาจะสามารถนำไปเปรียบเทียบกับสถานการณ์จริงได้ เช่น การพัฒนาเส้นทางเดินของฝูงชนจำนวนมาก การแพร่กระจายของคลื่น พฤติกรรมบนพลอร์เด็นรำ และการจัดแผนการจราจรได้ โมเดลนี้ถูกพัฒนาเป็นงานแรกโดยผู้วิจัยแฮนเดอร์สันและคณะ [69] ซึ่งถือว่าการเคลื่อนที่ของฝูงชนเปรียบเสมือนกับโมเลกุลของแก๊สที่มีความเจือจาง ในขณะที่การเคลื่อนที่ของฝูงชนขนาดใหญ่มีความผันผวนแบบสุ่มและตามความเป็นจริงที่ว่าแต่ละบุคคลมีมวลและความเร็วที่แสดงให้เห็นว่าสมการแมกเวล-โบลซ์แมน (Maxwell-Boltzmann) สามารถใช้เพื่ออธิบายการเคลื่อนที่ของฝูงชนโดยรวมโดยใช้ฟังก์ชันความหนาแน่น  $f(\vec{x}, \vec{v}, t)$

แฮนเดอร์สันประยุกต์ใช้สมการแมกเวล-โบลซ์แมน (Maxwell-Boltzmann) เพื่อโมเดลการเคลื่อนที่ของกลุ่มบุคคลให้อยู่ในสถานะแก๊ส เมื่อมีการเคลื่อนที่ของฝูงชนและมีความหนาแน่นของอนุภาคต่ำ โดยกำหนดจำนวนการเคลื่อนที่ของกลุ่มบุคคลต่อหน่วยพื้นที่ ถ้ามีขนาดเล็กแต่ละบุคคลจะถือว่าสามารถเคลื่อนที่ด้วยความเร็วที่ต้องการได้ แต่อย่างไรก็ตามโมเดลนี้จะมีปัญหา

เมื่อการปฏิสัมพันธ์เกิดขึ้นบริเวณขอบและความหนาแน่นของอนุภาคเพิ่มขึ้น เช่น บริเวณพื้นที่ประตูดังกล่าว การเปลี่ยนแปลงของเหลวที่มีความหนาแน่น มีสมมติฐานดังนี้ ประการแรกการเคลื่อนไหวเป็นแบบต่อเนื่องในเวลา  $t$  ของจำนวนกลุ่มบุคคล  $N$  ที่ตำแหน่ง  $(x, y)$  และความเร็ว  $(V_x, V_y)$  ประการที่สองกลุ่มฝูงชนจะถือว่าเป็นกลุ่มก้อนเดียว ซึ่งแต่ละอนุภาคจะมีมวลและความเร็วมีค่าเท่ากัน มีความเป็นเนื้อเดียวกันคล้ายคลึงกับโมเลกุลของสารเคมี แม้ว่าแฮนเดอร์สันจะให้ความเห็นว่า การเป็นเนื้อเดียวกันอาจจะไม่มีความเหมาะสมเนื่องจาก ความสามารถที่ต่างกันระหว่างหญิงและชาย จึงเกิดแนวความคิดที่ว่าผู้หญิงและผู้ชายพฤติกรรมที่แตกต่างกัน ซึ่งความไม่เท่าเทียมเหล่านี้จะรวมถึงปัจจัยทางสังคมและสิ่งแวดล้อมอื่นๆด้วย เช่น อายุ เป็นต้น ข้อสันนิษฐานถัดไปคือ อนุภาคที่ไม่เกี่ยวข้องกันจะมีความเป็นอิสระจากกันในด้านตำแหน่งและความเร็ว ในที่สุดฝูงชนจะถูกตั้งสมมติฐานให้อยู่ในภาวะสมดุล และถือว่าค่าของบุคคลทั้งกลุ่มเป็นค่าเฉพาะแต่ละบุคคลด้วย ซึ่งสมการแมกเวล-โบลซ์แมน (Maxwell-Boltzmann) จะสามารถอธิบายสมมติฐานดังกล่าวได้ ฟังก์ชันความน่าจะเป็นแบบต่อเนื่อง  $P(V_x)$  สำหรับองค์ประกอบความผันผวนของความเร็ว  $V_x$  ด้วยสมการต่อไปนี้

$$P(V_x) = \frac{1}{N} \frac{dN_{v_x}}{dV_x} = \frac{1}{\sqrt{2\pi}v_{r.m.s}} \exp\left(-\frac{1}{2} \frac{V_x^2}{v_{r.m.s}^2}\right) \quad (2.21)$$

ซึ่ง  $v_{r.m.s}$  คือค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของความเร็ว  $v \equiv |V|$

$$\begin{aligned} \frac{\partial \rho}{\partial t} + \frac{\partial}{\partial x_1}(\rho v_1) + \frac{\partial}{\partial x_2}(\rho v_2) + \frac{\partial}{\partial v_1}(\rho A_1) + \frac{\partial}{\partial v_2}(\rho A_2) \\ = \left(\frac{\partial \rho}{\partial t}\right)_{event}^+ + \left(\frac{\partial \rho}{\partial t}\right)_{event}^- \end{aligned} \quad (2.22)$$

เมื่อ  $A_1$  และ  $A_2$  อธิบายกฎของความเร่งของระบบและเทอมที่ 6 และ 7 อธิบายเหตุการณ์แบบไม่ต่อเนื่องด้วยการเพิ่มหรือลดของเฟสเชิงพื้นที่ตามลำดับ

อย่างไรก็ตามข้อจำกัดในเรื่องนี้ไม่มีความจำเป็นต้องตามสมมติฐานที่ถูกต้องทุกข้อ สำหรับการสร้างโมเดลการไหลของกลุ่มบุคคล เนื่องจากจำนวนพื้นที่ของแต่ละบุคคลครอบครองอยู่ จะมีความสำคัญมากกว่า และการจำแนกประเภทของกลุ่มบุคคลในเรื่อง อายุ หรือ ลักษณะทางประชากรอื่นๆ ที่อาจส่งผลต่อพฤติกรรมของบุคคลในระบบ

## 2.5.2 ทฤษฎีแรงแม่เหล็ก (The Magnetic Force Model)

โมเดลแรงแม่เหล็กถูกพัฒนาโดย S. Okazaki และ S. Matsushita [70] ซึ่งโมเดลกลุ่มบุคคลในระบบ ให้เหมือนกับลักษณะการซาร์จประจุในสนามแม่เหล็ก แต่ละบุคคลในระบบจะได้รับประจุบวก ในขณะที่สถานที่เป้าหมาย เช่น ทางเข้าประตู หรือเคาท์เตอร์เซอร์วิส จะเป็นประจุลบ จะเห็นได้ชัดว่าลักษณะที่น่าสนใจจากคุณสมบัติแม่เหล็กที่มีแรงดึงดูด จะมีผลทำให้กลุ่มบุคคล

เคลื่อนที่ไปยังเป้าหมาย ในขณะที่เดียวกันกลุ่มบุคคลจะมีแรงผลักกับบุคคลอื่น ซึ่งสอดคล้องกับพฤติกรรมทางกายภาพ ที่มีการหลีกเลี่ยงการชนกับบุคคลอื่นและวัตถุอื่น เช่น ขอบ เมื่อทำการทดสอบ อินพุตจะเป็นซีรียส์ของเวกเตอร์เทกส์ในพิกัดคาร์ทีเซียน ด้วยรายละเอียดของปลายทางที่กำหนดค่าโมเดลแล้ว จะต้องใช้ข้อมูลจำนวนอินพุตเพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่สมจริงก่อนการจำลองที่เริ่มขึ้น ข้อมูลที่จำเป็น คือ จุดหมายปลายทาง ตำแหน่งเริ่มต้น ความเร็วเริ่มต้น ทิศทางการเคลื่อนที่ของบุคคล เวลาที่บุคคลเริ่มเดินและวิธีการเดิน ค่าอินพุตสุดท้ายเป็นสิ่งที่น่าสนใจที่สุด เนื่องจากการจำลองสามารถใช้เทคนิคที่บุคคลเดินไปตามทางที่ไม่มีอะไรขัดขวาง อีกจุดที่น่าสนใจในโมเดลนี้ คือ อินพุตข้อมูลความเร็วเป็นข้อมูลที่ง่ายเนื่องจากถ้าไม่มีขอบเขตความเร็ว บุคคลจะมีความเร่งขึ้นโดยไม่มีขีดจำกัดตามกฎของคูลอมบ์ เมื่อกลุ่มบุคคลถูกกำหนดให้เป็นวัตถุแม่เหล็ก กฎพลังงานที่เหมาะสมได้แก่ กฎของคูลอมบ์ สามารถอธิบายได้ดังสมการต่อไปนี้

$$F = \frac{1}{4\pi\epsilon} \frac{Q_1 Q_2}{s^2} \quad (2.23)$$

เมื่อ  $Q_1$  และ  $Q_2$  คือ ค่าเครื่องหมายของประจุสนามแม่เหล็กของวัตถุ  $s$  คือ ระยะทางระหว่างสองอนุภาค และ  $k$  คือค่าคงที่ของคูลอมบ์ ถ้า  $Q_1$  แทนประจุบวก และ  $Q_2$  แทนประจุลบหรือเป็นปลายทาง เนื่องจากการตั้งค่าสองมิติจะถูกพิจารณาว่าแรงเป็นจำนวนเวกเตอร์และอยู่ในรูปแบบกฎของคูลอมบ์ตามสมการ

$$F = k \cdot \frac{Q_1 Q_2}{s^3} \cdot \hat{s} \quad (2.24)$$

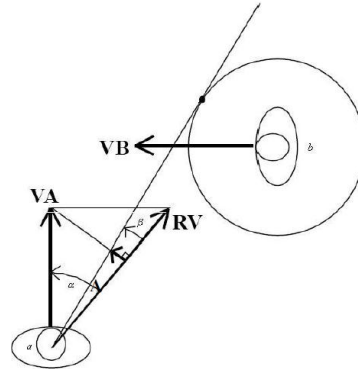
เมื่อ  $\hat{s}$  คือ ยูนิตเวกเตอร์มีทิศทางจาก  $Q_1$  ไปยัง  $Q_2$  ถ้าเป็นประจุเดียวกันที่มีการปฏิสัมพันธ์กันระหว่างบุคคลซึ่งเป็นแรงทางบวก ผลของแรงที่ได้จะเป็นแรงผลักต่อกัน ในทางกลับกันถ้าประจุต่างกัน เป็นกรณีของบุคคลกับปลายทางมีปฏิสัมพันธ์กันซึ่งเป็นแรงทางลบ และเป็นแรงดึงดูดของอนุภาคที่มีความเร่งไปยังปลายทาง เมื่อมีค่าอนุภาคที่มากกว่าสองตัวอยู่ในระบบจะถูกทับซ้อนกัน ซึ่งพลังงานระหว่างอนุภาค คือ ผลรวมของแรงทั้งหมดจากทุกคอมโพเนนท์

โมเดลนี้ยังประกอบด้วยอีกแรงหนึ่งมากระทำเมื่อกลุ่มบุคคลมีการชนกัน จะต้องมีการจำลองลักษณะที่มีการหลีกเลี่ยงกันภายในกลุ่ม ถ้าสองบุคคลเดินเข้าหากันในระยะทางที่กำหนด จะเกิดแรงใหม่ขึ้นกับบุคคลทั้งสอง เมื่อมีการตัดกันในระยะห่างพื้นที่กับบุคคลอื่น จะทำให้บุคคลมีความรู้สึกต่อต้านหรือเกิดเป็นแรงผลัก ส่งผลให้บุคคลมีการเร่งความเร็วเพื่อเปลี่ยนทิศทาง เนื่องจากป้องกันไม่ให้เกิดการชนกันดังภาพประกอบ 2-8 ซึ่งความเร็วสามารถแสดงได้ตามสมการ

$$\frac{dv_a}{dt} = \tan \beta \cdot \cos \alpha \cdot v_a \quad (2.25)$$

เมื่อ  $v_a$  คือ ความเร็วของบุคคล  $\beta$  คือ มุมระหว่างความเร็วที่สัมพันธ์กันของบุคคล  $a$  ไปยังบุคคล  $b$  ( $RV$ ) กับเส้นที่ติดต่อกันจากตำแหน่งบุคคล  $a$  ไปยังวงกลมรอบ  $b$  ซึ่งวงกลมนี้จะถูกเรียกว่าโมดูลพื้นที่

ของกลุ่มบุคคล ซึ่งถือเป็นพื้นที่อาณาเขตในโมเดลโซเซียลฟอร์ซ [13] และ  $\alpha$  คือ มุมระหว่าง( $RV$ ) กับความเร็วของบุคคล  $a$  ที่มีทิศทางไปยังบุคคล  $b$



ภาพประกอบ 2-1 แสดงพลังงานความเร่ง เมื่อบุคคล  $a$  พยายามหลีกเลี่ยงการชนกันกับ  $b$  [70]

โมเดลนี้ถูกใช้สำหรับจำลองการหลบหนีไปยังทางหนีไฟชั้นหนึ่งของอาคารสำนักงานแห่งหนึ่ง เพื่อวางแผนการเคลื่อนที่ของกลุ่มบุคคลของสถานีรถไฟใต้ดินและทางหนีไฟสำหรับห้องโถงของโรงแรม โมเดลนี้สามารถใช้ในการประเมินเวลาที่ใช้ในการหลบหนีในช่วงเวลาฉุกเฉิน วิเคราะห์พฤติกรรมการเข้าคิว จำนวนบุคคลที่เข้าคิว ความยาวของการเข้าคิวและลักษณะการเคลื่อนที่

### 2.5.3 พลังงานโซเซียลฟอร์ซ (The Social Force Model)

โมเดลนี้ได้รับการพัฒนาโดย D. Helbing และคณะ [71][72] พวกเขาแนะนำเสนอแนวคิดโมเดลโซเซียลฟอร์ซเพื่ออธิบายพฤติกรรมของกลุ่มบุคคล ถ้ากลุ่มบุคคลในพื้นที่ที่มีการเผชิญหน้ากัน พวกเขาจะมีพฤติกรรมขึ้นอยู่กับประสบการณ์ก่อนหน้ากับบริเวณพื้นที่เดิม และตอบสนองการกระทำต่อกันออกมาในรูปแบบที่ดีที่สุด ทำให้พฤติกรรมเหล่านี้เป็นประโยชน์เนื่องจากเป็นพฤติกรรมที่เกิดขึ้นอย่างอัตโนมัติและทำให้คาดการณ์ได้ โมเดลโซเซียลฟอร์ซเป็นโมเดลพฤติกรรมของบุคคลในระบบสามารถแทนด้วยจุด  $r_\alpha(t)$  ในพื้นที่ ซึ่งมีการเปลี่ยนแปลงอย่างต่อเนื่องด้วยความเร็วที่ตามสมการการเคลื่อนที่ต่อไปนี้

$$\frac{d\vec{r}_\alpha(t)}{dt} = \vec{v}_\alpha(t) \quad (2.26)$$

เมื่อความเร็ว  $\vec{v}_\alpha(t)$  คือ การเปลี่ยนแปลงการเคลื่อนที่ และ  $\vec{f}_\alpha(t)$  คือ ความเร่งถูกกำหนดด้วยโซเซียลฟอร์ซ ซึ่งแสดงถึงผลรวมความแตกต่างของแต่ละบุคคล ที่มีผลระหว่างสิ่งแวดล้อมและบุคคลอื่นๆ นอกจากนี้ยังมีการพิจารณาความผันผวนแบบสุ่มภายในระบบ ซึ่งเป็นการอธิบายพฤติกรรมที่ผันผวนก่อให้เกิด  $\xi_\alpha(t)$  ดังนั้น ค่าความเร่งคำนวณได้จากสมการ

$$\frac{d\vec{v}_\alpha}{dt} = \vec{f}_\alpha(t) + \xi_\alpha(t) \quad (2.27)$$

โมเดลประกอบด้วย  $f_\alpha^0(\vec{v}_\alpha)$  คือ พลังงานความเร่ง  $f_{\alpha B}^0 \vec{r}_\alpha$  คือ แรงผลักรจากขอบผนัง  $f_{\alpha\beta}(\vec{r}_\alpha, \vec{v}_\alpha, \vec{r}_\beta, \vec{v}_\beta)$  คือ แรงผลักรจากการปฏิสัมพันธ์จากบุคคลอื่นและ  $f_{\alpha i}^0(\vec{r}_\alpha, \vec{r}_i, t)$  คือ แรงดึงดูดที่สามารถคำนวณพลังงานไซเคิลฟอรัซได้จากสมการต่อไปนี้

$$\vec{f}_\alpha(t) = f_\alpha^0(\vec{v}_\alpha) + f_{\alpha B}(\vec{r}_\alpha) + \sum_{\beta \neq \alpha} f_{\alpha\beta}(\vec{r}_\alpha, \vec{v}_\alpha, \vec{r}_\beta, \vec{v}_\beta) + \sum_i f_{\alpha i}(\vec{r}_\alpha, \vec{r}_i, t) \quad (2.28)$$

โมเดลไซเคิลฟอรัซประกอบด้วย แรงขับเคลื่อน (The Driving Force) แรงปฏิสัมพันธ์ระหว่างบุคคล (Pedestrian Interaction) แรงปฏิสัมพันธ์กับบริเวณขอบ (Boundary Interactions) แรงปฏิสัมพันธ์แบบมีแรงดึงดูด (Attractive Interactions) ความผันผวนของพฤติกรรม (Individuality and Random Behaviour Fluctuations) ที่สามารถอธิบายแต่ละส่วนประกอบได้ดังนี้

แรงขับเคลื่อน (The Driving Force) คือ ส่วนประกอบหนึ่งของโมเดลไซเคิลฟอรัซซึ่งอธิบายพฤติกรรมบุคคล ที่เคลื่อนที่ไปยังเป้าหมายด้วยความเร็วที่ต้องการ  $v_\alpha^0$  ทิศทางที่ต้องการได้มาจาก  $\vec{e}_\alpha$  และมีความเบี่ยงเบนของความเร็วจริง  $\vec{v}_\alpha$  จากความเร็วที่ต้องการ  $\vec{v}_\alpha^0(t) = v_\alpha^0(t) \vec{e}_\alpha(t)$  ที่มีค่ารีแลกเซชันของเวลา  $\tau_\alpha$  ดังนั้น แรงขับเคลื่อนสามารถคำนวณได้ดังสมการต่อไปนี้

$$\vec{f}_\alpha^0 = \frac{1}{\tau_\alpha} (v_\alpha^0(t) \vec{e}_\alpha(t) - \vec{v}_\alpha(t)) \quad (2.29)$$

ทิศทางที่ต้องการของกลุ่มบุคคลสามารถอธิบายได้ดังนี้

$$\vec{e}_\alpha(t) = \frac{\vec{p} - \vec{r}_\alpha}{\|\vec{p} - \vec{r}_\alpha\|} \quad (2.30)$$

เมื่อ  $\vec{p}$  คือ ตำแหน่งเป้าหมายที่ต้องการ และ  $\vec{r}_\alpha$  ตำแหน่งปัจจุบัน แต่บ่อยครั้งที่มีกรณีที่ทำให้การเคลื่อนที่ของกลุ่มบุคคลมีความช้าลง เช่น บริเวณคอคอดหรือทางเข้าประตู ทำให้ต้องเพิ่มความเร็วในเวลานั้น สามารถอธิบายได้ดังสมการต่อไปนี้

$$v_\alpha^0(t) = [1 - n_\alpha(t)] v_\alpha^0(0) + n_\alpha(t) v_\alpha^{max} \quad (2.31)$$

เมื่อ  $v_\alpha^{max}$  คือ ค่าสูงสุดของความเร็วที่ต้องการ และ  $v_\alpha^0(0)$  ค่าความเร็วเริ่มต้น และพารามิเตอร์ต่อไปนี้แทนอุปสรรคการเคลื่อนที่ไปยังเป้าหมาย

$$n_\alpha(t) = 1 - \frac{\vec{v}_\alpha(t)}{v_\alpha^0(t)} \quad (2.32)$$

โดยอธิบายอุปสรรคของการเคลื่อนที่ไปยังเป้าหมาย  $\vec{x}(t)$  คือค่าความเร็วเฉลี่ยที่เคลื่อนที่ไปยังเป้าหมาย

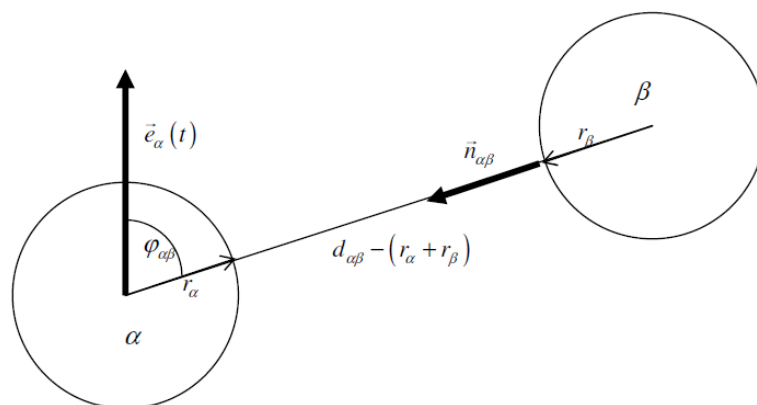
แรงปฏิสัมพันธ์ระหว่างบุคคล (Pedestrian Interaction) หมายถึงแรงผลักระหว่างกัน  $\vec{f}_{\alpha\beta}(\vec{r}_\alpha, \vec{v}_\alpha, \vec{r}_\beta, \vec{v}_\beta)$  อธิบายการปฏิสัมพันธ์ระหว่างบุคคล  $\alpha$  และ  $\beta$  ความต้องการของบุคคล  $\alpha$  ให้มีระยะห่างจากบุคคล  $\beta$  ตามสมการต่อไปนี้

$$\vec{f}_{\alpha\beta}(t) = A_\alpha^1 \exp\left[\frac{(r_{\alpha\beta} - d_{\alpha\beta})}{B_\alpha^1}\right] \vec{n}_{\alpha\beta} \cdot F_{\alpha\beta} + A_\alpha^2 \exp\left[\frac{(r_{\alpha\beta} - d_{\alpha\beta})}{B_\alpha^2}\right] \vec{n}_{\alpha\beta} \quad (2.33)$$

จากสมการ พจน์แรกของสมการพลังงานเป็นการอธิบายแนวโน้มของบริเวณพื้นที่ส่วนตัวของแต่ละบุคคล และจะช่วยให้หลีกเลี่ยงการชนกัน กรณีที่มีการเปลี่ยนแปลงความเร็วแบบทันทีทันใดในระบบพจน์ที่สองของสมการจะจัดการพฤติกรรมทางกายภาพของการปฏิสัมพันธ์ ในบริเวณที่จำนวนกลุ่มบุคคลมีความหนาแน่นสูงจะเกิดแรงเสียดทาน พารามิเตอร์  $A_\alpha^i$  และ  $B_\alpha^i$  หมายถึง ความแข็งแรงและระยะของการมีปฏิสัมพันธ์ พารามิเตอร์เหล่านี้ขึ้นอยู่กับอิทธิพลทางวัฒนธรรม เช่น พื้นที่ส่วนตัวบุคคล คาดว่าแตกต่างกันไป ขึ้นอยู่กับแบบจำลองทางสังคมนั้นๆ พารามิเตอร์  $d_{\alpha\beta}$  คือ ระยะระหว่างจุดกึ่งกลางของบุคคลที่พิจารณา  $r_{\alpha\beta}$  คือ ผลรวมของรัศมีของกลุ่มบุคคล  $\alpha$  และ  $\beta$  ซึ่ง  $\vec{n}_{\alpha\beta}$  เป็นนอร์มัลไลซ์เวกเตอร์ที่ชี้จาก  $\beta$  ไปยัง  $\alpha$

$$\vec{n}_{\alpha\beta} = \frac{\vec{x}_\alpha(t) - \vec{x}_\beta(t)}{d_{\alpha\beta}(t)} \quad (2.34)$$

เมื่อ  $\vec{x}_\alpha(t)$  คือ จุดกึ่งกลางของมวล  $\alpha$  ที่เวลา  $t$  และเช่นเดียวกับ  $\beta$  ดังภาพประกอบ 2-9 ที่แสดงให้เห็นพารามิเตอร์เหล่านี้



ภาพประกอบ 2-2 แสดงระยะระหว่าง  $\alpha$  และ  $\beta$  [72]

แต่ละกลุ่มบุคคลในระบบถูกโมเดลให้มีรูปแบบที่เป็นแกนของแข็งแทนที่จะเป็นลักษณะจุด และพารามิเตอร์สุดท้าย  $F_{\alpha\beta}$  สำหรับพฤติกรรมของกลุ่มบุคคลที่แตกต่างกันแบบอนิโซ

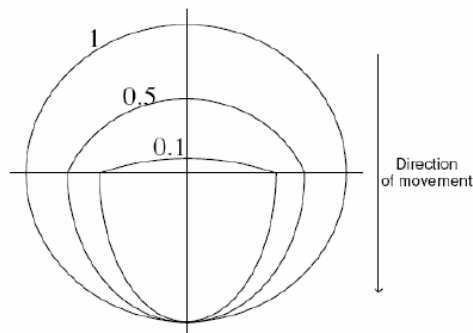
โทรปีค (Anisotropic) ยกตัวอย่างเช่น การกระทำของกลุ่มบุคคลที่อยู่ทางด้านหน้าจะมีผลต่อการเคลื่อนที่ของบุคคลที่อยู่ด้านหลัง กลุ่มบุคคลสามารถทำนายสิ่งที่จะเกิดขึ้นด้านหน้าของเขาและจะสามารถมีปฏิกิริยาตอบโต้ได้อย่างเหมาะสม พารามิเตอร์  $F_{\alpha\beta}$  เป็นแฟคเตอร์ที่ทำให้กลุ่มบุคคลอยู่ในมุมมองของระบบที่สามารถควบคุมได้ ซึ่งทำได้โดยแฟคเตอร์ที่ขึ้นอยู่กับมุม  $j$  เป็นมุมระหว่างการเคลื่อนที่ตามทิศทางของคนเดิน และทิศทางของการเคลื่อนที่ของกลุ่มบุคคล ที่มีแรงผลึกแสดงดังภาพประกอบ 2-10

$$F_{\alpha\beta} = \lambda_\alpha + (1 - \lambda_\alpha) \frac{1 + \cos(\varphi_{\alpha\beta})}{2} \quad (2.35)$$

เมื่อ  $\lambda_\alpha$  คือ ค่าศักร์ของคุณลักษณะอนิโซโทรปีคของกลุ่มบุคคล และ

$$\cos(\varphi_{\alpha\beta}) = -\vec{n}_{\alpha\beta}(t) \cdot \vec{e}_\alpha(t) \text{ เมื่อ } \vec{e}_\alpha(t) = \frac{\vec{v}_\alpha(t)}{\|\vec{v}_\alpha(t)\|} \quad (2.36)$$

เมื่อกำหนดให้  $\lambda_\alpha < 1$  เป็นการสร้างคุณลักษณะของอนิโซโทรปีคดังกล่าวข้างต้น บุคคลที่เคลื่อนที่อยู่ทางด้านหน้าจะมีผลกระทบโดยตรงเมื่อ  $\varphi = 0$  ดังนั้น  $F_{\alpha\beta} = 1$  และกลุ่มบุคคลอยู่ในช่วง  $0 < \varphi < \frac{\pi}{2}$  หรือ  $\frac{3\pi}{2} < \varphi < 2\pi$  จะมีผลกระทบมากที่สุด แสดงดังภาพประกอบ 2-10 สำหรับค่า  $\lambda$  ที่แตกต่างกัน



ภาพประกอบ 2-3 แสดงคุณลักษณะพฤติกรรมอนิโซโทรปีค  $F_{\alpha\beta}$  [72]

แรงปฏิสัมพันธ์กับบริเวณขอบ (Boundary Interactions) การปฏิสัมพันธ์กับบริเวณขอบของโมเดลนี้จะมีลักษณะคล้ายกับการมีปฏิสัมพันธ์กับบุคคลอื่น โดยไม่รวมค่าผลกระทบจากอนิโซโทรปีคของการปฏิสัมพันธ์ของกลุ่มบุคคล จะได้ว่า

$$\vec{f}_{\alpha B}(\vec{r}_\alpha) = A_{\alpha B} \exp\left(\frac{r_\alpha - d_{\alpha B}}{B_{\alpha B}}\right) \vec{n}_{\alpha B} \quad (2.37)$$

เมื่อ  $d_{\alpha B}$  คือ ระยะระหว่างบริเวณขอบและบุคคล  $n_{\alpha B}$  คือ นอร์มอลเวกเตอร์ที่ชี้จากบริเวณขอบไปยัง  $\alpha$  ซึ่งในสถานที่จริงส่วนใหญ่จะมีขอบมากกว่าหนึ่ง ทำให้อาจเกิดปัญหาว่าขอบอันไหนที่มีผลต่อโมเดล ซึ่งได้มีวิธีการแก้ปัญหาสามวิธีที่จะพิจารณาบริเวณขอบที่มีการปฏิสัมพันธ์ ได้แก่ 1) ขอบทั้งหมดที่มีผลต่อกลุ่มบุคคลเกิดเป็นพลังงานที่ถูกรวมกัน 2) พิจารณาเฉพาะอิลิเมนต์ที่ล้อมรอบที่มีระยะทางที่สั้นที่สุด 3) พิจารณาเฉพาะขอบที่มีผลกระทบมากที่สุด

แรงปฏิสัมพันธ์แบบมีแรงดึงดูด (Attractive Interactions) กรณีที่กลุ่มบุคคลมีลักษณะการเคลื่อนที่เข้าหากันแบบรวมกลุ่ม เช่น ครอบครัวที่มีความสัมพันธ์กันแบบใกล้ชิด หรือกลุ่มนักท่องเที่ยวที่จะต้องเดินทางไปด้วยกัน ในอดีตแรงดึงดูดเป็นค่าคงที่และเป็นอิสระต่อกัน เพื่อแสดงลักษณะที่ต้องการเป็นกลุ่มเดียวกันในช่วงเวลาทั้งหมด ต่อมาแรงดึงดูดจะขึ้นอยู่กับช่วงเวลา เมื่อบุคคลเคลื่อนที่แยกออกจากกลุ่มจะไม่สนใจแรงดึงดูด ซึ่งแรงดึงดูดจะคล้ายๆกับโมเดลของการปฏิสัมพันธ์ของกลุ่มคน อย่างไรก็ตามบริเวณที่มีแรงดึงดูด  $B_{\alpha i}$  มักมีขนาดใหญ่ขึ้นด้วย  $A_{\alpha i}$  มีขนาดเล็ก เป็นค่าลบมีค่าที่ขึ้นอยู่กับเวลา

ความผันผวนของพฤติกรรม (Individuality and Random Behaviour Fluctuations) พลังงานการปฏิสัมพันธ์ที่กล่าวมาแต่ละกลุ่มบุคคลอาจจะแสดงพฤติกรรมที่ไม่เหมือนกันและไม่แน่นอน ซึ่งเกิดขึ้นโดยเจตนาและไม่เจตนาด้วยการกระทำที่คาดหวังว่าจะมีความเหมาะสมที่สุด ซึ่ง  $\xi_{\alpha}(t)$  คือ เกาส์เซียนดิสทริบิวชันที่ตั้งฉากกับทิศทางที่ต้องการเคลื่อนที่ไป ตามสมการต่อไปนี้

$$\xi_{\alpha} = \langle \vec{e}_{\alpha}(t), \vec{f}_{\alpha}(t) \rangle X \vec{e}_{\alpha}^{perp} \quad (2.38)$$

เมื่อ  $X \propto N(0, \sigma^2)$  ที่มีฟังก์ชันความน่าจะเป็นแบบต่อเนื่องดังนี้

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \cdot \frac{1}{\sigma} \exp\left(\frac{-x^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2.39)$$

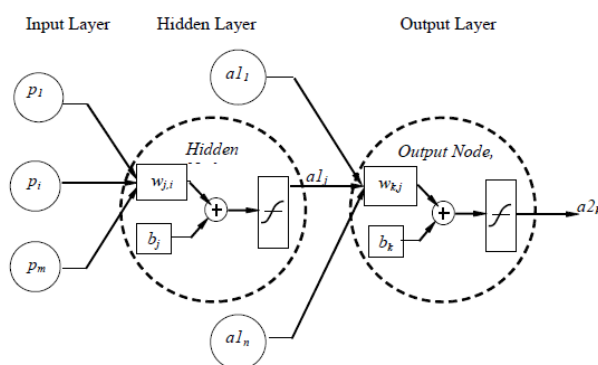
## 2.6 การจำแนกประเภทข้อมูลด้วยโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network : ANN)

โครงข่ายประสาทเทียม [73] ได้รับการพัฒนาขึ้นตามหลักการพื้นฐานของการทำงานของระบบประสาทของมนุษย์ มีการสร้างเครือข่ายหลากหลายประเภทขึ้น และมีการเชื่อมต่อระหว่างเครือข่ายซึ่งร่วมกันกำหนดพฤติกรรมของเครือข่าย ปัจจุบันได้มีการนำโครงข่ายประสาทเทียมมาใช้งานวิจัยอย่างกว้างขวาง เช่น งานจดจำรูปแบบ (ลายมือ ลายเซ็น ใบหน้า) งานพยากรณ์ (อากาศ หุ่น) งานแบ่งหมวดหมู่สิ่งของ และการจัดกลุ่ม เป็นต้น ซึ่งเป็นงานที่มีข้อมูลซับซ้อน โครงข่ายประสาทเทียมสามารถปรับตัวให้สามารถรับรู้ลักษณะข้อมูลที่เปลี่ยนแปลงได้ เนื่องจากโครงข่ายประสาทเทียมเป็นการประยุกต์แนวคิดที่การทำงานของระบบเซลล์ประสาท (nerve cells) หรือที่เรียกว่านิวรอน (neuron) เพื่อให้ระบบสามารถคิดและวิเคราะห์งานได้อย่างซับซ้อนมากขึ้น แบบจำลองของเซลล์ประสาทมีลักษณะที่เป็นพื้นฐานของนิวรอน ที่มีหน้าที่หลัก คือ นำข้อมูลอินพุต



มาคำนวณ และส่งเอาต์พุตไปยังส่วนปลายของเซลล์ประสาท เพื่อที่จะสามารถส่งเอาต์พุตไปยังเซลล์อื่นๆได้ต่อไป ซึ่งลักษณะของนิวรอนประกอบด้วย ส่วนอินพุตจากหลายแหล่งรวมกัน โดยมีการทำงานแบบไม่เป็นเส้นตรง เมื่อทำงานแล้วเสร็จจะแสดงผลเป็นเอาต์พุต ประกอบกันคล้ายกับลักษณะต้นไม้ที่มีราก กิ่ง และลำต้น ส่วนประกอบพื้นฐานของเซลล์ประสาทแบ่งเป็น 4 ชนิด คือ เดนไดรท์ (dendrites) ทำหน้าที่เป็นช่องทางเข้าของอินพุต ตัวเซลล์ (cell body) เป็นตัวประมวลผลสัญญาณอินพุต แอกซอน (axon) ทำหน้าที่ส่งออกสัญญาณหลังจากประมวลผล และซินแนปส์ (synapses) ทำหน้าที่ส่งออกสัญญาณไปยังเซลล์ประสาทอื่น ภายในสมองมนุษย์นิวรอนเหล่านี้จะเชื่อมโยงไปยังนิวรอนตัวอื่นๆ อีกหลายๆตัวด้วยจุดเชื่อมโยง เมื่อมีการกระตุ้นด้วยสิ่งเร้าภายนอกจะมีสัญญาณวิ่งผ่านเดนไดรท์เข้าสู่ตัวเซลล์ ซึ่งจะตัดสินใจว่าต้องกระตุ้นเซลล์อื่นๆต่อไปหรือไม่ ซึ่งการเรียนรู้หรือความทรงจำหนึ่งๆ จะเกิดการเปลี่ยนแปลงของนิวรอนหลายตัว โดยสามารถแบ่งหน้าที่ตามความถนัดในแต่ละงาน ซึ่งระดับความเข้มของสัญญาณหรือค่าน้ำหนักการเชื่อมโยงมีผลทำให้มนุษย์มีการเรียนรู้ การคิด และความจำ

คุณสมบัติของโครงข่ายประสาทเทียมมีความสามารถเทียบเท่ากับสมองของมนุษย์ที่สามารถเรียนรู้และจดจำ เช่น เมื่อมนุษย์ได้ศึกษาเรียนรู้หลายๆครั้ง ก็จะมีการจดจำว่าคืออะไร เมื่อเจอสิ่งที่ไม่เคยเรียนรู้มาก่อนก็จะสามารถแปลความหมายได้ว่าคืออะไรจากการเรียนรู้ที่ผ่านมา ซึ่งคุณสมบัติของโครงข่ายประสาทเทียมประกอบด้วย โหนด (node) ตัวแปรอินพุต (Input) ตัวแปรเอาต์พุต (Output) และค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight) จะมีลักษณะการทำงานดังนี้ การรับส่งสัญญาณที่ตัวแปรอินพุต จะใช้แนวคิดจากเดนไดรท์และแอกซอน การประมวลผลที่โหนดมีแนวคิดมาจากตัวเซลล์ การเชื่อมต่อนิวรอนด้วยค่าน้ำหนักที่แตกต่างกันที่ได้รับจากโหนดอื่นๆ มีแนวคิดมาจากไซแนป และจะมีฟังก์ชันที่ใช้ในการกำหนดสัญญาณเอาต์พุตที่เรียกว่าฟังก์ชันถ่ายโอน



ภาพประกอบ 2-4 โครงข่ายประสาทเทียมแบบไปข้างหน้า (Feedforward Network) [64]

ประเภทโครงข่ายประสาทเทียมแบบไปข้างหน้า ประกอบด้วย 3 ลำดับชั้น ได้แก่ ชั้นรับข้อมูล (Input Layer) ชั้นซ่อน (Hidden Layer) และชั้นแสดงผล (Output Layer) ดังแสดงในภาพประกอบ 2-12 แต่ละชั้นประกอบด้วยโหนดที่เชื่อมต่อกัน เพื่อให้สัญญาณเคลื่อนที่ไปในทิศทางข้างหน้า โดยเริ่มต้นจากชั้นรับข้อมูลไปยังชั้นแสดงผล ซึ่งโหนดในแต่ละชั้นขึ้นอยู่กับความซับซ้อนของงาน ผลลัพธ์จากแต่ละโหนดสามารถคำนวณได้ตามสมการต่อไปนี้

$$a1_j = f \left( \sum_{i=1}^m (w_{j,i} \cdot p_i) + b_j \right) \quad (2.40)$$

$$a2_k = f \left( \sum_{i=1}^n (w_{k,i} \cdot a_i) + b_k \right) \quad (2.41)$$

ซึ่ง  $p_i$  คือ ข้อมูลอินพุต  $a1_j$  คือ ผลลัพธ์จากชั้นซ่อน  $a2_k$  คือ ผลลัพธ์ของชั้นแสดงผล  $w$  คือ ค่าน้ำหนัก  $b$  คือ ค่าเบี่ยงเบน และ  $f(c)$  คือ ฟังก์ชันถ่ายโอน

ฟังก์ชันถ่ายโอนจะเป็นตัวกำหนดค่าผลลัพธ์ โดยสามารถเลือกได้ตามรูปแบบปัญหาขอบเขต ลักษณะผลลัพธ์เป็นค่าต่อเนื่องหรือไม่ ซึ่งฟังก์ชันถ่ายโอนมีหลายชนิด เช่น linear transfer function log-sigmoid transfer function tan-sigmoid transfer function เป็นต้น ส่วนค่าน้ำหนักและค่าเบี่ยงเบนจะเป็นค่าที่ได้จากกระบวนการเรียนรู้ ซึ่งกระบวนการเรียนรู้ที่เป็นที่นิยมคือการเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ

การเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับเป็นการคำนวณความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลอินพุตและผลลัพธ์ โดยการสุ่มค่าน้ำหนักและค่าเบี่ยงเบน นำผลลัพธ์ที่ได้จากค่าเริ่มต้นมาเปรียบเทียบกับผลลัพธ์จริง แล้วปรับค่าน้ำหนักและค่าเบี่ยงเบนจากค่าที่แตกต่างจากการเปรียบเทียบ จนกระทั่งได้ค่าผลลัพธ์ที่ใกล้เคียงและหรือตรงกับผลลัพธ์จริง จากนั้นนำค่าน้ำหนักและค่าเบี่ยงเบนสุดท้ายมาใช้กับข้อมูลอินพุตใหม่ การเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับประกอบด้วยสัญญาณ 2 ส่วน คือ สัญญาณส่งและสัญญาณแก้ไข โดยสัญญาณส่ง คือข้อมูลที่ถูกส่งเข้าสู่โครงข่ายประสาทเทียม และสัญญาณแก้ไขคือค่าที่แตกต่างระหว่างผลลัพธ์ที่ได้จากการคำนวณ และสามารถคำนวณการปรับค่าด้วยวิธี Levenberg-Marquardt Algorithm ได้ดังนี้

$$x_{new} = x_{old} + \Delta x \quad (2.42)$$

$$x_{new} = x_{old} - [J^T \cdot J + \mu I]^{-1} \cdot J^T \cdot e \quad (2.43)$$

$$g = 2J^T \cdot e \quad (2.44)$$

โดยที่  $x$  คือ ค่าถ่วงน้ำหนักและค่าเบี่ยงเบน  $J$  คือ จาคอบีเยนเมตริกซ์ของอนุพันธ์ค่าผิดพลาดต่อค่า  $x$   $J^T$  คือ ทรานสโพสของเมตริกซ์  $g$  คือ แพลคเตอร์เกรเดียนท์  $e$  คือ เมตริกซ์ค่าผิดพลาด  $I$  คือ เมตริกซ์ปั้งซี่  $\mu$  คือ แพลคเตอร์การเรียนรู้ ซึ่งจาคอบีเยนเมตริกซ์ของค่าถ่วงน้ำหนัก  $J(w)$   $J(b)$  จาคอบีเยนของค่าเบี่ยงเบน และเมตริกซ์ค่าผิดพลาดสามารถคำนวณได้ดังนี้

$$J(w) = \begin{bmatrix} \frac{\partial e_1}{\partial w_{1,1}} & \frac{\partial e_1}{\partial w_{1,2}} & \cdots & \frac{\partial e_1}{\partial w_{1,s2}} \\ \frac{\partial e_2}{\partial w_{2,1}} & \frac{\partial e_2}{\partial w_{2,2}} & \cdots & \frac{\partial e_2}{\partial w_{2,s2}} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \frac{\partial e_{s3}}{\partial w_{s3,1}} & \frac{\partial e_{s3}}{\partial w_{s3,2}} & \cdots & \frac{\partial e_{s3}}{\partial w_{s3,s2}} \end{bmatrix} \quad (2.45)$$

$$J(b) = \begin{bmatrix} \frac{\partial e_1}{\partial b_1} \\ \frac{\partial e_2}{\partial b_2} \\ \vdots \\ \frac{\partial e_{s3}}{\partial b_{s3}} \end{bmatrix} \quad (2.46)$$

$$\begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \\ \vdots \\ e_{s3} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} t_1^3 - a_1^3 \\ t_2^3 - a_2^3 \\ \vdots \\ ct_3^3 - a_3^3 \end{bmatrix} \quad (2.47)$$

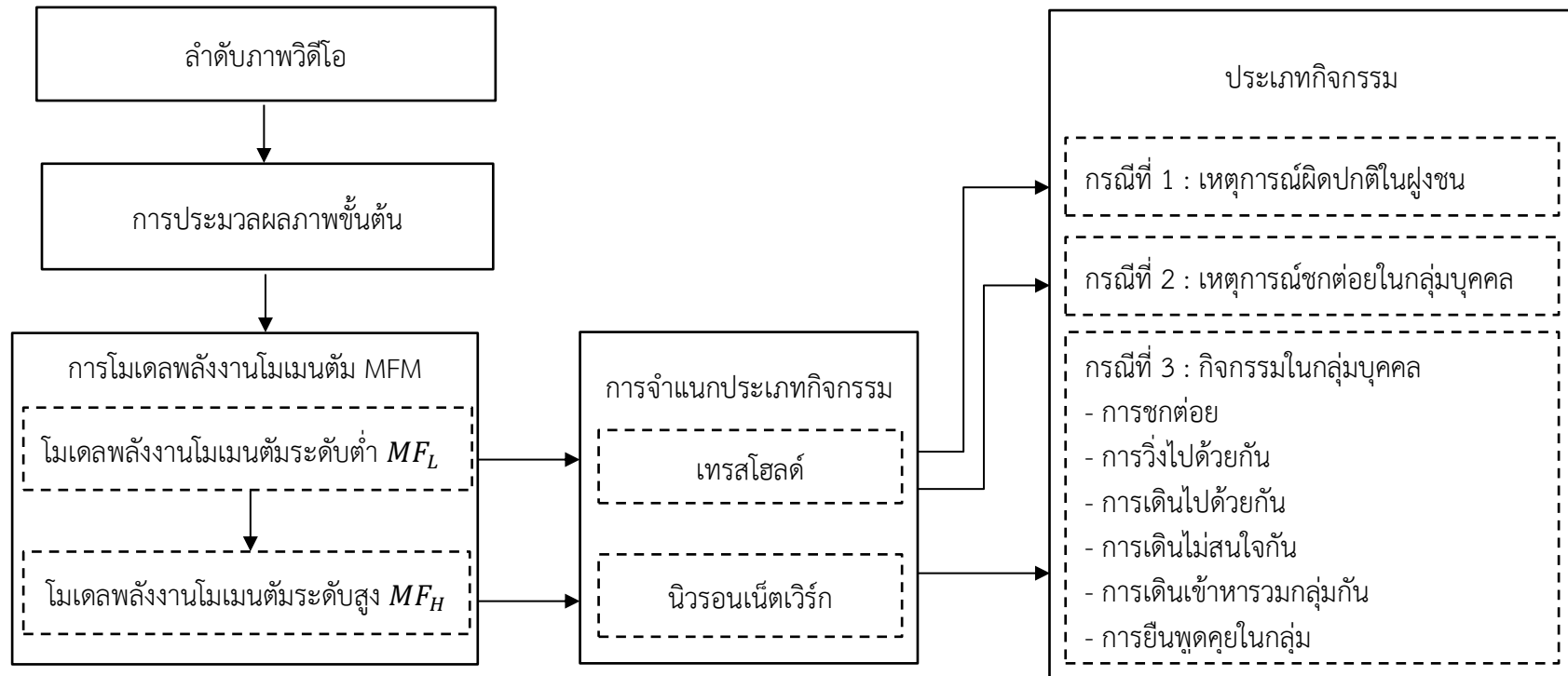
## 2.7 สรุป

จากรายละเอียดทฤษฎีและหลักการที่ได้กล่าวมา ประกอบด้วยการปรับปรุงคุณภาพของภาพ ได้แก่ การซูมตัวอย่างภาพ การแปลงรูปแบบของภาพแบบอ็พทิมัลฟิทรานสฟอร์มเมชัน และเพอร์สเปคทีฟทรานสฟอร์มเมชัน การหาพีเจอร์ของภาพด้วยทฤษฎีออฟติคอลโฟลว์ และเกรเดียนท์ การโมเดลพฤติกรรมของกลุ่มบุคคล ได้แก่ การใช้ทฤษฎีของแก๊ส ทฤษฎีแม่เหล็กไฟฟ้า ทฤษฎีพลังงานไซเซิล และสุดท้ายการจำแนกประเภทข้อมูลด้วยนิเวศเน็ตเวิร์ก ซึ่งจากการศึกษาทฤษฎีดังกล่าว ผู้วิจัยจึงได้นำเอาทฤษฎีเหล่านี้มาศึกษาวิจัย เพื่อพัฒนาโมเดลใหม่ในการปฏิสัมพันธ์ในกลุ่มบุคคล ได้แก่ การปรับปรุงคุณภาพของภาพ การใช้พีเจอร์ออฟติคอลโฟลว์ มาสร้างเป็นโมเดลพลังงานโมเมนตัม (Momentum Force Model: MFM) ที่มีพื้นฐานมาจากโมเดลพลังงานไซเซิลซึ่งรายละเอียดของโมเดลจะกล่าวถึงในบทถัดไป

### บทที่ 3

#### ระเบียบวิธีวิจัย

ในบทนี้จะนำเสนอระเบียบวิธีการวิจัยสำหรับการตรวจจับพฤติกรรมที่ผิดปกติของฝูงชนและกลุ่มบุคคล ซึ่งงานวิจัยนี้ได้พัฒนาโมเดลขึ้นมาใหม่ ที่เรียกว่าโมเดลพลังงานโมเมนตัม (Momentum Force Model : MFM) เพื่อวิเคราะห์กิจกรรมของฝูงชนและกลุ่มบุคคล โดยเน้นการพัฒนาพีเจอร์ ที่มีแนวคิดตามลักษณะพฤติกรรมเคลื่อนที่ของกลุ่มบุคคลที่มีการปฏิสัมพันธ์กัน ภาพรวมของระบบ จะแสดงถึงภาพประกอบ 3-1 สามารถอธิบายได้ว่า เริ่มต้นจากลำดับภาพวิดีโอที่เข้ามาจะเข้าสู่กระบวนการ การปรับภาพด้วยวิธีการเพอร์สเปคทีฟทรานส์ฟอร์ม (Perspective Transform) เพื่อเป็นการปรับมุมมองของภาพให้เป็นสัดส่วนเดียวกันทั่วทั้งภาพ แล้วนำภาพที่ได้มาตรวจจับการเคลื่อนที่ของบุคคลในภาพ ด้วยพีเจอร์ออปติคอลโพลาร์ที่ตำแหน่งกริด จากนั้นนำออปติคอลโพลาร์ที่ได้มาคำนวณพลังงานโมเมนตัม ด้วยโมเดลพลังงานโมเมนตัมระดับต่ำ (Low-Level Momentum Force :  $MF_L$ ) และนำค่าพลังงานที่ได้มาแปลความหมายเพื่อตัดสินว่าเป็นเหตุการณ์ใด ด้วยวิธีการเทอร์สโพลาร์ ซึ่งพลังงาน  $MF_L$  จะสามารถนำมาทดสอบการตรวจจับพฤติกรรมที่ผิดปกติหรือเหตุการณ์วังหนีในฝูงชนระดับปานกลางได้ อีกทั้งพลังงาน  $MF_L$  ยังสามารถตรวจจับพฤติกรรมชกต่อยในกลุ่มบุคคลได้ โดยจะต้องคำนวณค่าพลังงานร่วมกับแพคเตอร์การชกต่อย ที่สามารถแยกกิจกรรมชกต่อยออกจากกิจกรรมอื่นๆได้แก่ การวิ่งไปด้วยกัน (RunInGroup) การเดินไปด้วยกัน (WalkInGroup) การเดินไม่สนใจกัน (Ignoring) การเดินเข้าหารวมกลุ่มกัน (Gathering) และการยืนพูดคุยในกลุ่ม (StandTalking) และตัดสินเหตุการณ์ด้วยวิธีการเทอร์สโพลาร์ นอกจากนี้ การจำแนกกิจกรรมชนิดอื่นๆในกลุ่มบุคคลสามารถทำได้เช่นกันโดยจะต้องคำนวณค่าพลังงาน  $MF_L$  ร่วมกับโมเดล  $MF_H$  ซึ่งเป็นพลังงานโมเมนตัมในระดับสูง ประกอบด้วย พลังงานการเคลื่อนที่แบบกลุ่ม (Group Motion Force : GMF) ถูกสร้างขึ้นเพื่ออธิบายพฤติกรรมของกิจกรรมที่มีการเคลื่อนที่ไปด้วยกันทั้งกลุ่ม พลังงานการเคลื่อนที่แบบปฏิสัมพันธ์ (Interaction Motion Force : IMF) ถูกสร้างขึ้นเพื่ออธิบายพฤติกรรมของกิจกรรมที่มีปฏิสัมพันธ์กันภายในกลุ่มแบบทิศทางตรงกันข้าม และพลังงานการเคลื่อนที่แบบส่วนกลับพื้นที่ (Reciprocal Motion Force : RMF) ที่ถูกพัฒนาขึ้นเพื่ออธิบายความขนาดของกลุ่มบุคคล จากนั้น นำพลังงานการเคลื่อนที่ทั้งสามชนิดมาเรียนรู้ด้วยนิเวศน์เน็ตเวิร์ก ที่สามารถจำแนกได้ 6 กิจกรรม ได้แก่ การชกต่อย (Fighting) การวิ่งไปด้วยกัน (RunInGroup) การเดินไปด้วยกัน (WalkInGroup) การเดินไม่สนใจกัน (Ignoring) การเดินเข้าหารวมกลุ่มกัน (Gathering) และการยืนพูดคุยในกลุ่ม (StandTalking)



ภาพประกอบ 3-1 แสดงขั้นตอนการตรวจจับพฤติกรรมผิดปกติในกลุ่มบุคคล

### 3.1 การประมวลผลภาพขั้นต้น (Image Pre-Processing)

จากภาพวิดีโอที่ได้จากกล้องที่มีตำแหน่งด้านบนในสถานที่จริง จะได้ภาพที่มีมุมมองแบบเพอร์สเปคทีฟที่มีขนาดวัตถุตำแหน่งด้านหน้ากล้องมีขนาดใหญ่ และจะมีขนาดเล็กลงไปเมื่อตำแหน่งของวัตถุมีระยะห่างจากกล้องออกไป ทำให้ขนาดภาพบุคคลที่อยู่บริเวณด้านหน้ากล้องมีขนาดใหญ่กว่าบุคคลที่อยู่ไกลจากกล้อง เมื่อต้องการคำนวณพลังงานโมเมนตัม ขั้นตอนแรกระบบจะต้องตรวจจับการเคลื่อนที่ของวัตถุหรือบุคคล ด้วยวิธีการออปติคัลโฟลว์ซึ่งเป็นพีเจอร์ระดับต่ำ แต่ละวัตถุหรือบุคคลจะประกอบด้วยโฟลว์จำนวนมาก และแต่ละโฟลว์จะต้องนำมาหาค่าพลังงานดังกล่าวและผลรวมจากการปฏิสัมพันธ์ของทุกโฟลว์จะนำมาวิเคราะห์ว่ามีความผิดปกติหรือไม่ ซึ่งภาพวิดีโอที่ได้ในมุมมองแบบเพอร์สเปคทีฟที่มีขนาดคนไม่เท่ากัน จะทำให้จำนวนโฟลว์ที่เกิดขึ้นจากการเคลื่อนที่ต่อวัตถุหรือบุคคลใดๆ มีจำนวนที่ไม่เท่ากันด้วย ส่งผลให้การคำนวณค่าพลังงานดังกล่าวนำไปวิเคราะห์เหตุการณ์ความผิดปกติผิดพลาดได้ เพื่อเป็นการแก้ไขปัญหาก็กล่าวมาจึงจะต้องใช้กระบวนการแก้ไขมุมมองของภาพเพื่อหาความสัมพันธ์เชิงพื้นที่ระหว่างสองภาพ ดังนั้นก่อนจะนำภาพวิดีโอมาใช้ในการตรวจจับพฤติกรรมของกลุ่มบุคคล จะต้องนำภาพวิดีโอมาเข้าสู่กระบวนการแปลงภาพในมุมมองเพอร์สเปคทีฟที่เป็นมุมมองภาพใกล้เคียงปกติ ด้วยกระบวนการ Perspective Transformation กับภาพวิดีโอก่อนนำมาเข้าสู่กระบวนการคำนวณพลังงานดังกล่าว โดยกำหนดเมตริกซ์ (H) ขนาด 3X3 คูณด้วยจุด  $p(x, y)$  ในระนาบ  $\pi$  จะได้จุด  $p'(x', y')$  ในระนาบ  $\pi'$  ตามสมการ (3.1) และ (3.2)

$$p' = H \cdot p \quad (3.1)$$

$$\begin{pmatrix} wx' \\ wy' \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a & b & c \\ d & e & f \\ g & h & i \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ 1 \end{pmatrix} \quad (3.2)$$

จากภาพประกอบ 3-2 แสดงตัวอย่างผลลัพธ์จากการทำ perspective transformation ภาพประกอบ 3-2a คือภาพต้นฉบับจากวิดีโอที่มีสัดส่วนของภาพไม่เท่ากัน และภาพประกอบ 3-2b คือ ภาพหลังการปรับมุมมองของภาพให้มีสัดส่วนของภาพที่เท่ากันหรือใกล้เคียงกัน โดยพิจารณาให้ขนาดบุคคลมีความเหมาะสมใกล้เคียงกันทั้งภาพ



(a)



(b)

ภาพประกอบ 3-2 แสดงตัวอย่างวิธีการ Perspective transformation (a) ภาพต้นฉบับ

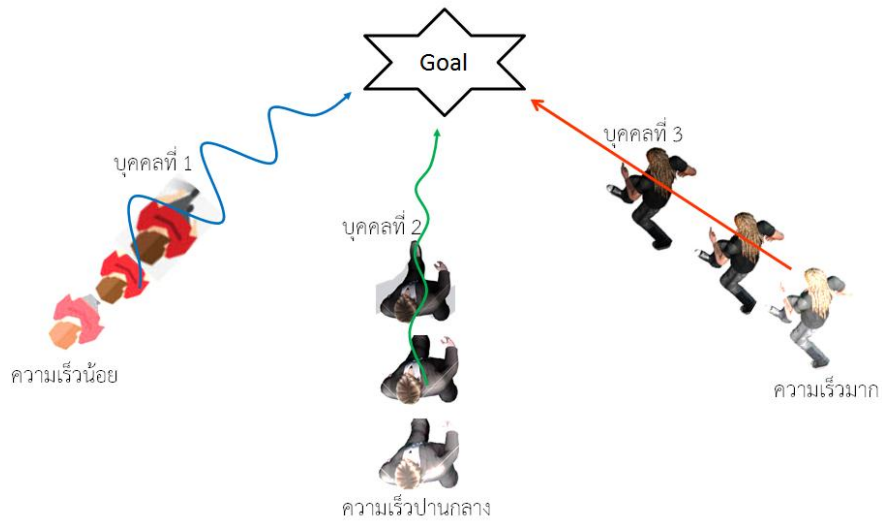
(b) ภาพหลังจากการปรับมุมมอง

### 3.2 พลังงานโมเมนตัมระดับต่ำ (Low-Level Momentum Force Model : MFM<sub>L</sub>)

ในบริเวณสถานที่สาธารณะที่มีฝูงชนเดินพลุกพล่าน แต่ละบุคคลต่างก็เคลื่อนที่ไปยังเป้าหมายที่แต่ละบุคคลต้องการต่างกันไป ซึ่งลักษณะพฤติกรรมเคลื่อนที่มาจากวัตถุประสงค์ของบุคคลนั้นๆ ที่แตกต่างกันหรือเหมือนกัน โดยผู้วิจัยจะนำลักษณะพฤติกรรมเคลื่อนที่ มาสร้างเป็นโมเดลพลังงานการเคลื่อนที่ของแต่ละบุคคล เมื่อแต่ละบุคคลเคลื่อนที่ด้วยคุณสมบัติ มวล ความเร็ว และทิศทาง ตามกฎการเคลื่อนที่ของนิวตัน และลักษณะพฤติกรรมของบุคคล การเคลื่อนที่ขึ้นอยู่กับโมเมนตัมของวัตถุหรือบุคคล เนื่องจากโมเมนตัมของวัตถุเป็นปริมาณการเคลื่อนที่ของวัตถุ หมายถึง ความพยายามที่วัตถุจะเคลื่อนที่ไปข้างหน้า ปริมาณโมเมนตัมจะมีขนาดมากหรือน้อยขึ้นอยู่กับมวลและความเร็วของวัตถุในขณะนั้น ตามสมการต่อไปนี้

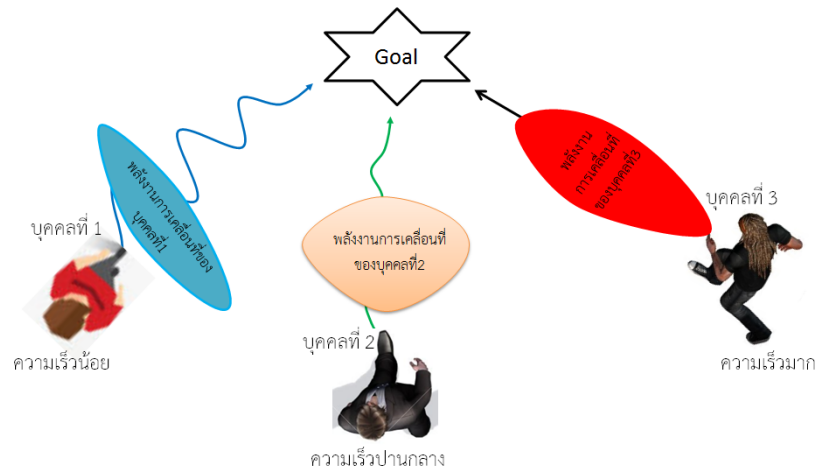
$$\vec{P} = m\vec{v} \quad (3.3)$$

เมื่อ  $\vec{P}$  คือ โมเมนตัม  $m$  คือ มวล และ  $\vec{v}$  คือ ความเร็ว ดังนั้น จากภาพประกอบ 3-3 เมื่อบุคคลที่ 1 มีการเคลื่อนที่อย่างช้าๆ เนื่องจากวัตถุประสงค์ที่ไม่เร่งรีบ บุคคลจึงสามารถเคลื่อนที่ด้วยทิศทางที่ไม่แน่นอนเปลี่ยนไปมาในทิศทางอื่นได้เนื่องจากโมเมนตัมมีค่าน้อย เมื่อบุคคลที่ 2 มีการเคลื่อนที่เร็วขึ้น จะมีค่าโมเมนตัมที่มากขึ้น ทำให้พฤติกรรมเคลื่อนที่ของบุคคลที่ 2 มีทิศทางที่ตรงไปยังเป้าหมายได้มากขึ้น ในขณะที่บุคคลที่ 3 การเคลื่อนที่ในลักษณะการวิ่งด้วยวัตถุประสงค์ที่มีความเร่งรีบให้ถึงเป้าหมายโดยเร็ว ด้วยความเร็วมากทำให้โมเมนตัมของบุคคลที่ 3 มีค่ามาก ทำให้พฤติกรรมเคลื่อนที่ของบุคคลที่ 3 มีทิศทางไปยังเป้าหมายได้เท่านี้การจะเคลื่อนที่เปลี่ยนไปมาในทิศทางอื่นสามารถกระทำได้อย่างยาก



ภาพประกอบ 3-3 ตัวอย่างลักษณะการเคลื่อนที่ของแต่ละบุคคลที่ขึ้นอยู่กับความเร็ว

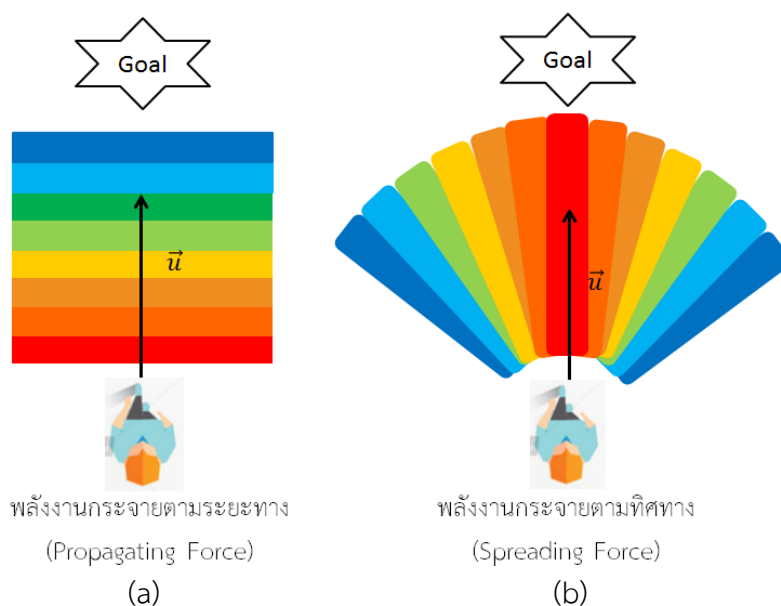
จากลักษณะพฤติกรรมเคลื่อนที่ของกลุ่มบุคคลดังที่กล่าวมา จะสามารถนำมาสร้างแนวคิดโมเดลพลังงานการเคลื่อนที่ เพื่อจะได้ทราบว่าในภาพวิดีโอที่มีกลุ่มบุคคลจำนวนมาก มีลักษณะการเคลื่อนที่อย่างไร สามารถนำมาวิเคราะห์เหตุการณ์ที่ผิดปกติได้ต่อไป โดยใช้ประโยชน์จากความเร็วและทิศทางของบุคคล ได้ตั้งภาพประกอบ 3-4 บุคคลที่ 1 เคลื่อนที่ด้วยความเร็วช้ามีลักษณะการเคลื่อนที่แกว่งไปมา ระยะทางที่ไปได้มีค่าน้อย สามารถนำมาวิเคราะห์ได้ว่าค่าพลังงานการเคลื่อนที่จะมีค่าน้อย มุมการกระจายพลังงานกว้างหรือมีค่ามาก และระยะทางที่พลังงานเคลื่อนที่ไปได้มีค่าน้อย บุคคลที่ 2 เคลื่อนที่ด้วยความเร็วปานกลาง ทิศทางการเคลื่อนที่แกว่งได้น้อยลง ระยะทางที่เคลื่อนที่ได้มีค่ามากขึ้น จะกำหนดให้ค่าพลังงานการเคลื่อนที่มีค่าปานกลาง มุมการกระจายพลังงานมีค่าปานกลาง และระยะทางที่พลังงานเคลื่อนที่ไปได้มีค่าปานกลาง และบุคคลที่ 3 เคลื่อนที่ด้วยลักษณะการวิ่งที่มีความเร็วมาก ทิศทางการเคลื่อนที่จะพุ่งตรงไปยังเป้าหมาย จะกำหนดให้มีค่าพลังงานการเคลื่อนที่มาก มุมการกระจายพลังงานมีค่าน้อย เนื่องจากทิศทางเคลื่อนที่ลักษณะตรงไปยังเป้าหมายเท่านั้น และระยะทางที่พลังงานเคลื่อนที่ไปได้มีค่ามาก



ภาพประกอบ 3-4 ตัวอย่างแนวคิดพลังงานการเคลื่อนที่ของแต่ละบุคคลขึ้นอยู่กับความเร็ว



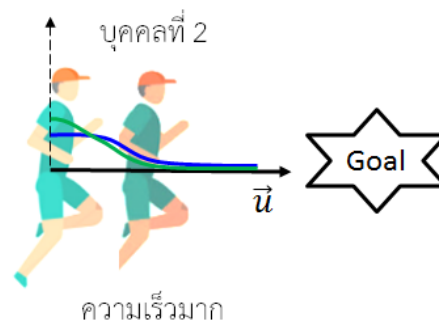
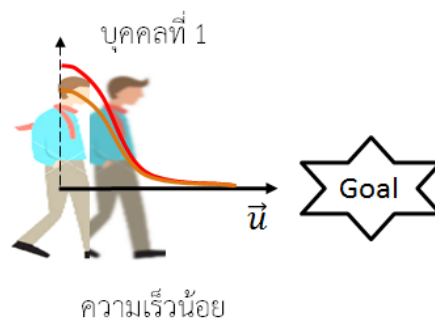
จากแนวคิดโมเดลพลังงานในภาพประกอบที่ 3-4 สามารถออกแบบพลังงานการเคลื่อนที่ที่เรียกว่าโมเดลพลังงานโมเมนตัมระดับต่ำ (Low-Level Momentum Force Model: MFM<sub>L</sub>) ซึ่งแต่ละพลังงานจะมาจากเวกเตอร์การเคลื่อนที่ของบุคคลที่ได้ มาจากออปติคอลโฟลว์ซึ่งเป็นพีเจอร์การเคลื่อนที่ของวัตถุในระดับต่ำ ที่สามารถอธิบายได้จากภาพประกอบ 3-5 ประกอบด้วยพลังงาน 2 ชนิด ได้แก่ พลังงานกระจายตามระยะทาง (Propagation Force) และพลังงานกระจายตามทิศทาง (Spreading Force) สำหรับพลังงานกระจายตามระยะทางคือระยะที่พลังงานสามารถกระจายไปได้จากจุดตั้งต้นของบุคคลไปยังทิศทางเป้าหมาย ซึ่งจะแปรผันตามระยะทางของบุคคลและความเร็ว นั่นคือ พลังงานที่ระยะใกล้กับบุคคลจะมีค่ามากที่สุด และจะมีค่าน้อยลงเมื่อระยะห่างออกไปจากบุคคล ดังแสดงตามภาพประกอบ 3-5a ส่วนภาพประกอบ 3-5b คือพลังงานกระจายตามทิศทาง ที่เป็นมุมหรือความกว้างที่พลังงานสามารถแผ่กระจายไปได้ ขึ้นอยู่กับทิศทางและความเร็ว เมื่อพลังงานกระจายอยู่ในทิศทางของเป้าหมาย พลังงานจะมีค่าสูงสุดและจะลดลงมาเมื่อพลังงานแผ่กระจายในทิศทางที่ห่างออกมาจากทิศทางเป้าหมายนั้น



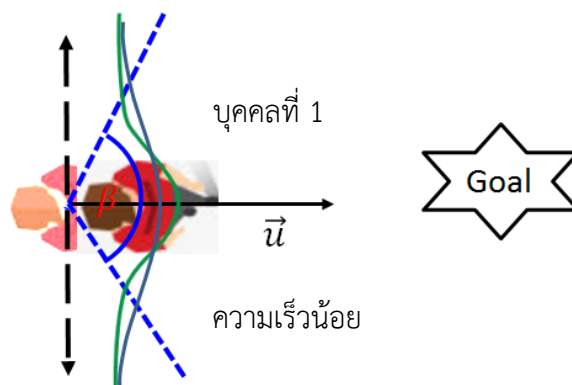
ภาพประกอบ 3-5 แนวคิดโมเดลพลังงานโมเมนตัมระดับต่ำที่ประกอบด้วย (a) พลังงานกระจายตามระยะทาง (Propagation Force) และ (b) พลังงานกระจายตามทิศทาง (Spreading Force)

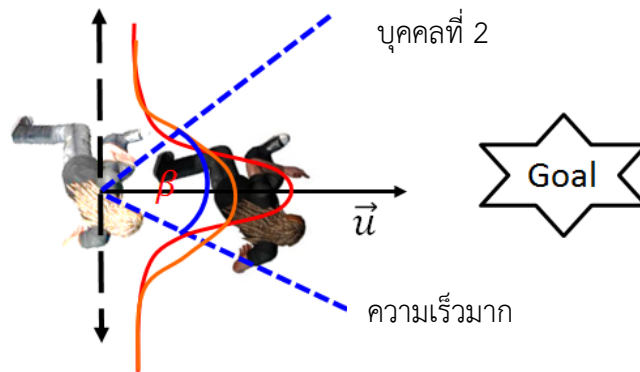
ทั้งนี้ พลังงานกระจายตามระยะทาง (Propagating Force) ดังที่ได้กล่าวมาแล้วจะมีระยะการกระจายของพลังงานที่ขึ้นอยู่กับความเร็วของบุคคล เนื่องจากถ้าบุคคลเคลื่อนที่ด้วยความเร็วมาก ระยะทางที่ไปได้ก็จะมาก ในทางตรงกันข้ามถ้าบุคคลเคลื่อนที่ด้วยความเร็ว น้อย ระยะทางที่บุคคลไปได้จะมีค่าน้อย ดังนั้น พลังงานการกระจายตามระยะทางจะมีค่ามาก เมื่อบุคคลเคลื่อนที่ด้วยความเร็วมาก ซึ่งพฤติกรรมนี้จะถูกอธิบายด้วยกราฟรูปแบบเกาส์เซียน ที่มีค่าสูงสุดของกราฟอยู่บริเวณจุดตั้งต้นของบุคคล แต่ค่าสูงสุดนี้จะขึ้นอยู่กับความเร็วของบุคคล และจะมีค่าลดลงเมื่อมีระยะที่ห่างออกมาจากจุดตั้งต้น ดังภาพประกอบที่ 3-6 สำหรับพลังงานกระจายตามทิศทาง

(Spreading Force) ก็จะมีมุมการแผ่กระจายและค่าพลังงานที่ขึ้นอยู่กับความเร็วเช่นกัน เนื่องจากถ้าบุคคลมีการเคลื่อนที่ด้วยความเร็ว จะมีทิศทางที่พุ่งตรงไปยังตำแหน่งเป้าหมายและระยะทางที่เคลื่อนที่ไปได้จะมีค่ามาก ทำให้พลังงานในตำแหน่งทิศทางเป้าหมายมีค่ามากแต่มีมุมการกระจายที่น้อย แต่ถ้าบุคคลเคลื่อนที่ไปยังเป้าหมายด้วยความเร็วที่น้อย ทำให้ค่าสูงสุดในทิศทางเป้าหมายมีค่าน้อยเช่นกันแต่จะมีมุมการกระจายมาก ซึ่งสามารถแทนพฤติกรรมของการแผ่กระจายของพลังงานนี้ได้ด้วยกราฟเกาส์เซียนดังแสดงในภาพประกอบ 3-7



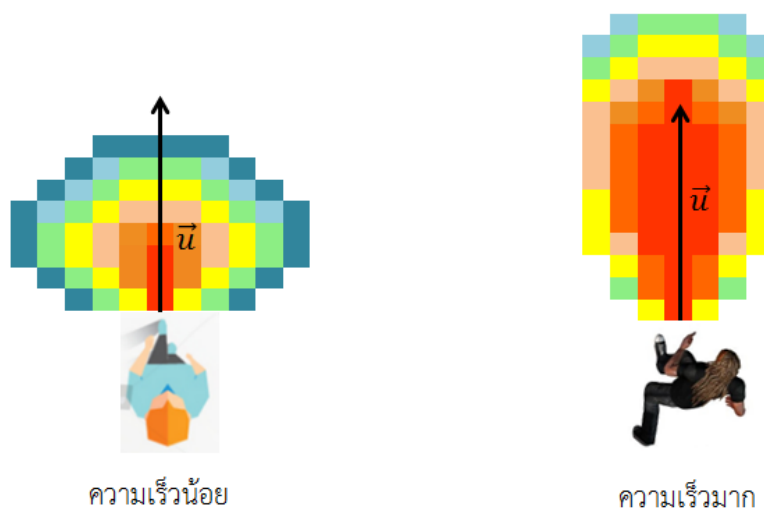
ภาพประกอบ 3-6 ตัวอย่างแนวคิดพลังงานกระจายตามระยะทางเมื่อบุคคลเคลื่อนที่ด้วยความเร็วต่างกัน





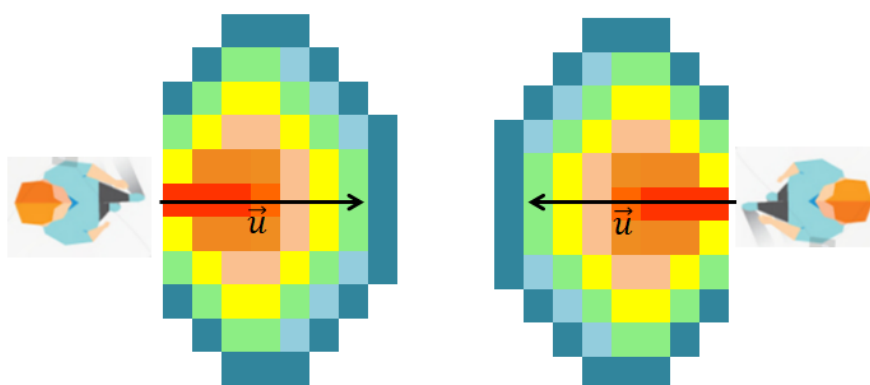
ภาพประกอบ 3-7 ตัวอย่างแนวคิดพลังงานกระจายตามทิศทางเมื่อบุคคลเคลื่อนที่ด้วยความเร็วต่างกัน

จากแนวคิดการหาค่าพลังงานพลังงานกระจายตามระยะทาง (Propagation Force) และพลังงานกระจายตามทิศทาง (Spreading Force) ดังกล่าว จะต้องทำการรวมพลังงานกระจายตามระยะทางกับพลังงานกระจายตามทิศทาง เพื่อให้ได้ผลลัพธ์ค่าพลังงาน  $MFM_L$  ที่เหมาะสมสามารถรวมพลังงานได้หลายวิธี เช่น การบวก (Summation) การแอนด์ (And) การอินเตอร์เซค (Intersect) และการคูณ (Multiply) หรืออื่นๆ ซึ่งผู้วิจัยทำการเลือกวิธีการคูณ เนื่องจากผลลัพธ์ที่ได้จะสามารถกำจัดบริเวณขอบที่ไม่ต้องการได้ ดังภาพประกอบ 3-8 ที่แสดงตัวอย่างแผนภาพพลังงาน  $MFM_L$  ซึ่งสีแดงจะแสดงค่าพลังงานมาก ในขณะที่ สีส้ม สีเหลือง สีเขียว สีฟ้า และสีน้ำเงินจะแสดงค่าพลังงานที่น้อยลงตามลำดับ ตัวอย่างบุคคลที่เคลื่อนที่ด้วยความเร็วน้อยดังภาพประกอบ 3-8a จะมีพลังงาน  $MFM_L$  น้อยที่แผ่กระจายกว้างและระยะทางการกระจายไปยังเป้าหมายน้อย ส่วนภาพประกอบ 3-8b ตัวอย่างบุคคลที่เคลื่อนที่ด้วยความเร็วมากค่าพลังงาน  $MFM_L$  มาก มุมการแผ่กระจายน้อยและระยะการกระจายไปยังเป้าหมายมาก

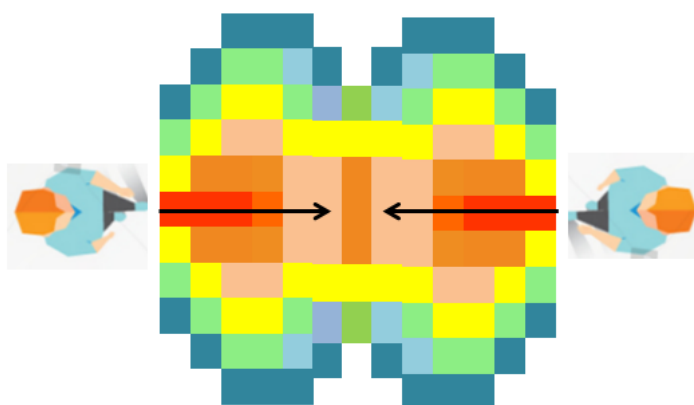


ภาพประกอบ 3-8 ตัวอย่างแผนภาพพลังงาน  $MFM_L$  เมื่อบุคคลเคลื่อนที่ด้วยความเร็วที่ต่างกัน

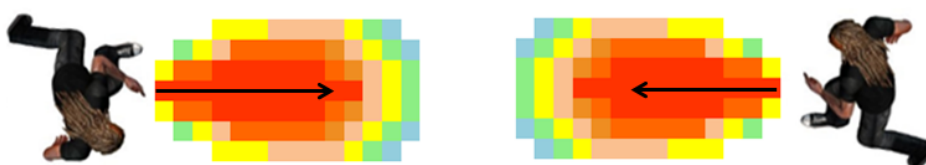
จากการรวมพลังงานที่ได้กล่าวมาเป็นการยกตัวอย่างของพลังงาน  $MFM_L$  เพียงหนึ่ง ออปติคอลโฟลว์เท่านั้น ซึ่งเมื่อบุคคลเคลื่อนที่เข้าหากันหรือมีปฏิสัมพันธ์กันแล้ว จะต้องมีการรวม พลังงานปฏิสัมพันธ์กัน เพื่อนำไปวิเคราะห์พฤติกรรมที่จะเกิดขึ้นต่อไปได้ ซึ่งการรวมพลังงานเมื่อมี การปฏิสัมพันธ์กันระหว่างบุคคล สามารถรวมกันได้ดังแนวคิดในภาพประกอบ 3-9 แสดงตัวอย่างเมื่อ สองบุคคลเดินเข้าหากันด้วยความเร็วช้าๆ มีระยะห่างที่ยังไม่มีการปฏิสัมพันธ์กัน ดังภาพประกอบ 3-9a แต่เมื่อบุคคลเคลื่อนที่เข้าหากันด้วยระยะที่ใกล้กันมากขึ้นจะมีการปฏิสัมพันธ์กันโดยสามารถรวม พลังงานที่เกิดขึ้น เพื่อแสดงให้เห็นว่ามีการปฏิสัมพันธ์ที่มากหรือน้อยเพียงใด จากภาพประกอบ 3-9b การปฏิสัมพันธ์ที่เกิดขึ้นมีความไม่รุนแรง เนื่องจากแผนภาพพลังงานมีสีส้มเพียงเล็กน้อย ส่วน ภาพประกอบ 3-9c บุคคลวิ่งเข้าหากันด้วยความเร็วมากด้วยระยะที่ยังไม่มีการปฏิสัมพันธ์ แต่ พลังงานการเคลื่อนที่ของแต่ละบุคคลมีค่ามาก และเมื่อเข้าใกล้กันมีการปฏิสัมพันธ์เกิดพลังงานที่มีค่า มากแผนภาพพลังงานเกิดสีแดง ดังภาพประกอบ 3-9d เมื่อได้ผลรวมพลังงานจากการปฏิสัมพันธ์ของ กลุ่มบุคคลแล้ว จะนำค่าพลังงานนี้ไปวิเคราะห์เหตุการณ์ความผิดปกติของฝูงชนต่อไป



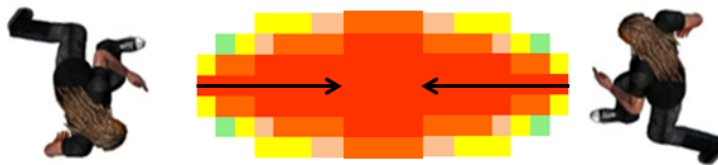
(a)



(b)



(c)



(d)

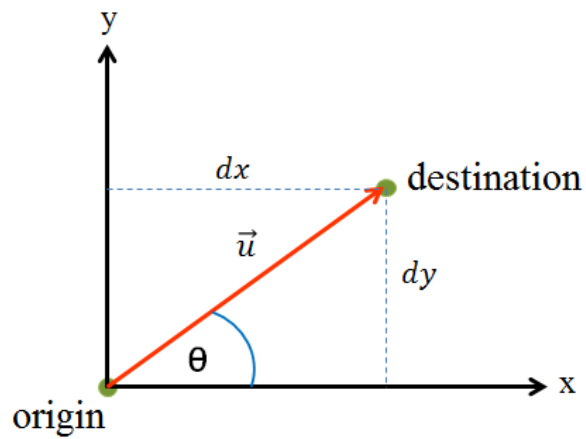
ภาพประกอบ 3-9 ตัวอย่างผลรวมพลังงาน  $MFM_L$  (a) สองบุคคลเดินเข้าหากันด้วยความเร็วต่ำ (b) การปฏิสัมพันธ์ที่เกิดขึ้นจากบุคคลเข้าหากันด้วยความเร็วต่ำ (c) สองบุคคลเดินเข้าหากันด้วยความเร็วมาก (d) การปฏิสัมพันธ์ที่เกิดขึ้นจากบุคคลเข้าหากันด้วยความเร็วมาก

จากแนวคิดที่ได้กล่าวมาจะสามารถนำมาสร้างโมเดลพลังงานโมเมนตัม (Low-Level Momentum Force Model:  $MFM_L$ ) เพื่อนำไปวิเคราะห์พฤติกรรมของฝูงชนต่อไปด้วยวิธีการดังต่อไปนี้ การคำนวณออปติคอลโฟลว์จะอธิบายในหัวข้อ 3.2.1 การคำนวณพลังงานกระจายตามระยะทาง (Propagating Force) จะอธิบายในหัวข้อ 3.2.2 พลังงานกระจายตามทิศทาง (Spreading Force) จะอธิบายในหัวข้อ 3.2.3 การรวมพลังงานปฏิสัมพันธ์ระดับต่ำจะอธิบายในหัวข้อ 3.2.4 ผลการจำลองโมเดล MFM จะอธิบายในหัวข้อ 3.2.5

### 3.2.1 ออปติคอลโฟลว์ (Optical Flow)

หลังจากภาพผ่านกระบวนการประมวลผลภาพขั้นต้น ด้วยการแก้ไขมุมมองภาพด้วยวิธีการเพอร์สเปกทีฟทรานส์ฟอร์มแล้ว จะเข้าสู่การโมเดล  $MFM_L$  เพื่อหาลักษณะการปฏิสัมพันธ์กัน ในระหว่างกลุ่มบุคคลในภาพ ซึ่งแต่ละเฟรมนั้นการเคลื่อนที่ของบุคคลจะแทนด้วยออปติคอลโฟลว์ ณ ตำแหน่งกริด เนื่องจากเป็นวิธีการที่ไม่ซับซ้อนเมื่อเทียบกับพีเจอร์แบบ spatio-temporal ที่ยากและซับซ้อน แนวคิดในการหาแรงปฏิสัมพันธ์ในกลุ่มจะเน้นไปที่พฤติกรรมของการปฏิสัมพันธ์โดยไม่มีการติดตามวัตถุที่เคลื่อนที่นั้น และจะต้องหาค่าพลังงานทุกๆกริดที่มีโฟลว์ ดังนั้นขนาดของกริดจึงมีความสำคัญในแง่ของเวลาที่ใช้ในการคำนวณอัลกอริทึมและสามารถเพิ่มความถูกต้องของโปรแกรมซึ่งจะใช้ทฤษฎี Shannon Sampling Theory [17] เพื่อประมาณการค่าแซมเพิลเรตในการเลือกค่าการเคลื่อนที่ของโฟลว์ในภาพ หรือขนาดของกริดแล้วมีค่าความผิดพลาดต่ำที่สุด จากทฤษฎีขนาดของกริดจะมีค่าเป็นสองเท่าของช่องแบนด์วิดท์ซึ่งจากสมมติฐานวัตถุที่เราสนใจจะมีขนาดเป็นสองเท่าของกริด ถ้ากริดมีขนาดใหญ่กว่าวัตถุหรือคนจะทำให้ข้อมูลการเคลื่อนที่ของคนหายไป ดังนั้นแต่ละตำแหน่งกริดออปติคอลโฟลว์จะถูกสร้างขึ้นเพื่อแทนวัตถุที่เคลื่อนที่ในระหว่างเฟรมที่อยู่ติดกันตามสมการ 3.4 และวิธีการคำนวณค่าออปติคอลโฟลว์แสดงดังภาพประกอบ 3-10 และภาพประกอบที่ 3-11 แสดงตัวอย่างออปติคอลโฟลว์ในภาพวิดีโอ เมื่อกริดมีขนาดแตกต่างกัน ซึ่งภาพประกอบที่ 3-11a กำหนดให้ค่ากริดมีขนาด 10 พิกเซล ซึ่งมีขนาดเล็กกว่าความกว้างของตัวคนมากจะทำให้เกิดโฟลว์เป็นจำนวนมากเมื่อบุคคลมีการเคลื่อนที่ ภาพประกอบที่ 3-11b กำหนดให้ค่ากริดมีขนาด 15 พิกเซล ที่มีขนาดเล็กกว่าความกว้างของตัวคนเล็กน้อย จำนวนโฟลว์ที่เกิดขึ้นจะน้อยลง ภาพประกอบที่ 3-11c กำหนดให้ค่ากริดมีขนาด 20 พิกเซล ที่มีขนาดใหญ่กว่าความกว้างของตัวคนเล็กน้อย

จำนวนโพล์ที่เกิดขึ้นน้อยลงมากหรือข้อมูลการเคลื่อนที่ของบุคคลหายไป และภาพประกอบที่ 3-11d กำหนดให้ค่ากริดมีขนาด 25 พิกเซลที่มีขนาดใหญ่กว่าความกว้างของตัวคนสองเท่า จำนวนโพล์ที่เกิดขึ้นน้อยลงมากทำให้ข้อมูลการเคลื่อนที่ของบุคคลหายไปมากขึ้น



ภาพประกอบ 3-10 วิธีการคำนวณค่าออปติคอลโพล์

$$\|\vec{u}\| = \sqrt{u^2 + v^2}, \theta = \tan^{-1} \frac{v}{u} \quad (3.4)$$

ซึ่ง  $u = \frac{dx}{dt}$  และ  $v = \frac{dy}{dt}$  คือ ออปติคอลโพล์



(a)



(b)



(c)



(d)

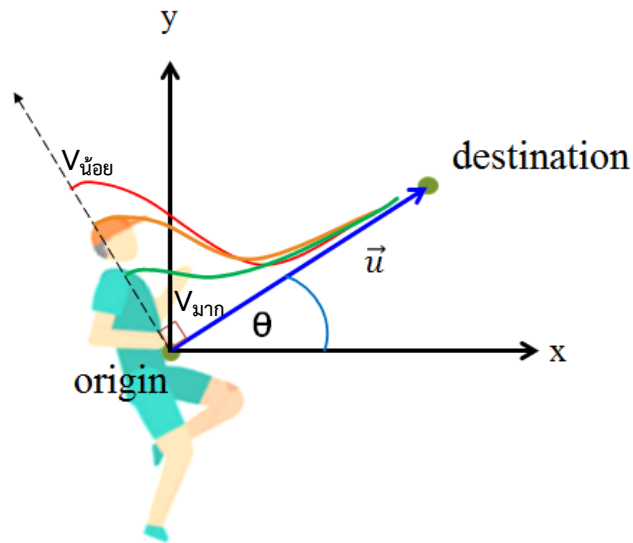
ภาพประกอบ 3-11 ตัวอย่างออปติคอลโฟลว์ในภาพวิดีโอเมื่อกริดมีขนาดแตกต่างกัน

### 3.2.2 พลังงานกระจายตามระยะทาง (Propagating Force)

พลังงานกระจายตามระยะทาง คือ พลังงานเกิดจากออปติคอลโฟลว์ซึ่งเป็นพีเจอร์ในระดับต่ำ ที่กระจายจากจุดตั้งต้นของเวกเตอร์ไปยังทิศทางเป้าหมาย ค่าของพลังงานขึ้นอยู่กับขนาดของเวกเตอร์โฟลว์และเป็นลักษณะรูปแบบเกาส์เซียน ถ้าบุคคลเคลื่อนที่ด้วยความเร็วช้าลักษณะพลังงานจะเป็นกราฟเกาส์เซียนที่มีค่าสูงและแคบ แต่ถ้าบุคคลเคลื่อนที่ด้วยความเร็วมากลักษณะพลังงานจะเป็นกราฟเกาส์เซียนที่มีค่าต่ำและกว้าง พลังงานในตำแหน่งใกล้จุดตั้งต้นจะมีค่าพลังงานสูงและจะลดลงเมื่อตำแหน่งอยู่ห่างจุดตั้งต้นออกไปตามภาพประกอบ 3-12 และค่าพลังงานกระจายตามระยะทางสามารถคำนวณได้จากสมการ 3.5

$$P(\vec{u}) = \frac{2.5}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(\|\vec{u}\| - \mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (3.5)$$

เมื่อ  $P(\vec{u})$  คือ พลังงานกระจายในแนวตั้งสัมพันธ์กับ  $\vec{u}$ ;  $\sigma$  คือส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน  $\mu$  คือ ค่าเฉลี่ย พลังงานกระจายในแนวตั้ง  $P(\vec{u})$  เป็นรูปแบบเกาส์เซียนดิสทริบิวชัน และมีค่าสูงสุดเท่ากับ 1.0 และจากการทดลอง ค่าของ  $\sigma$  และ  $\mu$  ที่ใช้คือ 1.0 และ 0.0 ตามลำดับ



ภาพประกอบ 3-12 ตัวอย่างการคำนวณพลังงานกระจายตามระยะทางของแต่ละออปติคอลโฟลว์

### 3.2.3 พลังงานกระจายตามทิศทาง (Spreading Force)

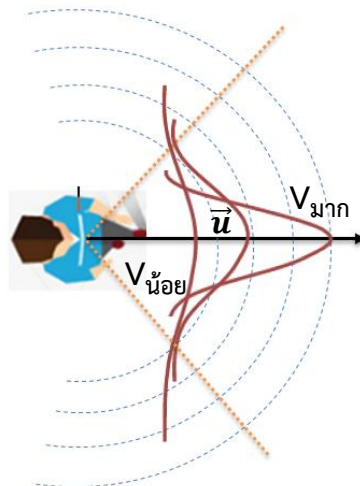
พลังงานกระจายตามทิศทางถูกสร้างขึ้นเพื่อให้ความหมายว่า พลังงานกระจายจากจุดตั้งต้นไปยังบริเวณวงรอบข้างอย่างไร ซึ่งการกระจายพลังงานขึ้นอยู่กับขนาดและทิศทางของเวกเตอร์หรือออปติคอลโฟลว์ ซึ่งพฤติกรรมการกระจายของพลังงานคือ ถ้าขนาดของออปติคอลโฟลว์มีค่าน้อย พลังงานกระจายตามทิศทางจะมีค่าน้อยและมีมุมกระจายมาก ในทางตรงกันข้ามเมื่อขนาดของออปติคอลโฟลว์มีค่ามาก พลังงานกระจายตามทิศทางจะมีค่ามากและจะมีมุมกระจายน้อย ตามภาพประกอบ 3-12 ค่ามุมการกระจายสามารถคำนวณได้จากสมการ 3.6

$$\beta(\vec{u}) = 180e^{-0.25\|\vec{u}\|} \quad (3.6)$$

เมื่อ  $\beta(\vec{u})$  คือค่าของมุมกระจายจาก 0-180 องศา

ทุกๆออปติคอลโฟลว์จะมีการกระจายแรงในรูปแบบเกาส์เซียน ตามที่แสดงในภาพประกอบ 3-13 และสามารถคำนวณพลังงานได้จากสมการ (3.7)





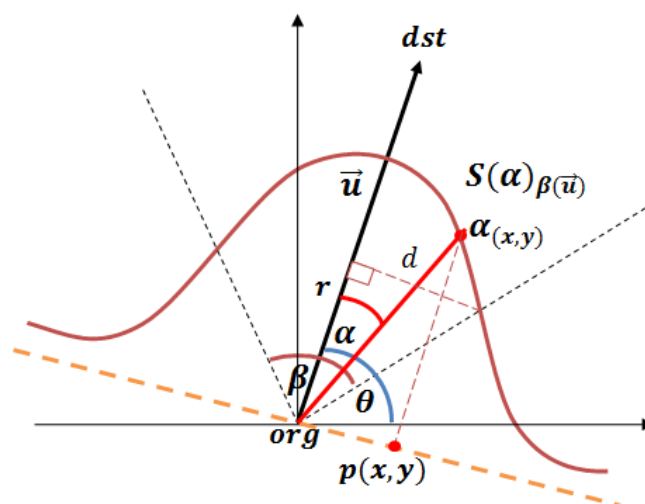
ภาพประกอบ 3-13 ตัวอย่างพลังงานกระจายตามทิศทางของแต่ละออปติคอลโฟลว์

ทุกๆจุดที่พิจารณา จะได้มุม  $\alpha(x, y)$  ถูกกำหนดได้โดยสมการ 3.7 และสมการ 3.8  
จะได้พลังงานกระจายตามทิศทาง

$$\alpha(x, y) = \cos^{-1} \frac{(x * \vec{u}.dstx) + (y * \vec{u}.dsty)}{\sqrt{x^2 + (\vec{u}.dstx)^2 + \sqrt{y^2 + (\vec{u}.dsty)^2}} \quad (3.7)$$

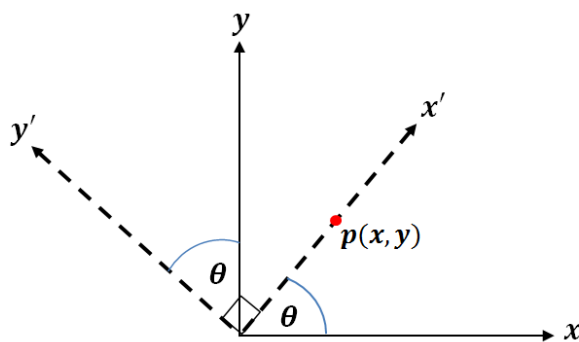
$$S(\alpha)_{\beta(\vec{u})} = \frac{2.5}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(p(x,y)-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (3.8)$$

เมื่อ  $S(\alpha)_{\beta(\vec{u})}$  คือ พลังงานกระจายตามทิศทางที่สัมพันธ์กับ  $\beta(\vec{u})$  ที่มุม  $\alpha = [0 \dots \beta]$  และ  $\sigma = r \tan \frac{\beta}{2}$  อธิบายได้ตามภาพประกอบ 3-14



ภาพประกอบ 3-14 ตัวอย่างการหาค่า  $p(x, y)$  ในสมการพลังงานกระจายตามทิศทาง

แต่ในความเป็นจริงแล้วแต่ละโพล์ ณ ตำแหน่ง  $\alpha(x, y)$  ใดๆจะมีโอกาสอยู่ในทุกควอดรนต์ทำให้ระยะการกระจายมีค่าที่แตกต่างกันไปในแต่ละควอดรนต์ การหาระยะ  $p(x, y)$  เพื่อให้ได้ค่าของเกาส์เซียนในพิกัดของแกน  $x$  สามารถหาได้ดังนี้ ตามกฎของการหมุนพิกัดตั้งภาพประกอบ 3-15 ตามสมการ 3.9



ภาพประกอบ 3-15 การหาค่า  $x'$  ตามกฎการหมุนพิกัด

$$x' = x \cos \theta + y \sin \theta = p(x, y) \quad (3.9)$$

เมื่อ  $\theta$  คือ มุมระหว่างโพล์กับแกน  $x$  ซึ่งแต่ละควอดรนต์จะมีการหาค่า  $p(x, y)$  ที่แตกต่างกันไปตามภาพประกอบ 3-16 ควอดรนต์ที่ 1 คำนวณค่า  $p(x, y)$  จากสมการ 3.10 ตามภาพประกอบ 3-15b

$$p(x, y) = (x - x_{org}) \cos(90 - \theta) + (y - y_{org}) \sin(90 - \theta) \quad (3.10)$$

ควอดรนต์ที่ 2 คำนวณค่า  $p(x, y)$  จากสมการ 3.11 ตามภาพประกอบ 3-15a

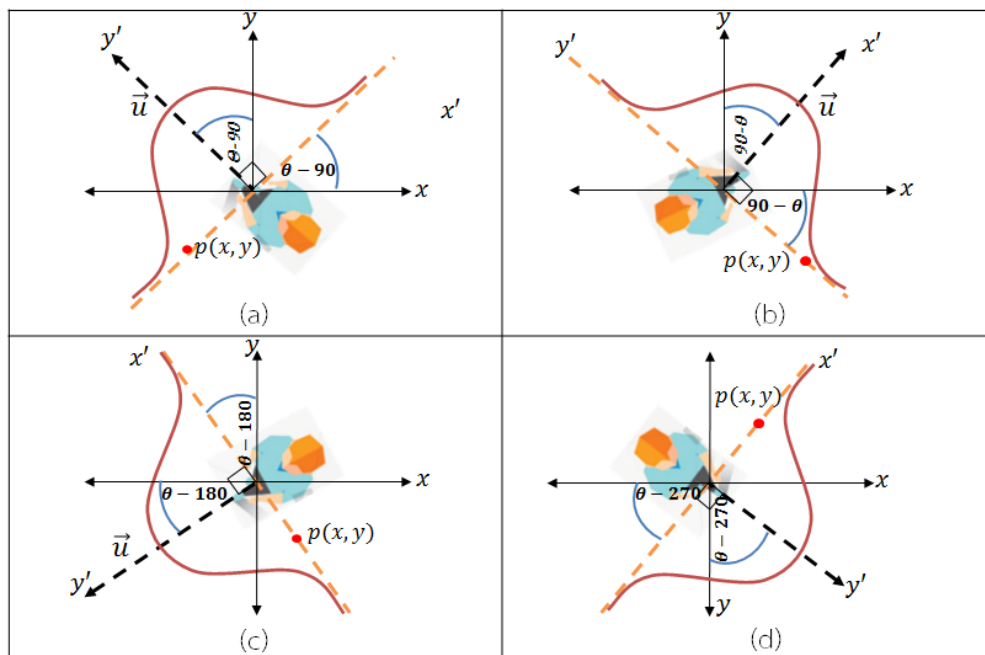
$$p(x, y) = (x - x_{org}) \cos(\theta - 90) + (y_{org} - y) \sin(\theta - 90) \quad (3.11)$$

ควอดรนต์ที่ 3 คำนวณค่า  $p(x, y)$  จากสมการ 3.12 ภาพประกอบ 3-15c

$$p(x, y) = (x_{org} - x) \sin(\theta - 180) + (y_{org} - y) \cos(\theta - 180) \quad (3.12)$$

และควอดรนต์ที่ 4 คำนวณค่า  $p(x, y)$  จากสมการ 3.13 ตามภาพประกอบ 3-15d

$$p(x, y) = (x_{org} - x) \cos(\theta - 270) + (y - y_{org}) \sin(\theta - 270) \quad (3.13)$$



ภาพประกอบ 3-16 ตัวอย่างการหาค่า  $p(x, y)$  ใน 4 คอทแคว้นท์

### 3.2.4 การรวมพลังงานโมเมนตัมระดับต่ำ (Low-Level Momentum Force Model : $MFML$ )

ค่าพลังงานกระจายตามทิศทางจะมีค่าสูงสุดในตำแหน่งที่ตรงกับทิศทางเป้าหมายของออปติคอลโฟลว์ และพลังงานจะมีค่าลดลงตามการเบี่ยงเบนของทิศทางเป้าหมายของออปติคอลโฟลว์ จากที่กล่าวมาจะได้พลังงานการกระจายตามระยะทาง (Propagating Force) และพลังงานกระจายตามทิศทาง (Spreading Force) เราสามารถคำนวณ  $MFML$  ได้จากสมการ 3.14

$$MFML = \mathbf{P}(\vec{u})\mathbf{S}(\alpha)_{\beta(\vec{u})} \quad (3.14)$$

ซึ่ง  $MFML$  คือ พลังงานปฏิสัมพันธ์ในระดับต่ำ ซึ่งสามารถคำนวณได้จากผลคูณของพลังงานการกระจายตามระยะทางและพลังงานกระจายตามทิศทาง โดยทั่วไปแล้ววัตถุที่เคลื่อนที่ประกอบด้วยหลายเวกเตอร์ขึ้นอยู่กับขนาดของวัตถุและกริด แต่ละจุดที่สนใจจะต้องรวมพลังงานจากทุกโฟลว์ที่กระจายผ่านมายังจุดนั้นๆ ได้เป็นผลรวมของพลังงานโมเมนตัมของทุกๆ  $MFML$  ซึ่งสามารถคำนวณได้จากสมการ 3.15

$$MFML_T = \sum_{i=1}^N MFML_i \quad (3.15)$$

ซึ่ง  $N$  คือ จำนวนของออปติคอลโฟลว์ ที่มีพลังงานกระจายผ่านไปยังจุดที่สนใจ

ภาพรวมของกระบวนการคำนวณพลังงาน  $MFML$  แสดงดังภาพประกอบ 3-17 ซึ่งจะแสดงลำดับการทำงานเป็นโฟลว์ชาร์ท และอัลกอริทึมการคำนวณพลังงาน  $MFML$  แสดงดังต่อไปนี้

---

ต่อไปจะเป็นการอธิบายอัลกอริทึมที่ 1 สำหรับ โมเดล MFM<sub>L</sub>

1. สำหรับแต่ละเฟรมคำนวณอพติคอลโพล์
2. สำหรับแต่ละอพติคอลโพล์ คำนวณขนาดของโพล์  $\|\vec{u}\| = \sqrt{u^2 + v^2}$  และค่ามุม  $\theta = \tan^{-1} \frac{v}{u}$
3. สำหรับแต่ละอพติคอลโพล์ คำนวณมุมการกระจาย (Spreading angle)  $\beta(\vec{u}) = 180e^{-0.25\|\vec{u}\|}$  และคำนวณว่าตำแหน่ง  $\alpha(x, y)$  มีทิศทางและอยู่ในขอบเขตของโพล์นั้นๆหรือไม่

$$\alpha(x, y) = \cos^{-1} \frac{(x \cdot \vec{u}.dstx) + (y \cdot \vec{u}.dsty)}{\sqrt{x^2 + (\vec{u}.dstx)^2} + \sqrt{y^2 + (\vec{u}.dsty)^2}}$$

และตรวจสอบว่า  $\alpha(x, y) < \beta(\vec{u})/2$  หรือไม่

ถ้าเงื่อนไขเป็นความจริง:

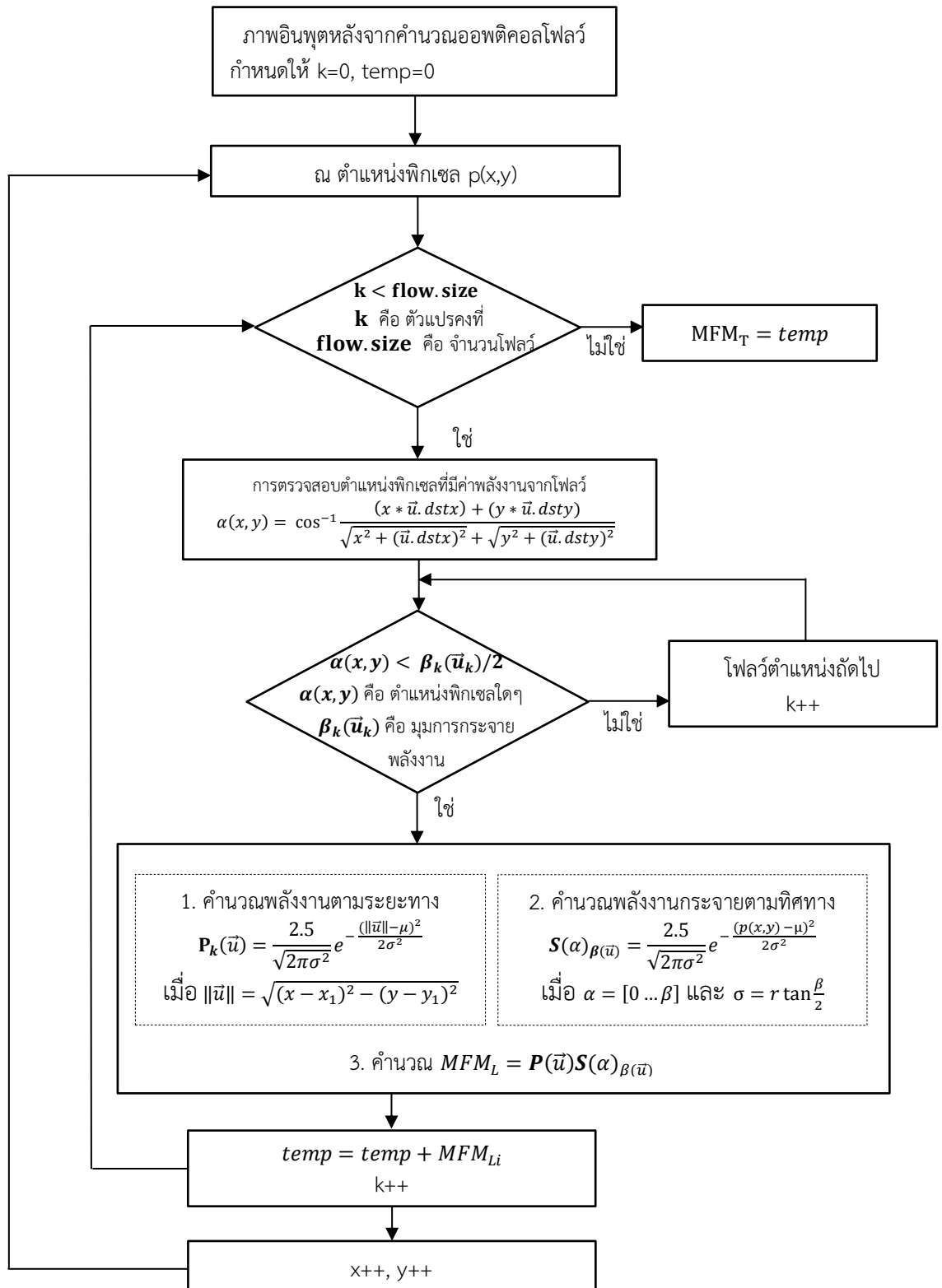
$$3.1 \text{ คำนวณพลังงานกระจายตามระยะทาง (Propagation force) } \mathbf{P}(\vec{u}) = \frac{2.5}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(\|\vec{u}\| - \mu)^2}{2\sigma^2}}$$

$$3.2 \text{ คำนวณพลังงานกระจายตามทิศทาง (Spreading force) } \mathbf{S}(\alpha)\beta(\vec{u}) = \frac{2.5}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(p(x,y) - \mu)^2}{2\sigma^2}}$$

$$3.3 \text{ คำนวณค่าพลังงานโมเมนตัม } MFM_L = \mathbf{P}(\vec{u})\mathbf{S}(\alpha)\beta(\vec{u})$$

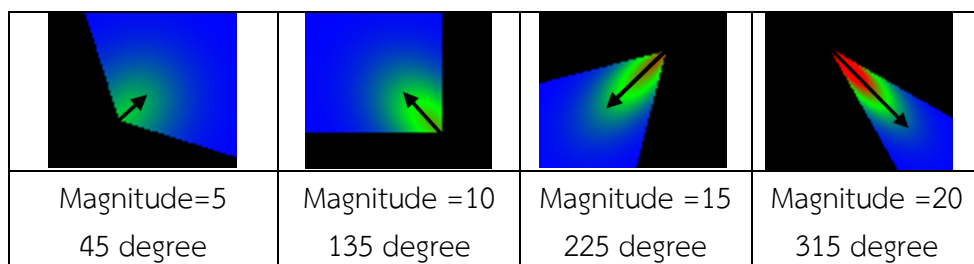
ถ้าเงื่อนไขไม่เป็นความจริง: ละทิ้งการคำนวณของโพล์นี้ และค้นหาตำแหน่งของโพล์ถัดไปเพื่อตรวจสอบเงื่อนไขต่อไป

4. หลังจากทุกๆ ตำแหน่งถูกพิจารณาแล้ว คำนวณพลังงานทั้งหมด  $MFM_{LT}$  ของอพติคอลโพล์ที่มีทิศทางและขอบเขตอยู่ในจุดที่พิจารณา  $MFM_{LT} = \sum_{i=1}^N MFM_{Li}$
-

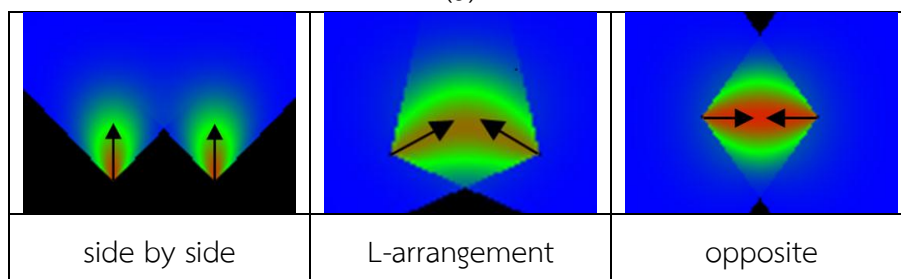
ภาพประกอบ 3-17 ภาพรวมกระบวนการคำนวณพลังงาน  $MFM_L$

### 3.2.5 ผลการจำลองโมเดล MFM<sub>L</sub>

การจำลอง MFM<sub>L</sub> ตามขนาดและทิศทางของออปติคอลโพล์ เพื่อแสดงถึงพลังงานการเคลื่อนที่ของวัตถุแสดงได้ตามแผนภาพพลังงานในภาพประกอบ 3-18a ซึ่งสีของแผนภาพพลังงานหมายถึงระดับพลังงาน สีแดงแสดงถึงพลังงานระดับสูงมาก สีเหลือง เขียว และน้ำเงิน หมายถึงพลังงานระดับที่ต่ำลงมาตามลำดับ โพล์ที่มีขนาดเล็กแสดงถึงวัตถุเคลื่อนที่ช้าๆ พลังงานมีมุมการกระจายกว้าง ในขณะที่โพล์ที่มีขนาดใหญ่แสดงถึงวัตถุเคลื่อนที่เร็ว พลังงานมีมุมการกระจายแคบและไปได้ไกล ภาพประกอบ 3-18b แสดงตัวอย่างพลังงานปฏิสัมพันธ์ที่ถูกสร้างจากสองโพล์ในทิศทางที่ต่างกัน ได้แก่ ทิศทางขนานกัน ตามภาพ b1 ซึ่งแสดงถึงสองโพล์เคลื่อนที่ขนานกัน แต่ด้วยระยะที่ห่างกันจึงไม่มีการปฏิสัมพันธ์กัน ภาพ b2 แสดงภาพการปฏิสัมพันธ์กันของสองโพล์ในบริเวณที่ซ้อนทับกัน และกลายเป็นสีส้มแดง ภาพ b3 แสดงถึงพลังงานสูงสุดที่วัตถุหรือโพล์เคลื่อนที่เข้าหากันในทิศทางตรงกันข้ามและพลังงานปฏิสัมพันธ์กันของสองโพล์กลายเป็นสีแดง



(a)

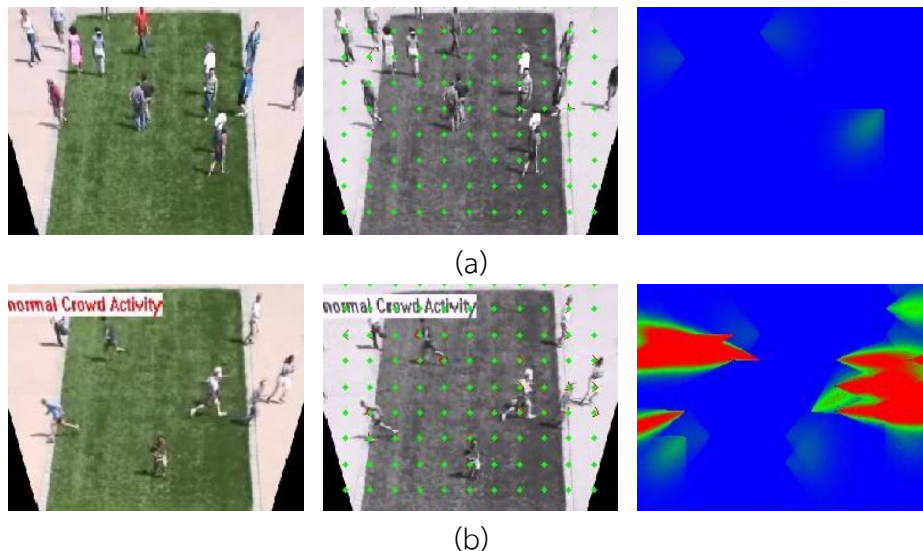


(b)

ภาพประกอบ 3-18 การจำลองโมเดล MFM<sub>L</sub> ที่สัมพันธ์กับออปติคอลโพล์ a) พลังงาน MFM<sub>L</sub> ที่สร้างจากโพล์เปลี่ยนแปลงตามขนาดและทิศทางของโพล์ b) พลังงาน MFM<sub>L</sub> ที่สร้างจากสองโพล์

เมื่อคำนวณค่าพลังงาน MFM<sub>L</sub> ทุกๆกริดแล้วจะได้แผนภาพพลังงานของแต่ละเฟรม เมื่อนำมาทดสอบด้วยภาพวิดีโอฝูงชน จะสามารถนำค่าพลังงานสูงสุดที่ได้ในแต่ละเฟรมมาวิเคราะห์พฤติกรรมของฝูงชนว่ามีลักษณะเป็นอย่างไรมีความปกติหรือผิดปกติ ตามภาพประกอบ 3-19 ซึ่งเหตุการณ์ปกติคือกลุ่มบุคคลเดินไปมาด้วยทิศทางเป้าหมายของตนเอง ตามภาพประกอบ 3-19a และเหตุการณ์ที่ผิดปกติ คือ กลุ่มฝูงชนมีการวิ่งหนีแตกตื่นไปในทิศทางเดียวกันหรือคนละทิศละทางตามภาพประกอบ 3-19b ซึ่งจะนำพลังงานที่ได้เข้าสู่กระบวนการตัดสินใจพฤติกรรมที่ผิดปกติ โดยใช้วิธีการเทอร์สโพลต์ในการตัดสินใจพลังงานที่ผิดปกติ ซึ่งค่าเทอร์สโพลต์สามารถคำนวณได้จากค่าครึ่งหนึ่งของ

กราฟที่สูงสุด (Half Maximum Peak) โดยที่แต่ละเฟรมที่จะเลือกค่าพลังงาน  $MFM_L$  ที่สูงสุดถ้าค่านั้นมากกว่าค่าเทรชโฮลด์จะแสดงว่าเฟรมนั้นเป็นเฟรมที่มีเหตุการณ์ผิดปกติ ซึ่งค่าเทรชโฮลด์ที่เลือกจะมาจากการทดลอง และผลการทดสอบการตรวจจับความผิดปกติในฝูงชนจะกล่าวในบทที่ 4 หัวข้อ 4.2 ต่อไป



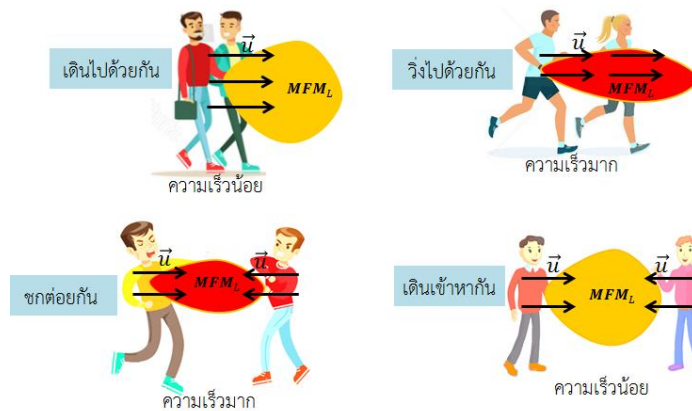
ภาพประกอบ 3-19 ตัวอย่างพลังงาน  $MFM_L$  ในภาพวิดีโอฝูงชน a) เมื่อเป็นเหตุการณ์ปกติพลังงาน  $MFM_L$  จะมีค่าน้อย b) เมื่อเกิดเหตุการณ์ผิดปกติพลังงาน  $MFM_L$  จะมีค่ามาก

### 3.3 พลังงานโมเมนตัมระดับสูง (High-Level Momentum Forces : $MFM_H$ )

จากโมเดลพลังงาน  $MFM_L$  ที่ได้กล่าวมาข้างต้น เป็นโมเดลที่พัฒนาจากพีเจอร้อพติคอลโฟลว์ซึ่งเป็นพีเจอรระดับต่ำสามารถแสดงพฤติกรรมเคลื่อนที่ของฝูงชนที่มีการปฏิสัมพันธ์กันเป็นจำนวนมากด้วยแผนภาพพลังงาน ที่ขึ้นอยู่กับความเร็วและทิศทางของบุคคล ซึ่งพลังงานนี้สามารถนำมาวิเคราะห์เพื่อตรวจจับเหตุการณ์วุ่นวายที่เกิดขึ้นในภาพวิดีโอฝูงชนได้ แต่เมื่อนำกิจกรรมอื่นๆ ได้แก่ การเดินไปด้วยกัน (WalkInGroup) การวิ่งไปด้วยกัน (RunInGroup) การเดินไม่สนใจกัน (Ignore) การเดินเข้าหากันเพื่อจับกลุ่ม (Gather) การยืนพูดคุยกัน (StandTalk) และการชกต่อย (Fight) มาคำนวณค่าพลังงาน  $MFM$  จะพบว่าหลายกิจกรรมที่มีบุคคลจำนวนมากและมีความเร็วมาก เช่น การวิ่งไปด้วยกันและการชกต่อยกันจะมีค่าพลังงาน  $MFM$  สูง และหลายกิจกรรมที่มีการเคลื่อนที่ของกลุ่มบุคคลช้าๆ จะมีค่าพลังงาน  $MFM$  น้อย เช่น การเดินไม่สนใจกันและการเดินเข้าหากัน จะไม่สามารถแบ่งแยกเหตุการณ์ได้ทำให้จะต้องมีการพิจารณาลักษณะพฤติกรรมเพิ่มเติมร่วมกับโมเดลการเคลื่อนที่ของกลุ่มบุคคลเพื่อระบุลักษณะเฉพาะของแต่ละเหตุการณ์ ดังนั้นผู้วิจัยจึงได้ประยุกต์ใช้พลังงาน  $MFM$  ร่วมกับพีเจอรระดับสูงที่เป็นพฤติกรรมของบุคคลเพื่อตรวจจับพฤติกรรมกลุ่มบุคคล 2 ชนิด ได้แก่ การตรวจจับพฤติกรรมชกต่อยซึ่งเป็นลักษณะเฉพาะของกลุ่มบุคคลซึ่งจะอธิบายในหัวข้อที่ 3.3.1 และการรู้จำกิจกรรมของกลุ่มบุคคล 6 ชนิด ที่มีความครอบคลุมลักษณะพฤติกรรมมนุษย์มากขึ้นและมีความซับซ้อนมากยิ่งขึ้น จะอธิบายในหัวข้อที่ 3.3.2

### 3.3.1 พลังงานสำหรับการตรวจจับชกต๋อย

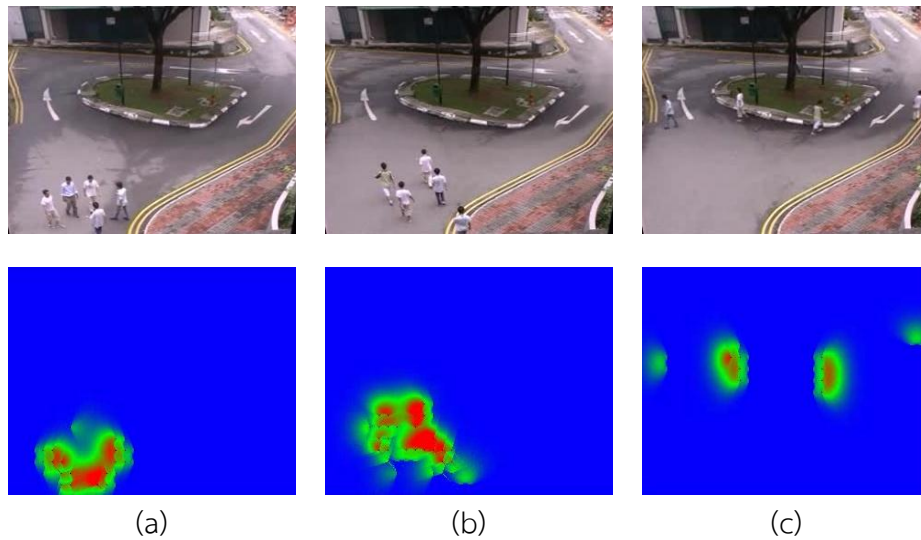
จากหัวข้อที่กล่าวมาจะสามารถนำพลังงาน  $MFM_L$  มาตรวจจับเหตุการณ์ที่ผิดปกติในฝูงชนได้ นอกจากนี้ พลังงาน  $MFM_L$  สามารถนำมาตรวจจับเหตุการณ์ชกต๋อยที่มีลักษณะเฉพาะมากขึ้นกว่าการพิจารณาความเร็วเพียงอย่างเดียว โดยจะต้องกำหนดตัวแปรแพคเตอร์การชกต๋อยเพิ่มเติม เนื่องจากเหตุการณ์ชกต๋อยมีลักษณะพฤติกรรมที่แตกต่างจากเหตุการณ์วิ่งหนีแตกตื่น และจำเป็นต้องสามารถแยกเหตุการณ์ชกต๋อยจากกิจกรรมอื่นๆ ได้ เช่น เหตุการณ์เดินไปด้วยกัน (WalkInGroup) วิ่งไปด้วยกัน (RunInGroup) และการเดินเข้าหากัน (Gather) ดังภาพประกอบที่ 3-20 แต่ละเหตุการณ์จะมีทิศทางการเคลื่อนที่ของกลุ่มบุคคลที่แตกต่างกัน เหตุการณ์เดินไปด้วยกันและวิ่งไปด้วยกันกลุ่มบุคคลจะมีทิศทางเคลื่อนที่ไปทางเดียวกัน ส่วนเหตุการณ์ชกต๋อยและการเดินเข้าหากันจะมีทิศทางที่เข้าหากันหรือมีปฏิสัมพันธ์กัน จากแนวคิดการโมเดลพลังงาน  $MFM_L$  นั้น เมื่อกลุ่มบุคคลเดินไปด้วยกันจะเกิดพลังงาน  $MFM_L$  ปานกลาง แต่ถ้ากลุ่มบุคคลวิ่งด้วยความเร็วไปพร้อมๆกันพลังงาน  $MFM_L$  ที่เกิดขึ้นจะมีค่าสูง เมื่อกลุ่มบุคคลเดินเข้าหากันด้วยความเร็วต่ำพลังงาน  $MFM_L$  ที่เกิดขึ้นจะมีค่าปานกลาง แต่ถ้ากลุ่มบุคคลเคลื่อนที่ด้วยความเร็วมากจะทำให้เกิดพลังงาน  $MFM_L$  ที่มีค่ามาก ดังภาพประกอบที่ 3-20 ซึ่งค่าพลังงาน  $MFM_L$  ที่เกิดขึ้นจากเหตุการณ์เหล่านี้จะไม่สามารถแยกความแตกต่างของพลังงานเพื่อระบุเหตุการณ์ชกต๋อยได้เลย



ภาพประกอบ 3-20 ตัวอย่างแนวคิดพลังงาน  $MFM_L$  ของกิจกรรมต่างๆ

จากภาพประกอบ 3-21 เห็นได้ว่าพลังงาน  $MFM_L$  ยังไม่สามารถแบ่งแยกกิจกรรมได้ จะต้องมีการวิเคราะห์พลังงานการปฏิสัมพันธ์เพิ่มเติมที่จะกล่าวถึงในส่วนถัดไป ภาพประกอบ 3-21 แสดงตัวอย่างพลังงาน  $MFM_L$  ที่ได้จากการทดสอบด้วยกิจกรรมของกลุ่มบุคคลที่แตกต่างกัน ภาพประกอบ 3-21a การเดินเข้าหากัน (วัตถุเคลื่อนที่ในทิศทางตรงข้าม) ภาพประกอบ 3-21b การเดินไปด้วยกันเป็นกลุ่ม (วัตถุเคลื่อนที่ในทิศทางเดียวกัน) และ ภาพประกอบ 3-21c การเดินแบบไม่สนใจกัน (วัตถุเคลื่อนที่แบบแรนดอม) ระดับของสีในแผนภาพพลังงานของกลุ่มบุคคลที่เคลื่อนที่ สีเขียวคือระดับพลังงานน้อย สีแดงคือระดับพลังงานมากและสีเหลืองคือพลังงานระดับปานกลาง



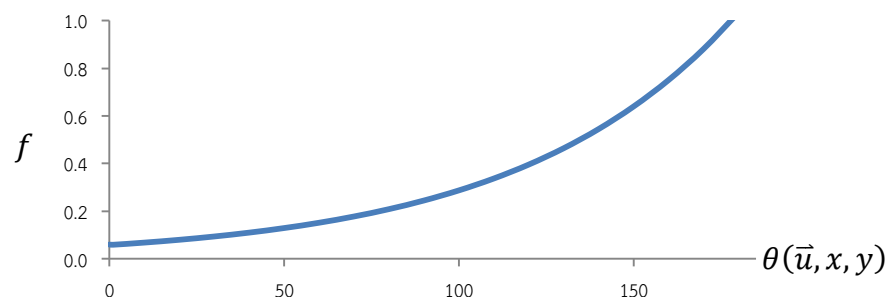


ภาพประกอบ 3-21 ตัวอย่างพลังงาน  $MFM_L$  ของกลุ่มบุคคลที่เคลื่อนที่ในกิจกรรมที่แตกต่างกัน  
 (a) การเดินเข้าหากัน (b) การเดินด้วยกันเป็นกลุ่ม (c) การเดินไม่สนใจกัน

โดยทั่วไปแล้วพฤติกรรมการชกต่อยสามารถอธิบายได้ดังนี้ การเคลื่อนที่ในกลุ่มบุคคลอย่างรวดเร็วการรวมตัวแบบทันทีทันใดและทิศทางเข้าหากัน ซึ่งจะนำค่าลักษณะทิศทางเคลื่อนที่ของกลุ่มบุคคลซึ่งเป็นพีเจอรีในระดับสูงมาคำนวณร่วมกับโมเดล  $MFM_L$  เพื่อตรวจจับพฤติกรรมชกต่อย จะทำการกำหนดตัวแปรแฟคเตอร์ภายใน  $f$  ตามสมการต่อไปนี้

$$f(\vec{u}, x, y) = k_5 e^{k_6 \theta(\vec{u}, x, y)} \quad (3.16)$$

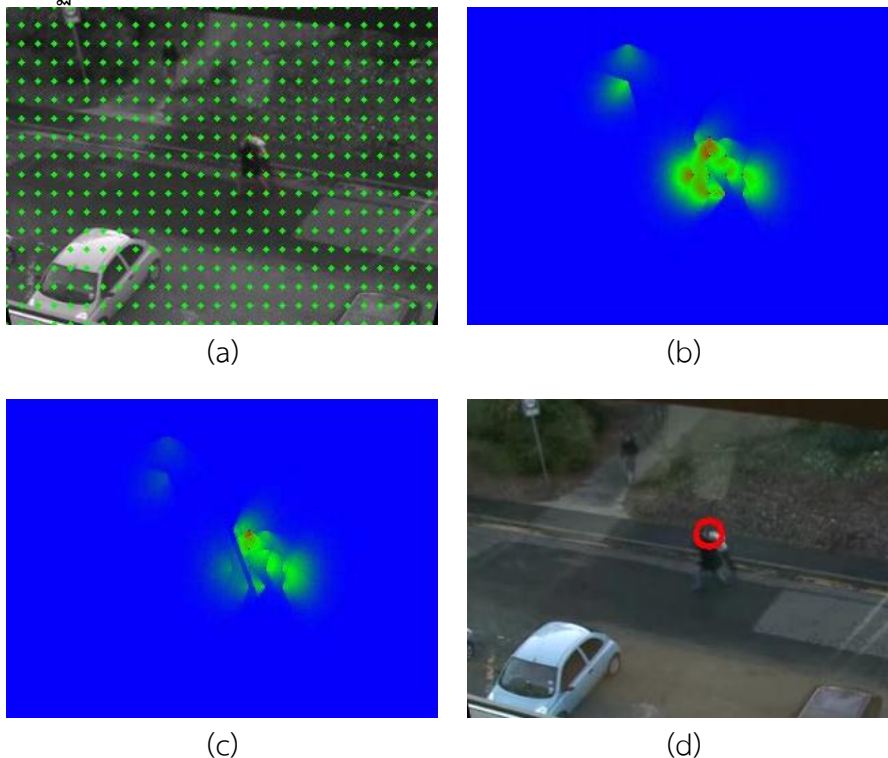
เมื่อ  $f(\vec{u}, x, y)$  คือ แฟคเตอร์การชกต่อย  $\theta(\vec{r}, x, y)$  คือ มุมระหว่างโพลาร์ที่พิกัด  $(x, y)$  ที่มีค่าระหว่าง  $0-180$   $k_5$  และ  $k_6$  คือ ค่าคงที่ คุณสมบัติของ  $\theta$  คือ ถ้าการเคลื่อนที่ของกลุ่มบุคคลไปในทิศทางเดียวกันเช่น กิจกรรมของกลุ่มบุคคลเดินหรือวิ่งไปในทิศทางเดียวกัน ค่าของ  $\theta$  จะมีค่าเข้าใกล้  $0$  ในทางกลับกันถ้ากลุ่มบุคคลเคลื่อนที่ในทิศทางตรงกันข้าม  $\theta$  จะมีค่าเข้าใกล้  $1$  ดังภาพประกอบ 3-22 ดังนั้น ค่าผลรวมพลังงานในแต่ละชั้น โดยสามารถตรวจจับการชกต่อยได้เป็นดังสมการ 3.17



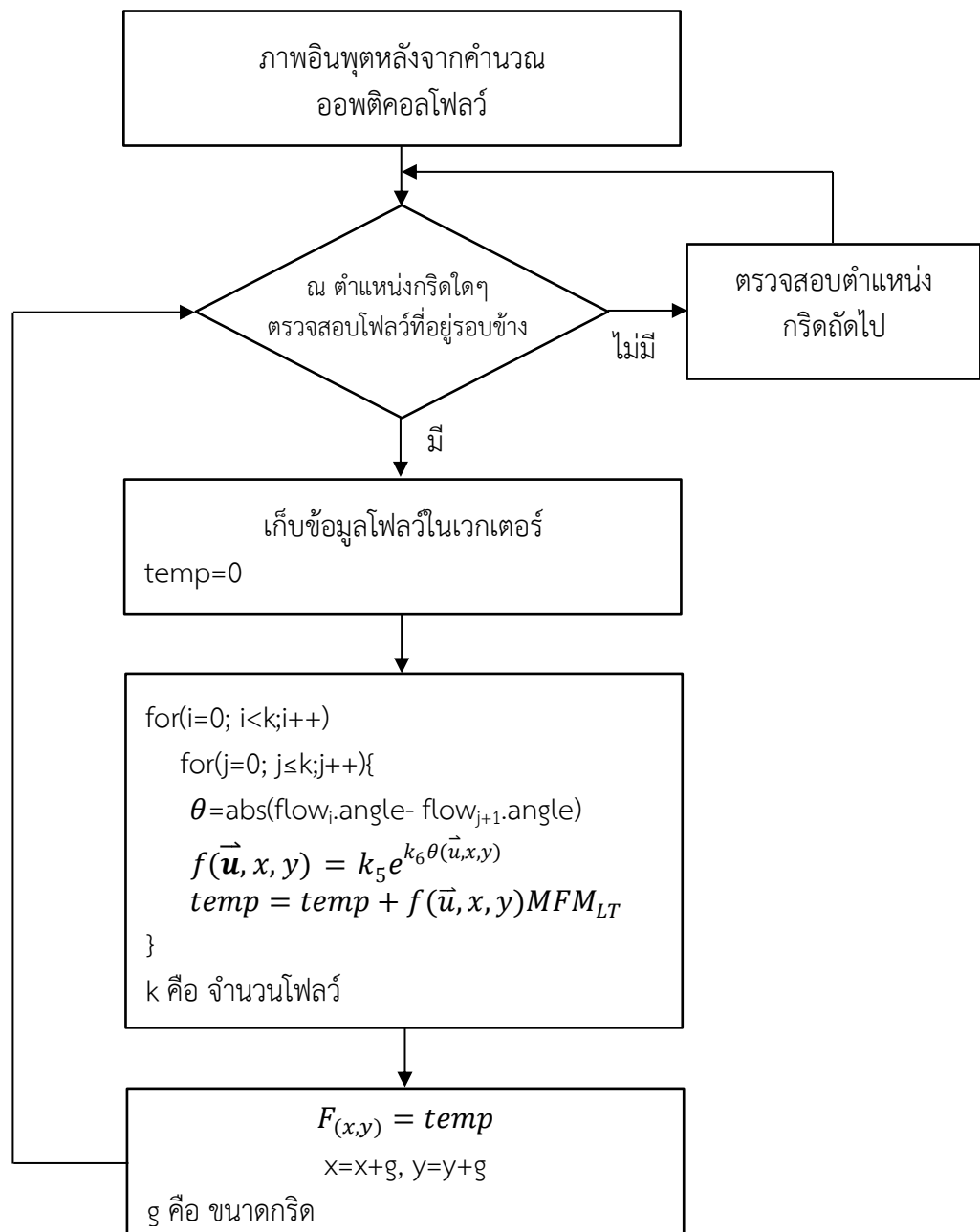
ภาพประกอบ 3-22 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างมุมระหว่างโพลาร์  $\theta(\vec{u}, x, y)$  กับค่าแฟคเตอร์  $f(\vec{u}, x, y)$

$$F_{(x,y)} = \sum_{u \in V} f(\vec{u}, x, y) MFM_{LT} \quad (3.17)$$

ภาพประกอบ 3-23 แสดงตัวอย่างการตรวจจับพฤติกรรมการชกต่อยของกลุ่มบุคคล ภาพประกอบ 3-23a แสดงภาพอินพุตวิดีโอที่มีที่มีสองบุคคลกำลังชกต่อยกัน และคำนวณออฟดีคอล์โพล์ว์ทุกตำแหน่งกริด ภาพประกอบ 3-23b แสดงพลังงาน MFM<sub>L</sub> ที่มีค่ามากบริเวณที่มีทิศทางเข้าหากันอย่างรวดเร็ว ภาพประกอบ 3-23c แสดงพลังงานการชกต่อยที่มีค่ามากแล้วนำมาตัดสินเหตุการณ์ชกต่อยด้วยวิธีการเทรสโฮลด์ ภาพประกอบ 3-23d แสดงตำแหน่งการชกต่อยที่เกิดขึ้นในภาพโดยจะแสดงเป็นสีแดง เกิดจากบริเวณที่พลังงานชกต่อยสูงกว่าค่าเทรสโฮลด์ ซึ่งผลการทดสอบการตรวจจับการชกต่อยจะอธิบายต่อไปในบทที่ 4 หัวข้อ 4.2 และโพล์ชาร์จภาพรวมกระบวนการคำนวณพลังงานการปฏิสัมพันธ์สำหรับการตรวจจับชกต่อยจะแสดงในภาพประกอบ 3-24



ภาพประกอบ 3-23 ตัวอย่างกระบวนการพลังงานการชกต่อย (a) ภาพอินพุต (b) พลังงานจากโมเดล MFM<sub>L</sub> (c) พลังงานการชกต่อย (d) การตรวจจับตำแหน่งการชกต่อย



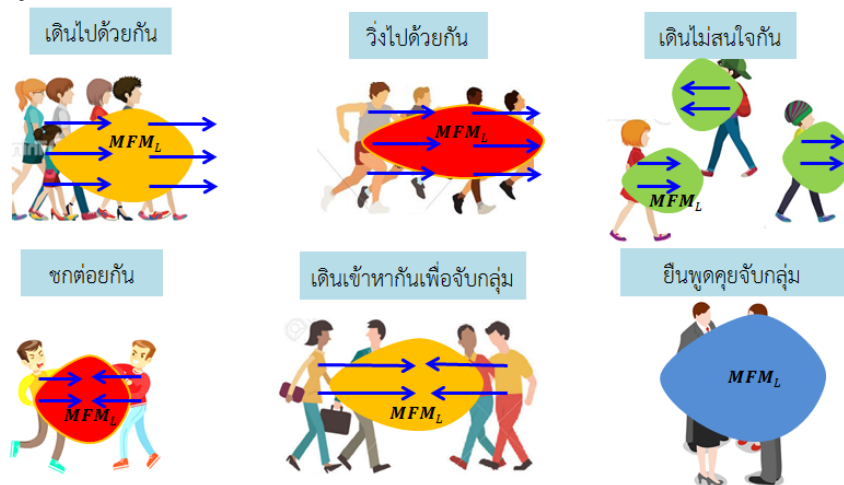
ภาพประกอบ 3-24 ภาพรวมกระบวนการคำนวณพลังงานการปฏิสัมพันธ์สำหรับการตรวจจับชกต่อ

### 3.3.2 พลังงานสำหรับการรู้จำกิจกรรมกลุ่มบุคคล

พลังงานปฏิสัมพันธ์สำหรับการรู้จำกิจกรรมกลุ่มบุคคลจะเป็นการประยุกต์ใช้โมเดลพลังงาน MFM ให้สามารถรู้จำเหตุการณ์ของบุคคลได้ทั้ง 6 ชนิดที่ครอบคลุมกิจกรรมทั่วไปของมนุษย์มากขึ้นตามชุดข้อมูลวิดีโอมาตรฐานที่ใช้ทดสอบ ได้แก่ การเดินไปด้วยกัน (WalkInGroup) การวิ่งไปด้วยกัน (RunInGroup) การเดินไม่สนใจกัน (Ignore) การเดินเข้าหากันเพื่อจับกลุ่ม (Gather) การยืนพูดคุยกัน (StandTalk) และการชกต่อ (Fight) ซึ่งมีจำนวนเหตุการณ์ที่ต้องแปลความหมายมากขึ้น

ซึ่งพฤติกรรมเคลื่อนที่ของกลุ่มบุคคลในเหตุการณ์ต่างๆ จะมีตัวอย่างแสดงดังภาพประกอบ 3-25 มีดังนี้ 1) การเดินไปด้วยกัน คือ กลุ่มบุคคลเดินเกาะกลุ่มกันไปในทิศทางเดียวกันด้วยความเร็ว น้อยพลังงาน  $MFM_L$  มีค่าปานกลาง 2) การวิ่งไปด้วยกันคือกลุ่มบุคคลวิ่งไปเป็นกลุ่มในทิศทางเดียวกันด้วยความเร็วมากพลังงาน  $MFM_L$  มีค่าสูงมาก 3) การเดินเข้าหากันคือกลุ่มบุคคลเดินมาจากคนละทิศทางแล้วเดินด้วยทิศทางเข้าหากันเพื่อจับกลุ่มด้วยความเร็ว น้อยพลังงาน  $MFM_L$  มีค่าปานกลาง 4) การเดินไม่สนใจกันคือกลุ่มบุคคลแยกกันเดินหลายทิศทางโดยไม่สนใจกัน พลังงาน  $MFM_L$  มีค่าน้อย 5) การยืนพูดคุยจับกลุ่มคือกลุ่มบุคคลยืนพูดคุยกันโดยมีการเคลื่อนที่เล็กน้อยพลังงาน  $MFM_L$  มีค่าน้อยมาก และ 6) การชกต่อยกันคือกลุ่มบุคคลมีทิศทางวิ่งเข้าหากันต่อสู้ด้วยความเร็วมากพลังงาน  $MFM_L$  มีค่าสูงมาก

จากค่าพลังงาน  $MFM_L$  มีหลายกิจกรรมจะมีค่าสูงและหลายกิจกรรมมีค่าน้อย ซึ่งจะไม่สามารถแบ่งแยกเหตุการณ์ได้ ทำให้จะต้องมีการพิจารณาลักษณะพฤติกรรมเพิ่มเติมร่วมกับโมเดลการเคลื่อนที่ของกลุ่มบุคคลเพื่อระบุลักษณะเฉพาะของแต่ละเหตุการณ์ ดังนั้นจะต้องนำพีเจอร์ระดับสูงที่เป็นพฤติกรรมของบุคคลมาพิจารณาร่วมกับโมเดลพลังงาน  $MFM_L$  ซึ่งพลังงานปฏิสัมพันธ์ระดับต่ำ โดยสร้างเป็นพลังงานจากพีเจอร์ระดับสูงที่สามารถแบ่งเป็น 3 ชนิด ได้แก่ พลังงานการเคลื่อนที่แบบกลุ่ม (Group Motion Force : GMF) ถูกใช้เพื่ออธิบายพฤติกรรมของกิจกรรมที่มีการเคลื่อนที่ไปด้วยกันทั้งกลุ่ม ส่งผลให้พลังงานของกิจกรรมที่มีพฤติกรรมเคลื่อนที่ดังกล่าว พลังงาน GMF มีค่าสูง (ขึ้นอยู่กับความเร็ว) ในขณะที่กิจกรรมแบบอื่นมีค่าพลังงาน GMF มีค่าน้อย ส่วนพลังงานการเคลื่อนที่แบบปฏิสัมพันธ์ (Interaction Motion Force : IMF) ถูกใช้เพื่ออธิบายพฤติกรรมของกิจกรรมที่มีปฏิสัมพันธ์กันภายในกลุ่มหรือมีการเคลื่อนที่เข้าหากัน จะทำให้กิจกรรมการเคลื่อนที่ลักษณะนี้มีค่าพลังงาน IMF สูง (ขึ้นอยู่กับความเร็ว) ส่วนกิจกรรมที่มีการเคลื่อนที่แบบอื่นจะมีค่าพลังงาน  $MFM_L$  ต่ำ และพลังงานการเคลื่อนที่แบบส่วนกลับพื้นที่ (Reciprocal Motion Force : RMF) ที่ถูกใช้เพื่ออธิบายความหนาแน่นของกลุ่มการเคลื่อนที่ในกิจกรรมนั้นๆ ถ้ากิจกรรมที่มีการเคลื่อนที่ของกลุ่มโพลาร์ที่อยู่ติดกันน้อยจะมีค่าพลังงาน RMF มาก แต่ถ้าการเคลื่อนที่ที่มีกลุ่มของกลุ่มโพลาร์ที่อยู่ติดกันมากจะมีค่าพลังงาน RMF น้อย

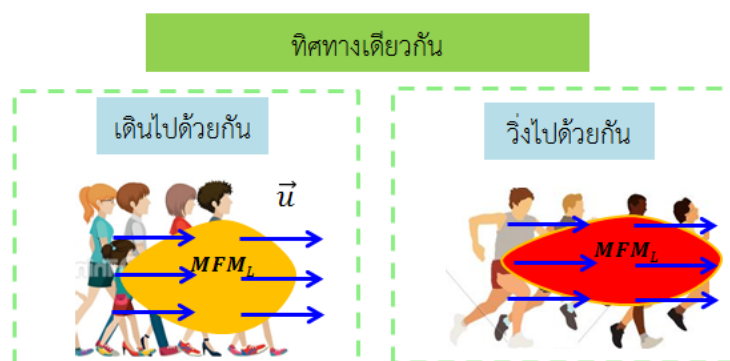


ภาพประกอบ 3-25 ตัวอย่างพฤติกรรมเคลื่อนที่ของกลุ่มบุคคลในกิจกรรมต่างๆ

ซึ่งการคำนวณพลังงานทั้ง 3 ชนิด ได้แก่ พลังงานการเคลื่อนที่แบบกลุ่ม (Group Motion Force : GMF) จะอธิบายในหัวข้อ A. พลังงานการเคลื่อนที่แบบปฏิสัมพันธ์ (Interaction Motion Force : IMF) จะอธิบายในหัวข้อ B. และพลังงานการเคลื่อนที่แบบส่วนกลับพื้นที่ (Reciprocal Motion Force : RMF) จะอธิบายในหัวข้อ C. ตามลำดับ

### A. พลังงานการเคลื่อนที่แบบทั้งกลุ่ม (Group Motion Force : GMF)

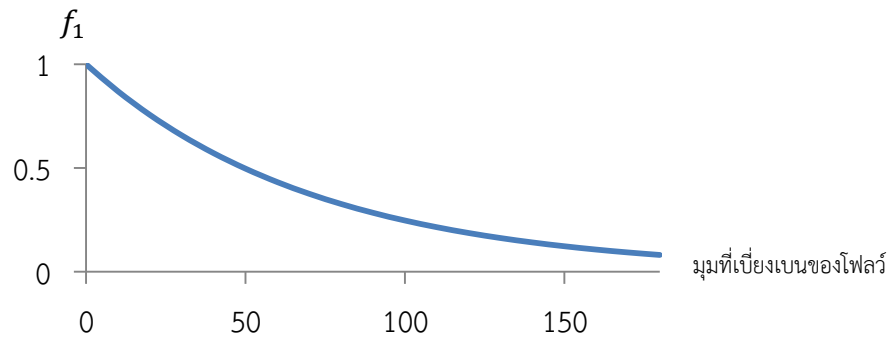
เมื่อพิจารณาพีเจอร์ของบุคคลในระดับสูง พฤติกรรมการเคลื่อนที่ของบุคคลจะถูกนำมาใช้ในการสร้างพลังงาน สำหรับแบ่งแยกพฤติกรรมของบุคคล เพื่อให้สามารถระบุกิจกรรมของกลุ่มบุคคลได้มากขึ้น พลังงานการเคลื่อนที่แบบที่ 1 คือ พลังงานการเคลื่อนที่แบบทั้งกลุ่ม (Group Motion Force : GMF) ที่แสดงถึงพฤติกรรมของกลุ่มบุคคลเคลื่อนไปในทิศทางเดียวกันทั้งกลุ่มตามภาพประกอบที่ 3-26 ได้แก่ กิจกรรมการเดินเป็นกลุ่ม (WalkInGroup) และกิจกรรมการวิ่งเป็นกลุ่ม (RunInGroup) GMF ถูกสร้างขึ้นเพื่อแยกกิจกรรมดังกล่าวจากกิจกรรมการเดินไม่สนใจกัน (ignore) การเดินเข้าหากัน (Gather) การชกต่อย (Fight) และการยืนพูดคุยกัน (StandTalk)



ภาพประกอบ 3-26 แสดงกิจกรรมของกลุ่มบุคคลที่มีการเคลื่อนที่ไปในทิศทางเดียวกัน คือ กิจกรรมการเดินไปด้วยกันและกิจกรรมการวิ่งไปด้วยกัน

GMF คำนวณได้จากการใช้ค่าแฟคเตอร์  $f_1$  ที่ได้จากสมการ 3.18 ที่เป็นการหามุมที่เบี่ยงเบน (Angle of Deviation) ของโพล์ในกลุ่ม ที่มีความสัมพันธ์ระหว่างมุมที่เบี่ยงเบนของโพล์ และค่า  $f_1$  เป็นดังกราฟของภาพประกอบที่ 3-27 นั่นคือ ถ้าทิศทางของโพล์ในกลุ่มส่วนใหญ่มีทิศทางไปในทางเดียวกัน มุมที่เบี่ยงเบนของโพล์ดังกล่าวจะมีค่าเข้าใกล้ 0 เนื่องจากไม่มีความแตกต่างของทิศทางในกลุ่ม จะทำให้ได้ค่าแฟคเตอร์  $f_1$  ที่มีค่าสูง (เข้าใกล้ 1) และสามารถคำนวณพลังงาน GMF ได้โดยคำนวณร่วมกับพลังงานการปฏิสัมพันธ์แบบระดับต่ำที่กล่าวมาแล้ว ตามสมการ 3.19 และพลังงาน GMF ที่ได้จะแสดงตัวอย่างดังภาพประกอบ 3-28 เมื่อภาพประกอบ 3-28a เป็นกิจกรรมการเดินเป็นกลุ่มด้วยความเร็วช้า และภาพประกอบ 3-28b เป็นกิจกรรมการวิ่งเป็นกลุ่มด้วยความเร็วมาก พลังงาน GMF ของทั้ง 2 เหตุการณ์นี้จะมีค่ามากแต่การวิ่งเป็นกลุ่มจะมีค่าที่มากกว่าการเดินเป็นกลุ่ม เนื่องจากความเร็วของการวิ่งมีค่ามาก ในขณะที่พลังงาน GMF ของกิจกรรม

อื่นๆ คือ กิจกรรมการเดินไม่สนใจกัน การเดินเข้าหากัน การชกต่อย และการยื่นพุดคุยกัน จะมีค่าน้อย และภาพประกอบที่ 3-29 แสดงแผนภาพกระบวนการณ์คำนวณ GMF

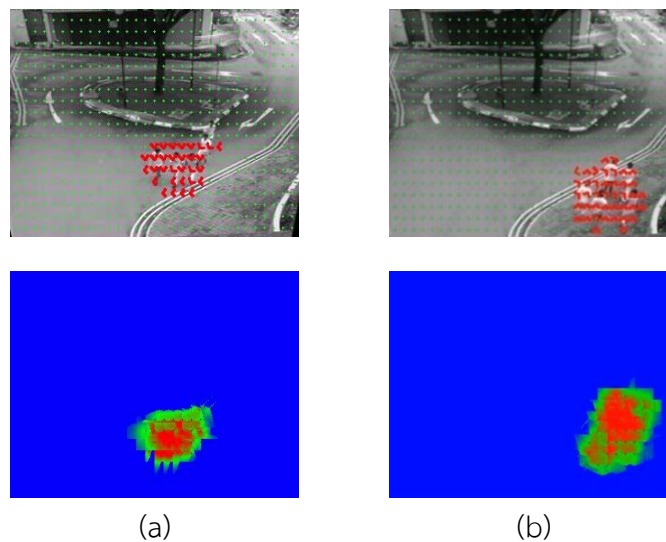


ภาพประกอบ 3-27 กราฟแสดงความสัมพันธ์ของมุมที่เบี่ยงเบนของโพล์กับค่า  $f_1$

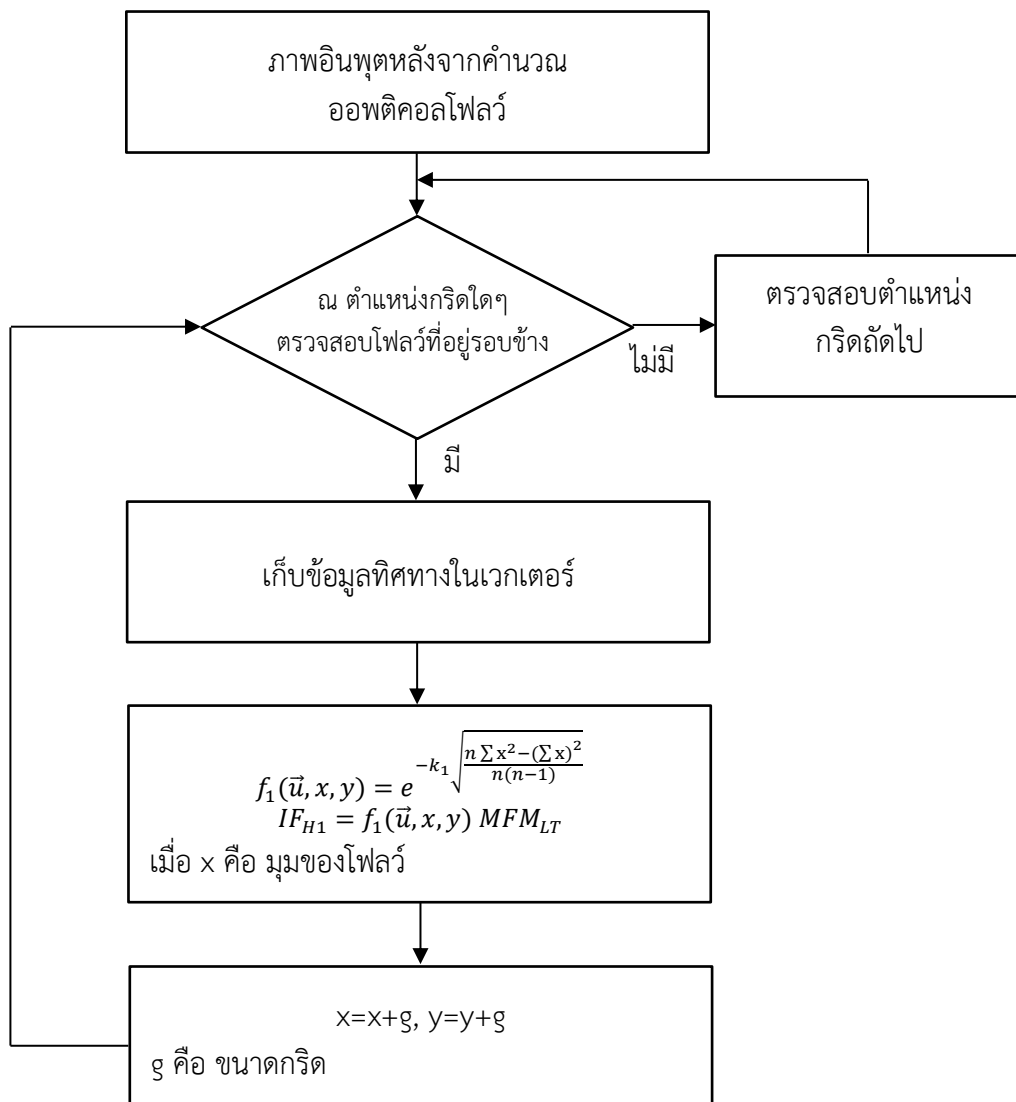
$$f_1(\vec{u}, x, y) = e^{-k_1 \sqrt{\frac{n \sum x^2 - (\sum x)^2}{n(n-1)}}} \quad (3.18)$$

$$IF_{H1} = f_1(\vec{u}, x, y) MFM_T \quad (3.19)$$

เมื่อ  $x$  คือ มุมของแต่ละโพล์ และ  $n$  คือ จำนวนโพล์



ภาพประกอบ 3-28 แสดงพลังงาน GMF GMF มีค่าสูงเมื่อกลุ่มบุคคลเคลื่อนที่ด้วยความเร็วมากและเคลื่อนที่ในทิศทางเดียวกัน (a) กิจกรรมการเดินเป็นกลุ่ม (WalkInGroup)  
(b) กิจกรรมการวิ่งเป็นกลุ่ม (RunInGroup)



ภาพประกอบ 3-29 ภาพรวมกระบวนการคำนวณพลังงาน GMF

## B. พลังงานการเคลื่อนที่แบบมีปฏิสัมพันธ์ภายในกลุ่ม (Interaction Motion Force : IMF)

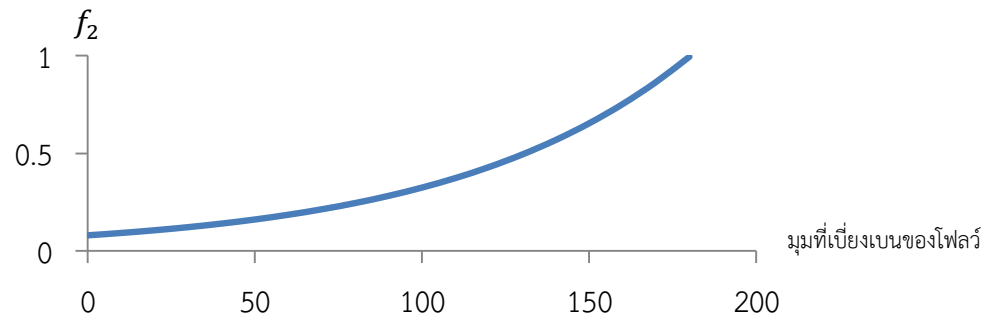
พลังงานการเคลื่อนที่แบบที่ 2 คือ พลังงานการเคลื่อนที่แบบมีปฏิสัมพันธ์ (Interaction Motion Force : IMF) ที่แสดงพฤติกรรมภายในกลุ่มที่มีการเคลื่อนที่และปฏิสัมพันธ์กัน เช่น บุคคลในกลุ่มเคลื่อนที่เข้าหากันในทิศทางตรงกันข้าม แสดงในภาพประกอบ 3-30 IMF ถูกสร้างขึ้นเพื่อเน้นกิจกรรมที่มีพฤติกรรมดังกล่าว ได้แก่ การชกต่อย (Fight) และการเดินเข้าหากัน (Gather) พฤติกรรมที่กลุ่มบุคคลเข้าหากันที่รุนแรงส่งผลต่อค่าพลังงาน IMF ที่มากขึ้น เพื่อที่จะสามารถแยกสองกิจกรรมดังกล่าวจาก กิจกรรมการเดินไปด้วยกัน (WalkInGroup) กิจกรรมการวิ่งไปด้วยกัน (RunInGroup) การเดินไม่สนใจกัน (Ignore) และการยืนพูดคุยกัน (StandTalk)



ภาพประกอบ 3-30 แสดงกิจกรรมของกลุ่มบุคคลที่มีการเคลื่อนที่ไปในทิศทางตรงกันข้าม คือ กิจกรรมชกต่อยกันและกิจกรรมเดินเข้าหากันเพื่อจับกลุ่ม

โดยการคำนวณค่าแฟคเตอร์  $f_2$  จากมุมที่เบี่ยงเบน (Angle of Deviation) ของโพล์ แฟคเตอร์  $f_2$  เป็นส่วนกลับของสมการแฟคเตอร์  $f_1$  คำนวณได้จากสมการ 3.20 ค่าพลังงาน IMF คำนวณได้จากสมการ 3.21 เป็นค่าที่คำนวณจากพลังงานการปฏิสัมพันธ์แบบระดับต่ำที่ได้กล่าวมาแล้ว และค่า  $f_2$  เป็นดังกราฟของภาพประกอบที่ 3-31 นั่นคือ ถ้าทิศทางของโพล์ในกลุ่มส่วนใหญ่มีทิศทางตรงกันข้าม มุมที่เบี่ยงเบนของโพล์ดังกล่าวจะมีค่าเข้าใกล้ 180 จะทำให้ได้ค่าแฟคเตอร์  $f_2$  ที่มีค่าสูง (เข้าใกล้ 1) และพลังงาน IMF ที่ได้จะแสดงตัวอย่างดังภาพประกอบ 3-32 เมื่อภาพประกอบ 3-32a เป็นกิจกรรมการเดินเข้าหากันเพื่อจับกลุ่มด้วยความเร็วต่ำ และภาพประกอบ 3-32b เป็นกิจกรรมการชกต่อยกันโดยมีการวิ่งเข้าหากันด้วยความเร็วมาก พลังงาน IMF ของทั้ง 2 เหตุการณ์นี้จะมีค่ามากแต่การชกต่อยกันจะมีค่าที่มากกว่าการเดินเข้าหากันเพื่อจับกลุ่มเนื่องจากความเร็วของการวิ่งไปชกต่อยมีค่ามาก ในขณะที่พลังงาน IMF ของกิจกรรมอื่นๆ คือ กิจกรรมการเดินไปด้วยกัน กิจกรรมการวิ่งไปด้วยกัน การเดินไม่สนใจกัน และการยืนพูดคุยกัน จะมีค่าน้อย และภาพประกอบที่ 3-33 แสดงโพล์ชาร์ทภาพรวมของกระบวนการคำนวณ IMF



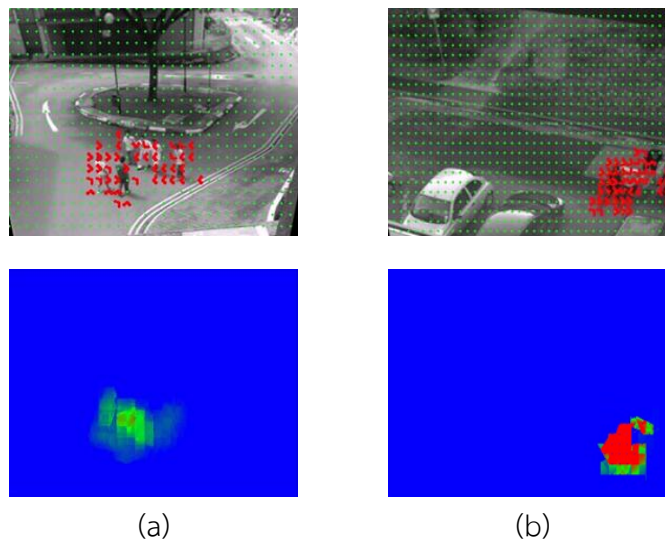


ภาพประกอบ 3-31 กราฟแสดงความสัมพันธ์ของมุมที่เบี่ยงเบนของโฟลว์กับค่า  $f_2$

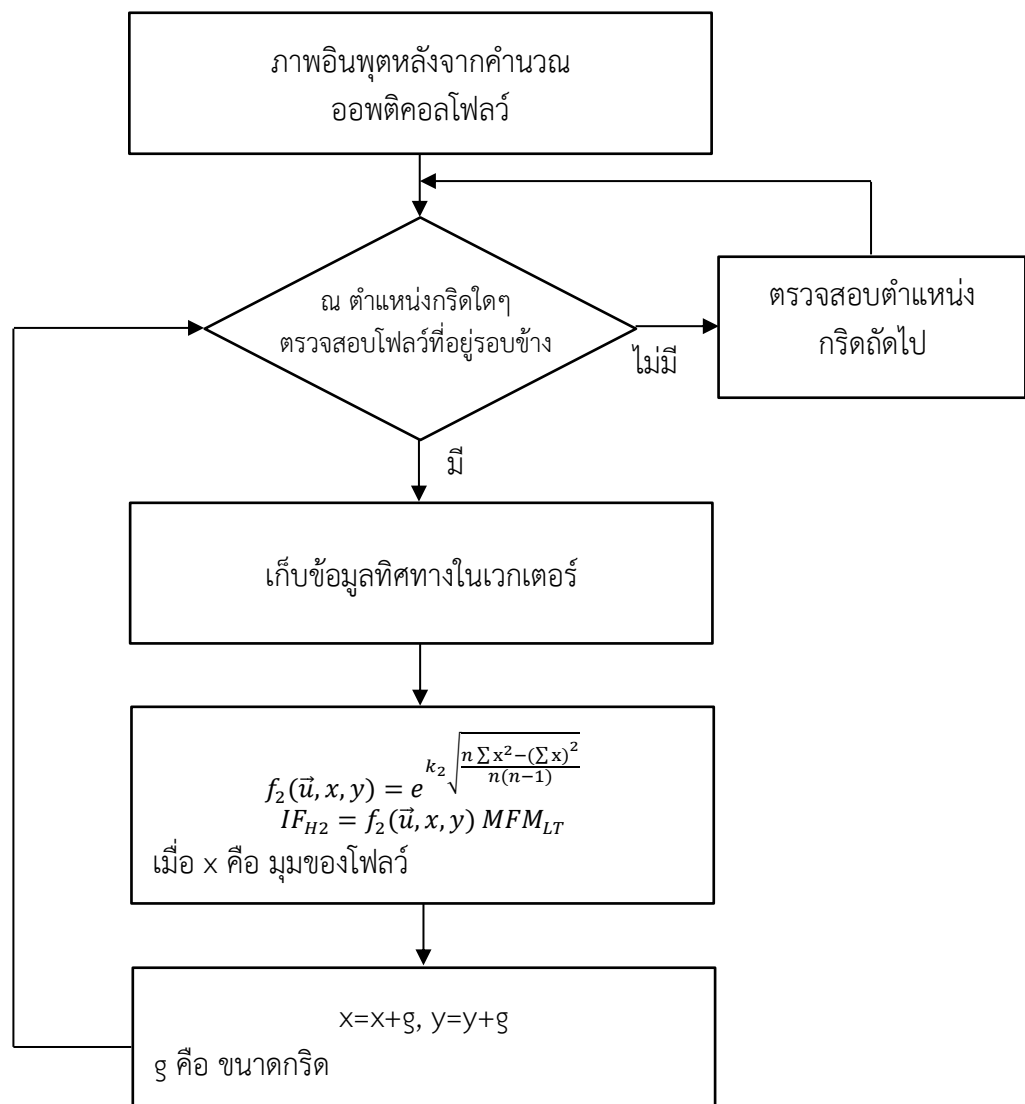
$$f_2(\vec{u}, x, y) = e^{k_2 \sqrt{\frac{n \sum x^2 - (\sum x)^2}{n(n-1)}}} \quad (3.20)$$

$$IF_{H2} = f_2(\vec{u}, x, y) MFM_{LT} \quad (3.21)$$

เมื่อ  $x$  คือ มุมของแต่ละโฟลว์ และ  $n$  คือ จำนวนโฟลว์



ภาพประกอบ 3-32 แสดงระดับพลังงาน IMF ซึ่ง IMF มีค่าสูงเมื่อกลุ่มบุคคลมีปฏิสัมพันธ์ในทิศทางตรงกันข้ามที่มาก (a) การเดินเข้าหากัน (Gather) (b) การชกต่อย (Fight)



ภาพประกอบ 3-33 ภาพรวมกระบวนการคำนวณพลังงาน IMF

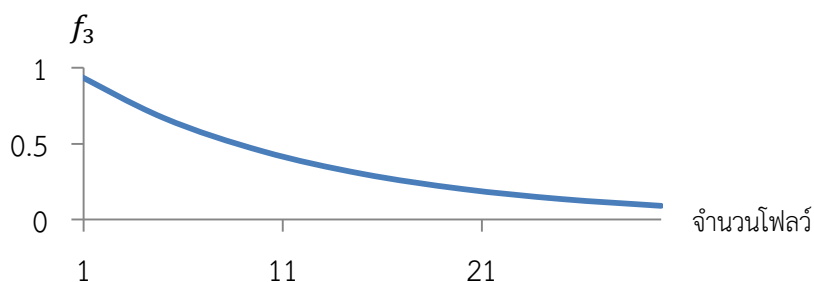
### C. พลังงานส่วนกลับพื้นที่ (Reciprocal Motion Force : RMF)

พลังงานการเคลื่อนที่แบบที่ 3 คือ พลังงานการเคลื่อนที่แบบส่วนกลับพื้นที่ (Reciprocal Motion Force : RMF) แสดงถึงส่วนกลับของความหนาแน่นในกลุ่มย่อยของกลุ่มบุคคล หรือส่วนกลับของขนาดโพลาร์ในกลุ่มย่อย ใช้เพื่อให้ความหมายของกลุ่มบุคคลในภาพว่าเป็นพฤติกรรม การเดินแบบเดี่ยวและทิศทางของตนเองโดยไม่มีการปฏิสัมพันธ์กับผู้อื่น ได้แก่ กิจกรรมการเดินไม่สนใจกัน (Ignore) ตามภาพประกอบ 3-34 เพื่อเป็นการแยกกิจกรรมนี้ออกจาก กิจกรรมการเดินไปด้วยกัน (WalkInGroup) กิจกรรมการวิ่งไปด้วยกัน (RunInGroup) การชกต่อย (Fight) การเดินเข้าหากัน (Gather) และการยืนพูดคุยกัน (StandTalk)



ภาพประกอบ 3-34 แสดงกิจกรรมของกลุ่มบุคคลที่มีการเดินแบบเดี่ยวและทิศทางไม่แน่นอน คือ กิจกรรมการเดินไม่สนใจกัน

โดยคำนวณค่าแพคเตอร์  $f_3$  จากจำนวนของโพลาร์ในกลุ่มคำนวณได้จากสมการ 3.22 ค่าพลังงาน RMF คำนวณได้จากสมการ 3.23 เป็นค่าที่คำนวณจากพลังงานการปฏิสัมพันธ์แบบระดับต่ำที่ได้กล่าวมาแล้ว และค่า  $f_3$  มีลักษณะดังกราฟของภาพประกอบที่ 3-35 กล่าวคือ ถ้าจำนวนของโพลาร์ในกลุ่มมีค่าน้อย  $f_3$  จะมีค่ามาก เนื่องจากกิจกรรมการเดินไม่สนใจกันจะเป็นการเน้นการเคลื่อนที่ของแต่ละบุคคลแบบเดี่ยวๆ โพลาร์ที่เกาะกลุ่มกันมีขนาดเล็ก ดังภาพประกอบที่ 3-36 ในขณะที่กิจกรรมอื่นๆ ได้แก่ กิจกรรมการเดินไปด้วยกัน กิจกรรมการวิ่งไปด้วยกัน การชกต่อย การเดินเข้าหากัน และการยืนพูดคุยกัน โพลาร์ที่เกาะกลุ่มกันจะมีขนาดใหญ่ทั้งสิ้น ทำให้กิจกรรมอื่นๆ  $f_3$  มีค่าน้อย และภาพประกอบที่ 3-37 แสดงโพลาร์ชาร์ทภาพรวมของกระบวนการคำนวณ RMF

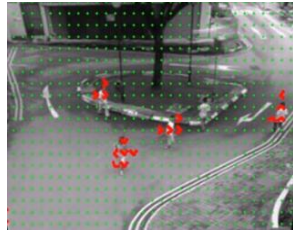


ภาพประกอบ 3-35 กราฟแสดงความสัมพันธ์ของจำนวนโพลาร์ในกลุ่มย่อยกับค่าพลังงาน  $f_3$

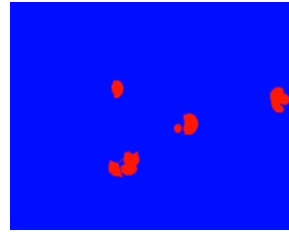
$$f_3(\vec{u}, x, y) = e^{-k_3(N)} \quad (3.22)$$

ซึ่ง  $N$  คือ จำนวนของโพลวีนในกลุ่มย่อยที่กระจายพลังงานไปยังจุดที่สนใจนั้นๆ

$$IF_{H3} = \frac{f_3(\vec{n}, x, y)}{MFM_{LT}} \quad (3.23)$$

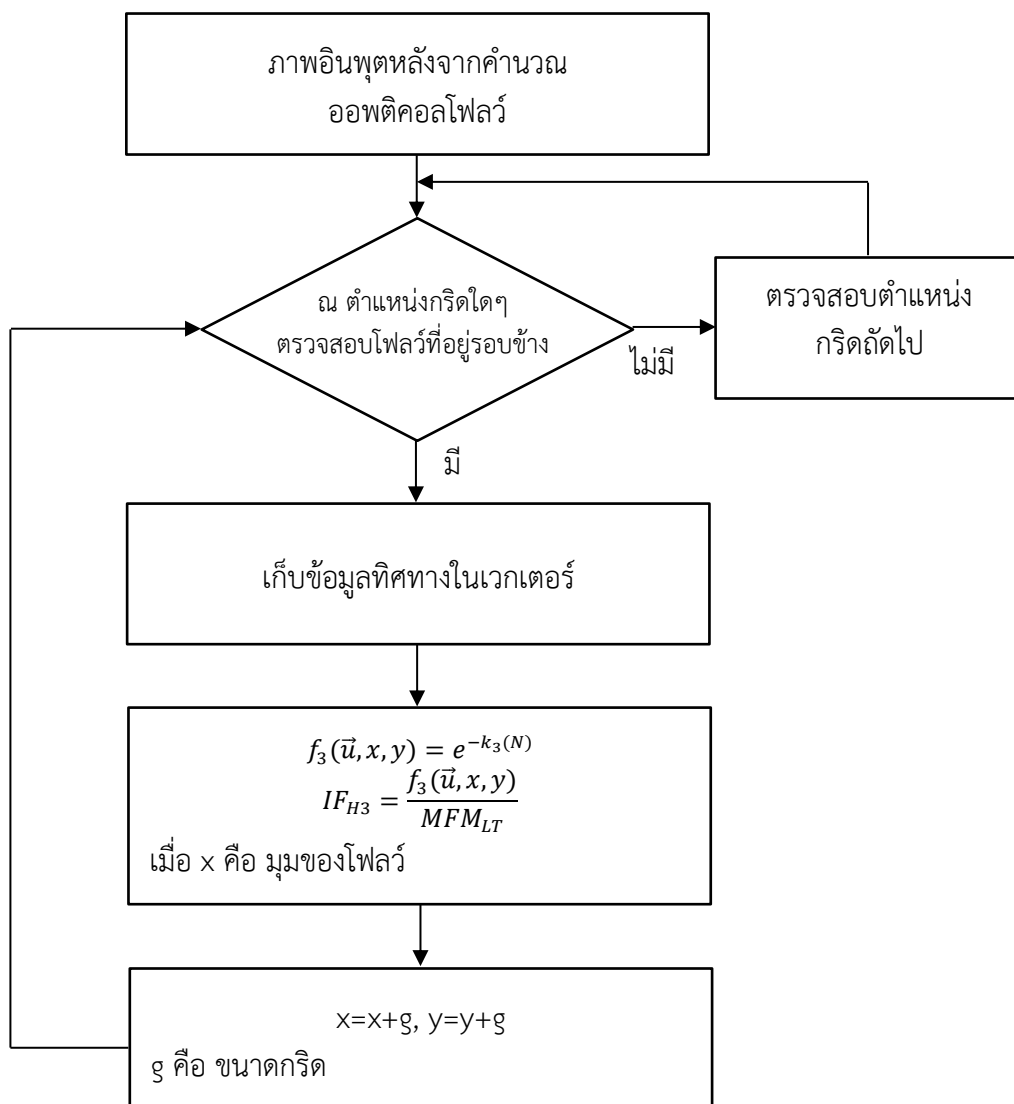


(a)



(b)

ภาพประกอบ 3-36 ค่าพลังงาน RMF ของกิจกรรมการเดินแบบไม่สนใจกัน (Ignore) ซึ่ง RMF มีค่าสูงเมื่อจำนวนโพลวีนในกลุ่มย่อยมีค่าน้อย



ภาพประกอบ 3-37 ภาพรวมกระบวนการคำนวณพลังงาน RMF

ต่อไปนี้จะเป็นการอธิบายอัลกอริทึมที่ 2 สำหรับพลังงานปฏิสัมพันธ์ในระดับสูงสำหรับการรู้จำกิจกรรมของกลุ่มบุคคลจำนวน 6 กิจกรรม

1. สำหรับแต่ละเฟรม คำนวณผลรวมพลังงานโมเมนต์  $MF_{MLT}$
2. สำหรับแต่ละจุดกริด หาจำนวนของโพล์รอบๆจุดที่สนใจที่มีระยะห่างรอบข้าง 30 พิกเซล มีจำนวน  $N$  ตัว

$$2.1 \text{ คำนวณแฟคเตอร์การเคลื่อนที่แบบทั้งกลุ่ม } f_1(\vec{u}, x, y) = e^{-k_1 \sqrt{\frac{n \sum x^2 - (\sum x)^2}{n(n-1)}}}$$

$$2.2 \text{ คำนวณพลังงานการเคลื่อนที่แบบทั้งกลุ่ม } IF_{H1} = f_1(\vec{u}, x, y) MF_{MLT}$$

$$2.3 \text{ คำนวณแฟคเตอร์การเคลื่อนที่แบบมีปฏิสัมพันธ์กัน } f_2(\vec{u}, x, y) = e^{k_2 \sqrt{\frac{n \sum x^2 - (\sum x)^2}{n(n-1)}}}$$

$$2.4 \text{ คำนวณพลังงานการเคลื่อนที่แบบที่มีการปฏิสัมพันธ์กัน } IF_{H2} = f_2(\vec{u}, x, y) MF_{MLT}$$

$$2.5 \text{ คำนวณแฟคเตอร์การเคลื่อนที่แบบส่วนกลับพื้นที่ } f_3(\vec{u}, x, y) = e^{-k_3(N)}$$

$$2.6 \text{ คำนวณพลังงานการเคลื่อนที่แบบส่วนกลับพื้นที่ } IF_{H3} = \frac{f_3(\vec{u}, x, y)}{MF_{MLT}}$$

3. หลังจากทุกๆกริดถูกพิจารณาแล้ว

3.1 เก็บค่าพลังงานมากที่สุด  $IF_{H1}$  จำนวน 64 ค่าต่อเฟรม ในเวกเตอร์ A

3.2 เก็บค่าพลังงานมากที่สุด  $IF_{H2}$  จำนวน 64 ค่าต่อเฟรม ในเวกเตอร์ B

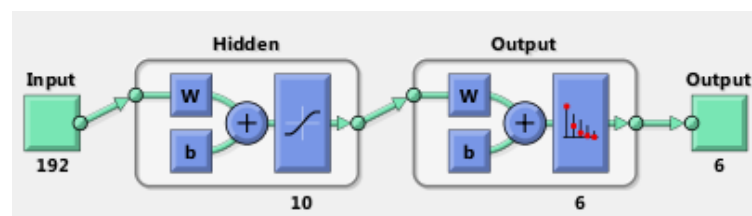
3.3 เก็บค่าพลังงานมากที่สุด  $IF_{H3}$  จำนวน 64 ค่าต่อเฟรม ในเวกเตอร์ C

3.4 นำค่าในเวกเตอร์ A, B และ C มาต่อกันเป็น 192 ค่าต่อเฟรม เพื่อเป็นอินพุตของนิเวรอน

เน็ตเวิร์ก

### 3.4 พีเจอร์พลังงาน

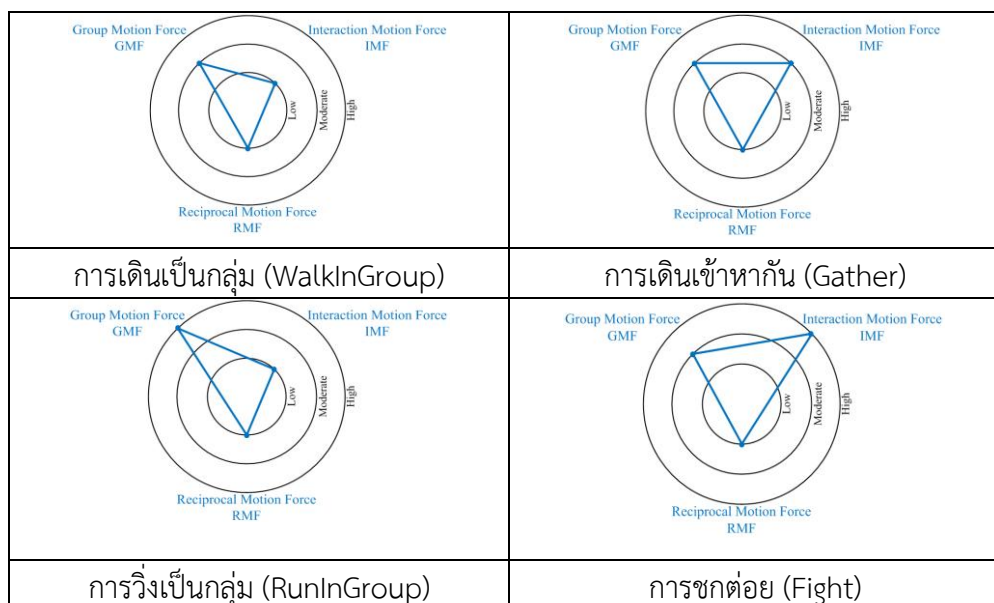
สำหรับการบ่งชี้กิจกรรมทั้ง 6 ชนิดที่กล่าวมา ผู้วิจัยจะใช้นิเวรอนเน็ตเวิร์ก (Neural Network) ชนิดไปข้างหน้า (Feed Forward) ขนาด 10 ชั้นซ่อนเพื่อเรียนรู้ข้อมูลอินพุตเข้าลักษณะพีเจอร์ 3 ชนิดถูกคัดเลือกมาจากพลังงานปฏิสัมพันธ์ระดับสูง GMF IMF และ RMF เนื่องจากแต่ละพีเจอร์นี้สามารถแยกกิจกรรมได้แตกต่างกัน โดยทำการรวมพีเจอร์ทั้งหมดสำหรับเป็นเป้าหมาย (Target) ในการแยกกิจกรรมดังภาพประกอบ 3-38

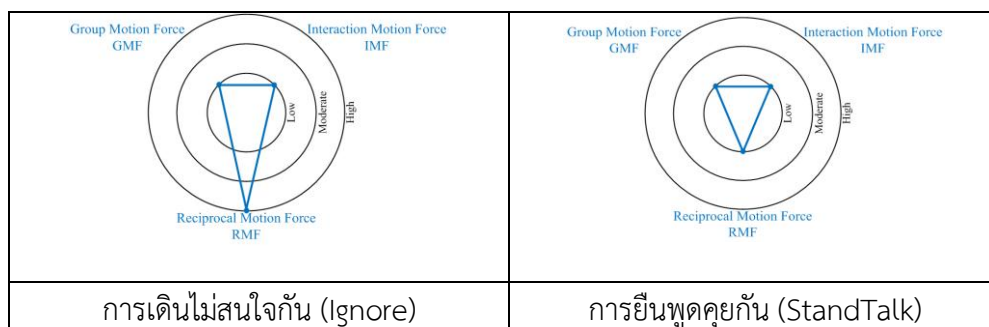


ภาพประกอบ 3-38 กระบวนการเรียนรู้ด้วยนิเวรอนเน็ตเวิร์ก

ภาพประกอบ 3-39 แสดงให้เห็นภาพอัตราส่วนของพลังงานทั้งสามแบบในแต่ละกิจกรรม ซึ่งแต่ละกิจกรรมประกอบด้วยระดับพลังงานแต่ละชนิดที่แตกต่างกัน เช่น กิจกรรมที่กลุ่มบุคคลเคลื่อนที่ไปในทิศทางเดียวกันทั้งกลุ่ม เช่น กิจกรรมการเดินเป็นกลุ่ม (WalkInGroup) และกิจกรรมการวิ่งเป็นกลุ่ม (RunInGroup) ค่าพลังงาน GMF มีค่าสูง ในขณะที่พลังงาน IMF และพลังงาน RMF มีค่าน้อย แต่การวิ่งเป็นกลุ่มจะมีค่าพลังงาน GMF ที่สูงกว่าการเดินเป็นกลุ่มเนื่องจากการวิ่งมีความเร็วที่มากกว่าทำให้พลังงานสูง สำหรับกิจกรรมการเดินเข้าหากัน (Gather) และการชกต่อย (Fight) เป็นกิจกรรมที่กลุ่มบุคคลเดินหรือวิ่งเข้าหากันในบริเวณนั้น พลังงาน GMF จะมีค่าปานกลาง พลังงาน IMF จะมีค่าสูง ในขณะที่พลังงาน RMF มีค่าต่ำ แต่การชกต่อยมีการเคลื่อนที่เร็วจะมีค่าพลังงาน พลังงาน GMF และพลังงาน IMF ที่สูงกว่ากิจกรรมการเดินเข้าหากัน ส่วนกิจกรรมการเดินแบบไม่สนใจกัน (Ignore) แต่ละบุคคลเคลื่อนที่แบบเดี่ยวในทิศทางแรมดอมพลังงาน RMF มีค่าสูง ในขณะที่พลังงาน GMF และพลังงาน IMF มีค่าต่ำ ในกิจกรรมสุดท้ายการยืนพูดคุยกัน (StandTalk) ที่มีพฤติกรรมของกลุ่มบุคคลยืนพูดคุยกันและขยับตัวเล็กน้อย ทำให้พลังงานทั้งสามชนิด GMF IMF และ RMF มีค่าต่ำ

พลังงานปฏิสัมพันธ์ของพีเจอร์ทั้งสามชนิดที่กล่าวมา จะนำมาใช้ในการเรียนรู้ด้วยนิเวรอนเน็ตเวิร์กด้วยการกำหนดเวกเตอร์ของพลังงานทั้งสามชนิด โดยเลือกค่าพลังงานสูงสุดของแต่ละพลังงาน 64 ค่ามาเรียงต่อกันในเวกเตอร์เป็น 192 ค่าต่อเฟรม จะได้อินพุตให้กับนิเวรอนเน็ตเวิร์ก 192 ค่าและเอาท์พุตเป็น 6 (6 กิจกรรม) จากการทดลองจำนวนฮิตเดนเลเยอร์มีจำนวน 10 โหนด ซึ่งผลการทดสอบการรู้จำทั้ง 6 กิจกรรมจะกล่าวถึงในบทที่ 4 หัวข้อ 4.4 ต่อไป





ภาพประกอบ 3-39 อัตราส่วนของพลังงานปฏิสัมพันธ์ระดับสูง GMF IMF และ RMF ที่สัมพันธ์กันสำหรับ 6 กิจกรรม: การเดินไม่สนใจกัน (Ignore) การเดินเข้าหากัน (Gather) การชกต่อย (Fight) การยืนพูดคุยกัน (StandTalk) การเดินเป็นกลุ่ม (WalkInGroup) และการวิ่งเป็นกลุ่ม (RunInGroup)

### 3.5 สรุป

ในบทนี้เป็นการนำเสนอโมเดลการปฏิสัมพันธ์ระหว่างกลุ่มบุคคล ด้วยโมเดลพลังงานโมเมนตัม (Momentum Force Model : MFM) ซึ่งเป็นโมเดลการเคลื่อนที่ของกลุ่มบุคคลในระดับต่ำที่เรียกว่า โมเดลพลังงานโมเมนตัมระดับต่ำ (Low-Level Momentum Force Model :  $MFM_L$ ) ที่ประยุกต์ใช้ออปติคอลฟลัวร์พีเจอร์ นำมาโมเดลให้ได้พลังงานโมเมนตัม และนำค่าพลังงานที่ได้มาแปลความหมายเพื่อตัดสินว่าเป็นเหตุการณ์อะไรด้วยวิธีการเทรสโฮลด์ ซึ่งโมเดล  $MFM_L$  จะสามารถนำมาทดสอบการตรวจจับพฤติกรรมที่ผิดปกติหรือเหตุการณ์วังหนีในฝูงชนระดับปานกลางได้ และอีกทั้ง โมเดล  $MFM_L$  ยังสามารถตรวจจับพฤติกรรมชกต่อยในกลุ่มบุคคลได้โดยจะต้องคำนวณค่าพลังงานร่วมกับแพ็คเกจการชกต่อยที่สามารถแยกกิจกรรมชกต่อยออกจากกิจกรรมอื่นๆได้ นอกจากนี้ การจำแนกกิจกรรมชนิดอื่นๆในกลุ่มบุคคลสามารถทำได้เช่นกันโดยจะต้องคำนวณค่าพลังงานการปฏิสัมพันธ์  $MFM_L$  ร่วมกับโมเดล  $MFM_H$  ซึ่งเป็นพลังงานปฏิสัมพันธ์ในระดับสูงประกอบด้วย พลังงานการเคลื่อนที่แบบกลุ่ม (Group Motion Force : GMF) ถูกใช้เพื่ออธิบายพฤติกรรมของกิจกรรมที่มีการเคลื่อนที่ไปด้วยกันทั้งกลุ่ม, พลังงานการเคลื่อนที่แบบปฏิสัมพันธ์ (Interaction Motion Force : IMF) ถูกใช้เพื่ออธิบายพฤติกรรมของกิจกรรมที่มีปฏิสัมพันธ์กันภายในกลุ่มแบบทิศทางตรงกันข้าม และพลังงานการเคลื่อนที่แบบส่วนกลับ (Reciprocal Motion Force : RMF) ที่ถูกใช้เพื่ออธิบายความหนาแน่นของกลุ่มบุคคล จากนั้น นำพลังงานการเคลื่อนที่ทั้งสามชนิดมาเรียนรู้ด้วยนิวรอนเน็ตเวิร์ก ที่สามารถจำแนกกิจกรรม ได้แก่ การชกต่อย (Fight) การวิ่งไปด้วยกัน (RunInGroup) การเดินไปด้วยกัน (WalkInGroup) การเดินไม่สนใจกัน (Ignore) การเดินเข้าหาหรือรวมกลุ่มกัน (Gather) และการยืนพูดคุยในกลุ่ม (StandTalk) ผลการทดสอบจะกล่าวถึงในบทที่ 4 ต่อไป



## บทที่ 4

### ผลการทดสอบ

ในบทนี้นำเสนอผลการทดสอบอัลกอริทึมโมเดลพลังงานโมเมนตัม (Momentum Force Model : MFM) ด้วยชุดข้อมูลวิดีโอที่เป็นมาตรฐาน สำหรับการทดสอบพฤติกรรมความผิดปกติของฝูงชนและกลุ่มบุคคล ชุดข้อมูลวิดีโอมาตรฐานที่นำมาทดสอบ ได้แก่ ชุดข้อมูลวิดีโอ UMN Dataset NUS-HGA Dataset และ BEHAVE Dataset ซึ่งจะอธิบายรายละเอียดในหัวข้อที่ 4.1 ผลการตรวจจับพฤติกรรมของฝูงชนและกลุ่มบุคคลแบ่งได้เป็น 3 หัวข้อ ได้แก่ การตรวจจับพฤติกรรมที่ผิดปกติของฝูงชนซึ่งจะใช้โมเดลพลังงาน MFM ซึ่งเป็นพีเจอร์ในระดับต่ำ ตรวจจับพฤติกรรมที่ผิดปกติประเภทวิ่งหนีแตกตื่นซึ่งจะอธิบายรายละเอียดผลการทดสอบในหัวข้อที่ 4.2 การตรวจจับการชกต่อยในกลุ่มบุคคลโดยใช้โมเดล MFM ร่วมกับพีเจอร์การชกต่อยซึ่งเป็นพีเจอร์ในระดับสูงจะอธิบายรายละเอียดผลการทดสอบในหัวข้อ 4.3 และผลการทดสอบการรู้จำกิจกรรมของกลุ่มบุคคลที่ใช้โมเดล  $IF_L$  ร่วมกับพีเจอร์ในระดับสูง 3 ชนิดจะอธิบายรายละเอียดในหัวข้อที่ 4.4

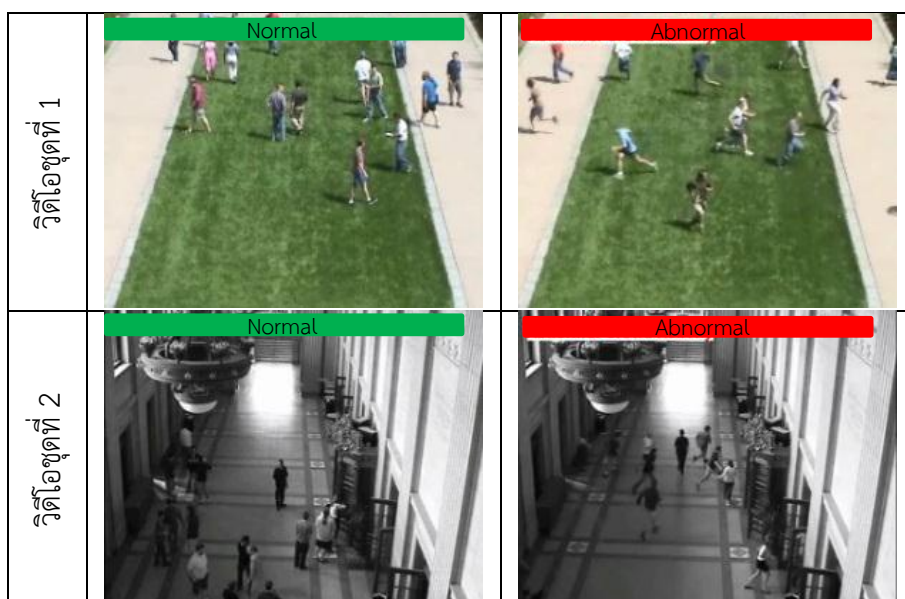
#### 4.1 ชุดข้อมูลวิดีโอที่ใช้ทดสอบ

ชุดข้อมูลภาพวิดีโอที่นำมาใช้เพื่อวิเคราะห์พฤติกรรมของฝูงชนและกลุ่มบุคคลในสาขาคอมพิวเตอร์วิชัน ได้ถูกพัฒนาขึ้นเป็นชุดข้อมูลแบบสาธารณะ และเริ่มได้รับความสำคัญมากขึ้นในกลุ่มงานวิจัยด้านคอมพิวเตอร์วิชันเพื่อตอบสนองความท้าทายด้านการวิจัยที่แตกต่างกัน เนื่องจากผู้วิจัยที่มีจำนวนมากในสาขานี้ มีความพยายามวิเคราะห์พฤติกรรมในสิ่งเดียวกัน แต่วิธีการวิจัยมีแนวคิดต่างๆที่สามารถพัฒนาได้อย่างเป็นอิสระ เช่น เทคนิคการวิเคราะห์ การเปรียบเทียบกับวิธีการอื่นๆ และชุดข้อมูลวิดีโอพื้นฐานที่พัฒนาขึ้นเองที่มีลักษณะเฉพาะของตนเอง ทำให้ยากสำหรับการประเมินผลและการเปรียบเทียบงานวิจัยในสาขางานวิเคราะห์พฤติกรรมบุคคล ซึ่งในความพยายามให้งานวิจัยด้านนี้ก้าวต่อไปได้อย่างมีประสิทธิภาพ ทำให้มีความจำเป็นต้องมีแพลตฟอร์มร่วมกันในการประเมินการวิเคราะห์พฤติกรรมกลุ่มบุคคล จึงได้มีการพัฒนาชุดข้อมูลวิดีโอที่เป็นมาตรฐานขึ้นมา แต่ยังมีปริมาณน้อย ดังนั้นการเลือกชุดข้อมูลมาตรฐานที่เหมาะสมจะเป็นประโยชน์ต่อการประเมินผลและการเปรียบเทียบประสิทธิภาพกับวิธีการอื่นๆ โดยเฉพาะอย่างยิ่งในแอปพลิเคชันหรือการวิเคราะห์บุคคลแบบกลุ่ม การเลือกชุดข้อมูลดังกล่าวจะมีผลต่อการพารามิเตอร์ของโมเดลการเคลื่อนที่ เนื่องจากมาจากปัจจัยภายในภาพวิดีโอ เช่น จำนวนบุคคล ความแปรปรวนของความหนาแน่นของบุคคลในกลุ่ม ลักษณะการเคลื่อนที่ของแต่ละบุคคล มุมมองของกล้องวิดีโอ และสภาพแวดล้อมในสถานที่ของภาพวิดีโอ ซึ่งงานวิจัยนี้เลือกใช้ชุดข้อมูลวิดีโอมาตรฐาน UMN Dataset สำหรับวิเคราะห์พฤติกรรมความผิดปกติของฝูงชน และอธิบายรายละเอียดของชุดข้อมูลวิดีโอนี้ในหัวข้อที่ 4.1.1 สำหรับการวิเคราะห์พฤติกรรมการชกต่อยและการรู้จำกิจกรรมของกลุ่มบุคคลงานวิจัยนี้เลือกใช้ชุด

ข้อมูลวิดีโอ NUS-HGA Dataset และ BEHAVE Dataset ซึ่งจะอธิบายในหัวข้อที่ 4.1.2 และ 4.1.3 ตามลำดับ

#### 4.1.1 ชุดข้อมูลวิดีโอ UMN Dataset

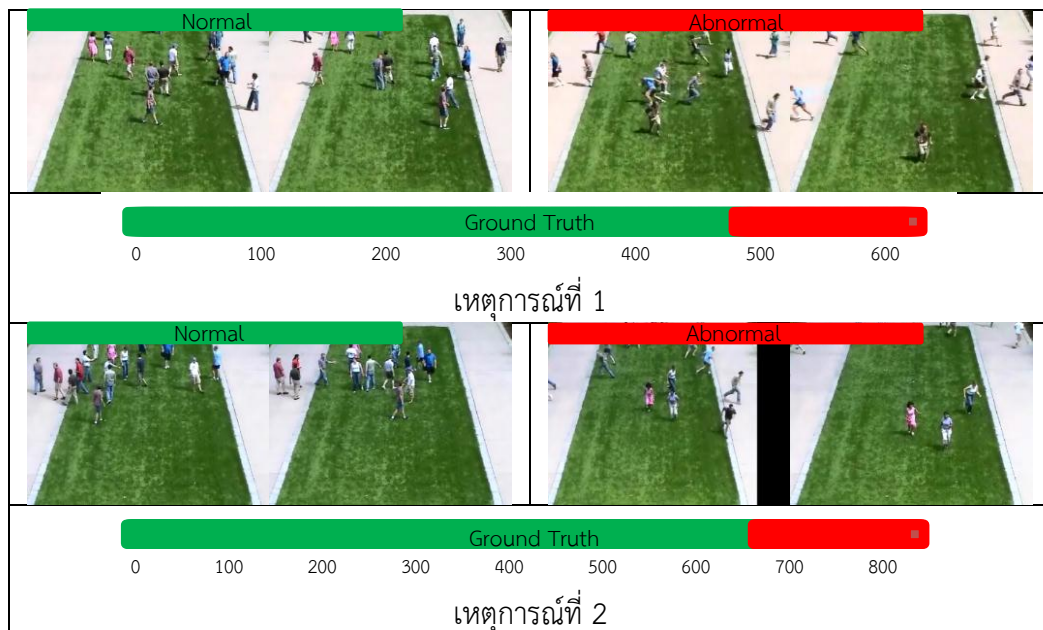
งานวิจัยนี้ประเมินประสิทธิภาพของอัลกอริทึม ด้วยการตรวจจับพฤติกรรมความผิดปกติของฝูงชนโดยใช้ชุดข้อมูลวิดีโอ UMN Dataset ที่ถูกพัฒนาโดยกลุ่มวิจัยการตรวจสอบพฤติกรรมมนุษย์ โครงการวิจัยปัญญาประดิษฐ์ หุ่นยนต์และการมองเห็น ภาควิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์และวิศวกรรม มหาวิทยาลัยมินนิโซตา สหรัฐอเมริกา ซึ่งชุดวิดีโอนี้ได้กลายเป็นมาตรฐานหรือเบนช์มาร์กในการวิเคราะห์พฤติกรรมฝูงชน วิดีโอนี้ประกอบด้วย 11 ชุดวิดีโอ ขนาดความละเอียดภาพ 320×240 พิกเซลจำนวน 7,739 เฟรม และเฟรมเรต 30 เฟรมต่อวินาที แบ่งเป็น 3 ชุดตาม 3 สถานที่ที่แตกต่างกันทั้งในอาคารและที่โล่งแจ้ง โดยแต่ละวิดีโอประกอบด้วยบุคคลที่มากกว่า 10 คน ในวิดีโอชุดที่ 1 ประกอบด้วยวิดีโอย่อยจำนวน 2 เหตุการณ์ ซึ่งเป็นเหตุการณ์จำลองฝูงชนเดินไปมาในสนามหญ้าหรือที่โล่งแจ้งในตอนกลางวันที่มีแสงเงาของคนเกิดขึ้นตลอดเวลา วิดีโอชุดที่ 2 ประกอบด้วยวิดีโอย่อยจำนวน 8 เหตุการณ์ ซึ่งเป็นเหตุการณ์ที่ฝูงชนเดินไปมาในอาคารที่มีแสงน้อยรวมทั้งมีประตูเข้าออกอาคาร เมื่อมีการเปิดประตูจะทำให้แสงในอาคารมีการเปลี่ยนแปลง ภาพวิดีโอมีแสงน้อยและค่อนข้างมืด ทำให้สีเสื้อของบุคคลบางคนในภาพกลมกลืนกับบริเวณพื้นหลังในส่วนที่มืด ส่วนวิดีโอที่ 3 ประกอบด้วยวิดีโอย่อยจำนวน 3 เหตุการณ์ซึ่งเป็นเหตุการณ์ที่ผู้คนเดินในบริเวณทางเดินที่โล่งแจ้งเป็นช่วงเวลาที่แสงมากทำให้มีเงาของคนเกิดขึ้น รายละเอียดเหตุการณ์ในวิดีโอเริ่มต้นด้วยกลุ่มบุคคลเดินไปมาช้าๆ ในทิศทางที่ไม่แน่นอน ซึ่งหมายความว่าเหตุการณ์ปกติดังแสดงตัวอย่างในภาพประกอบที่ 4-1a และหลังจากนั้นในช่วงท้ายของวิดีโอจะเกิดเหตุการณ์ผิดปกติแตกตื่นและวิ่งหนีไปด้วยทิศทางเดียวกัน หรือแตกต่างกันด้วยความเร็วสูงขึ้นแบบทันทีทันใด ดังแสดงตัวอย่างในภาพประกอบที่ 4-1b





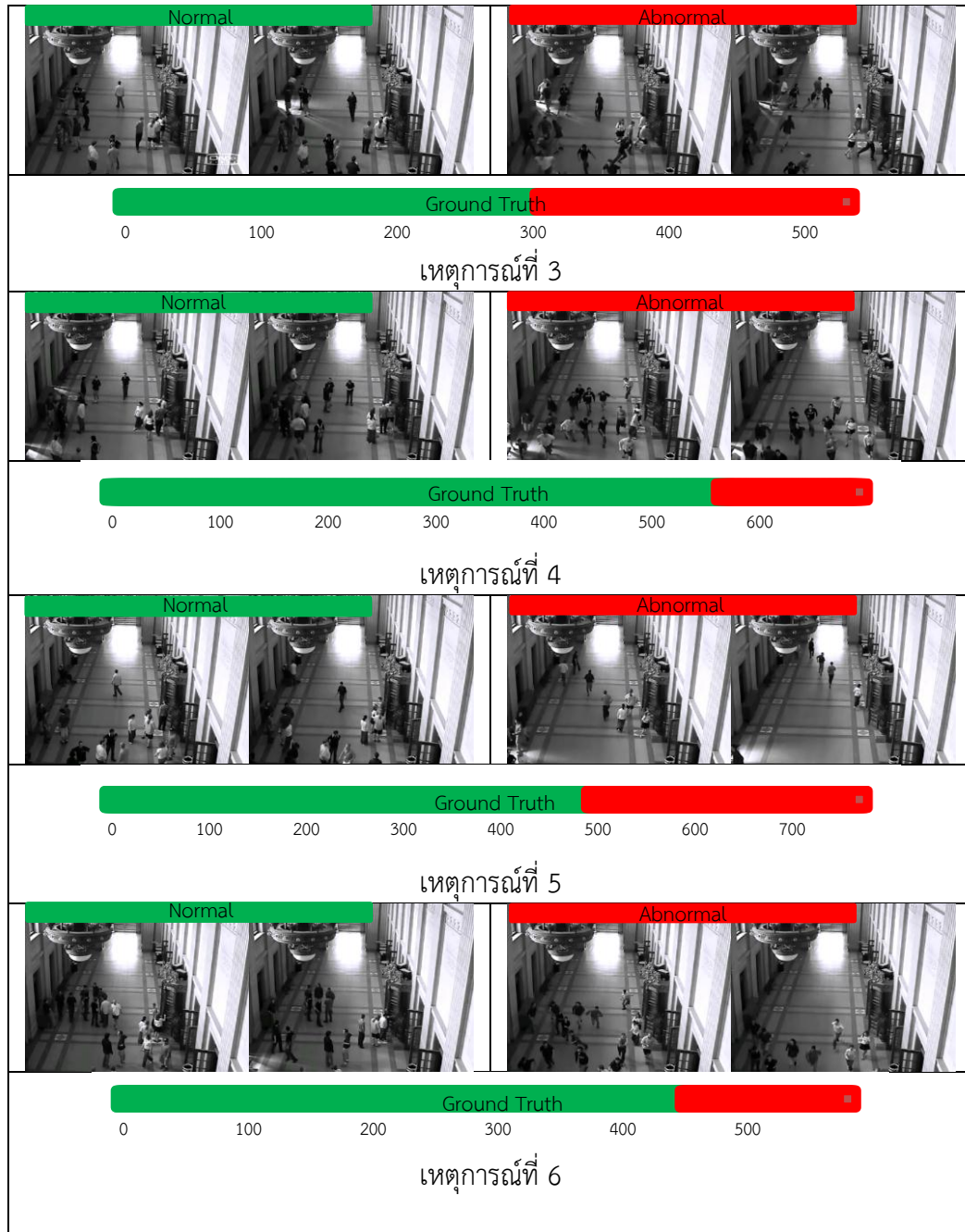
ภาพประกอบ 4-1 แสดงตัวอย่างของชุดวิดีโอ UMN ประกอบด้วยสามสถานที่ a) เหตุการณ์ที่ปกติ b) เป็นเหตุการณ์กลุ่มบุคคลวิ่งหนีสิ่งที่ผิดปกติ

สำหรับตัวอย่างเหตุการณ์ของแต่ละชุดวิดีโอสามารถแสดงได้ดังภาพประกอบ 4-(2-4) ซึ่งภาพจากเป็นชุดวิดีโอที่ 1 2 และ 3 ตามลำดับ ภาพประกอบ 4-2 แสดงเหตุการณ์ของวิดีโอชุดที่ 1 ประกอบด้วย 2 เหตุการณ์ เป็นช่วงเฟรมที่ปกติและผิดปกติ ในช่วงแรกของวิดีโอจะเป็นพฤติกรรมที่ปกติ กลุ่มบุคคลเดินไปมาจะแทนด้วยกราฟของเฟรมวิดีโอกราฟที่เส้นสีเขียว ส่วนในช่วงท้ายของวิดีโอจะเป็นเหตุการณ์ที่ผิดปกติแทนด้วยกราฟของเฟรมวิดีโอกราฟที่สีแดง พฤติกรรมที่ผิดปกติของฝูงชนเหล่านี้ คือ การวิ่งหนีไปคนละทิศละทางลักษณะเดียวกันทั้งสองเหตุการณ์

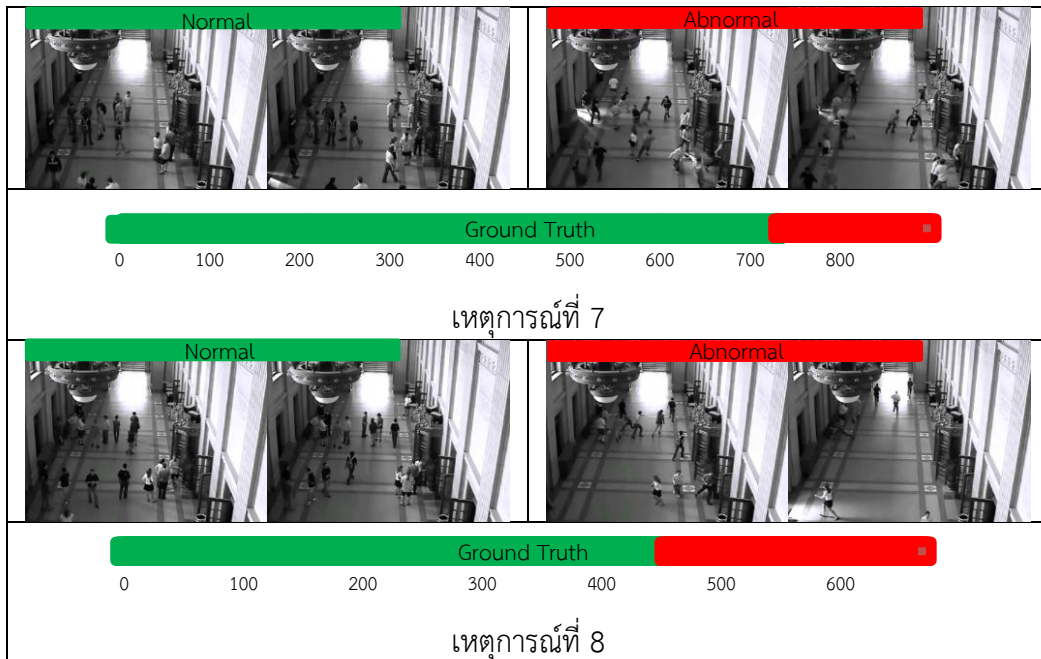


ภาพประกอบ 4-2 แสดงตัวอย่างของชุดวิดีโอชุดที่ 1 ของ UMN Dataset ที่ประกอบด้วย 2 เหตุการณ์ และแสดงกราฟที่ระบุเฟรมที่ปกติและผิดปกติของแต่ละเหตุการณ์

ภาพประกอบ 4-3 คือ ตัวอย่างภาพเหตุการณ์ในชุดวิดีโอที่ 2 ประกอบด้วย 8 เหตุการณ์ที่เป็นเหตุการณ์ในอาคาร และกราฟแสดงกราฟด์ทรูของเฟรมภาพที่ปกติซึ่งเป็นเส้นกราฟสีเขียวและเหตุการณ์ผิดปกติแทนด้วยเส้นกราฟสีแดง ลักษณะพฤติกรรมที่ผิดปกติ คือ การวิ่งหนีแตกตื่นซึ่งแต่ละชุดวิดีโอจะมีทั้งทิศทางวิ่งหนีไปในทิศทางเดียวกัน เช่น วิ่งหนีไปทางซ้าย ขวา บน ล่าง และการวิ่งหนีกระจายกันในหลายทิศทาง

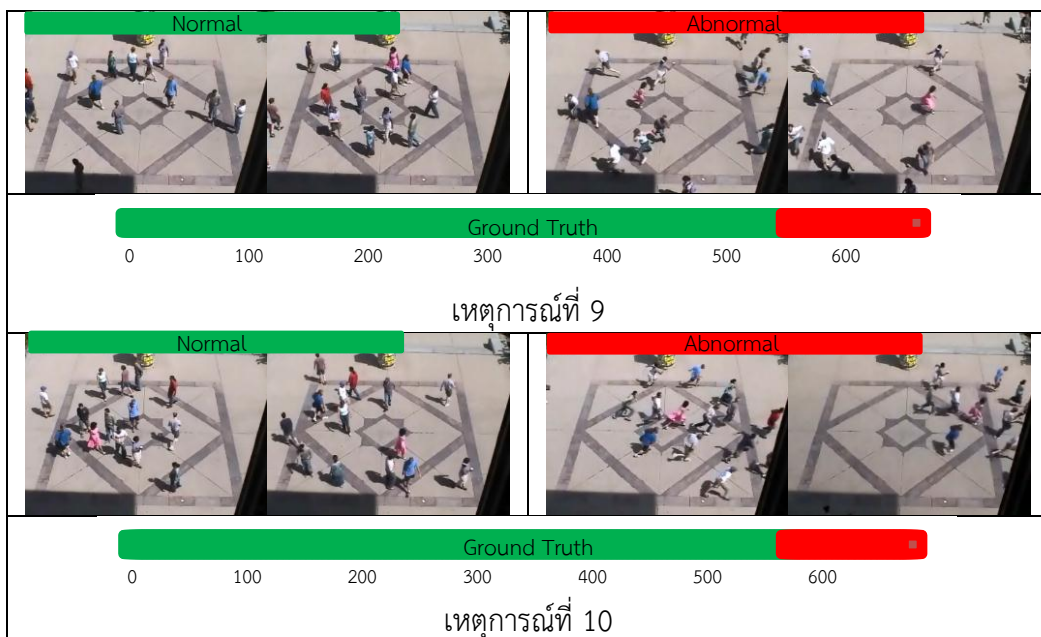






ภาพประกอบ 4-3 แสดงตัวอย่างของชุดวิดีโอชุดที่ 2 ของ UMN Dataset ที่ประกอบด้วย 6 เหตุการณ์ และแสดงกราฟวอร์คที่ระบุเฟรมที่ปกติและผิดปกติของแต่ละเหตุการณ์

ภาพประกอบ 4-4 เป็นภาพจากชุดวิดีโอที่ 3 ประกอบด้วย 3 เหตุการณ์ที่อยู่ภายนอกอาคาร ช่วงต้นเป็นเหตุการณ์ที่ปกติแทนด้วยกราฟวอร์คที่เป็นสีเขียว ส่วนเหตุการณ์ที่ผิดปกติในช่วงปลายของวิดีโอที่มีทั้งการวิ่งหนีไปในทิศทางเดียวกัน และกระจายกันทุกทางแทนด้วยกราฟวอร์คที่เป็นสีแดง





ภาพประกอบ 4-4 แสดงตัวอย่างของชุดวิดีโอชุดที่ 3 ของ UMN Dataset ที่ประกอบด้วย 6 เหตุการณ์ และแสดงกราฟด์ทรูที่ระบุเฟรมที่ปกติและผิดปกติของแต่ละเหตุการณ์

#### 4.1.2 ชุดข้อมูลวิดีโอ NUS-HGA Dataset

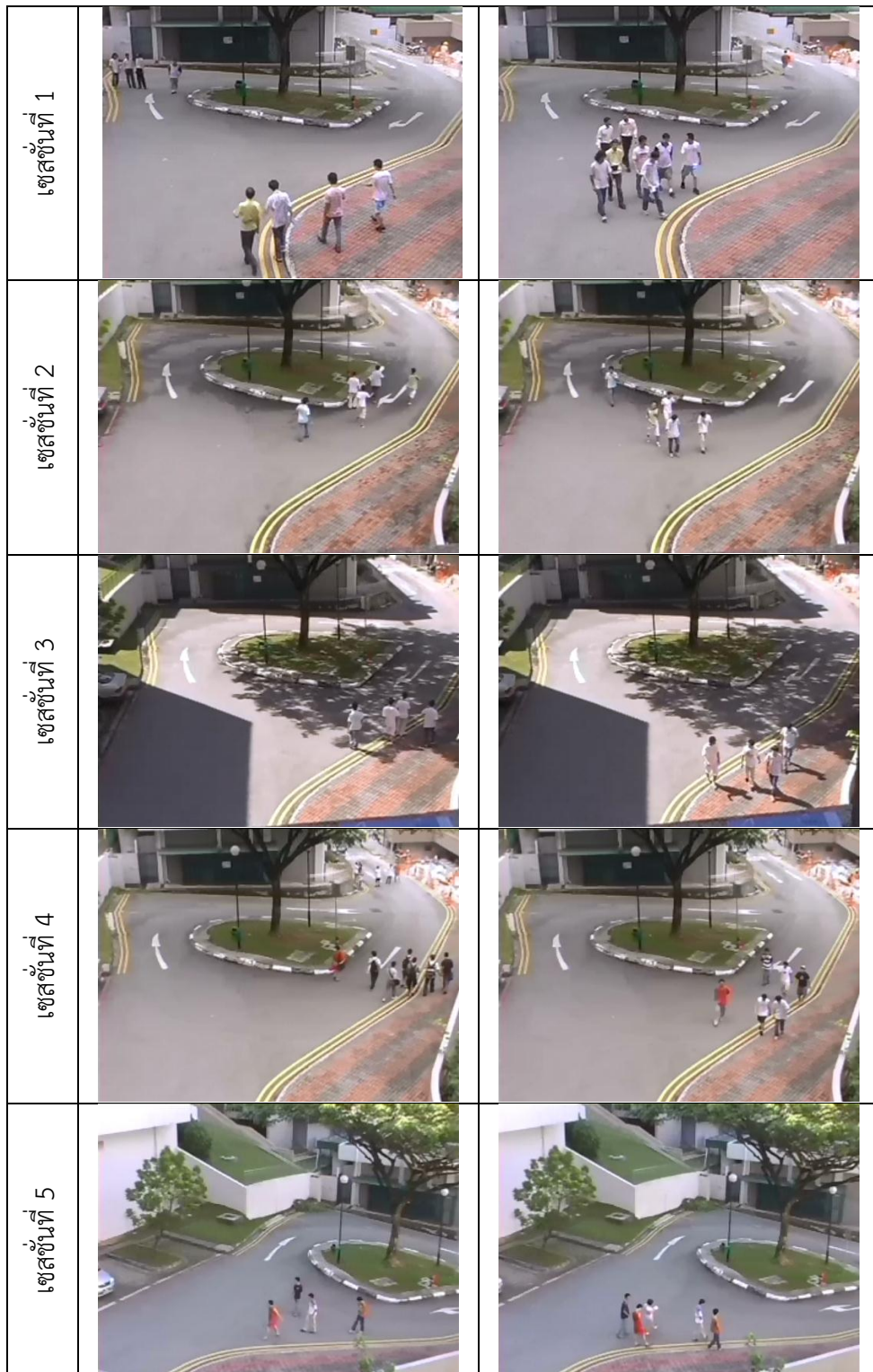
ชุดข้อมูลวิดีโอกิจกรรมกลุ่มบุคคล NUS-HGA Dataset ได้ถูกพัฒนาขึ้นโดยภาควิชาวิศวกรรมอิเล็กทรอนิกส์และคอมพิวเตอร์ มหาวิทยาลัยแห่งชาติสิงคโปร์ (National University of Singapore) ทำการบันทึกภาพวิดีโอในบริเวณที่จอดรถนอกอาคารด้วยกล้อง Panasonic-NV-DX100EN ที่มีเฟรมเรต 25 เฟรมต่อวินาทีขนาด 720x576 พิกเซล ที่ถูกติดตั้งและซูมเพื่อให้ได้ขนาดคนที่เหมาะสมในการติดตามและการตรวจจับระบบ กิจกรรมของชุดข้อมูลวิดีโอประกอบด้วย 6 กิจกรรมดังแสดงในภาพประกอบ 4-5 ได้แก่ 1) การเดินเป็นกลุ่ม (WalkInGroup) มีลักษณะพฤติกรรมที่กลุ่มคนเดินเกาะกลุ่มไปในทิศทางเดียวกัน ซึ่งแต่ละเซสชันมีทิศทางการเดินของทั้งกลุ่มที่ต่างกัน 2) การวิ่งเป็นกลุ่ม (RunInGroup) พฤติกรรมของกลุ่มคนวิ่งไปในทิศทางเดียวกัน ซึ่งทิศทางการวิ่งทั้งกลุ่มแตกต่างกันไปในแต่ละเซสชัน 3) การยืนคุยกันเป็นกลุ่ม (StandTalk) กลุ่มคนยืนกันเป็นกลุ่มและพูดคุยกันโดยมีการเคลื่อนไหวร่างกายของกลุ่มบุคคลไม่มากนัก 4) การเดินเข้าหากัน (Gather) มีลักษณะการเดินของกลุ่มบุคคลจากจุดเริ่มต้นที่ไม่แน่นอนแล้วเดินเข้าหากันเพื่อจับกลุ่ม 5) การเดินไม่สนใจกัน (Ignore) เป็นลักษณะพฤติกรรมของกลุ่มบุคคลเดินกระจายกันจากจุดเริ่มต้นที่ไม่แน่นอนไปยังทิศทางของตนเองที่ไม่เกี่ยวข้องกับบุคคลอื่นมีทั้งเดินสวนกันและไม่มีการสวนกัน และ 6) การชกต่อย (Fight) มีลักษณะพฤติกรรมการชกต่อยบุคคลอื่นด้วยการวิ่งตรงไปยังบุคคลอื่นแล้วต่อยและวิ่งหนี ซึ่งชุดข้อมูลวิดีโอทั้ง 6 กิจกรรม มีจำนวน 476 รายการ แบ่งได้เป็น การเดินเป็นกลุ่ม 94 วิดีโอ การวิ่งเป็นกลุ่ม 65 วิดีโอ การยืนคุยกันเป็นกลุ่ม 88 วิดีโอ การเดินเข้าหากัน 86 วิดีโอ การเดินไม่สนใจกัน 69 วิดีโอ และการชกต่อย 74 วิดีโอ



ภาพประกอบ 4-5 แสดงตัวอย่าง 6 กิจกรรมของชุดข้อมูลวิดีโอ NUS-HGA Dataset

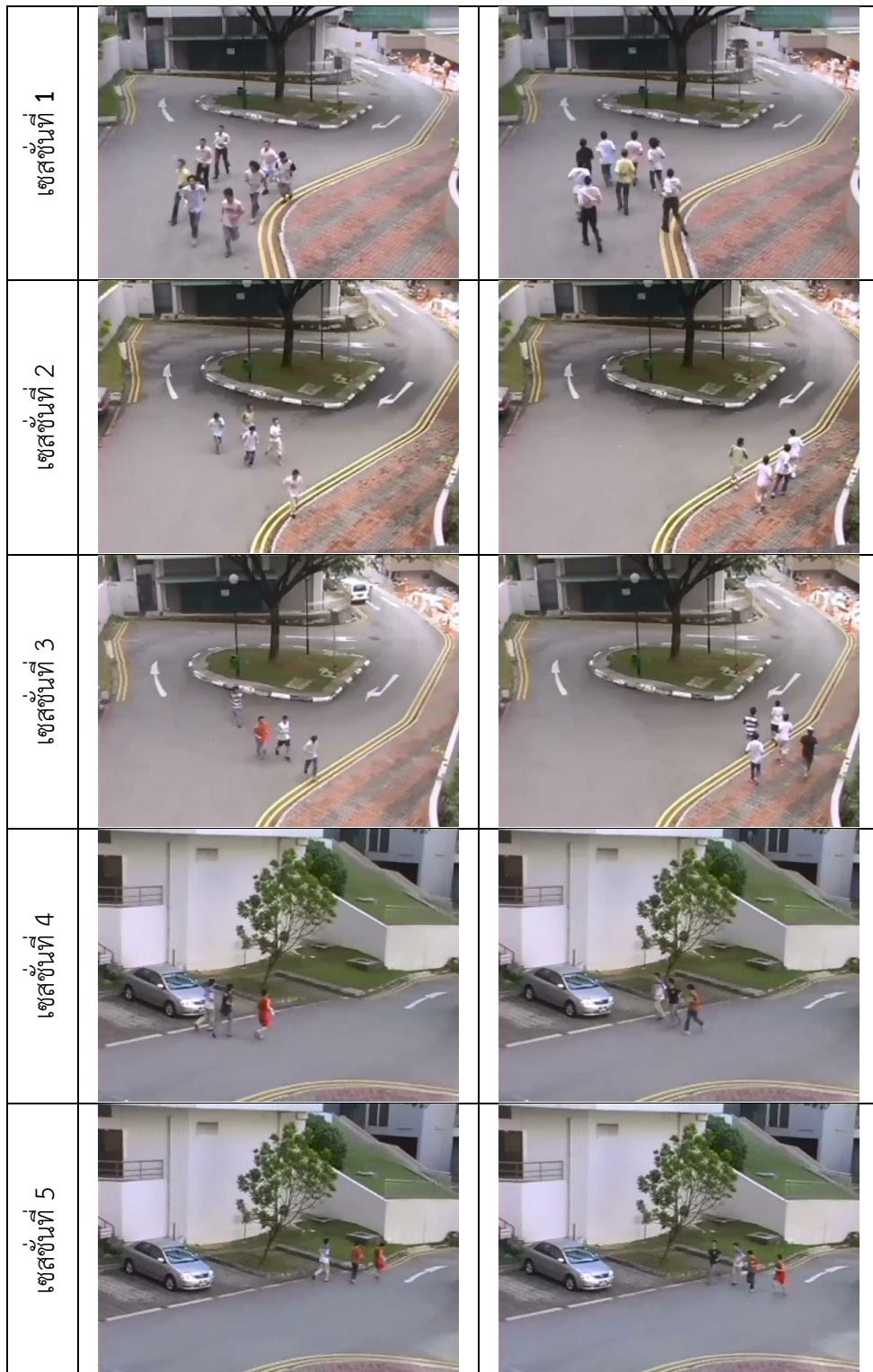
ชุดข้อมูลวิดีโอถูกเก็บรวบรวมใน 5 เซสชันของช่วงเวลาที่แตกต่างกัน แต่ละเซสชันจะมีกลุ่มคนเข้าร่วมกิจกรรมแตกต่างกันตามจำนวนคนในกลุ่มที่แตกต่างกัน และแต่ละเซสชันประกอบด้วย 10-20 กรณี กรณีละ 8-16 วินาที ที่มีผู้เข้าร่วมกิจกรรม 4-8 คน ดังภาพประกอบที่ 4-(6-11) เป็นภาพที่แสดงตัวอย่าง 6 เหตุการณ์ ได้แก่ การเดินเป็นกลุ่ม (WalkInGroup) การวิ่งเป็นกลุ่ม (RunInGroup) การยืนคุยกันเป็นกลุ่ม (StandTalk) การเดินเข้าหากัน (Gather) การเดินไม่สนใจกัน (Ignore) และการชกต่อย (Fight) ตามลำดับ ซึ่งจะแสดงตัวอย่างแบ่งเป็น 5 เซสชัน



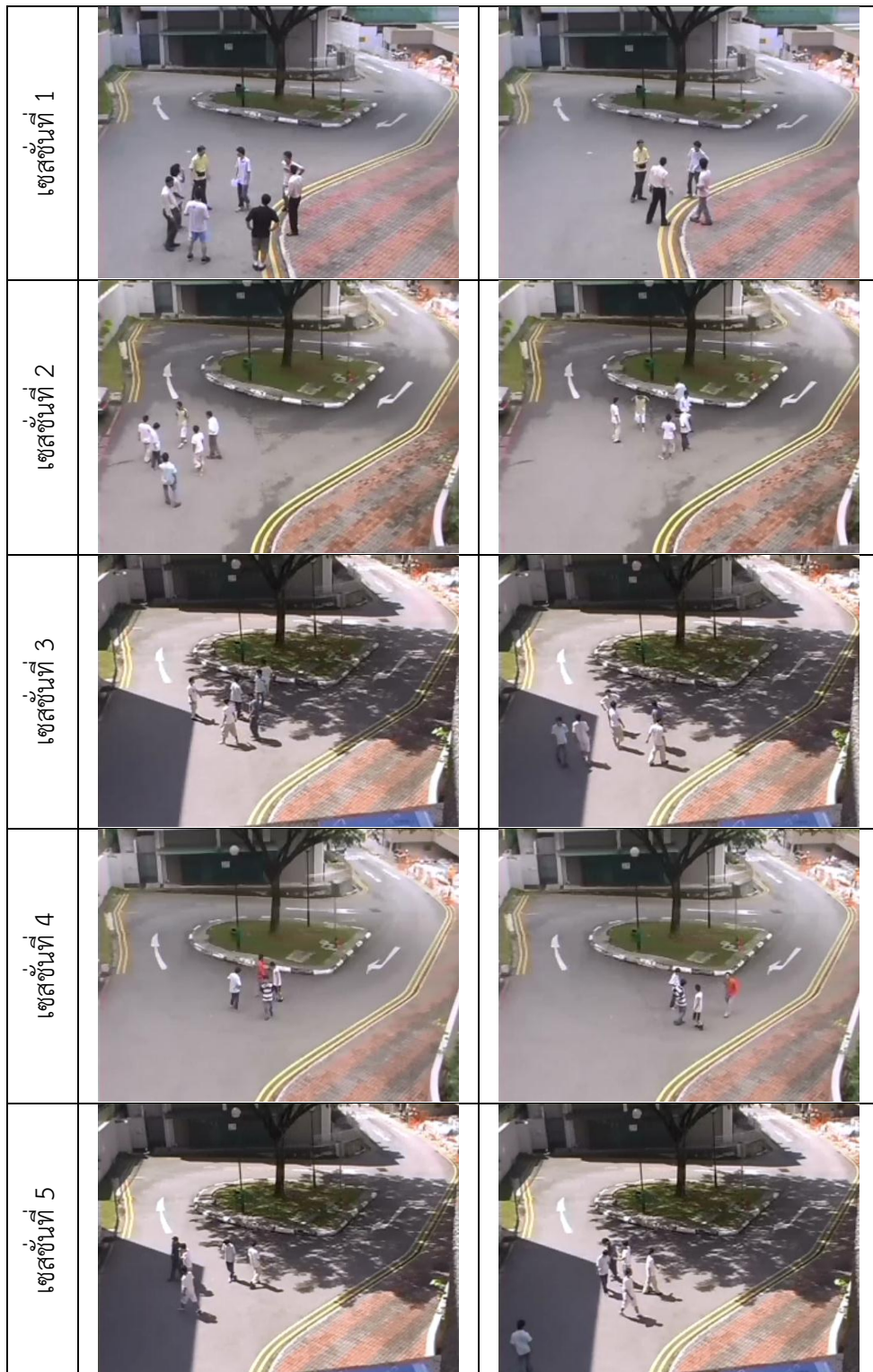


ภาพประกอบ 4-6 แสดงตัวอย่างกิจกรรมการเดินเป็นกลุ่ม 5 เซลล์ชั้น  
ของชุดข้อมูลวิดีโอ NUS-HGA Dataset



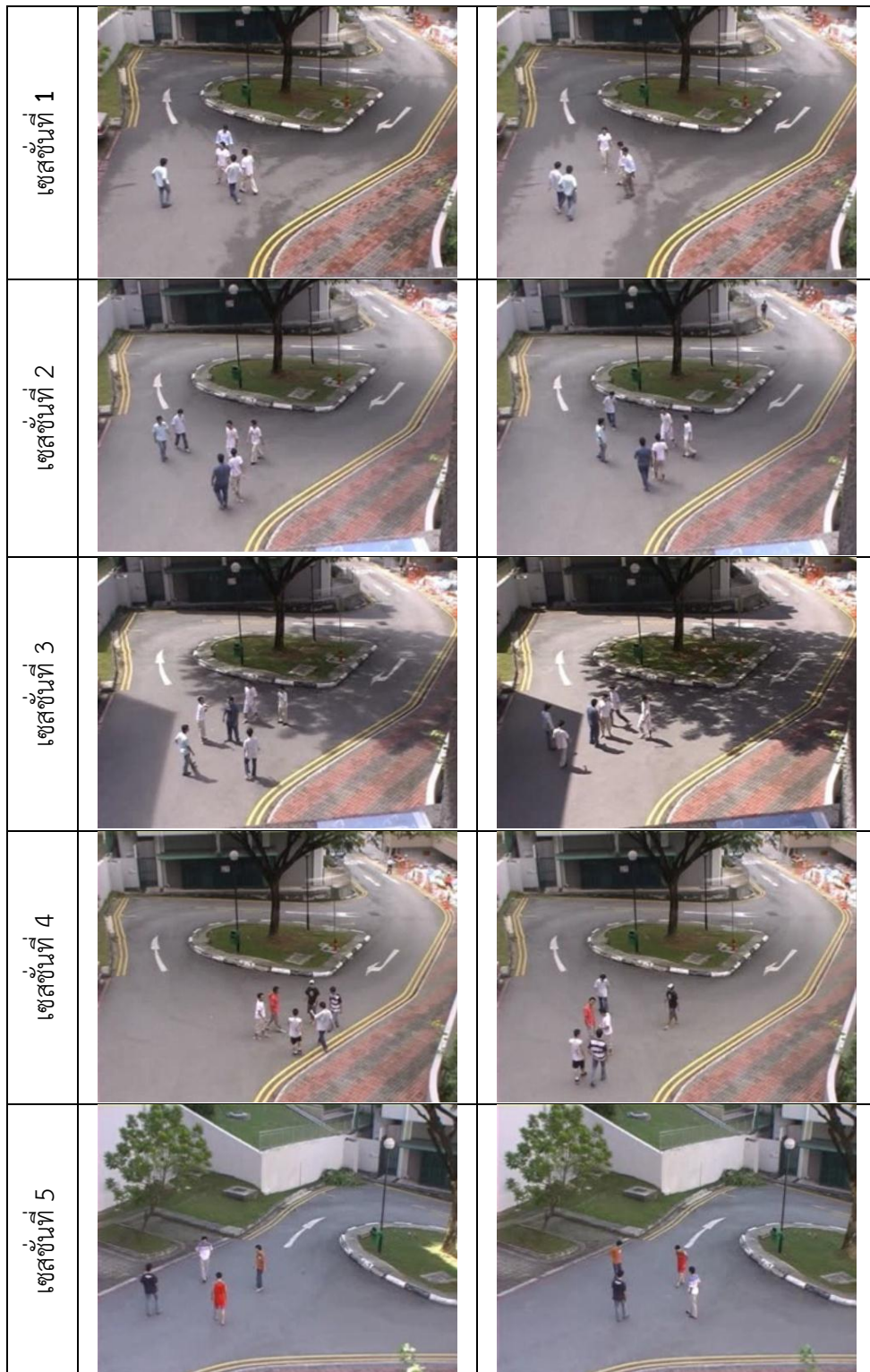


ภาพประกอบ 4-7 แสดงตัวอย่างกิจกรรมการวิ่งเป็นกลุ่ม 5 เซสชัน  
ของชุดข้อมูลวิดีโอ NUS-HGA Dataset

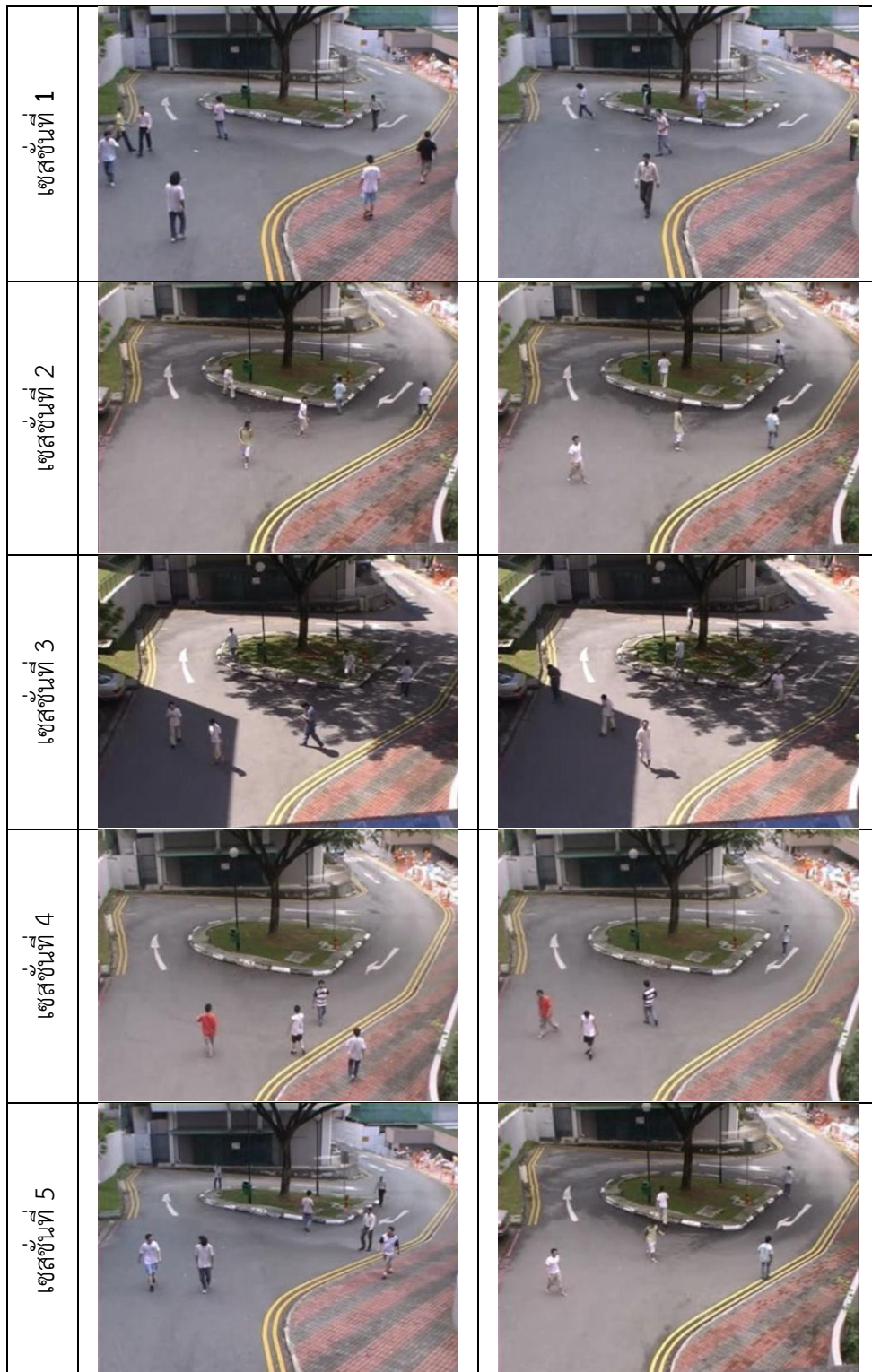


ภาพประกอบ 4-8 แสดงตัวอย่างกิจกรรมการยืนคุยกัน 5 เซสชัน  
ของชุดข้อมูลวิดีโอ NUS-HGA Dataset



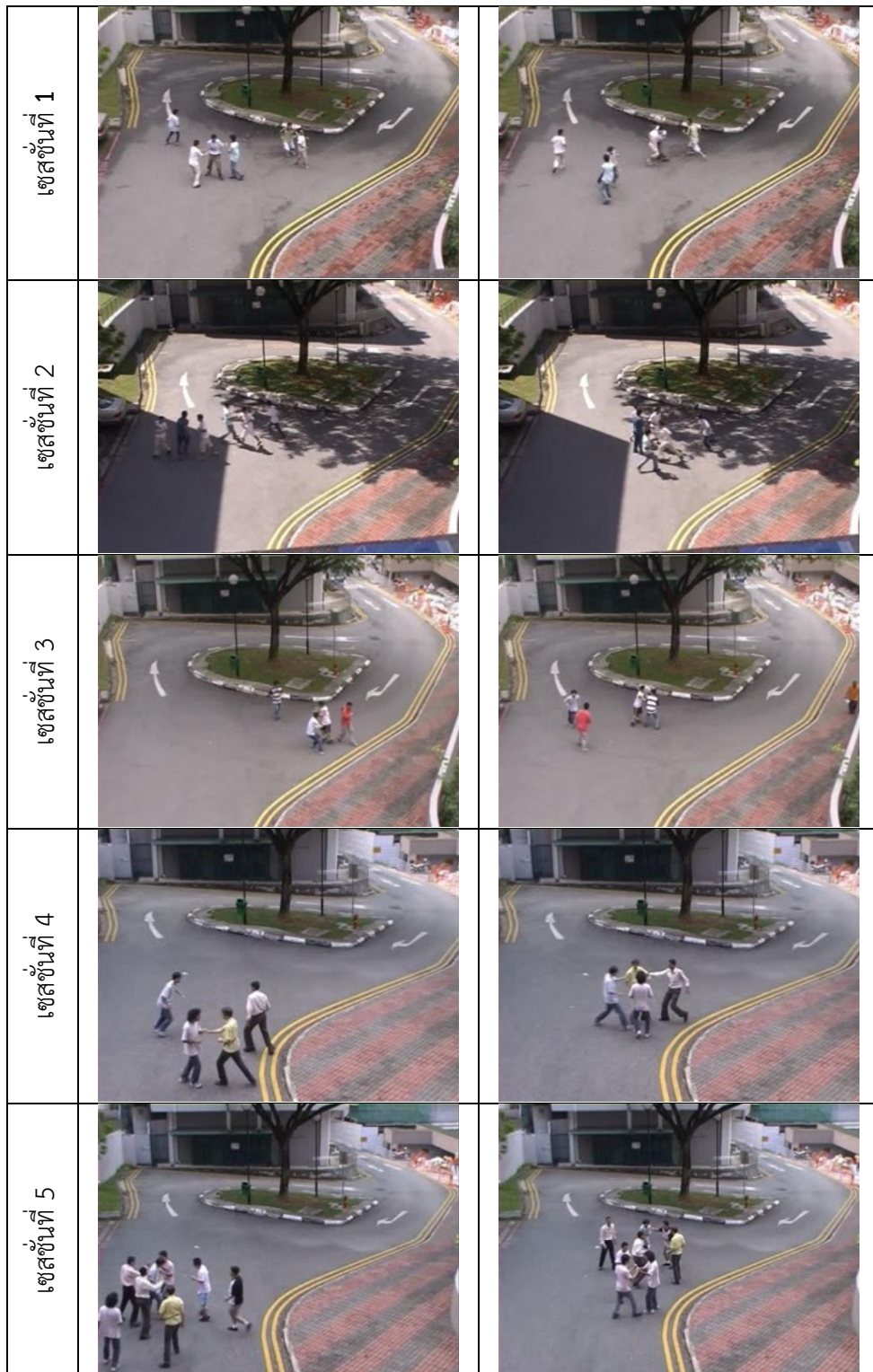


ภาพประกอบ 4-9 แสดงตัวอย่างกิจกรรมการเดินเข้าหากัน 5 เซสชัน  
ของชุดข้อมูลวิดีโอ NUS-HGA Dataset



ภาพประกอบ 4-10 แสดงตัวอย่างกิจกรรมการเดินไม่สนใจกัน 5 เซสชัน  
ของชุดข้อมูลวิดีโอ NUS-HGA Dataset






ภาพประกอบ 4-11 แสดงตัวอย่างกิจกรรมการชกต่อย 5 เซสชัน  
ของชุดข้อมูลวิดีโอ NUS-HGA Dataset

### 4.1.3 ชุดข้อมูลวิดีโอ BEHAVE

ถึงแม้ว่าที่ผ่านมาจะมีการวิจัยการรู้จำพฤติกรรมจากชุดข้อมูลวิดีโอที่แตกต่างกันเป็นจำนวนมาก แต่มีจำนวนชุดข้อมูลวิดีโอเพียงจำนวนน้อยที่มีกราวด์ทรูสำหรับการประเมินการมีปฏิสัมพันธ์ในพฤติกรรมระหว่างหลายบุคคล ในช่วงระยะเวลาสิบปีที่ผ่านมา มีการค้นคว้าวิจัยเกี่ยวกับการวิเคราะห์ภาพวิดีโอที่หลากหลาย โดยเฉพาะอย่างยิ่งการตรวจหาพฤติกรรมที่ผิดปกติของมนุษย์ ความหมายของความผิดปกติจะถูกกำหนดไว้ในบทความนั้นๆ งานวิจัยเหล่านี้มีจุดมุ่งหมายเพื่อตรวจจับและติดตามบุคคลแต่มีเงื่อนไขมีสถานะแวดล้อมไม่เหมาะสมเป็นอย่างมาก เช่น ความเข้มแสงน้อย กลุ่มคนบางส่วนถูกบดบัง งานวิจัยเหล่านี้สามารถดำเนินการได้อย่างประสบความสำเร็จในการวิเคราะห์พฤติกรรมเฉพาะบุคคลคนเดียว ซึ่งงานทางด้านวิเคราะห์พฤติกรรมของกลุ่มบุคคลยังไม่เป็นที่นิยมมากนัก ชุดข้อมูลวิดีโอ BEHAVE Dataset [63] จึงได้ถูกพัฒนาโดยมหาวิทยาลัยเอเดนบะระ ประเทศสกอตแลนด์ ซึ่งชุดข้อมูลวิดีโอประกอบด้วยวิดีโอ 4 คลิป ที่สามารถดาวน์โหลดได้ เป็นวิดีโอชนิดนามสกุล WMV ขนาดประมาณ 300 เมกะไบต์เฟรมเรต 25 เฟรมต่อวินาที ความละเอียด 640x480 พิกเซล ที่เป็นการปฏิสัมพันธ์กันระหว่างกลุ่มบุคคลจำนวน 2-5 คนในหนึ่งกลุ่มหรือสองกลุ่มมาปฏิสัมพันธ์กัน แบ่งพฤติกรรมของกลุ่มบุคคลได้ 10 ประเภท ได้แก่ 1) การยืนเป็นกลุ่ม (InGroup) คือ พฤติกรรมยืนพูดคุยกันเป็นกลุ่มที่ไม่มีการเคลื่อนที่มากนัก 2) การเดินเข้าหากัน (Approach) คือ สองบุคคลหรือมากกว่าเดินเข้าหากันด้วยการเดินเคลื่อนที่ช้าๆ 3) การเดินเป็นกลุ่ม (WalkTogether) คือ เหตุการณ์ที่กลุ่มบุคคลเดินไปด้วยกันด้วยความเร็วค่อยๆ 4) การเดินพบกัน (Meet) เมื่อสองบุคคลหรือมากกว่าเดินไปพบกับอีกบุคคลด้วยความเร็วค่อยๆ 5) การเดินแยกจากกัน (Split) เมื่อสองบุคคลหรือมากกว่าเดินแยกออกจากกลุ่มด้วยความเร็วค่อยๆ 6) การเดินไม่สนใจกัน (Ignore) เป็นเหตุการณ์ที่บุคคลทั้งหมดต่างคนต่างเดินด้วยความเร็วค่อยๆ 7) การไล่ตาม (Chase) เมื่อมีบุคคลในกลุ่มวิ่งไล่ตามกันด้วยความเร็วมาก 8) การต่อสู้กัน (Fight) เมื่อบุคคลในหนึ่งกลุ่มหรือมากกว่าชกต่อยกันด้วยความเร็วมาก 9) การวิ่งไปด้วยกัน (RunTogether) เมื่อบุคคลในกลุ่มวิ่งไปด้วยกันด้วยความเร็วมาก และ 10) การเดินติดตามกัน (Following) เป็นการเดินติดตามกันไปด้วยความเร็วค่อยๆ ซึ่งตัวอย่างกิจกรรมดังกล่าวแสดงดังภาพประกอบ 4-12

<p>การขึ้นเป็นกลุ่ม (InGroup)</p>		
<p>การเดินเข้าหากัน (Approach)</p>		
<p>การเดินเป็นกลุ่ม (WalkTogether)</p>		
<p>การเดินพบกัน (Meet)</p>		
<p>การเดินแยกจากกัน (Split)</p>		
<p>การเดินไม่สนใจกัน (Ignore)</p>		





ภาพประกอบ 4-12 แสดงตัวอย่าง 10 กิจกรรม ของชุดข้อมูลวิดีโอ BEHAVE Dataset


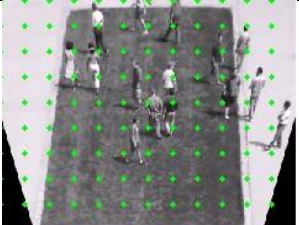






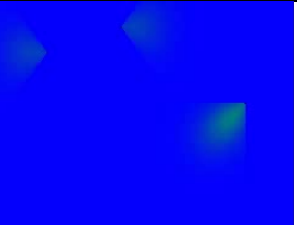

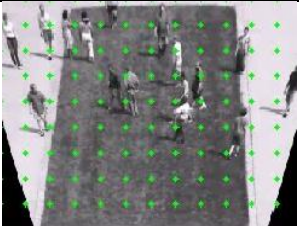
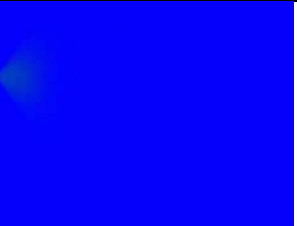

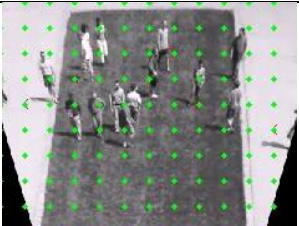
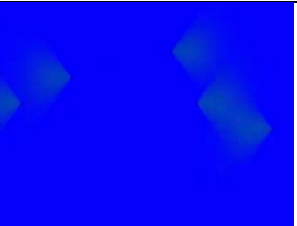

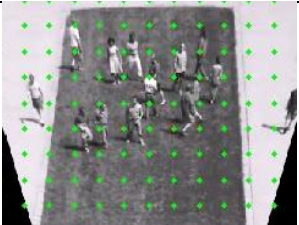
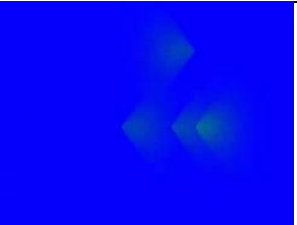


## 4.2 ผลการทดสอบกรณีเหตุการณ์ผิดปกติในฝูงชน


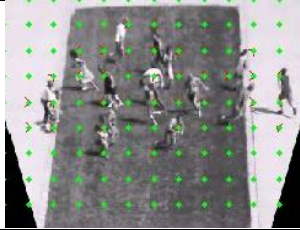
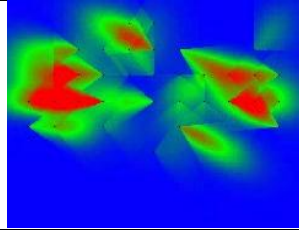

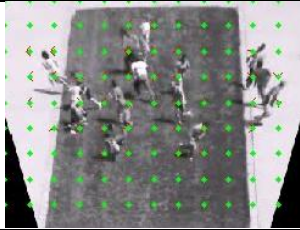
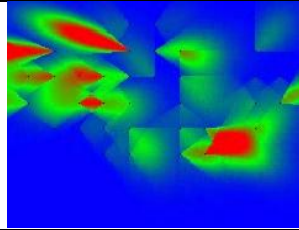

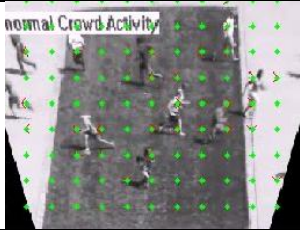
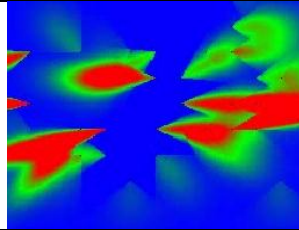

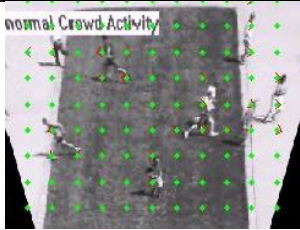
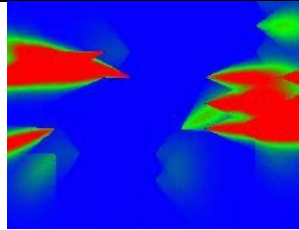

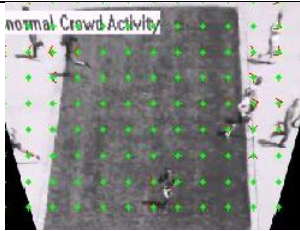
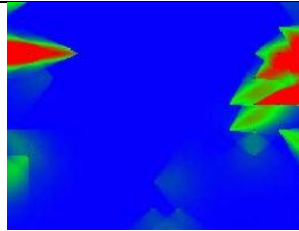

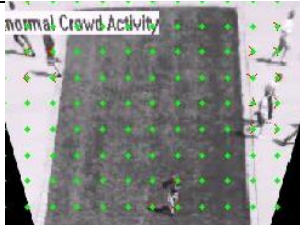
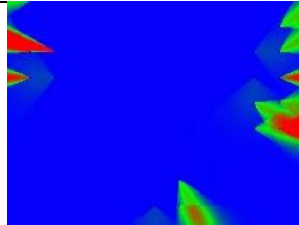
ในหัวข้อนี้จะกล่าวถึงการนำโมเดลพลังงานโมเมนตัมระดับต่ำ (Low-Level Momentum Force Model : MFM<sub>L</sub>) มาใช้ในการตรวจจับพฤติกรรมที่ผิดปกติของฝูงชน ซึ่งความผิดปกติคือพฤติกรรมที่ฝูงชนวิ่งหนีด้วยความตื่นตระหนก โดยที่กลุ่มบุคคลวิ่งด้วยความเร็วมากแบบทันทีทันใดมีทิศทางการเคลื่อนที่แบบหลายทิศทางหรือทิศทางเดียวกัน ซึ่งจะพิจารณาเหตุการณ์ที่ผิดปกติแบบภาพรวมของฝูงชนในภาพวิดีโอ โดยใช้โมเดลพลังงาน MFM<sub>L</sub> แสดงถึงพลังงานของการปฏิสัมพันธ์กันระหว่างบุคคลในฝูงชนและตัดสินเหตุการณ์ผิดปกติด้วยค่าเทรสโพลด์ที่เหมาะสมที่มีแนวคิดพลังงาน MFM<sub>L</sub> ตามที่ได้อธิบายในบทที่ 3 ผลการทดสอบสามารถอธิบายได้ดังต่อไปนี้

### 4.2.1 ผลการทดสอบกรณีเหตุการณ์ผิดปกติในฝูงชนด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ UMN

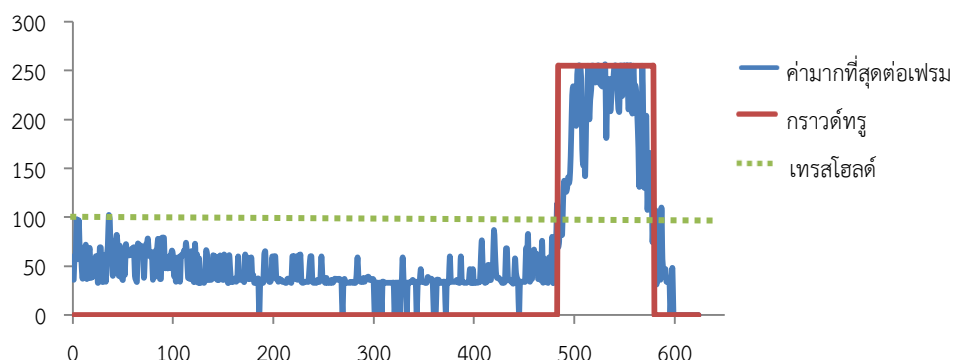
ทำการทดสอบโมเดลพลังงาน MFM<sub>L</sub> โดยนำชุดข้อมูลวิดีโอ UMN เพื่อให้ได้ค่าพลังงาน MFM<sub>L</sub> ที่แสดงถึงแรงปฏิสัมพันธ์ของฝูงชนในทุกๆเฟรม ผู้วิจัยได้ทดสอบทุกชุดวิดีโอและแสดงตัวอย่างเหตุการณ์ดังภาพประกอบ 4-(13-15) เป็นผลการทดสอบของชุดวิดีโอที่ 1 เหตุการณ์ที่ 1 โดยที่ ภาพประกอบ 4-13 แสดงตัวอย่างของเฟรมที่เป็นเหตุการณ์ปกติ ภาพประกอบ 4-13a แสดงตัวอย่างภาพอินพุตวิดีโอ ภาพประกอบ 4-13b แสดงตัวอย่างภาพกริดที่แสดงเวกเตอร์การเคลื่อนที่ของกลุ่มบุคคล และภาพประกอบ 4-13c คือ แผนภาพพลังงานโมเมนตัมในกลุ่มบุคคล จะเห็นได้ว่ากลุ่มบุคคลเดินไปมาด้วยความเร็วช้าๆ ทำให้แผนภาพพลังงานมีค่าน้อยมากซึ่งในแผนภาพจะเป็นสีน้ำเงินและสีเขียวเกิดขึ้น ส่วนภาพประกอบ 4-14 แสดงตัวอย่างภาพที่เป็นเหตุการณ์ที่ผิดปกติซึ่งเป็นช่วงปลายของวิดีโอ ภาพประกอบ 4-14a แสดงตัวอย่างภาพอินพุตวิดีโอ ภาพประกอบ 4-14b แสดงตัวอย่างภาพกริดที่แสดงเวกเตอร์การเคลื่อนที่ของกลุ่มบุคคล ภาพประกอบ 4-14c คือ แผนภาพพลังงาน MFM<sub>L</sub> เมื่อมีเหตุการณ์ที่ผิดปกติที่เป็นการวิ่งหนีแตกตื่นแบบกะทันหันไปในหลากหลายทิศทางเกิดขึ้นด้วยความเร็วที่มากขึ้น จะเห็นได้ว่า แผนภาพพลังงานจะมีค่าสูงซึ่งแผนภาพจะมีสีแดงเกิดขึ้นตรงบริเวณที่มีคนจำนวนมากเคลื่อนที่ด้วยความเร็วสูง ภาพประกอบ 4-15 คือกราฟแสดงผลการทดสอบโมเดล MFM<sub>L</sub> ด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ UMN ชุดที่ 1 เหตุการณ์ที่ 1 เมื่อเส้นกราฟสีน้ำเงิน คือค่าที่มากที่สุดต่อเฟรม เส้นกราฟสีแดงคือกราฟวัดทูล์และเส้นกราฟสีเขียวคือค่าเทรสโพลด์ เมื่อกำหนดให้ค่าพลังงานโมเดลอยู่ในช่วง 0-255 ช่วงเริ่มต้นของวิดีโอจะมีค่าพลังงานที่มีค่าน้อย ต่อมาในช่วงที่มีเหตุการณ์ผิดปกติเกิดขึ้น กราฟจะเริ่มสูงขึ้นเมื่อกลุ่มคนเริ่มวิ่งทำให้เกิดค่าพลังงานสูงและจะค่อยๆลดลงเมื่อกลุ่มคนวิ่งจนถึงขอบภาพและออกจากเฟรม

frame	ภาพอินพุต (a)	ภาพกริด (b)	แผนภาพพลังงาน (c)
34			
103			
157			
218			
383			
463			

ภาพประกอบ 4-13 ผลการทดสอบโมเดล  $MFM_L$  ด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ UMN ชุดที่ 1 เหตุการณ์ที่ 1  
เมื่อเป็นเหตุการณ์ที่ปกติ

frame	ภาพอินพุต (a)	ภาพกริด (b)	แผนภาพพลังงาน (c)
502			
512			
543			
551			
561			
572			


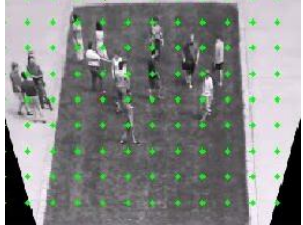


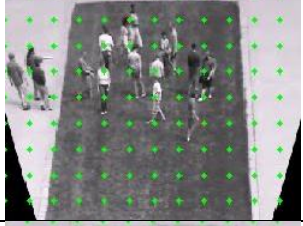
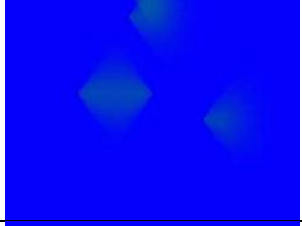


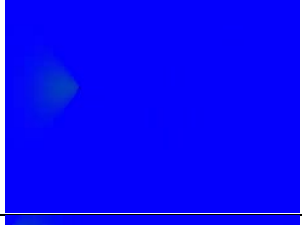

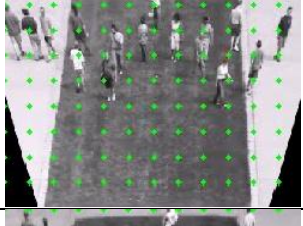
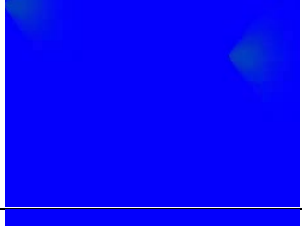

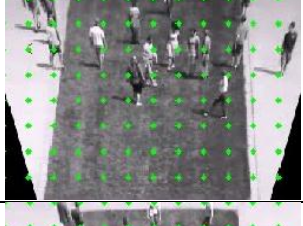
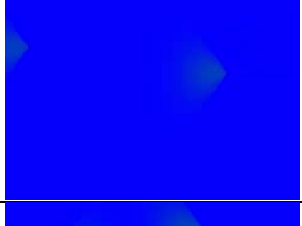

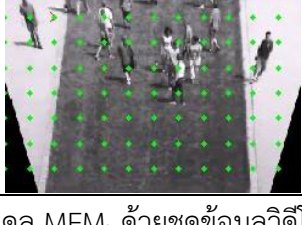
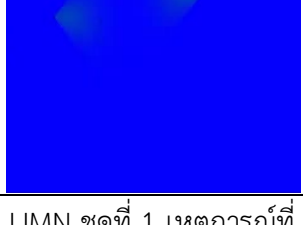
ภาพประกอบ 4-14 ผลการทดสอบโมเดล MFM<sub>L</sub> ด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ UMN ชุดที่ 1 เหตุการณ์ที่ 1  
เมื่อเป็นเหตุการณ์ที่ผิดปกติ




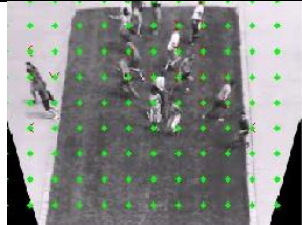
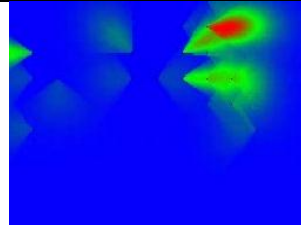

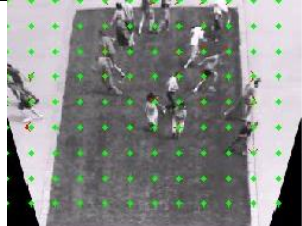
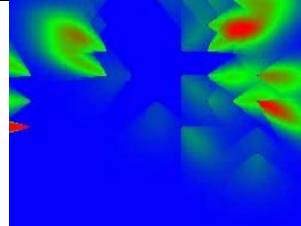

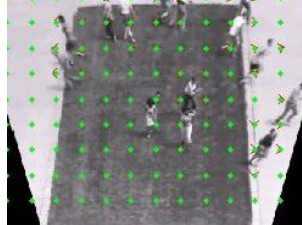
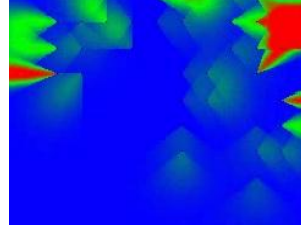

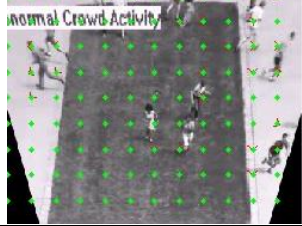
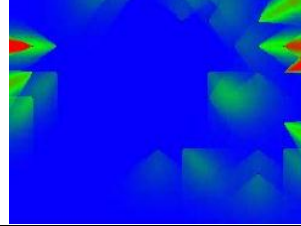

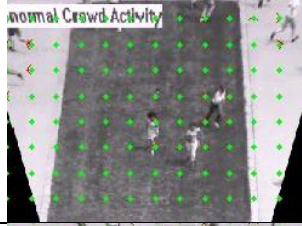
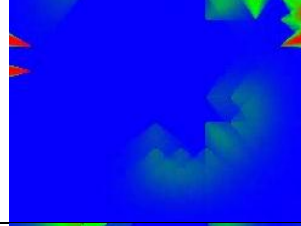

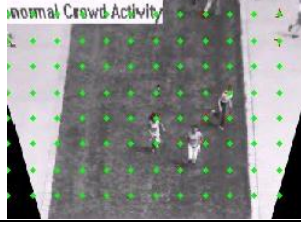
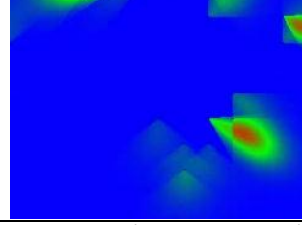
ภาพประกอบ 4-15 กราฟแสดงผลการทดสอบโมเดล  $MFM_L$  ด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ UMN ชุดที่ 1 เหตุการณ์ที่ 1 เมื่อเส้นกราฟสีน้ำเงินคือค่าที่มากที่สุดต่อเฟรม เส้นกราฟสีแดงคือกราวด์ทรู และเส้นกราฟสีเขียวคือค่าเทรสโฮลด์

ภาพประกอบ 4-(16-18) แสดงตัวอย่างผลการทดสอบของชุดวิดีโอที่ 1 เหตุการณ์ที่ 2 โดยที่ ภาพประกอบ 4-16 แสดงตัวอย่างของเฟรมที่เป็นเหตุการณ์ปกติ ภาพประกอบ 4-16a จะเป็นภาพอินพุตวิดีโอ ภาพประกอบ 4-16b แสดงตัวอย่างภาพกริดที่แสดงเวกเตอร์การเคลื่อนที่ของกลุ่มบุคคล และภาพประกอบ 4-16c คือ แผนภาพพลังงาน  $MFM_L$  จะเห็นได้ว่ากลุ่มบุคคลเดินไปมา ซ้ำๆ ทำให้แผนภาพพลังงานมีพลังงานที่น้อยซึ่งในแผนภาพจะเป็นสีน้ำเงินและสีเขียวเกิดขึ้น ภาพประกอบ 4-17 แสดงตัวอย่างภาพที่เป็นเหตุการณ์ที่ผิดปกติซึ่งเป็นช่วงปลายของวิดีโอ ภาพประกอบ 4-17a แสดงตัวอย่างภาพอินพุตวิดีโอ ภาพประกอบ 4-17b เป็นภาพกริดที่แสดงเวกเตอร์การเคลื่อนที่ของกลุ่มบุคคล ภาพประกอบ 4-17c คือ แผนภาพพลังงาน  $MFM_L$  เมื่อมีเหตุการณ์ที่ผิดปกติที่เป็นการวิ่งหนีแตกตื่นแบบกะทันหันไปในหลากหลายทิศทางเกิดขึ้นด้วยความเร็วที่มากขึ้น จะเห็นได้ว่า แผนภาพพลังงานจะมีค่าสูงซึ่งแผนภาพจะมีสีแดงเกิดขึ้นตรงบริเวณที่มีคนจำนวนมากเคลื่อนที่ด้วยความเร็ว ภาพประกอบ 4-18 คือกราฟแสดงผลการทดสอบโมเดล  $MFM_L$  ด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ UMN ชุดที่ 1 เหตุการณ์ที่ 2 เมื่อเส้นกราฟสีน้ำเงินคือค่าที่มากที่สุดต่อเฟรม เส้นกราฟสีแดงคือกราวด์ทรูและเส้นกราฟสีเขียวคือค่าเทรสโฮลด์ เมื่อกำหนดให้ค่าพลังงานโมเดลอยู่ในช่วง 0-255 ช่วงเริ่มต้นของวิดีโอจะมีค่าพลังงานที่มีค่าน้อย ต่อมาในช่วงที่มีเหตุการณ์ผิดปกติเกิดขึ้นกราฟจะเริ่มสูงขึ้นเมื่อกลุ่มคนเริ่มวิ่งจนถึงค่าพลังงานสูง และจะค่อยๆ ลดลงเมื่อกลุ่มคนวิ่งจนถึงขอบภาพและออกจากเฟรม

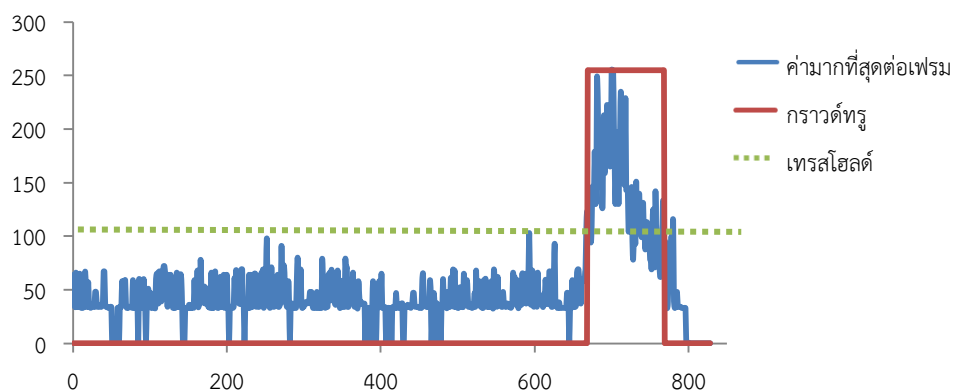


frame	ภาพอินพุต (a)	ภาพกริด (b)	แผนภาพพลังงาน (c)
94			
179			
288			
383			
480			
551			

ภาพประกอบ 4-16 ผลการทดสอบโมเดล  $MFM_L$  ด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ UMN ชุดที่ 1 เหตุการณ์ที่ 2  
เมื่อเป็นเหตุการณ์ที่ปกติ

frame	ภาพอินพุต (a)	ภาพกริด (b)	แผนภาพพลังงาน (c)
680			
691			
706			
713			
725			
729			



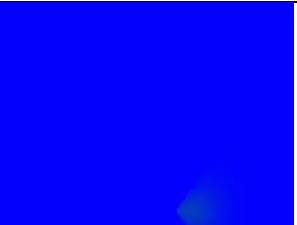


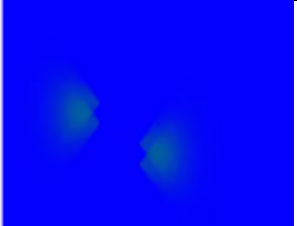





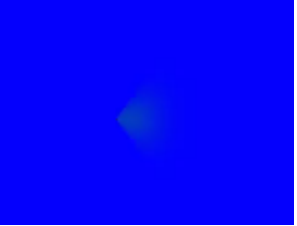


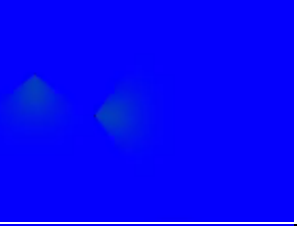
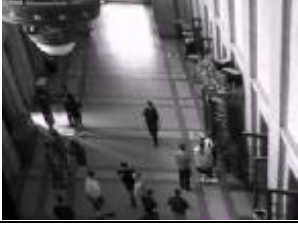

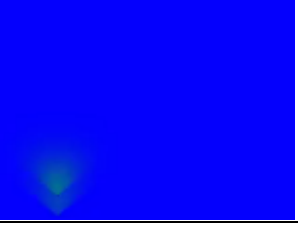
ภาพประกอบ 4-17 ผลการทดสอบโมเดล MFM<sub>L</sub> ด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ UMN ชุดที่ 1 เหตุการณ์ที่ 2  
เมื่อเป็นเหตุการณ์ที่ผิดปกติ



ภาพประกอบ 4-18 กราฟแสดงผลการทดสอบโมเดล  $MFM_L$  ด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ UMN ชุดที่ 1 เหตุการณ์ที่ 2 เมื่อเส้นกราฟสีน้ำเงินคือค่าที่มากที่สุดต่อเฟรม เส้นกราฟสีแดงคือกราวด์ทรู และเส้นกราฟสีเขียวคือค่าเทรสโฮลด์



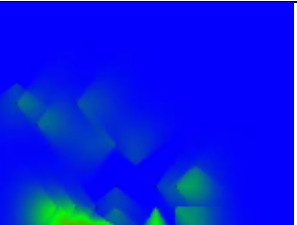


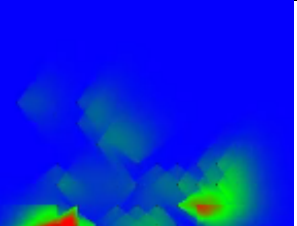


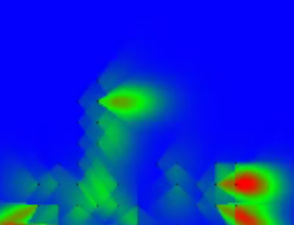


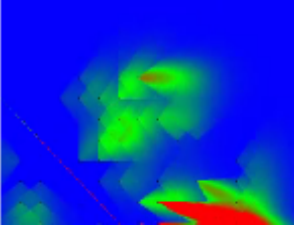


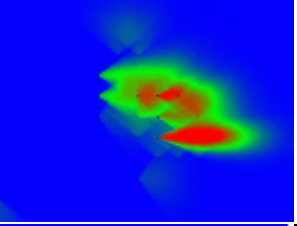


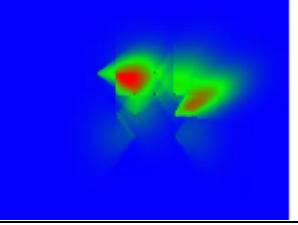
ภาพประกอบ 4-(19-21) แสดงตัวอย่างผลการทดสอบของชุดวิดีโอที่ 2 เหตุการณ์ที่ 1 ซึ่งเป็นบริเวณในอาคารมีประตูอยู่ด้านข้าง โดยที่ภาพประกอบ 4-19 แสดงตัวอย่างของเฟรมที่เป็นเหตุการณ์ปกติ ภาพประกอบ 4-19a จะเป็นภาพอินพุตวิดีโอ ภาพประกอบ 4-19b แสดงตัวอย่างภาพกริดที่แสดงเวกเตอร์การเคลื่อนที่ของกลุ่มบุคคล และภาพประกอบ 4-19c คือ แผนภาพพลังงาน  $MFM_L$  จะเห็นได้ว่ากลุ่มบุคคลเดินไปมาซ้าๆ และกลุ่มคนที่ยืนคุยกัน ทำให้แผนภาพพลังงานมีพลังงานที่น้อยซึ่งในแผนภาพจะเป็นสีน้ำเงินและสีเขียวเกิดขึ้น ภาพประกอบ 4-20 เป็นการแสดงตัวอย่างภาพที่เป็นเหตุการณ์ที่ผิดปกติซึ่งเป็นช่วงท้ายของวิดีโอ ภาพประกอบ 4-20a จะเป็นภาพอินพุตวิดีโอ ภาพประกอบ 4-20b เป็นภาพกริดที่แสดงเวกเตอร์การเคลื่อนที่ของกลุ่มบุคคล ภาพประกอบ 4-20c คือ แผนภาพพลังงาน  $MFM_L$  เมื่อมีเหตุการณ์ที่ผิดปกติที่เป็นการวิ่งหนีแตกตื่นแบบกะทันหันไปในหลากหลายทิศทางเกิดขึ้นด้วยความเร็วที่มากขึ้น จะเห็นได้ว่า แผนภาพพลังงานจะมีค่าสูงซึ่งแผนภาพจะมีสีแดงเกิดขึ้นตรงบริเวณที่มีคนจำนวนมากเคลื่อนที่ด้วยความเร็ว ภาพประกอบ 4-21 คือกราฟแสดงผลการทดสอบโมเดล  $MFM_L$  ด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ UMN ชุดที่ 2 เหตุการณ์ที่ 1 เมื่อเส้นกราฟสีน้ำเงินคือค่าที่มากที่สุดต่อเฟรม เส้นกราฟสีแดงคือกราวด์ทรูและเส้นกราฟสีเขียวคือค่าเทรสโฮลด์ เมื่อกำหนดให้ค่าพลังงานโมเดลอยู่ในช่วง 0-255 ช่วงเริ่มต้นของวิดีโอจะมีค่าพลังงานที่มีค่าน้อยต่อมาในช่วงที่มีเหตุการณ์ผิดปกติเกิดขึ้นกราฟจะเริ่มสูงขึ้นเมื่อกลุ่มคนเริ่มวิ่งจนถึงค่าพลังงานสูง และจะค่อยๆ ลดลงเมื่อกลุ่มคนวิ่งจนถึงขอบภาพและออกจากเฟรม



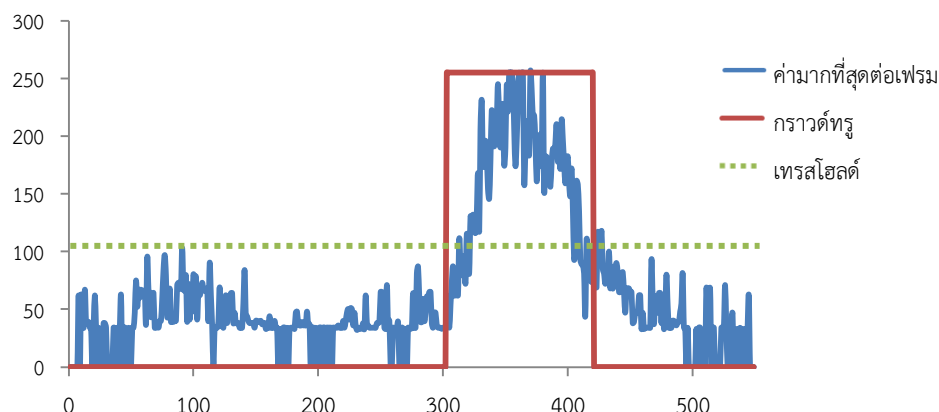
frame	ภาพอินพุต (a)	ภาพกริด (b)	แผนภาพพลังงาน (c)
30			
120			
174			
201			
214			
238			

ภาพประกอบ 4-19 ผลการทดสอบโมเดล  $MFM_L$  ด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ UMN ชุดที่ 2 เหตุการณ์ที่ 1  
เมื่อเป็นเหตุการณ์ที่ปกติ





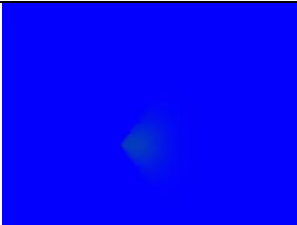


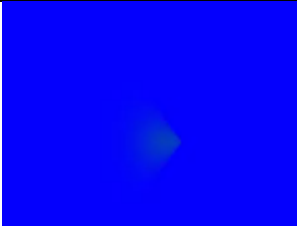


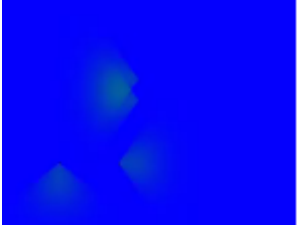


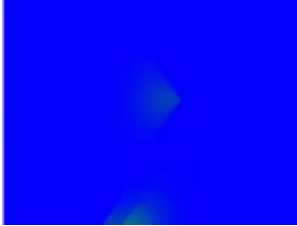


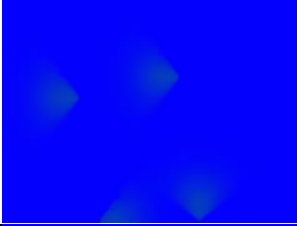

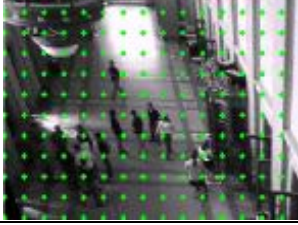
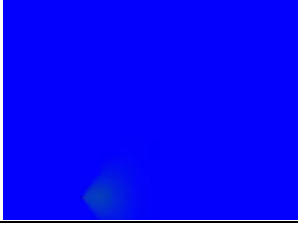
frame	ภาพอินพุต (a)	ภาพกริด (b)	แผนภาพพลังงาน (c)
326			
330			
338			
357			
388			
397			

ภาพประกอบ 4-20 ผลการทดสอบโมเดล  $MFM_L$  ด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ UMN ชุดที่ 2 เหตุการณ์ที่ 1  
เมื่อเป็นเหตุการณ์ที่ผิดปกติ





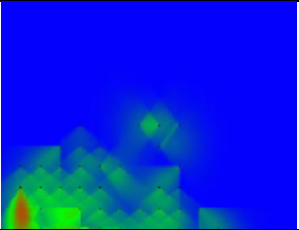


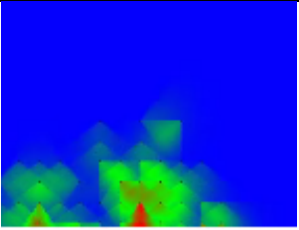

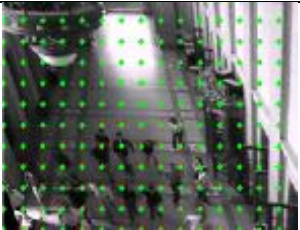
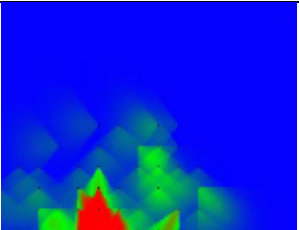


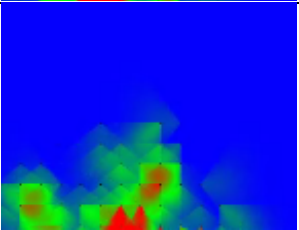


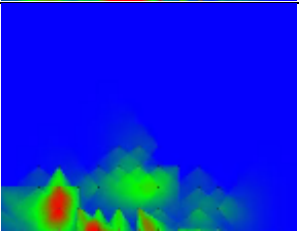


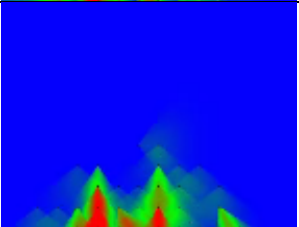
ภาพประกอบ 4-21 กราฟแสดงผลการทดสอบโมเดล  $MFM_L$  ด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ UMN ชุดที่ 2 เหตุการณ์ที่ 1 เมื่อเส้นกราฟสีน้ำเงินคือค่าที่มากที่สุดต่อเฟรม เส้นกราฟสีแดงคือกราวด์ทรู และเส้นกราฟสีเขียวคือค่าเทรสโฮลด์

ภาพประกอบ 4-(22-24) แสดงตัวอย่างผลการทดสอบของชุดวิดีโอที่ 2 เหตุการณ์ที่ 2 โดยที่ภาพประกอบ 4-22 แสดงตัวอย่างของเฟรมที่เป็นเหตุการณ์ปกติ ภาพประกอบ 4-22a จะเป็นภาพอินพุตวิดีโอ ภาพประกอบ 4-22b เป็นภาพกริดที่แสดงเวกเตอร์การเคลื่อนที่ของกลุ่มบุคคล และภาพประกอบ 4-22c คือ แผนภาพพลังงาน  $MFM_L$  จะเห็นได้ว่ากลุ่มบุคคลเดินช้าๆ และกลุ่มคนที่ยืนพูดคุยกัน ทำให้แผนภาพพลังงานมีพลังงานที่น้อยซึ่งในแผนภาพจะเป็นสีน้ำเงินและสีเขียวเกิดขึ้น ภาพประกอบ 4-23 เป็นการแสดงตัวอย่างภาพที่เป็นเหตุการณ์ที่ผิดปกติซึ่งเป็นช่วงท้ายของวิดีโอ ภาพประกอบ 4-23a เป็นภาพอินพุตวิดีโอ ภาพประกอบ 4-23b เป็นภาพกริดที่แสดงเวกเตอร์การเคลื่อนที่ของกลุ่มบุคคล ภาพประกอบ 4-23c คือ แผนภาพพลังงาน  $MFM_L$  เมื่อมีเหตุการณ์ที่ผิดปกติที่เป็นการวิ่งหนีแตกตื่นในทิศทางด้านล่าง จะเห็นได้ว่า แผนภาพพลังงานจะมีค่าสูงซึ่งแผนภาพจะมีสีแดงเกิดขึ้นตรงบริเวณที่มีคนจำนวนมากเคลื่อนที่ด้วยความเร็วสูง ภาพประกอบ 4-24 คือกราฟแสดงผลการทดสอบโมเดล  $MFM_L$  ด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ UMN ชุดที่ 2 เหตุการณ์ที่ 2 เมื่อเส้นกราฟสีน้ำเงินคือค่าที่มากที่สุดต่อเฟรม เส้นกราฟสีแดงคือกราวด์ทรูและเส้นกราฟสีเขียวคือค่าเทรสโฮลด์ เมื่อกำหนดให้ค่าพลังงานโมเดลอยู่ในช่วง 0-255 ช่วงเริ่มต้นของวิดีโอจะมีค่าพลังงานที่มีค่าน้อยต่อมาในช่วงที่มีเหตุการณ์ผิดปกติเกิดขึ้นกราฟจะเริ่มสูงขึ้นเมื่อก่อนเริ่มวิ่งจนถึงค่าพลังงานสูง และจะค่อยๆ ลดลงเมื่อก่อนวิ่งจนถึงขอบภาพและออกจากเฟรม

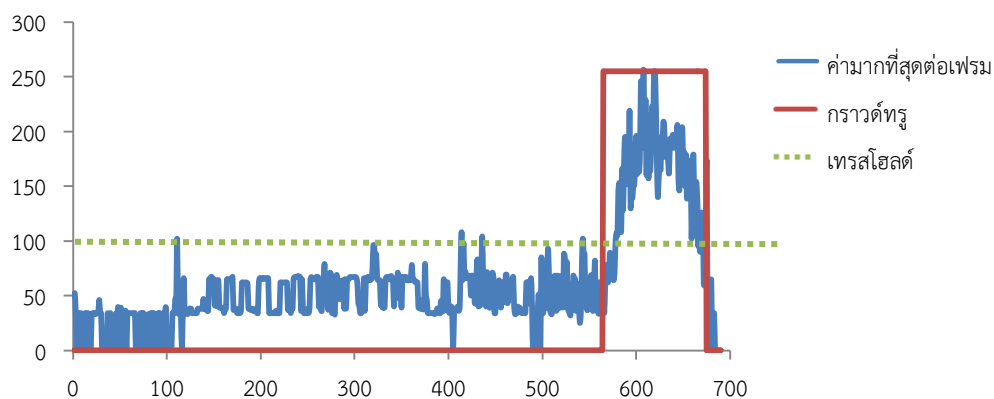
frame	ภาพอินพุต (a)	ภาพกริด (b)	แผนภาพพลังงาน (c)
6			
62			
170			
283			
384			
475			

ภาพประกอบ 4-22 ผลการทดสอบโมเดล  $MFM_L$  ด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ UMN ชุดที่ 2 เหตุการณ์ที่ 2  
เมื่อเป็นเหตุการณ์ที่ปกติ





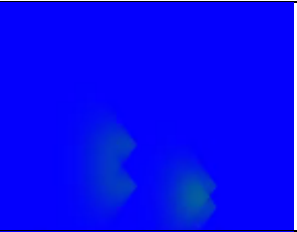





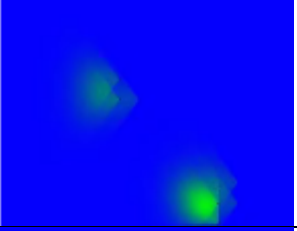


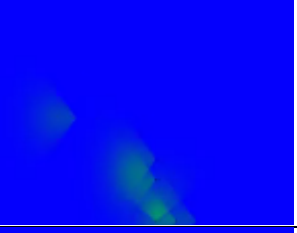


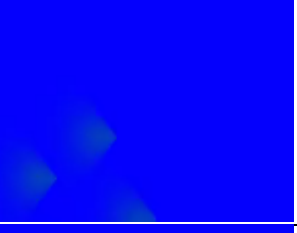

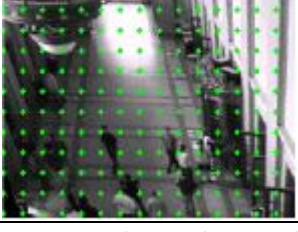
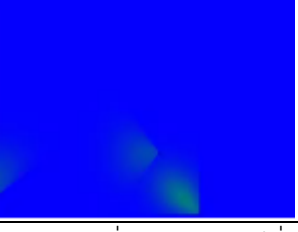
frame	ภาพอินพุต (a)	ภาพกริด (b)	แผนภาพพลังงาน (c)
592			
594			
602			
607			
611			
624			

ภาพประกอบ 4-23 ผลการทดสอบโมเดล  $MFM_L$  ด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ UMN ชุดที่ 2 เหตุการณ์ที่ 2  
เมื่อเป็นเหตุการณ์ที่ผิดปกติ




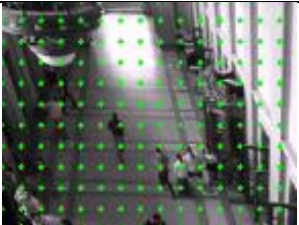
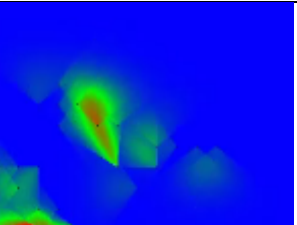


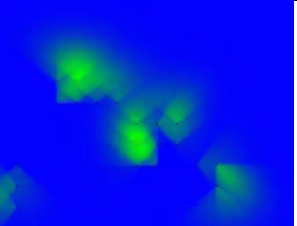


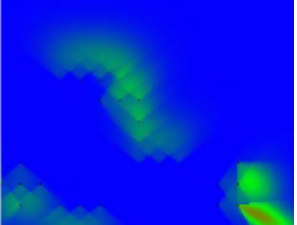


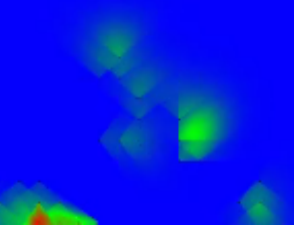

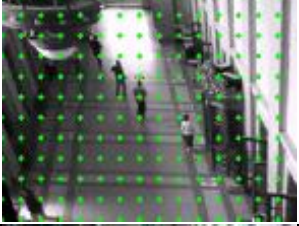
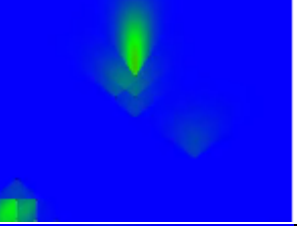


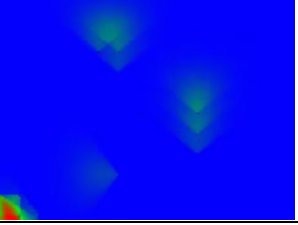
ภาพประกอบ 4-24 กราฟแสดงผลการทดสอบโมเดล  $MFM_L$  ด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ UMN ชุดที่ 2 เหตุการณ์ที่ 2 เมื่อเส้นกราฟสีน้ำเงินคือค่าที่มากที่สุดต่อเฟรม เส้นกราฟสีแดงคือกราวด์ทรู และเส้นกราฟสีเขียวคือค่าเทรสโฮลด์

ภาพประกอบ 4-(25-27) แสดงตัวอย่างผลการทดสอบของชุดวิดีโอที่ 2 เหตุการณ์ที่ 3 โดยที่ภาพประกอบ 4-25 แสดงตัวอย่างของเฟรมที่เป็นเหตุการณ์ปกติ ภาพประกอบ 4-25a จะเป็นภาพอินพุตวิดีโอ ภาพประกอบ 4-25b แสดงตัวอย่างภาพกริดที่แสดงเวกเตอร์การเคลื่อนที่ของกลุ่มบุคคล และภาพประกอบ 4-25c คือ แผนภาพพลังงาน  $MFM_L$  จะเห็นได้ว่ากลุ่มบุคคลเดินช้าๆ และกลุ่มคนที่ยืนพูดคุยกัน ทำให้แผนภาพพลังงานมีพลังงานที่น้อยซึ่งในแผนภาพจะเป็นสีน้ำเงินและสีเขียวเกิดขึ้น ภาพประกอบ 4-26 เป็นการแสดงตัวอย่างภาพที่เป็นเหตุการณ์ที่ผิดปกติซึ่งเป็นช่วงท้ายของวิดีโอ ภาพประกอบ 4-26a เป็นภาพอินพุตวิดีโอ ภาพประกอบ 4-26b เป็นภาพกริดที่แสดงเวกเตอร์การเคลื่อนที่ของกลุ่มบุคคล ภาพประกอบ 4-26c คือ แผนภาพพลังงาน  $MFM_L$  เมื่อมีเหตุการณ์ที่ผิดปกติที่เป็นการวิ่งหนีแตกตื่นในหลายทิศทาง จะเห็นได้ว่า แผนภาพพลังงานจะมีค่าสูงซึ่งแผนภาพจะมีสีแดงเกิดขึ้นตรงบริเวณที่มีคนจำนวนมากเคลื่อนที่ด้วยความเร็ว ภาพประกอบ 4-27 คือกราฟแสดงผลการทดสอบโมเดล  $MFM_L$  ด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ UMN ชุดที่ 2 เหตุการณ์ที่ 3 เมื่อเส้นกราฟสีน้ำเงินคือค่าที่มากที่สุดต่อเฟรม เส้นกราฟสีแดงคือกราวด์ทรูและเส้นกราฟสีเขียวคือค่าเทรสโฮลด์ เมื่อกำหนดให้ค่าพลังงานโมเดลอยู่ในช่วง 0-255 ช่วงเริ่มต้นของวิดีโอจะมีค่าพลังงานที่มีค่าน้อยต่อมาในช่วงที่มีเหตุการณ์ผิดปกติเกิดขึ้นกราฟจะเริ่มสูงขึ้นเมื่อกลุ่มคนเริ่มวิ่งจนถึงค่าพลังงานสูงและจะค่อยๆ ลดลงเมื่อกลุ่มคนวิ่งจนถึงขอบภาพและออกจากเฟรม

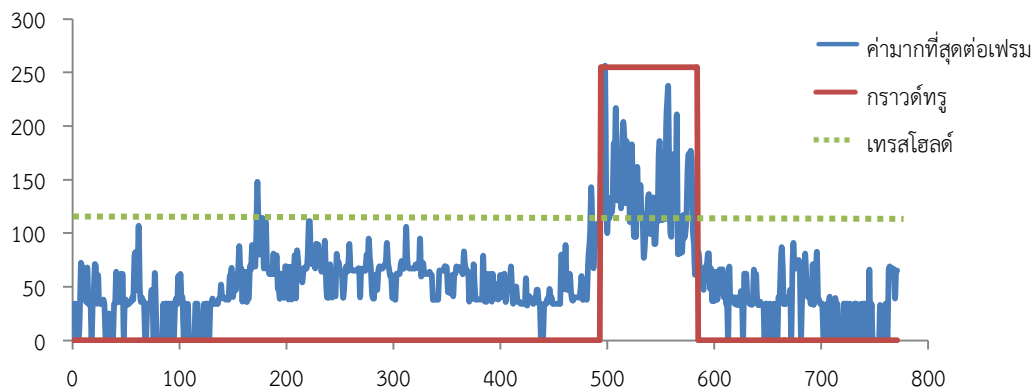
frame	ภาพอินพุต (a)	ภาพกริด (b)	แผนภาพพลังงาน (c)
23			
72			
175			
241			
335			
401			

ภาพประกอบ 4-25 ผลการทดสอบโมเดล  $MFM_L$  ด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ UMN ชุดที่ 2 เหตุการณ์ที่ 3  
เมื่อเป็นเหตุการณ์ที่ปกติ



frame	ภาพอินพุต (a)	ภาพกริด (b)	แผนภาพพลังงาน (c)
512			
522			
545			
556			
565			
571			



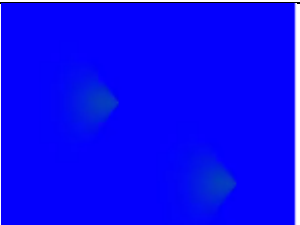


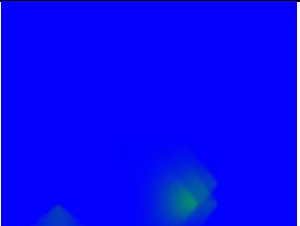


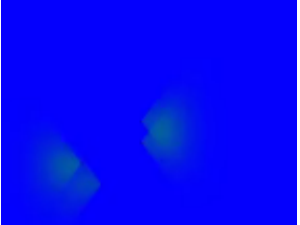





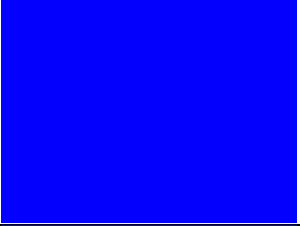

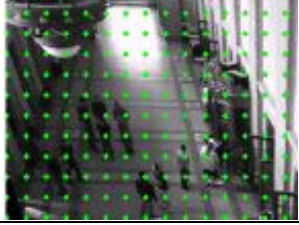
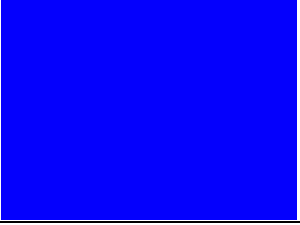
ภาพประกอบ 4-26 ผลการทดสอบโมเดล  $MFM_L$  ด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ UMN ชุดที่ 2 เหตุการณ์ที่ 3  
เมื่อเป็นเหตุการณ์ที่ผิดปกติ




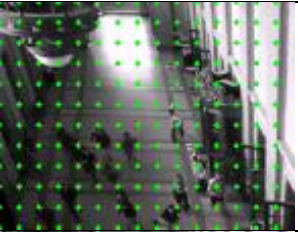
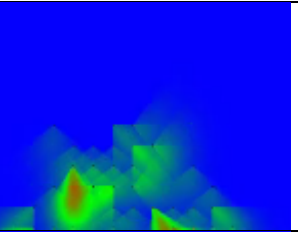


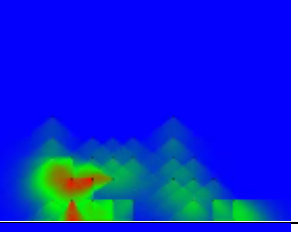


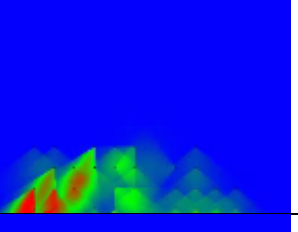


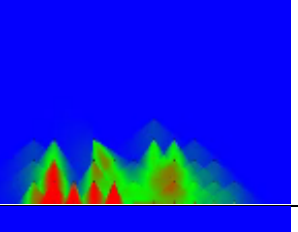


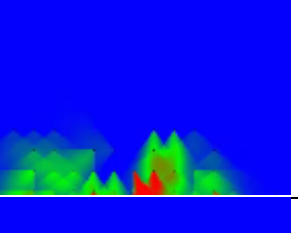


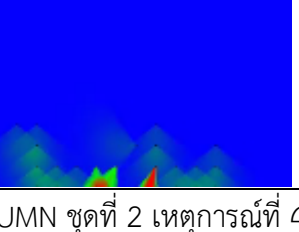
ภาพประกอบ 4-27 กราฟแสดงผลการทดสอบโมเดล  $MFM_L$  ด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ UMN ชุดที่ 2 เหตุการณ์ที่ 3 เมื่อเส้นกราฟสีน้ำเงินคือค่าที่มากที่สุดต่อเฟรม เส้นกราฟสีแดงคือกราวด์ทรู และเส้นกราฟสีเขียวคือค่าเทรสโฮลด์

ภาพประกอบ 4-(28-30) แสดงตัวอย่างผลการทดสอบของชุดวิดีโอที่ 2 เหตุการณ์ที่ 4 โดยที่ภาพประกอบ 4-28 แสดงตัวอย่างของเฟรมที่เป็นเหตุการณ์ปกติ ภาพประกอบ 4-28a จะเป็นภาพอินพุตวิดีโอ ภาพประกอบ 4-28b เป็นภาพกริดที่แสดงเวกเตอร์การเคลื่อนที่ของกลุ่มบุคคล และภาพประกอบ 4-28c คือ แผนภาพพลังงาน  $MFM_L$  จะเห็นได้ว่ากลุ่มบุคคลเดินช้าๆและกลุ่มคนที่ยืนพูดคุยกัน ทำให้แผนภาพพลังงานมีพลังงานที่น้อยซึ่งในแผนภาพจะเป็นสีน้ำเงินและสีเขียวเกิดขึ้น ภาพประกอบ 4-29 แสดงตัวอย่างภาพที่เป็นเหตุการณ์ที่ผิดปกติซึ่งเป็นช่วงท้ายของวิดีโอ ภาพประกอบ 4-29a เป็นภาพอินพุตวิดีโอ ภาพประกอบ 4-29b เป็นภาพกริดที่แสดงเวกเตอร์การเคลื่อนที่ของกลุ่มบุคคล ภาพประกอบ 4-29c คือ แผนภาพพลังงาน  $MFM_L$  เมื่อมีเหตุการณ์ที่ผิดปกติที่เป็นกราวด์ทรูที่แตกต่างในทิศทางด้านล่าง จะเห็นได้ว่า แผนภาพพลังงานจะมีค่าสูงซึ่งแผนภาพจะมีสีแดงเกิดขึ้นตรงบริเวณที่มีคนจำนวนมากเคลื่อนที่ด้วยความเร็วสูง ภาพประกอบ 4-30 คือกราฟแสดงผลการทดสอบโมเดล  $MFM_L$  ด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ UMN ชุดที่ 2 เหตุการณ์ที่ 4 เมื่อเส้นกราฟสีน้ำเงินคือค่าที่มากที่สุดต่อเฟรม เส้นกราฟสีแดงคือกราวด์ทรูและเส้นกราฟสีเขียวคือค่าเทรสโฮลด์ เมื่อกำหนดให้ค่าพลังงานโมเดลอยู่ในช่วง 0-255 ช่วงเริ่มต้นของวิดีโอจะมีค่าพลังงานที่มีค่าน้อยต่อมาในช่วงที่มีเหตุการณ์ผิดปกติเกิดขึ้นกราฟจะเริ่มสูงขึ้นเมื่อกลุ่มคนเริ่มวิ่งจนถึงค่าพลังงานสูง และจะค่อยๆลดลงเมื่อกลุ่มคนวิ่งจนถึงขอบภาพและออกจากเฟรม

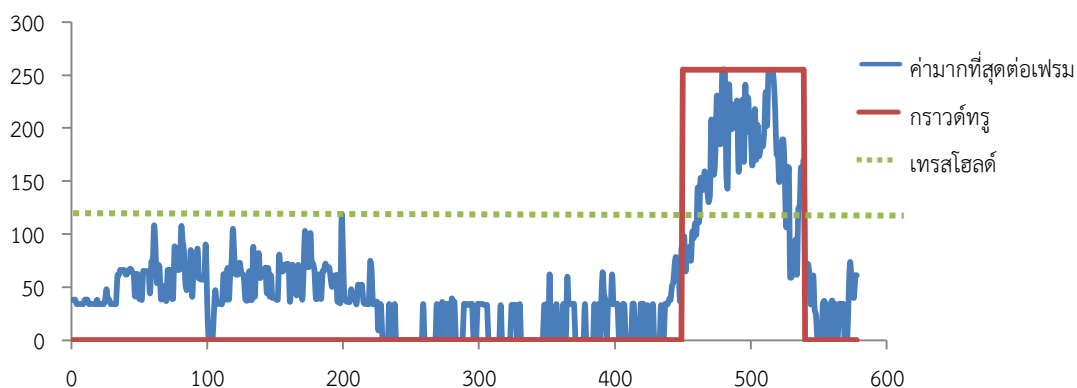


frame	ภาพอินพุต (a)	ภาพกริด (b)	แผนภาพพลังงาน (c)
21			
86			
153			
223			
314			
442			

ภาพประกอบ 4-28 ผลการทดสอบโมเดล  $MFM_L$  ด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ UMN ชุดที่ 2 เหตุการณ์ที่ 4  
เมื่อเป็นเหตุการณ์ที่ปกติ



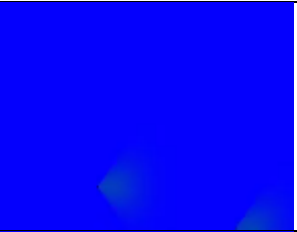


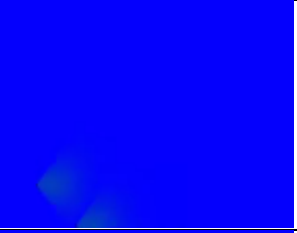


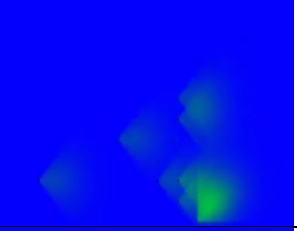


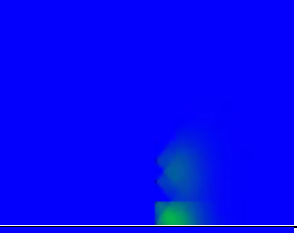


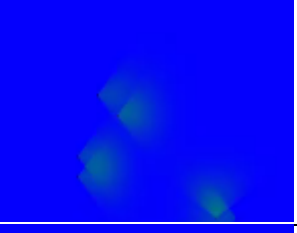


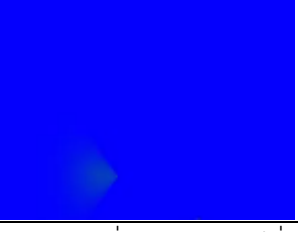
frame	ภาพอินพุต (a)	ภาพกริด (b)	แผนภาพพลังงาน (c)
477			
485			
499			
506			
511			
519			

ภาพประกอบ 4-29 ผลการทดสอบโมเดล  $MFM_L$  ด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ UMN ชุดที่ 2 เหตุการณ์ที่ 4  
เมื่อเป็นเหตุการณ์ที่ผิดปกติ





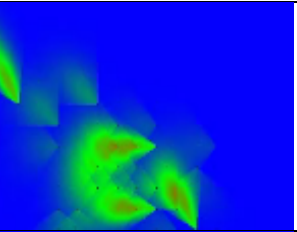


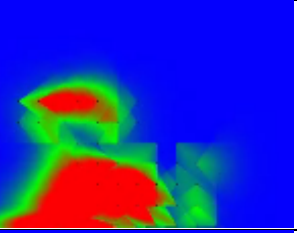


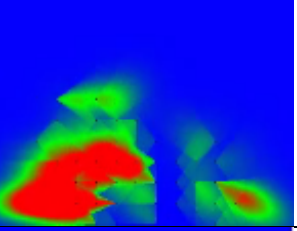


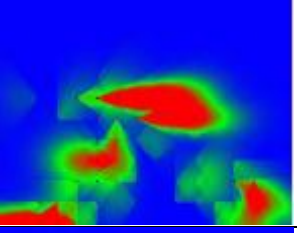


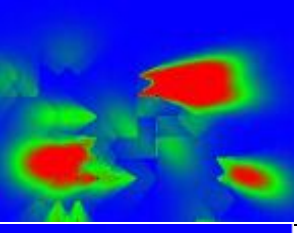


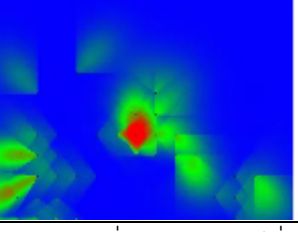
ภาพประกอบ 4-30 กราฟแสดงผลการทดสอบโมเดล  $MFM_L$  ด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ UMN ชุดที่ 2 เหตุการณ์ที่ 4 เมื่อเส้นกราฟสีน้ำเงินคือค่าที่มากที่สุดต่อเฟรม เส้นกราฟสีแดงคือกราวด์ทรู และเส้นกราฟสีเขียวคือค่าเทรสโฮลด์

ภาพประกอบ 4-(31-33) แสดงตัวอย่างผลการทดสอบของชุดวิดีโอที่ 2 เหตุการณ์ที่ 5 โดยที่ภาพประกอบ 4-31 แสดงตัวอย่างของเฟรมที่เป็นเหตุการณ์ปกติ ภาพประกอบ 4-31a จะเป็นภาพอินพุตวิดีโอ ภาพประกอบ 4-31b เป็นภาพกริดที่แสดงเวกเตอร์การเคลื่อนที่ของกลุ่มบุคคล และภาพประกอบ 4-31c คือ แผนภาพพลังงาน  $MFM_L$  จะเห็นได้ว่ากลุ่มบุคคลเดินช้าๆ และกลุ่มคนที่ยืนพูดคุยกัน ทำให้แผนภาพพลังงานมีพลังงานที่น้อยซึ่งในแผนภาพจะเป็นสีน้ำเงินและสีเขียวเกิดขึ้น ภาพประกอบ 4-32 เป็นการแสดงตัวอย่างภาพที่เป็นเหตุการณ์ที่ผิดปกติซึ่งเป็นช่วงท้ายของวิดีโอ ภาพประกอบ 4-32a เป็นภาพอินพุตวิดีโอ ภาพประกอบ 4-32b เป็นภาพกริดที่แสดงเวกเตอร์การเคลื่อนที่ของกลุ่มบุคคล ภาพประกอบ 4-32c คือ แผนภาพพลังงาน  $MFM_L$  เมื่อมีเหตุการณ์ที่ผิดปกติที่เป็นการวิ่งหนีแตกตื่นในหลายทิศทาง จะเห็นได้ว่า แผนภาพพลังงานจะมีค่าสูงซึ่งแผนภาพจะมีสีแดงเกิดขึ้นตรงบริเวณที่มีคนจำนวนมากเคลื่อนที่ด้วยความเร็วสูง ภาพประกอบ 4-33 คือกราฟแสดงผลการทดสอบโมเดล  $MFM_L$  ด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ UMN ชุดที่ 2 เหตุการณ์ที่ 5 เมื่อเส้นกราฟสีน้ำเงินคือค่าที่มากที่สุดต่อเฟรม เส้นกราฟสีแดงคือกราวด์ทรูและเส้นกราฟสีเขียวคือค่าเทรสโฮลด์ เมื่อกำหนดให้ค่าพลังงานโมเดลอยู่ในช่วง 0-255 ช่วงเริ่มต้นของวิดีโอจะมีค่าพลังงานที่มีค่าน้อยต่อมาในช่วงที่มีเหตุการณ์ผิดปกติเกิดขึ้นกราฟจะเริ่มสูงขึ้นเมื่อกลุ่มคนเริ่มวิ่งจนถึงค่าพลังงานสูงและจะค่อยๆ ลดลงเมื่อกลุ่มคนวิ่งจนถึงขอบภาพและออกจากเฟรม

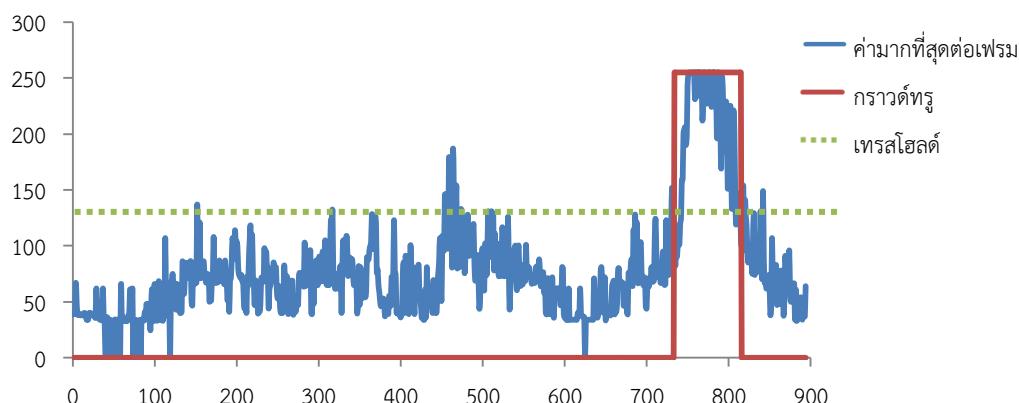
frame	ภาพอินพุต (a)	ภาพกริด (b)	แผนภาพพลังงาน (c)
16			
123			
244			
355			
444			
637			

ภาพประกอบ 4-31 ผลการทดสอบโมเดล  $MFM_L$  ด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ UMN ชุดที่ 2 เหตุการณ์ที่ 5  
เมื่อเป็นเหตุการณ์ที่ปกติ





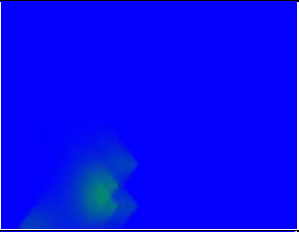


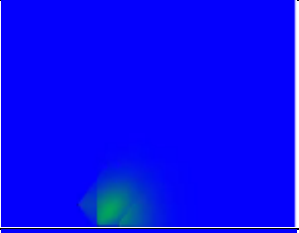


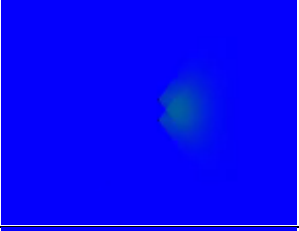


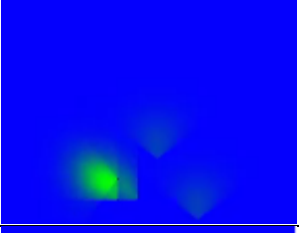





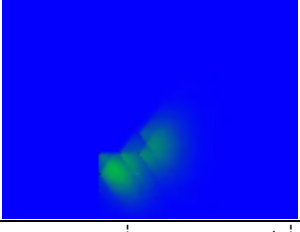
frame	ภาพอินพุต (a)	ภาพกริด (b)	แผนภาพพลังงาน (c)
748			
758			
766			
777			
791			
808			

ภาพประกอบ 4-32 ผลการทดสอบโมเดล  $MFM_L$  ด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ UMN ชุดที่ 2 เหตุการณ์ที่ 5  
เมื่อเป็นเหตุการณ์ที่ผิดปกติ





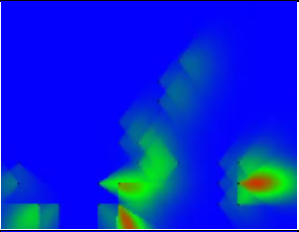


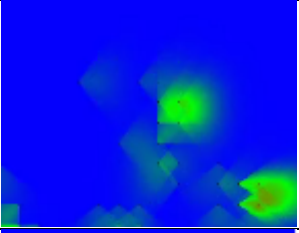


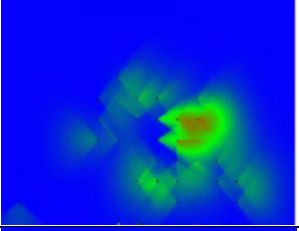


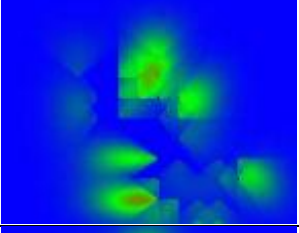


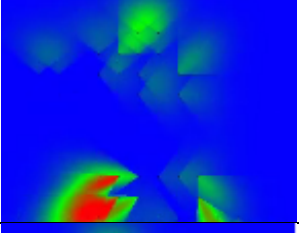

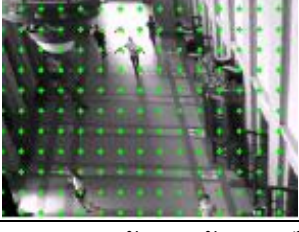
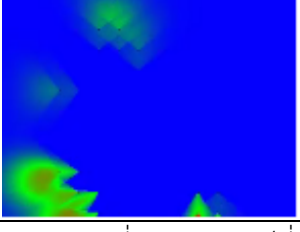
ภาพประกอบ 4-33 กราฟแสดงผลการทดสอบโมเดล  $MFM_L$  ด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ UMN ชุดที่ 2 เหตุการณ์ที่ 5 เมื่อเส้นกราฟสีน้ำเงินคือค่าที่มากที่สุดต่อเฟรม เส้นกราฟสีแดงคือกราวด์ทรู และเส้นกราฟสีเขียวคือค่าเทรสโฮลด์

ภาพประกอบ 4-(34-36) แสดงตัวอย่างผลการทดสอบของชุดวิดีโอที่ 2 เหตุการณ์ที่ 6 โดยที่ภาพประกอบ 4-34 แสดงตัวอย่างของเฟรมที่เป็นเหตุการณ์ปกติ ภาพประกอบ 4-34a จะเป็นภาพอินพุตวิดีโอ ภาพประกอบ 4-34b เป็นภาพกริดที่แสดงเวกเตอร์การเคลื่อนที่ของกลุ่มบุคคล และภาพประกอบ 4-34c คือ แผนภาพพลังงาน  $MFM_L$  จะเห็นได้ว่ากลุ่มบุคคลเดินช้าๆและกลุ่มคนที่ยืนพูดคุยกัน ทำให้แผนภาพพลังงานมีพลังงานที่น้อยซึ่งในแผนภาพจะเป็นสีน้ำเงินและสีเขียวเกิดขึ้น ภาพประกอบ 4-35 เป็นการแสดงตัวอย่างภาพที่เป็นเหตุการณ์ที่ผิดปกติซึ่งเป็นช่วงท้ายของวิดีโอ ภาพประกอบ 4-35a เป็นภาพอินพุตวิดีโอ ภาพประกอบ 4-35b เป็นภาพกริดที่แสดงเวกเตอร์การเคลื่อนที่ของกลุ่มบุคคล ภาพประกอบ 4-35c คือ แผนภาพพลังงาน  $MFM_L$  เมื่อมีเหตุการณ์ที่ผิดปกติที่เป็นการวิ่งหนีแตกตื่นในหลายทิศทาง จะเห็นได้ว่า แผนภาพพลังงานจะมีค่าสูงซึ่งแผนภาพจะมีสีแดงเกิดขึ้นตรงบริเวณที่มีคนจำนวนมากเคลื่อนที่ด้วยความเร็วสูง ภาพประกอบ 4-36 คือกราฟแสดงผลการทดสอบโมเดล  $MFM_L$  ด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ UMN ชุดที่ 2 เหตุการณ์ที่ 6 เมื่อเส้นกราฟสีน้ำเงินคือค่าที่มากที่สุดต่อเฟรม เส้นกราฟสีแดงคือกราวด์ทรูและเส้นกราฟสีเขียวคือค่าเทรสโฮลด์ เมื่อกำหนดให้ค่าพลังงานโมเดลอยู่ในช่วง 0-255 ช่วงเริ่มต้นของวิดีโอจะมีค่าพลังงานที่มีค่าน้อยต่อมาในช่วงที่มีเหตุการณ์ผิดปกติเกิดขึ้นกราฟจะเริ่มสูงขึ้นเมื่อกลุ่มคนเริ่มวิ่งจนถึงค่าพลังงานสูงและจะค่อยๆลดลงเมื่อกลุ่มคนวิ่งจนถึงขอบภาพและออกจากเฟรม

frame	ภาพอินพุต (a)	ภาพกริด (b)	แผนภาพพลังงาน (c)
85			
149			
250			
339			
405			
448			

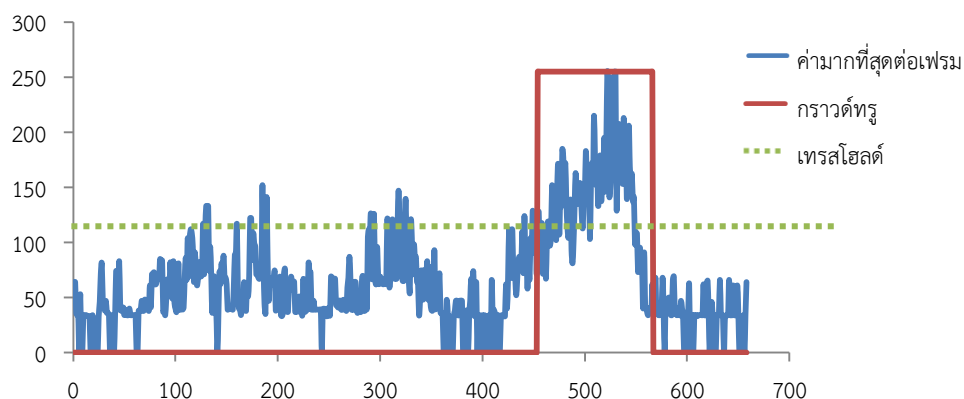
ภาพประกอบ 4-34 ผลการทดสอบโมเดล  $MFM_L$  ด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ UMN ชุดที่ 2 เหตุการณ์ที่ 6  
เมื่อเป็นเหตุการณ์ที่ปกติ



frame	ภาพอินพุต (a)	ภาพกริด (b)	แผนภาพพลังงาน (c)
474			
483			
496			
500			
519			
537			





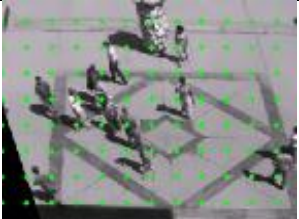



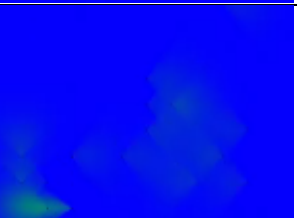





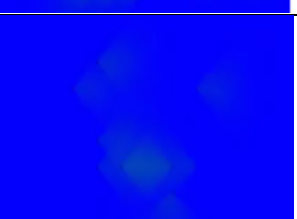


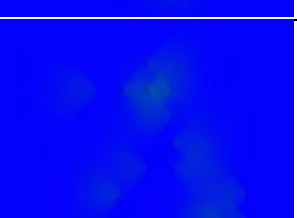
ภาพประกอบ 4-35 ผลการทดสอบโมเดล  $MFM_L$  ด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ UMN ชุดที่ 2 เหตุการณ์ที่ 6  
เมื่อเป็นเหตุการณ์ที่ผิดปกติ





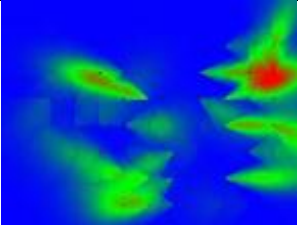


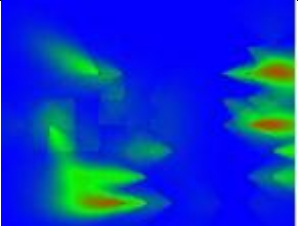


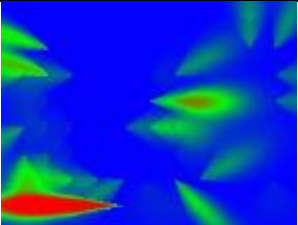


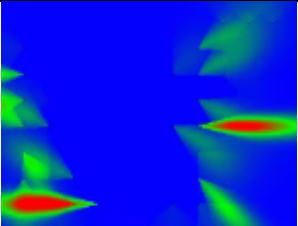

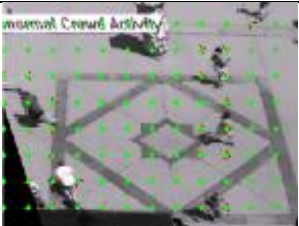
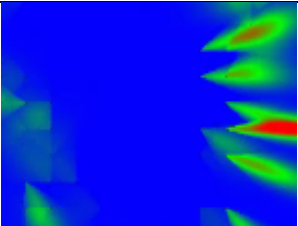


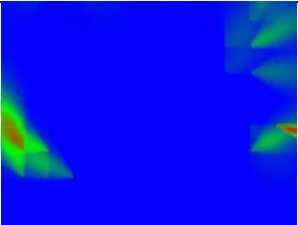


ภาพประกอบ 4-36 กราฟแสดงผลการทดสอบโมเดล  $MFM_L$  ด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ UMN ชุดที่ 2 เหตุการณ์ที่ 6 เมื่อเส้นกราฟสีน้ำเงินคือค่าที่มากที่สุดต่อเฟรม เส้นกราฟสีแดงคือกราวด์ทรูและเส้นกราฟสีเขียวคือค่าเทรลโฮลด์

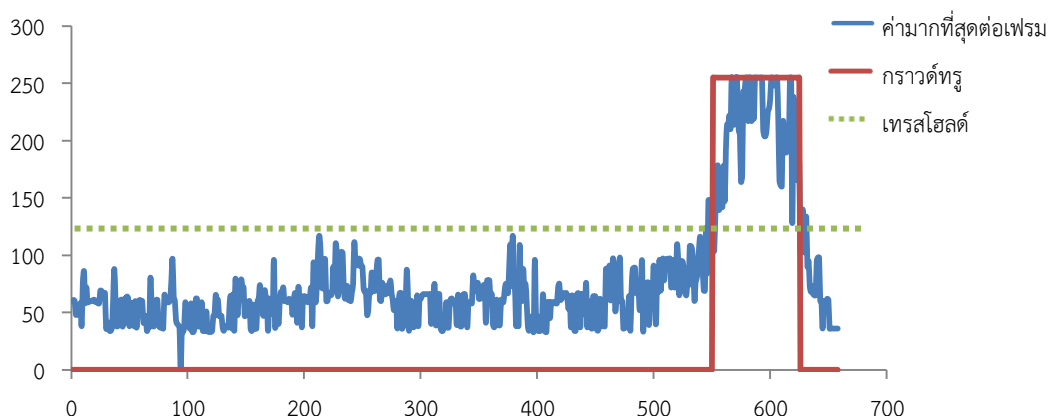
ภาพประกอบ 4-(37-39) แสดงตัวอย่างผลการทดสอบของชุดวิดีโอที่ 3 เหตุการณ์ที่ 1 เป็นเหตุการณ์ที่อยู่ในที่โล่งแจ้ง โดยที่ภาพประกอบ 4-37 แสดงตัวอย่างของเฟรมที่เป็นเหตุการณ์ปกติ ภาพประกอบ 4-37a จะเป็นภาพอินพุตวิดีโอ ภาพประกอบ 4-37b เป็นภาพกริดที่แสดงเวกเตอร์การเคลื่อนที่ของกลุ่มบุคคล และภาพประกอบ 4-37c คือ แผนภาพพลังงาน  $MFM_L$  จะเห็นได้ว่ากลุ่มบุคคลเดินช้าๆ ทำให้แผนภาพพลังงานมีพลังงานที่น้อยซึ่งในแผนภาพจะเป็นสีน้ำเงินและสีเขียวเกิดขึ้น ภาพประกอบ 4-38 เป็นการแสดงตัวอย่างภาพที่เป็นเหตุการณ์ที่ผิดปกติซึ่งเป็นช่วงถ่ายของวิดีโอ ภาพประกอบ 4-38a เป็นภาพอินพุตวิดีโอ ภาพประกอบ 4-38b เป็นภาพกริดที่แสดงเวกเตอร์การเคลื่อนที่ของกลุ่มบุคคล ภาพประกอบ 4-38c คือ แผนภาพพลังงาน  $MFM_L$  เมื่อมีเหตุการณ์ที่ผิดปกติที่เป็นกริ่งหนีแตกตื่นในหลายทิศทาง จะเห็นได้ว่า แผนภาพพลังงานจะมีค่าสูงซึ่งแผนภาพจะมีสีแดงเกิดขึ้นตรงบริเวณที่มีคนจำนวนมากเคลื่อนที่ด้วยความเร็วสูง ภาพประกอบ 4-39 คือกราฟแสดงผลการทดสอบโมเดล  $MFM_L$  ด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ UMN ชุดที่ 3 เหตุการณ์ที่ 1 เมื่อเส้นกราฟสีน้ำเงินคือค่าที่มากที่สุดต่อเฟรม เส้นกราฟสีแดงคือกราวด์ทรูและเส้นกราฟสีเขียวคือค่าเทรลโฮลด์ เมื่อกำหนดให้ค่าพลังงานโมเดลอยู่ในช่วง 0-255 ช่วงเริ่มต้นของวิดีโอจะมีค่าพลังงานที่มีค่าน้อยต่อมาในช่วงที่มีเหตุการณ์ผิดปกติเกิดขึ้นกราฟจะเริ่มสูงขึ้นเมื่อกลุ่มคนเริ่มวิ่งจนถึงค่าพลังงานสูงและจะค่อยๆ ลดลงเมื่อกลุ่มคนวิ่งจนถึงขอบภาพและออกจากเฟรม

frame	ภาพอินพุต (a)	ภาพกริด (b)	แผนภาพพลังงาน (c)
67			
140			
228			
340			
460			
518			

ภาพประกอบ 4-37 ผลการทดสอบโมเดล  $MFM_L$  ด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ UMN ชุดที่ 3 เหตุการณ์ที่ 1  
เมื่อเป็นเหตุการณ์ที่ปกติ

frame	ภาพอินพุต (a)	ภาพกริด (b)	แผนภาพพลังงาน (c)
568			
573			
590			
602			
607			
618			



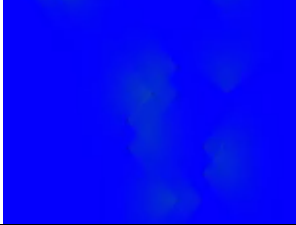


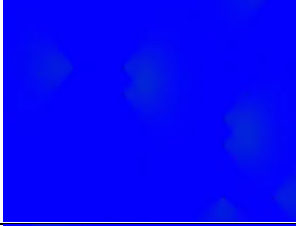


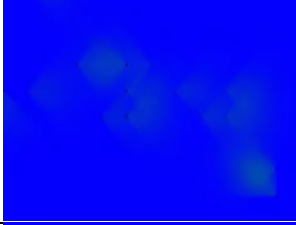


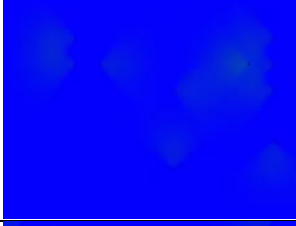


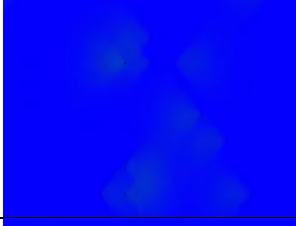


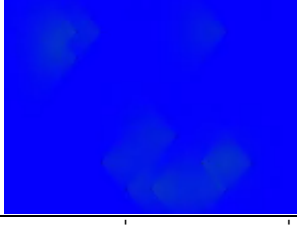
ภาพประกอบ 4-38 ผลการทดสอบโมเดล MFM<sub>L</sub> ด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ UMN ชุดที่ 3 เหตุการณ์ที่ 1  
เมื่อเป็นเหตุการณ์ที่ผิดปกติ





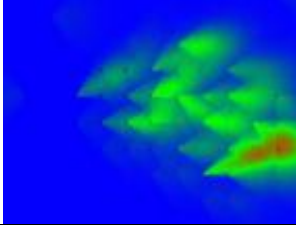

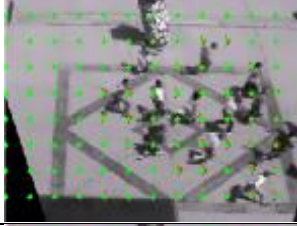
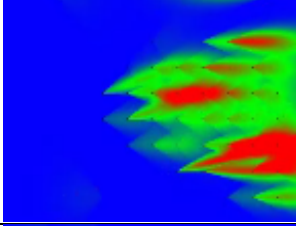


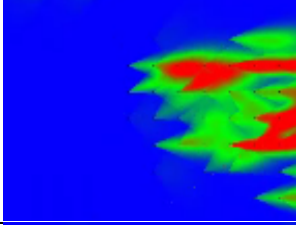


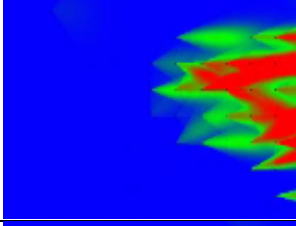


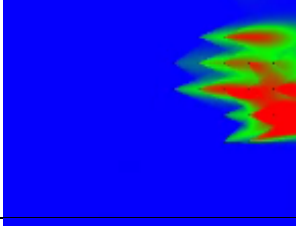


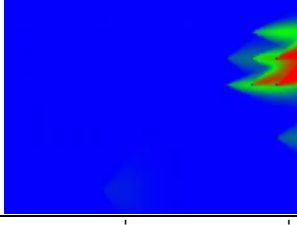
ภาพประกอบ 4-39 กราฟแสดงผลการทดสอบโมเดล  $MFM_L$  ด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ UMN ชุดที่ 3 เหตุการณ์ที่ 1 เมื่อเส้นกราฟสีน้ำเงินคือค่าที่มากที่สุดต่อเฟรม เส้นกราฟสีแดงคือกราวด์ทรู และเส้นกราฟสีเขียวคือค่าเทรสโฮลด์

ภาพประกอบ 4-(40-42) แสดงตัวอย่างผลการทดสอบของชุดวิดีโอที่ 3 เหตุการณ์ที่ 2 เป็นเหตุการณ์ที่อยู่ในที่โล่งแจ้ง โดยที่ภาพประกอบ 4-40 แสดงตัวอย่างของเฟรมที่เป็นเหตุการณ์ปกติ ภาพประกอบ 4-40a จะเป็นภาพอินพุตวิดีโอ ภาพประกอบ 4-40b เป็นภาพกริดที่แสดงเวกเตอร์การเคลื่อนที่ของกลุ่มบุคคล และภาพประกอบ 4-40c คือ แผนภาพพลังงาน  $MFM_L$  จะเห็นว่ากลุ่มบุคคลเดินช้าๆ ทำให้แผนภาพพลังงานมีพลังงานที่น้อยซึ่งในแผนภาพจะเป็นสีน้ำเงินและสีเขียวเกิดขึ้น ภาพประกอบ 4-41 เป็นการแสดงตัวอย่างภาพที่เป็นเหตุการณ์ที่ผิดปกติซึ่งเป็นช่วงท้ายของวิดีโอ ภาพประกอบ 4-41a เป็นภาพอินพุตวิดีโอ ภาพประกอบ 4-41b เป็นภาพกริดที่แสดงเวกเตอร์การเคลื่อนที่ของกลุ่มบุคคล ภาพประกอบ 4-41c คือ แผนภาพพลังงาน  $MFM_L$  เมื่อมีเหตุการณ์ที่ผิดปกติที่เป็นการวิ่งหนีแตกตื่นในทิศทางขวาของภาพ จะเห็นได้ว่า แผนภาพพลังงานจะมีค่าสูงซึ่งแผนภาพจะมีสีแดงเกิดขึ้นตรงบริเวณที่มีคนจำนวนมากเคลื่อนที่ด้วยความเร็วสูง ภาพประกอบ 4-42 คือกราฟแสดงผลการทดสอบโมเดล  $MFM_L$  ด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ UMN ชุดที่ 3 เหตุการณ์ที่ 2 เมื่อเส้นกราฟสีน้ำเงินคือค่าที่มากที่สุดต่อเฟรม เส้นกราฟสีแดงคือกราวด์ทรูและเส้นกราฟสีเขียวคือค่าเทรสโฮลด์ เมื่อกำหนดให้ค่าพลังงานโมเดลอยู่ในช่วง 0-255 ช่วงเริ่มต้นของวิดีโอจะมีค่าพลังงานที่มีค่าน้อยต่อมาในช่วงที่มีเหตุการณ์ผิดปกติเกิดขึ้นกราฟจะเริ่มสูงขึ้นเมื่อกลุ่มคนเริ่มวิ่งจนถึงค่าพลังงานสูงและจะค่อยๆ ลดลงเมื่อกลุ่มคนวิ่งจนถึงขอบภาพและออกจากเฟรม

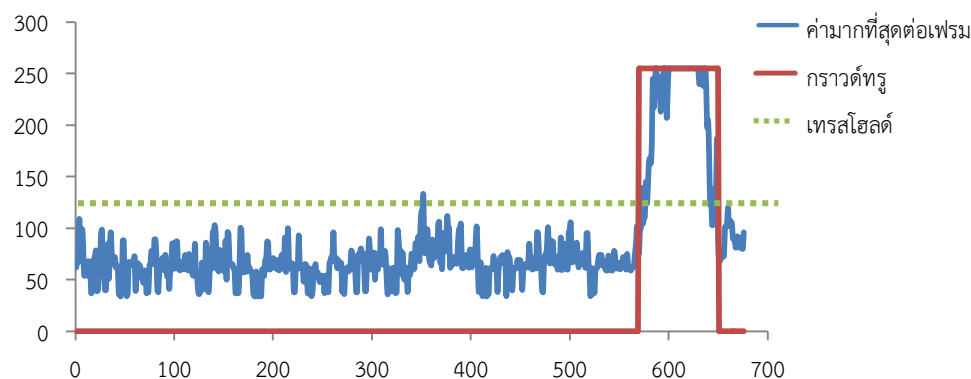


frame	ภาพอินพุต (a)	ภาพกริด (b)	แผนภาพพลังงาน (c)
70			
177			
292			
360			
457			
505			

ภาพประกอบ 4-40 ผลการทดสอบโมเดล  $MFM_L$  ด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ UMN ชุดที่ 3 เหตุการณ์ที่ 2  
เมื่อเป็นเหตุการณ์ที่ปกติ

frame	ภาพอินพุต (a)	ภาพกริด (b)	แผนภาพพลังงาน (c)
584			
587			
600			
610			
619			
630			



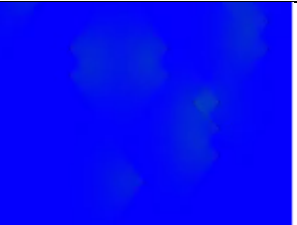


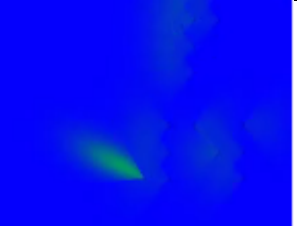


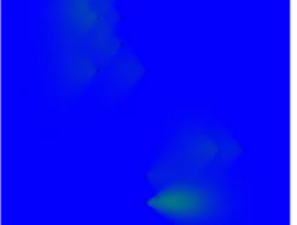


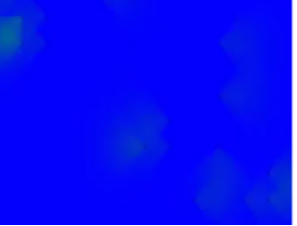


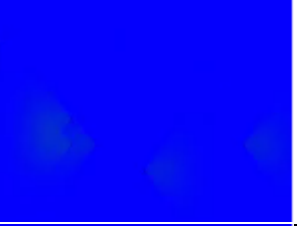


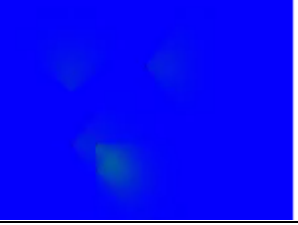
ภาพประกอบ 4-41 ผลการทดสอบโมเดล  $MFM_L$  ด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ UMN ชุดที่ 3 เหตุการณ์ที่ 2  
เมื่อเป็นเหตุการณ์ที่ผิดปกติ




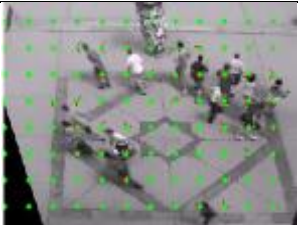
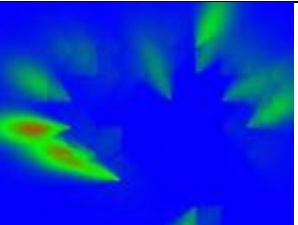


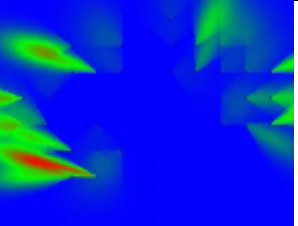


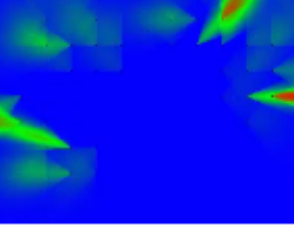


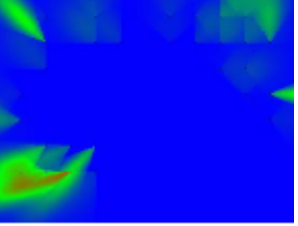


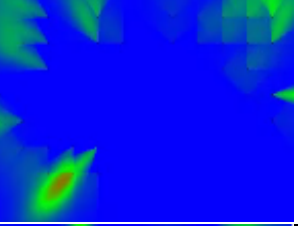


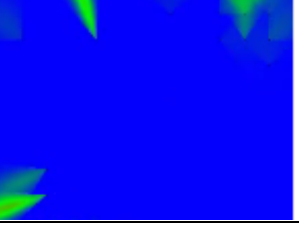
ภาพประกอบ 4-42 กราฟแสดงผลการทดสอบโมเดล  $MFM_L$  ด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ UMN ชุดที่ 3 เหตุการณ์ที่ 2 เมื่อเส้นกราฟสีน้ำเงินคือค่าที่มากที่สุดต่อเฟรม เส้นกราฟสีแดงคือกราวด์ทรู และเส้นกราฟสีเขียวคือค่าเทรสโฮลด์

ภาพประกอบ 4-(43-45) แสดงตัวอย่างผลการทดสอบของชุดวิดีโอที่ 3 เหตุการณ์ที่ 3 เป็นเหตุการณ์ที่อยู่ในที่โล่งแจ้ง โดยที่ภาพประกอบ 4-43 แสดงตัวอย่างของเฟรมที่เป็นเหตุการณ์ปกติ ภาพประกอบ 4-43a จะเป็นภาพอินพุตวิดีโอ ภาพประกอบ 4-43b เป็นภาพกริดที่แสดงเวกเตอร์การเคลื่อนที่ของกลุ่มบุคคล และภาพประกอบ 4-43c คือ แผนภาพพลังงาน  $MFM_L$  จะเห็นได้ว่ากลุ่มบุคคลเดินเข้าๆ ทำให้แผนภาพพลังงานมีพลังงานที่น้อยซึ่งในแผนภาพจะเป็นสีน้ำเงินและสีเขียวเกิดขึ้น ภาพประกอบ 4-44 เป็นการแสดงตัวอย่างภาพที่เป็นเหตุการณ์ที่ผิดปกติซึ่งเป็นช่วงท้ายของวิดีโอ ภาพประกอบ 4-44a เป็นภาพอินพุตวิดีโอ ภาพประกอบ 4-44b เป็นภาพกริดที่แสดงเวกเตอร์การเคลื่อนที่ของกลุ่มบุคคล ภาพประกอบ 4-44c คือ แผนภาพพลังงาน  $MFM_L$  เมื่อมีเหตุการณ์ที่ผิดปกติที่เป็นการวิ่งหนีแตกตื่นในหลายทิศทาง จะเห็นได้ว่า แผนภาพพลังงานจะมีค่าสูงซึ่งแผนภาพจะมีสีแดงเกิดขึ้นตรงบริเวณที่มีคนจำนวนมากเคลื่อนที่ด้วยความเร็วสูง ภาพประกอบ 4-45 คือกราฟแสดงผลการทดสอบโมเดล  $MFM_L$  ด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ UMN ชุดที่ 3 เหตุการณ์ที่ 3 เมื่อเส้นกราฟสีน้ำเงินคือค่าที่มากที่สุดต่อเฟรม เส้นกราฟสีแดงคือกราวด์ทรูและเส้นกราฟสีเขียวคือค่าเทรสโฮลด์ เมื่อกำหนดให้ค่าพลังงานโมเดลอยู่ในช่วง 0-255 ช่วงเริ่มต้นของวิดีโอจะมีค่าพลังงานที่มีค่าน้อยต่อมาในช่วงที่มีเหตุการณ์ผิดปกติเกิดขึ้นกราฟจะเริ่มสูงขึ้นเมื่อกลุ่มคนเริ่มวิ่งจนถึงค่าพลังงานสูงและจะค่อยๆ ลดลงเมื่อกลุ่มคนวิ่งจนถึงขอบภาพและออกจากเฟรม

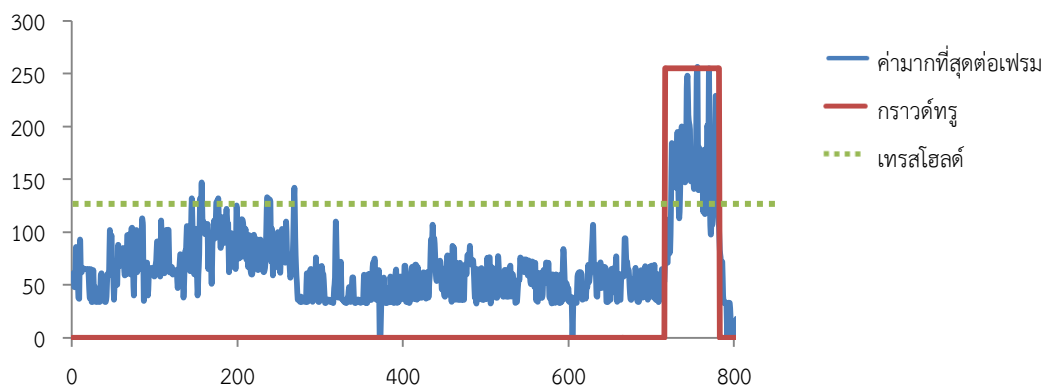


frame	ภาพอินพุต (a)	ภาพกริด (b)	แผนภาพพลังงาน (c)
50			
113			
190			
260			
312			
400			

ภาพประกอบ 4-43 ผลการทดสอบโมเดล  $MFM_L$  ด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ UMN ชุดที่ 3 เหตุการณ์ที่ 3  
เมื่อเป็นเหตุการณ์ที่ปกติ

frame	ภาพอินพุต (a)	ภาพกริด (b)	แผนภาพพลังงาน (c)
733			
742			
748			
751			
755			
770			

ภาพประกอบ 4-44 ผลการทดสอบโมเดล  $MFM_L$  ด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ UMN ชุดที่ 3 เหตุการณ์ที่ 3  
เมื่อเป็นเหตุการณ์ที่ผิดปกติ



ภาพประกอบ 4-45 กราฟแสดงผลการทดสอบโมเดล  $MFM_L$  ด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ UMN ชุดที่ 3 เหตุการณ์ที่ 3 เมื่อเส้นกราฟสีน้ำเงินคือค่าที่มากที่สุดต่อเฟรม เส้นกราฟสีแดงคือกราวด์ทรู และเส้นกราฟสีเขียวคือค่าเทรลโฮลด์

#### 4.2.2 การประเมินประสิทธิภาพการตรวจจับความผิดปกติของฝูงชนด้วยโมเดล $MFM_L$

การประเมินความถูกต้องของระบบในระดับเฟรม จะใช้วิธีการ Receiver Operating Characteristic : ROC ซึ่งก่อนที่จะทำการทดสอบโมเดลด้วยชุดวิดีโอทั้งหมดจะต้องทำการทดสอบเพื่อหาค่ากริดที่ดีที่สุดของแต่ละชุดวิดีโอ โดยทดสอบแต่ละชุดวิดีโอจำนวน 1,000 เฟรม นำมาทดสอบด้วยค่าขนาดกริดที่แตกต่างกัน เนื่องจากขนาดกริดมีผลต่อความถูกต้องของระบบ จากผลการทดลองค่าขนาดกริดจะต้องมีค่าเท่ากับขนาดบุคคล ตามตารางที่ 4-1 วิดีโอชุดที่ 1 จะมีค่า ROC เท่ากับสูงสุด 0.971 เมื่อขนาดกริดเท่ากับ 20 และจะใช้ค่ากริดนี้สำหรับการทดสอบวิดีโอชุดที่ 1 วิดีโอชุดที่ 2 จะมีค่าเท่ากับสูงสุด 0.964 เมื่อขนาดกริดเท่ากับ 16 และจะใช้ค่ากริดนี้สำหรับการทดสอบวิดีโอชุดที่ 2 วิดีโอชุดที่ 3 จะมีค่าเท่ากับสูงสุด 0.975 เมื่อขนาดกริดเท่ากับ 20 และจะใช้ค่ากริดนี้สำหรับการทดสอบวิดีโอชุดที่ 3 เมื่อได้ค่ากริดที่เหมาะสมสำหรับการทดสอบทั้ง 3 วิดีโอแล้ว จะทำการทดสอบโมเดลด้วยชุดวิดีโอทั้งหมด (7,739 เฟรม) แล้วนำมาหาค่า ROC ผลที่ได้สามารถแสดงในตารางที่ 4-2

ตาราง 4-1 การเปรียบเทียบค่า ROC ของชุดวิดีโอ UMN เมื่อมีขนาดกริดที่ต่างกัน

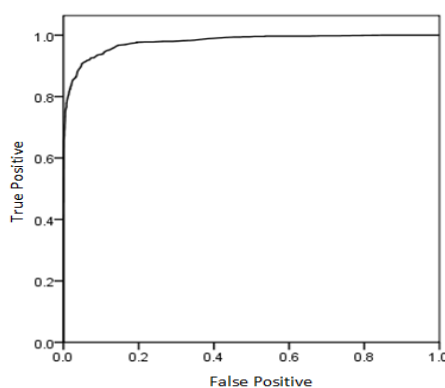
วิดีโอ/ขนาดกริด	14	16	18	20	22
ชุดที่ 1 (ROC)	0.895	0.919	0.959	0.971	0.943
ชุดที่ 2 (ROC)	0.863	0.964	0.946	0.915	0.906
ชุดที่ 3 (ROC)	0.838	0.928	0.932	0.975	0.802

ตาราง 4-2 การเปรียบเทียบผลการทดลองด้วยโมเดล MFM<sub>L</sub> และวิธีการอื่นๆ ด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ UMN Dataset

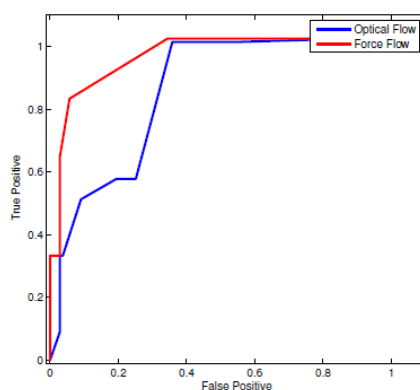
วิธีการ	ROC
ออฟติคัลโฟลว์ [13]	0.84
โมเดลโซเซียลฟอร์ซ [13]	0.96
โมเดล MFM <sub>L</sub> ของงานวิจัยนี้กับวิดีโอชุดที่ 1	
● เหตุการณ์ที่ 1	0.985
● เหตุการณ์ที่ 2	0.976
โมเดล MFM ของงานวิจัยนี้กับวิดีโอชุดที่ 2	
● เหตุการณ์ที่ 3	0.97
● เหตุการณ์ที่ 4	0.971
● เหตุการณ์ที่ 5	0.962
● เหตุการณ์ที่ 6	0.978
● เหตุการณ์ที่ 7	0.969
● เหตุการณ์ที่ 8	0.96
โมเดล MFM ของงานวิจัยนี้กับวิดีโอชุดที่ 3	
● เหตุการณ์ที่ 9	0.986
● เหตุการณ์ที่ 10	0.976
● เหตุการณ์ที่ 11	0.98
โมเดล MFM <sub>L</sub> ของงานวิจัยนี้กับทุกชุดวิดีโอ	0.974

จาก ROC ในตารางที่ 4-2 จะเห็นได้ว่าประสิทธิภาพของระบบในชุดวิดีโอ 1 และ 3 จะมีค่าความถูกต้องมากกว่าชุดวิดีโอที่ 2 เนื่องจากชุดวิดีโอ 1 และ 3 เป็นเหตุการณ์ที่อยู่ภายนอกอาคารและมีกลุ่มบุคคลจำนวนมากที่มีการเคลื่อนที่ชัดเจน ค่าเฉลี่ยของทั้งสองชุดวิดีโอมีค่าประมาณ 0.98 ซึ่งค่าเฉลี่ยความถูกต้องสูงสุดคือชุดวิดีโอ 1 เหตุการณ์ที่ 1 และชุดวิดีโอ 3 เหตุการณ์ที่ 9 ตามลำดับ อย่างไรก็ตาม จากผลการทดสอบสังเกตได้ว่าผลที่มีความผิดพลาด ในชุดวิดีโอ 1 และ 3 เกิดขึ้นเนื่องจากแสงเงาและความเร็วที่ลดลงในช่วงท้ายวิดีโอแต่ในกราวทฤษฎียังถือว่าเป็นเฟรมที่ผิดปกติ ค่าความถูกต้องโดยเฉลี่ยทั้งหมดของระบบมีค่าเท่ากับ 0.974 ซึ่งมีค่าสูงกว่าวิธีการอื่นๆ เล็กน้อย (0.84 สำหรับวิธีการออฟติคัลโฟลว์ และ 0.96 สำหรับวิธีการโมเดลโซเซียลฟอร์ซ) จากชุดวิดีโอที่ 2 ระบบมีค่าความถูกต้องที่น้อยกว่าชุดวิดีโอ 1 และ 3 เท่ากับ 1.3% ซึ่งมีค่าเฉลี่ยความถูกต้องประมาณ 0.968 แต่ยังมีค่าที่สูงกว่าวิธีการออฟติคัลโฟลว์ที่สูงกว่า 12% และสามารถเทียบเคียงกับวิธีการโมเดลโซเซียลฟอร์ซ เราจะสังเกตได้ว่าค่าความถูกต้องน้อยที่สุดของชุดข้อมูลที่ 2 เกิดจากเป็นเหตุการณ์ที่อยู่ในอาคารที่มีสภาวะแวดล้อมที่ไม่เหมาะสม เช่น ปัญหาเงา ภาพคนเคลื่อนที่ไม่ชัดเจน แสงมีการเปลี่ยนแปลงเมื่อมีการเปิดประตู และสีเสื้อที่กลมกลืนกับฉากหลัง ปัญหา

เหล่านี้ทำให้การตรวจจับวัตถุที่เคลื่อนที่มีความผิดพลาดได้ ส่วนค่าเทอร์สโพลด์จะใช้ค่าที่แตกต่างกันกับแต่ละชุดวิดีโอเพื่อให้ได้ผลการทดสอบที่ดีที่สุด และสถานะแวดล้อมในภาพก็ส่งผลกับการเลือกพารามิเตอร์ได้เช่นกัน ซึ่งกราฟ ROC ของโมเดล MFM<sub>L</sub> สามารถแสดงได้ตามภาพประกอบ 4-46 และกราฟ ROC ของวิธีการออปติคอลโฟลว์และโมเดลโซเซียลฟอร์ซสามารถแสดงตามภาพประกอบ 4-47 ที่เป็นเส้นกราฟสีน้ำเงินและสีแดงตามลำดับ



ภาพประกอบ 4-46 แสดงภาพ ROC ของการตรวจจับเหตุการณ์ที่ผิดปกติของชุดข้อมูลวิดีโอ UMN ด้วยโมเดล MFM<sub>L</sub>



ภาพประกอบ 4-47 แสดงภาพ ROC ของการตรวจจับเหตุการณ์ที่ผิดปกติของชุดข้อมูลวิดีโอ UMN ด้วยวิธีการออปติคอลโฟลว์และโมเดลโซเซียลฟอร์ซ

### 4.2.3 สรุป

งานวิจัยในหัวข้อนี้เป็นการนำเสนอการตรวจจับพฤติกรรมที่ผิดของฝูงชนด้วยโมเดล MFM<sub>L</sub> ที่มีความผิดปกติคือเหตุการณ์การวิ่งหนีแตกตื่น ซึ่งโมเดลนี้มีแนวคิดมาจากการกระจายพลังงานที่ขึ้นอยู่กับความเร็วของฝูงชนโดยไม่มีการติดตามบุคคลและไม่ขึ้นกับลักษณะของวัตถุ การประมาณค่าความเร็วด้วยวิธีการออปติคอลโฟลว์ในแต่ละกริดของภาพและการปฏิสัมพันธ์กันในฝูงชน โดยนำค่าพลังงาน MFM<sub>L</sub> มาตัดสินเหตุการณ์ผิดปกติด้วยวิธีการเทอร์สโพลด์เพื่อไม่ให้เกิดผลเสียต่อประสิทธิภาพของระบบ ทดสอบความถูกต้องของระบบด้วยชุดวิดีโอ UMN ผลการทดสอบการตรวจจับพฤติกรรมผิดปกติให้ค่าความถูกต้องสูงถึง 0.98 สูงกว่างานวิจัยที่ผ่านมาโดยไม่คำนึงถึงเงื่อนไขของสถานะแวดล้อมที่เปลี่ยนแปลงและการบังกันระหว่างบุคคลในฝูงชน

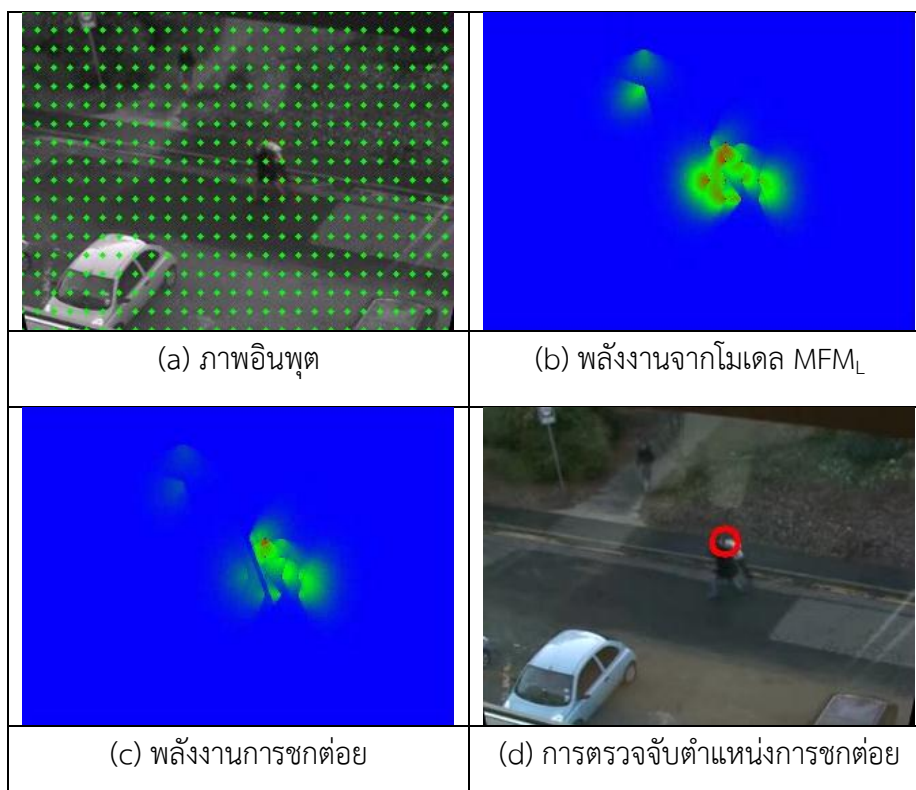
### 4.3 ผลการทดสอบเหตุการณ์ชกต้อยในกลุ่มบุคคลด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ NUS-HGA และ BEHAVE

ในหัวข้อนี้นำเสนอผลการทดสอบเหตุการณ์ชกต้อย ด้วยการนำโมเดล MFM<sub>L</sub> มาประยุกต์ใช้กับเหตุการณ์ชกต้อย ที่มีลักษณะพฤติกรรมเฉพาะที่แตกต่างกับหัวข้อที่ 4.2 ซึ่งเป็นการหาเหตุการณ์ที่ผิดปกติในฝูงชนที่มีพฤติกรรมวิ่งหนีแตกตื่นอย่างรวดเร็ว มีปฏิสัมพันธ์ของกลุ่มบุคคลที่เป็นไปทั้งในทิศทางเดียวกันหรือหลายทิศทาง ซึ่งไม่มีการคำนึงถึงทิศทางเพื่อให้ได้ค่าพลังงานของการปฏิสัมพันธ์กันแล้วตัดสินเหตุการณ์ผิดปกติด้วยค่าเทรสโพลด์ที่เหมาะสม ในขณะที่เหตุการณ์ชกต้อยเป็นพฤติกรรมของบุคคลที่มีการปฏิสัมพันธ์กันในทิศทางเข้าหากันด้วยความเร็วมาก ดังนั้นการนำโมเดล MFM<sub>L</sub> มาใช้จะต้องมีการนำทิศทางเคลื่อนที่ของบุคคล ที่เป็นพฤติกรรมของกลุ่มบุคคลมาคำนวณร่วมด้วย สร้างเป็นแพ็คเกจของการชกต้อยหรือเป็นพีเจอรในระดับสูง เพื่อให้ได้พลังงานของการชกต้อยเพื่อนำมาใช้ตัดสินเหตุการณ์ชกต้อยตามสมการที่ได้กล่าวมาแล้วในบทที่ 3

#### 4.3.1 การตรวจจับการชกต้อย

การตรวจจับการชกต้อยจะแสดงได้ดังตัวอย่าง ตามภาพประกอบ 4-48 แสดงการตรวจจับการชกต้อยที่ประกอบด้วย ขั้นตอนดังต่อไปนี้ จากภาพวิดีโออินพุตจะเข้าสู่ขั้นตอนแรก คือ การแก้ไขมุมมองภาพด้วยวิธีการเพอร์สเปกทีฟทรานสฟอร์ม และหาค่าออปติคอลโพลาร์บนตำแหน่งกริด ดังแสดงในภาพประกอบ 4-48a ขั้นตอนที่ 2 คือ คำนวณค่าพลังงาน MFM<sub>L</sub> จากออปติคอลโพลาร์ทุกๆกริดและแสดงเป็นแผนภาพพลังงานดังภาพประกอบ 4-48b เพื่อแสดงการปฏิสัมพันธ์กันในระหว่างกลุ่มบุคคลในซีนั้นๆ ซึ่งบริเวณที่มีการเคลื่อนที่ของบุคคลด้วยความเร็วมากจะมีค่าพลังงานสูง และปรากฏเป็นสีแดง ส้ม บริเวณที่มีการเคลื่อนที่ช้าจะปรากฏสีเขียว เหลือง ฟ้ำในแผนภาพพลังงาน ขั้นตอนที่ 3 การหาค่าพลังงานการชกต้อยที่มาจากแพ็คเกจการชกต้อย และพลังงานจาก MFM<sub>L</sub> สามารถแสดงเป็นแผนภาพพลังงาน ดังแสดงในภาพประกอบ 4-48c บริเวณที่กลุ่มบุคคลมีพฤติกรรมชกต้อยจะปรากฏสีแดงและในบริเวณที่ไม่มีการชกต้อย จะปรากฏสีเขียว เหลือง ฟ้ำ ในแผนภาพพลังงานการชกต้อย และขั้นตอนสุดท้ายเป็นการตรวจจับการชกต้อยด้วยวิธีการอย่างง่ายโดยใช้วิธีการเทรสโพลด์ ตำแหน่งใดที่ค่าพลังงานการชกต้อยสูงกว่าค่าเทรสโพลด์ จะถือว่าตำแหน่งนั้นเป็นตำแหน่งที่มีการชกต้อยเกิดขึ้น และแสดงตำแหน่งที่มีการชกต้อยด้วยจุดภาพสีแดงดังแสดงในภาพประกอบ 4-48d





ภาพประกอบ 4-48 แสดงกระบวนการตรวจจับการชกต่อ

#### 4.3.2 ผลการทดสอบด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ NUS-HGA

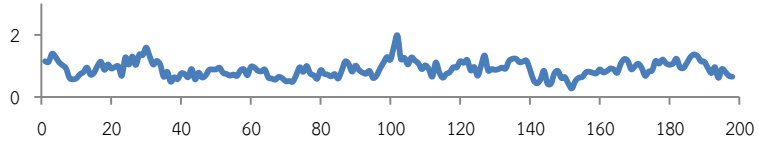
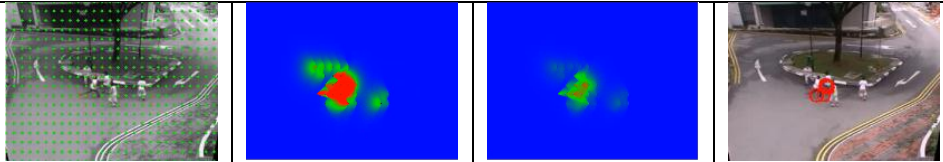
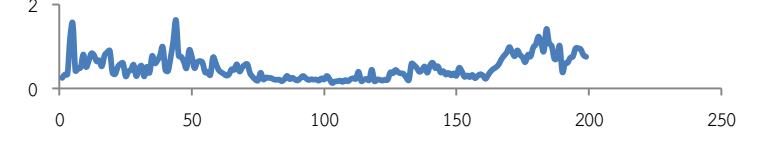
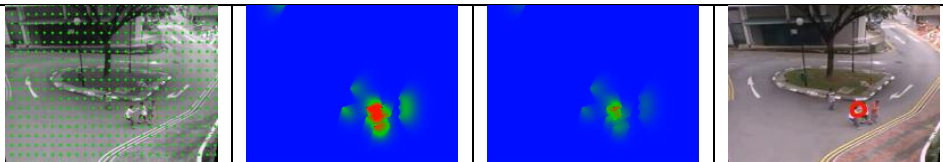
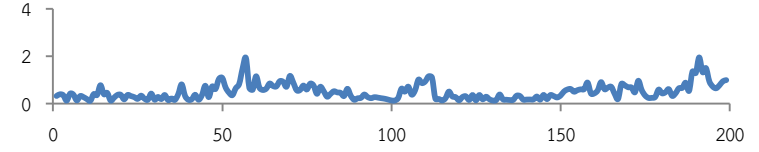
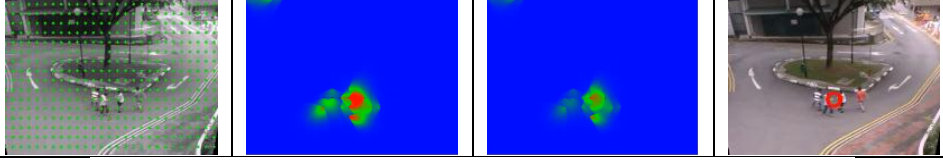
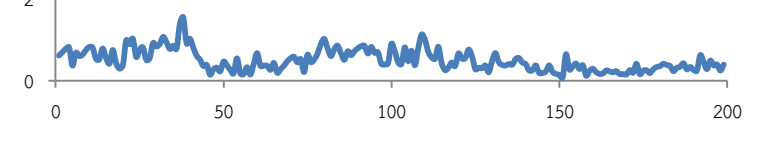
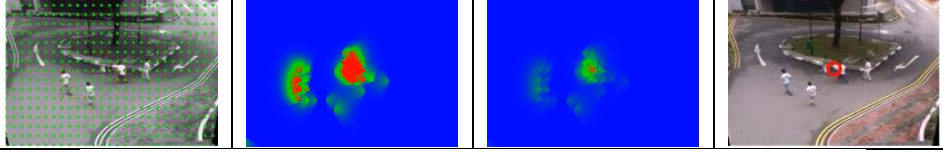
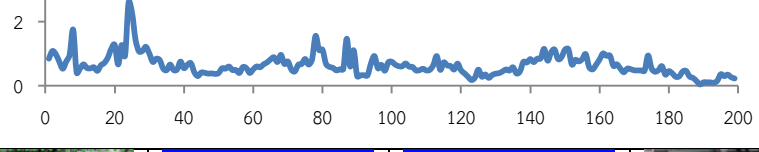
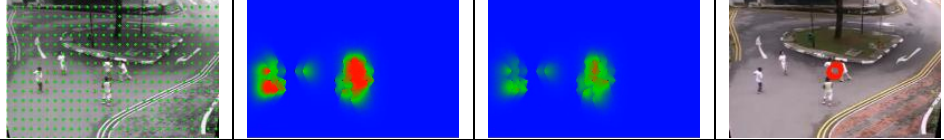
การประเมินประสิทธิภาพของอัลกอริทึมนี้ สำหรับการตรวจจับเหตุการณ์ชกต่อทำได้ด้วยการทดสอบด้วยชุดวิดีโอ NUS-HGA ที่ถูกนำมาใช้ในงานวิจัย [8] ซึ่งจัดทำการบินที่กในสนามที่โล่งแจ้งโดยมหาวิทยาลัย NUS ประเทศสิงคโปร์ ชุดวิดีโอประกอบด้วย 225 คลิป ที่มีเหตุการณ์ชกต่อ (Fight) จำนวน 75 คลิป (10,012 เฟรม) และเหตุการณ์อื่นๆจำนวน 150 คลิป (23,627 เฟรม) ได้แก่ 1) การเดินไม่สนใจกัน (Ignoring) 2) การเดินเข้าหากัน (Gathering) 3) การยืนพูดคุยกัน (StandTalk) 4) การเดินเป็นกลุ่ม (WalkInGroup) และ 5) การวิ่งเป็นกลุ่ม (RunInGroup)

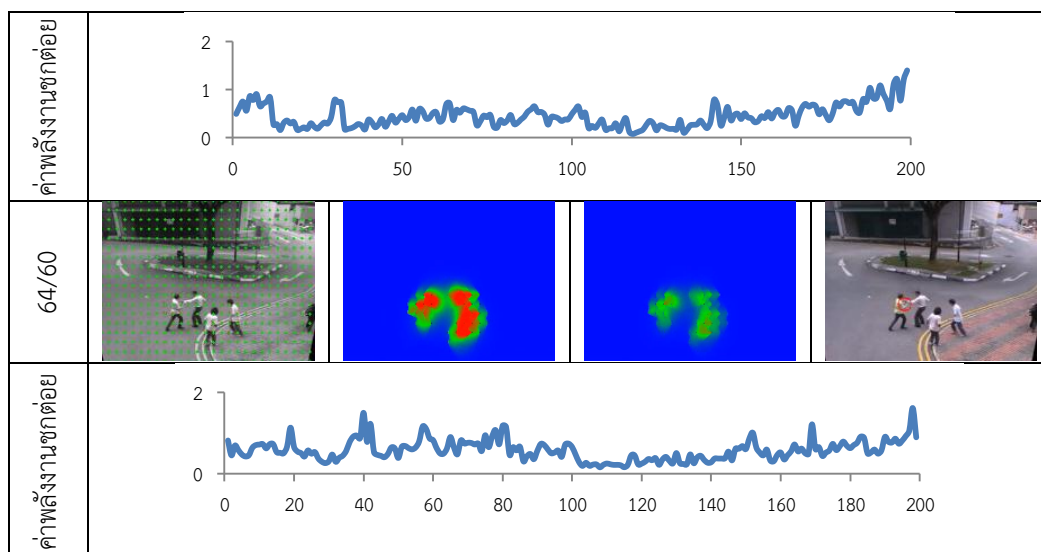
ต่อไปนี้จะเป็นตัวอย่างเป็นตัวอย่างผลการทดสอบการตรวจจับการชกต่อด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ NUS-HGA ทั้ง 6 กิจกรรมดังนี้ ภาพประกอบ 4-49 แสดงภาพตัวอย่างผลการทดสอบการชกต่อด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ NUS-HGA ที่เป็นกิจกรรมการชกต่อ ภาพประกอบ 4-49a เป็นภาพอินพุตที่นำมาหาออปติคอลโฟลว์ในตำแหน่ง ภาพประกอบ 4-49b คำนวนค่า  $MFM_L$  จากออปติคอลโฟลว์ทุกๆกริตเป็นแผนภาพพลังงานพฤติกรรมของกิจกรรมการชกต่อกลุ่มบุคคล จะเคลื่อนที่เร็วเมื่อมีการต่อสู้กันจะมีค่าพลังงานสูงและปรากฏเป็นสีแดง ส้ม และบางเฟรมที่ไม่เกิดการชกต่อกลุ่มบุคคลจะเคลื่อนที่หรือเดินช้าๆจะปรากฏสีเขียว เหลือง ฟ้ำในแผนภาพพลังงาน ภาพประกอบ 4-49c เมื่อกลุ่มบุคคลมีพฤติกรรมชกต่อจะปรากฏสีแดง และในบริเวณที่ไม่มีการชกต่อจะปรากฏสีเขียว เหลือง ฟ้ำในแผนภาพพลังงานการชกต่อ ภาพประกอบ 4-49d แสดงตำแหน่งที่มีการชกต่อด้วยจุดภาพสีแดง ตำแหน่งใดที่ค่าพลังงานการชกต่อสูงกว่าค่าเทรสโฮลด์ จะถือว่าตำแหน่งนั้นเป็นตำแหน่งที่มีการชก



ต่อๆกัน และใต้ภาพจะเป็นกราฟแสดงค่าสูงสุดของพลังงานการชกต่อๆในแต่ละเฟรมของกิจกรรมเฟรมที่มีค่าพลังงานการชกต่อๆ กราฟจะมีค่าพลังงานชกต่อๆค่อยๆสูงขึ้น เนื่องจากคนการเริ่มวิ่งและจะสูงสุดมีค่าสูงกว่า 1 เมื่อมีการชกต่อๆและกราฟจะมีค่าค่อยๆลดลง เนื่องจากบุคคลเสร็จจากการชกต่อๆและเคลื่อนที่ช้าลงซึ่งจะเกิดในบางช่วงของวิดีโอ


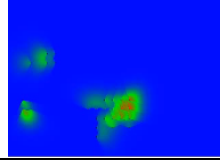
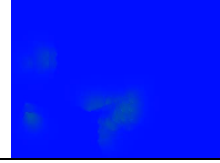

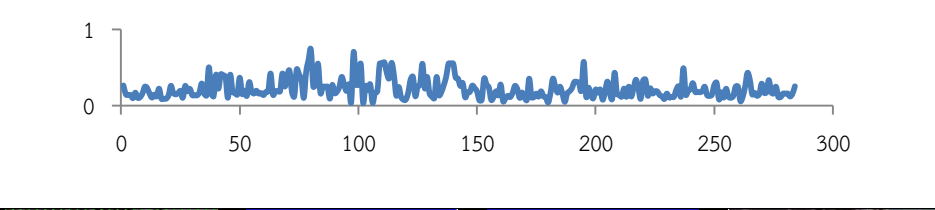

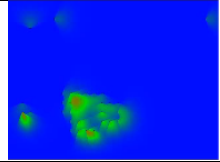
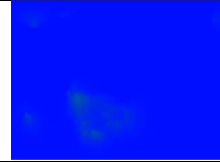

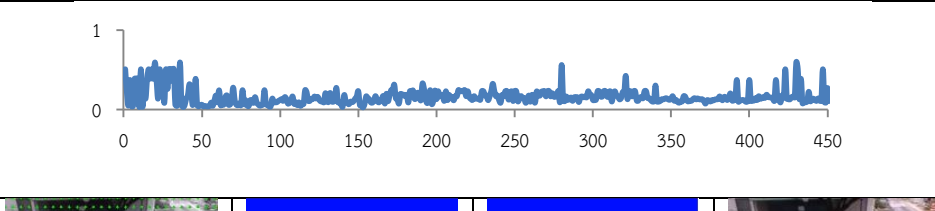
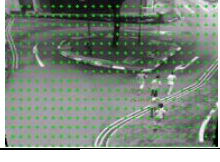
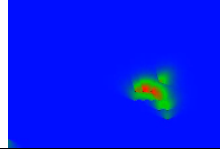
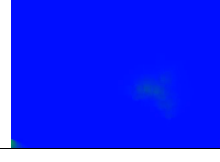

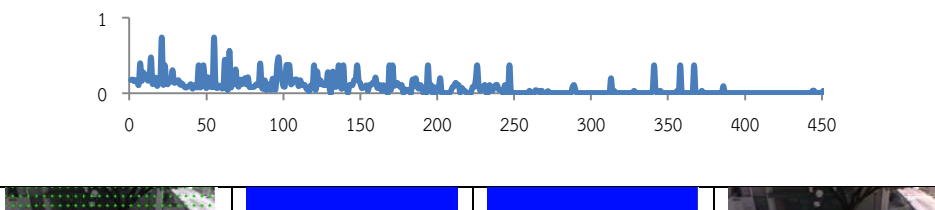
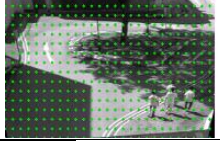
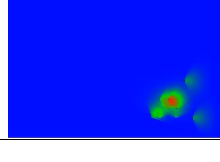
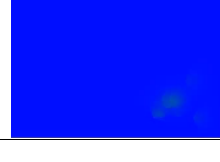

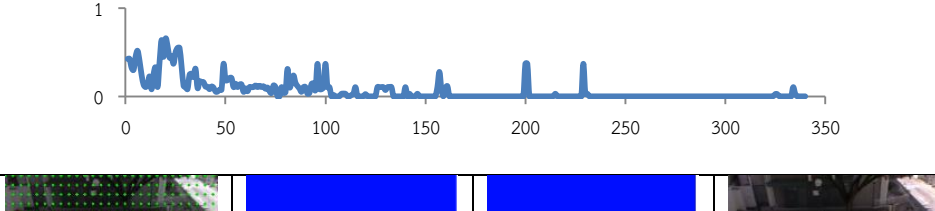
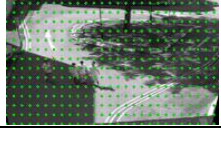
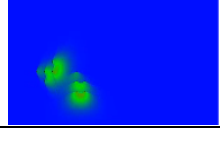
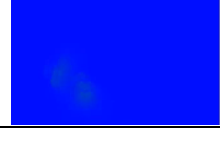

วิดีโอ/เฟรม	ภาพอินพุต (a)	พลังงาน MFM <sub>L</sub> (b)	พลังงานชกต่อๆ (c)	การตรวจจับชกต่อๆ (d)
3/88				
ค่าพลังงานชกต่อๆ				
26/60				
ค่าพลังงานชกต่อๆ				
30/47				
ค่าพลังงานชกต่อๆ				
1/90				

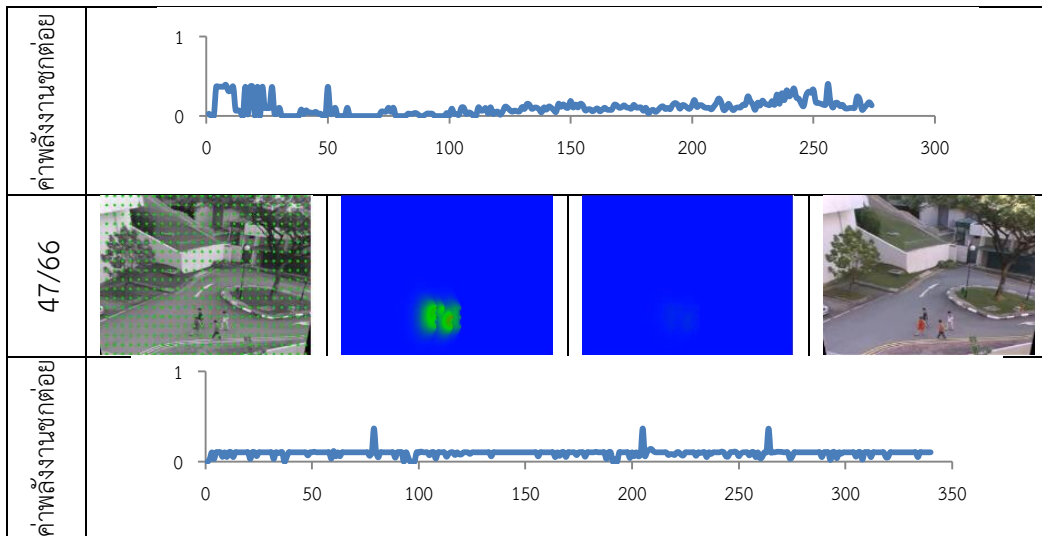
ค่าพลังงานชกต่อ	
19/183	
ค่าพลังงานชกต่อ	
43/76	
ค่าพลังงานชกต่อ	
46/100	
ค่าพลังงานชกต่อ	
9/143	
ค่าพลังงานชกต่อ	
12/190	



ภาพประกอบ 4-49 ภาพตัวอย่างการตรวจจับการชกต้อยด้วยชุดข้อมูล NUS-HGA กิจกรรมชกต้อย (a) ออฟติคอลลโพลว์ในตำแหน่งกริด (b) แผนภาพพลังงาน  $MFM_L$  (c) แผนภาพพลังงานการชกต้อย (d) ตำแหน่งที่มีการชกต้อย

ภาพประกอบ 4-50 แสดงภาพตัวอย่างผลการทดสอบการชกต้อยด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ NUS-HGA ที่เป็นกิจกรรมการเดินเป็นกลุ่ม ภาพประกอบ 4-50a เป็นภาพอินพุตที่นำมาหาออฟติคอลลโพลว์ในตำแหน่งกริด ภาพประกอบ 4-50b คำนวณค่า  $MFM_L$  จากออฟติคอลลโพลว์ทุกๆกริด เป็นแผนภาพพลังงานพฤติกรรมของกิจกรรมการเดินเป็นกลุ่ม กลุ่มบุคคลจะเคลื่อนที่ซ้ำแต่ไปในทิศทางเดียวกันเป็นจำนวนมาก ผลรวมพลังงานจะมีค่าพลังงานสูงและปรากฏเป็นสีแดง ส้ม และบางเฟรมที่เคลื่อนที่หรือเดินช้าๆและจำนวนโพลว์น้อย เนื่องจากการเดินที่ไม่เกาะกลุ่มกันจะปรากฏสีเขียว เหลือง ฟ้า ในแผนภาพพลังงาน ภาพประกอบ 4-50c กลุ่มบุคคลมีพฤติกรรมไม่มีการชกต้อยเนื่องจากเป็นทิศทางเดียวกันทั้งหมดจะปรากฏสีเขียว เหลือง ฟ้า ในแผนภาพพลังงานการชกต้อย ภาพประกอบ 4-50d แสดงตำแหน่งที่มีการชกต้อยแต่กิจกรรมนี้ไม่มีการพฤติกรรมการชกต้อยจึงไม่ปรากฏสีของตำแหน่งการชกต้อย เนื่องจากพลังงานการชกต้อยน้อยกว่าค่าเทรสโฮลด์ และได้ภาพจะเป็นกราฟแสดงค่าสูงสุดของพลังงานการชกต้อยในแต่ละเฟรมของกิจกรรม กราฟจะมีค่าพลังงานการชกต้อยน้อยกว่า 1 เนื่องจากไม่มีการชกต้อยเกิดขึ้น แต่ในบางเฟรมก็มีค่าสูงขึ้นมาเนื่องจากบางเฟรมกลุ่มบุคคลมีการแกว่งแขนทำให้เกิดทิศทางตรงข้ามได้

วิดีโอ/เฟรม	ภาพอินพุต (a)	พลังงาน MFM <sub>L</sub> (b)	พลังงานชกต้อย (c)	การตรวจจับชกต้อย (d)
2/61				
ค่าพลังงานชกต้อย				
5/254				
ค่าพลังงานชกต้อย				
13/48				
ค่าพลังงานชกต้อย				
20/85				
ค่าพลังงานชกต้อย				
24/130				

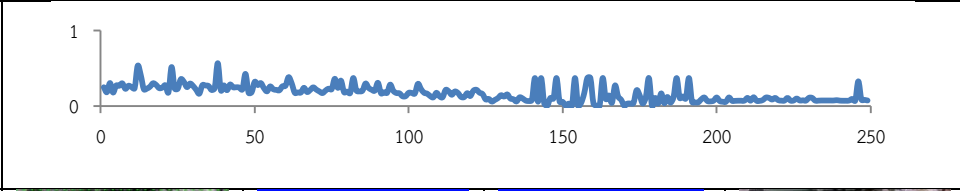
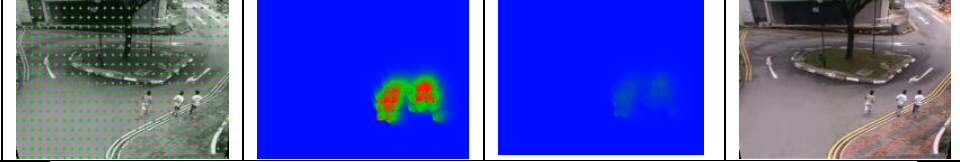
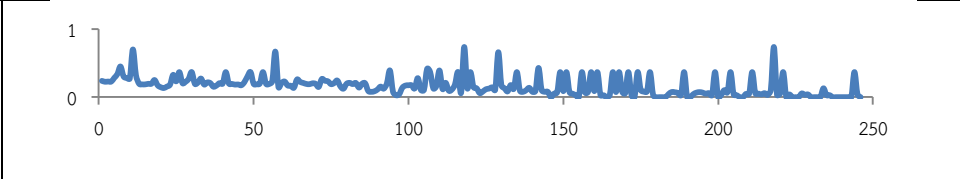
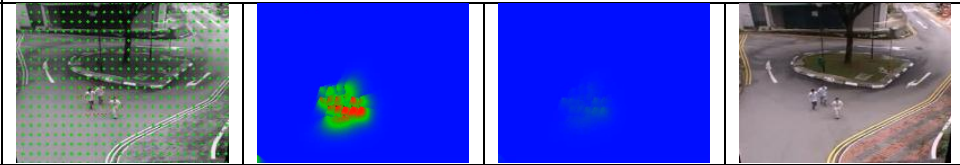
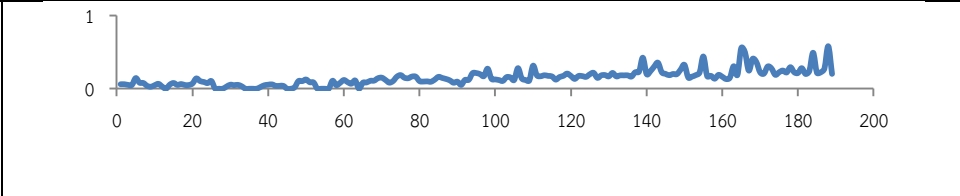
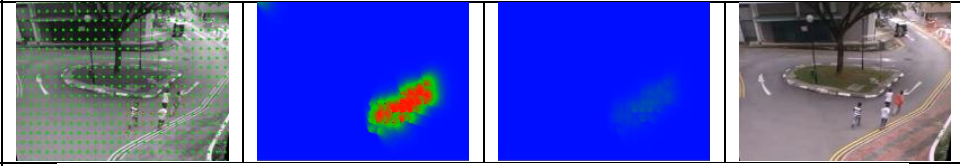
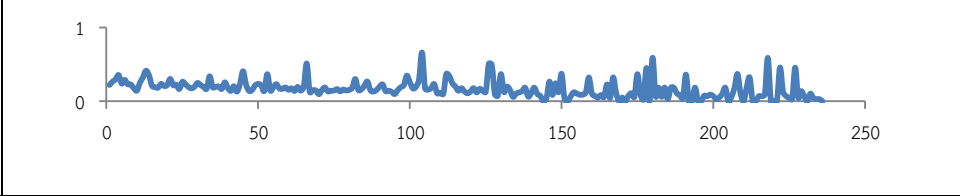
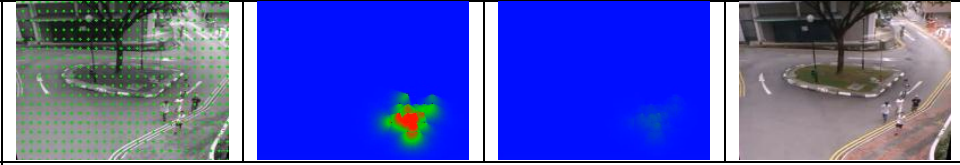
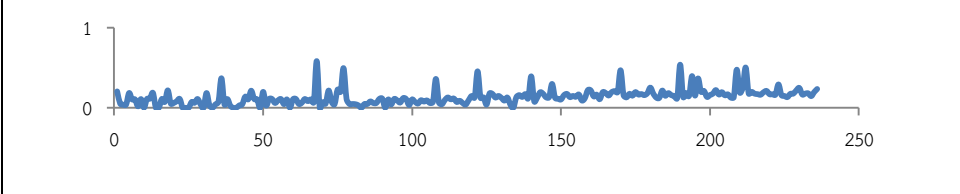


ภาพประกอบ 4-50 ภาพตัวอย่างการตรวจจับการชกต้อยด้วยชุดข้อมูล NUS-HGA กิจกรรมเดินเป็นกลุ่ม (a) ออปติคอลลอว์ในแต่ละกริด (b) แผนภาพพลังงาน  $MFM_L$  (c) แผนภาพพลังงานการชกต้อย (d) ตำแหน่งที่มีการชกต้อย

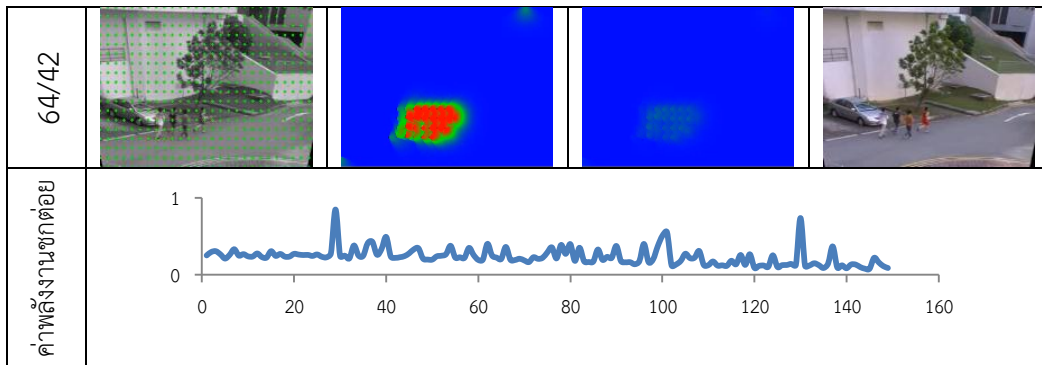
ภาพประกอบ 4-51 แสดงภาพตัวอย่างผลการทดสอบการชกต้อยด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ NUS-HGA ที่เป็นกิจกรรมการวิ่งเป็นกลุ่ม ภาพประกอบ 4-51a เป็นภาพอินพุตที่นำมาหาออปติคอลลอว์ในตำแหน่งกริด ภาพประกอบ 4-51b คำนวณค่า  $MFM_L$  จากออปติคอลลอว์ทุกๆกริด เป็นแผนภาพพลังงานพฤติกรรมของกิจกรรมการวิ่งเป็นกลุ่ม กลุ่มบุคคลจะเคลื่อนที่เร็วไปในทิศทางเดียวกันเป็นจำนวนมาก ผลรวมพลังงานจะมีค่าพลังงานสูงและปรากฏเป็นสีแดง ส้ม ในแผนภาพพลังงาน ภาพประกอบ 4-51c กลุ่มบุคคลมีพฤติกรรมไม่มีการชกต้อย เนื่องจากเป็นทิศทางเดียวกันทั้งหมดจะปรากฏสีเขียว เหลือง ฟ้ำ ในแผนภาพพลังงานการชกต้อย ภาพประกอบ 4-51d แสดงตำแหน่งที่มีการชกต้อย แต่กิจกรรมนี้ไม่มีการพฤติกรรมการชกต้อยจึงไม่ปรากฏสีของตำแหน่งการชกต้อย เนื่องจากพลังงานการชกต้อยน้อยกว่าค่าเทรชโฮลด์ และได้ภาพจะเป็นกราฟแสดงค่าสูงสุดของพลังงานการชกต้อยในแต่ละเฟรมของกิจกรรม กราฟจะมีค่าพลังงานการชกต้อยที่มีค่าน้อยกว่า 1 เนื่องจากไม่มีการชกต้อยเกิดขึ้นแต่ในบางเฟรมก็มีค่าสูงขึ้นมา เนื่องจากบางเฟรมกลุ่มบุคคลมีการแกว่งแขนทำให้เกิดทิศทางตรงข้ามได้

วิดีโอ/เฟรม	ภาพอินพุต (a)	พลังงาน $MFM_L$ (b)	พลังงานชกต้อย (c)	การตรวจจับชกต้อย (d)
1/29				



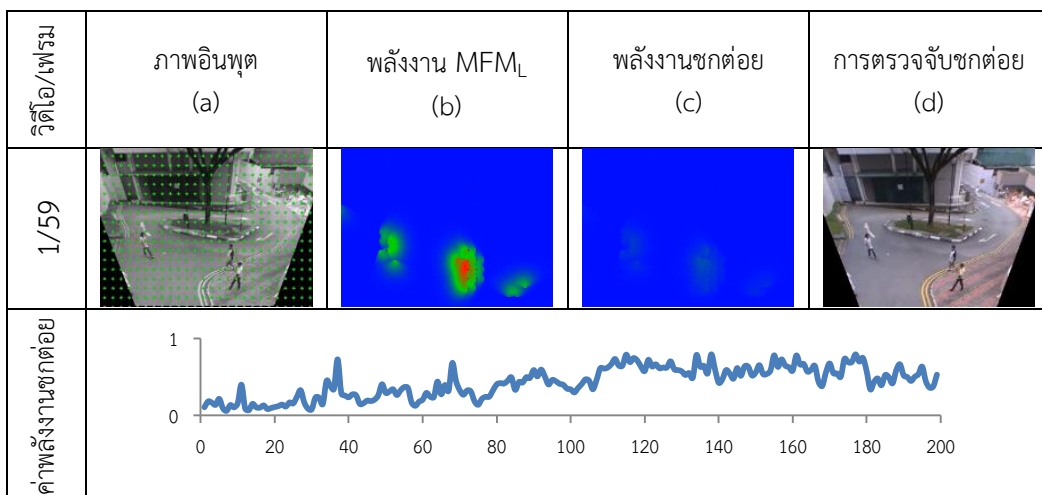
ค่าพลังงานชกต่อ	
14/45	
ค่าพลังงานชกต่อ	
21/132	
ค่าพลังงานชกต่อ	
26/40	
ค่าพลังงานชกต่อ	
31/186	
ค่าพลังงานชกต่อ	

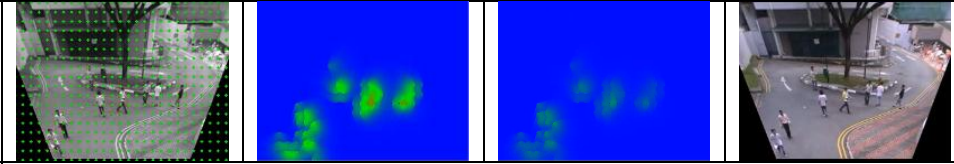
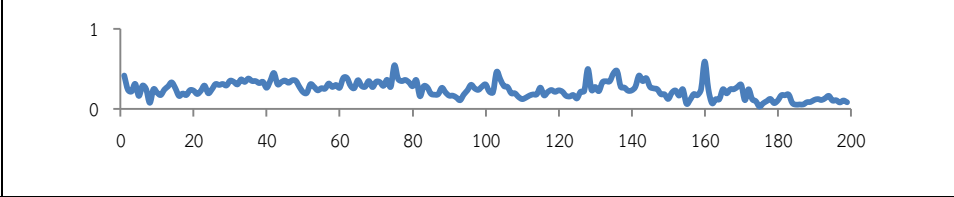
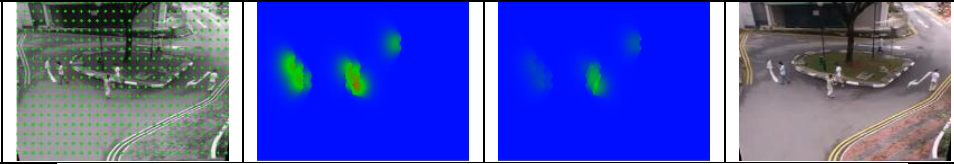
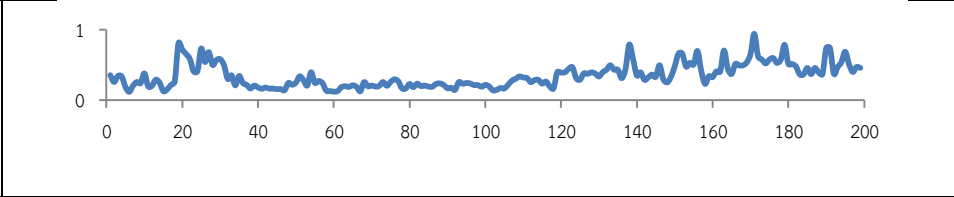
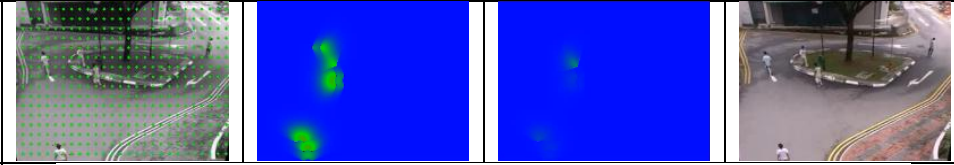
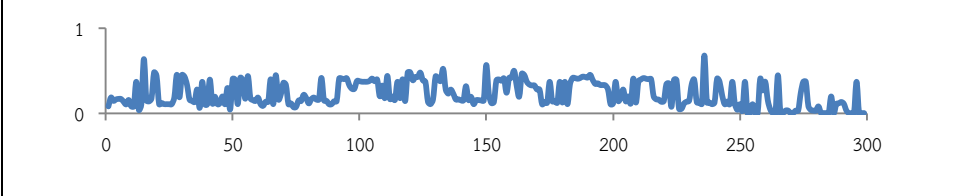
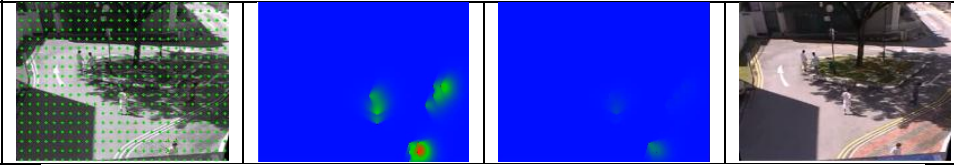
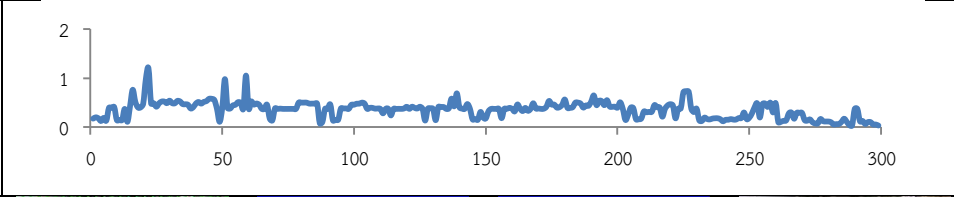
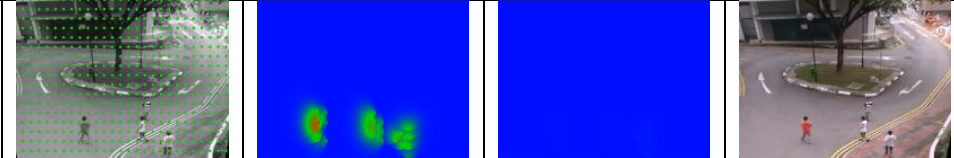


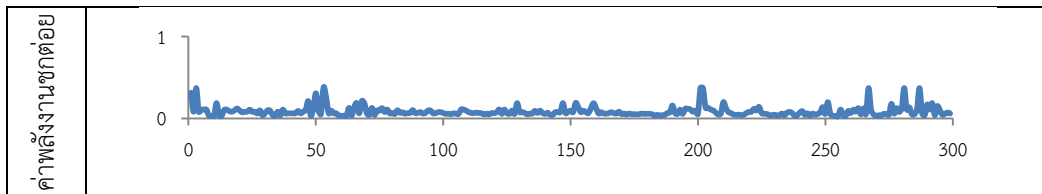


ภาพประกอบ 4-51 ภาพตัวอย่างการตรวจจับการชกต้อยด้วยชุดข้อมูล NUS-HGA กิจกรรมวิ่งเป็นกลุ่ม (a) ออปติคอลโฟลว์ในตำแหน่งกริด (b) แผนภาพพลังงาน  $MFM_L$  (c) แผนภาพพลังงานการชกต้อย (d) ตำแหน่งที่มีการชกต้อย

ภาพประกอบ 4-52 แสดงภาพตัวอย่างผลการทดสอบการชกต้อยด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ NUS-HGA ที่เป็นกิจกรรมการเดินไม่สนใจกัน ภาพประกอบ 4-52a เป็นภาพอินพุตที่นำมาหาออปติคอลโฟลว์ในตำแหน่งกริด ภาพประกอบ 4-52b คำนวณค่า  $MFM_L$  จากออปติคอลโฟลว์ทุกๆ กริดเป็นแผนภาพพลังงานพฤติกรรมของกิจกรรมการเดินไม่สนใจกัน กลุ่มบุคคลจะเคลื่อนที่คนเดียวๆ เข้าๆ ไปในหลายทิศทาง ผลรวมพลังงานจะมีค่าพลังงานปานกลางเมื่อมีการเดินสวนกันและปรากฏเป็นสีส้ม ในแผนภาพพลังงานแต่เมื่อบุคคลเดินคนเดียวไม่มีการปฏิสัมพันธ์กับผู้อื่น แผนภาพพลังงานปรากฏสีเขียว เหลือง ฟ้ำ ภาพประกอบ 4-52c กลุ่มบุคคลมีพฤติกรรมไม่มีการชกต้อย เนื่องจากเป็นบุคคลเดินคนเดียวจะปรากฏสีเขียว เหลือง ฟ้ำ ในแผนภาพพลังงานการชกต้อย แต่เมื่อกลุ่มบุคคลมีทิศทางตรงกันข้ามด้วยความเร็วเข้าทำให้พลังงานการชกต้อยมีค่าน้อยเช่นกัน ภาพประกอบ 4-52d แสดงตำแหน่งที่มีการชกต้อยแต่กิจกรรมนี้ไม่มีพฤติกรรมชกต้อยจึงไม่ปรากฏสีของตำแหน่งการชกต้อย เนื่องจากพลังงานการชกต้อยน้อยกว่าค่าเทรชโฮลด์ และได้ภาพจะเป็นกราฟแสดงค่าสูงสุดของพลังงานการชกต้อยในแต่ละเฟรมของกิจกรรมกราฟจะมีค่าพลังงานการชกต้อยที่มีค่าน้อยกว่า 1

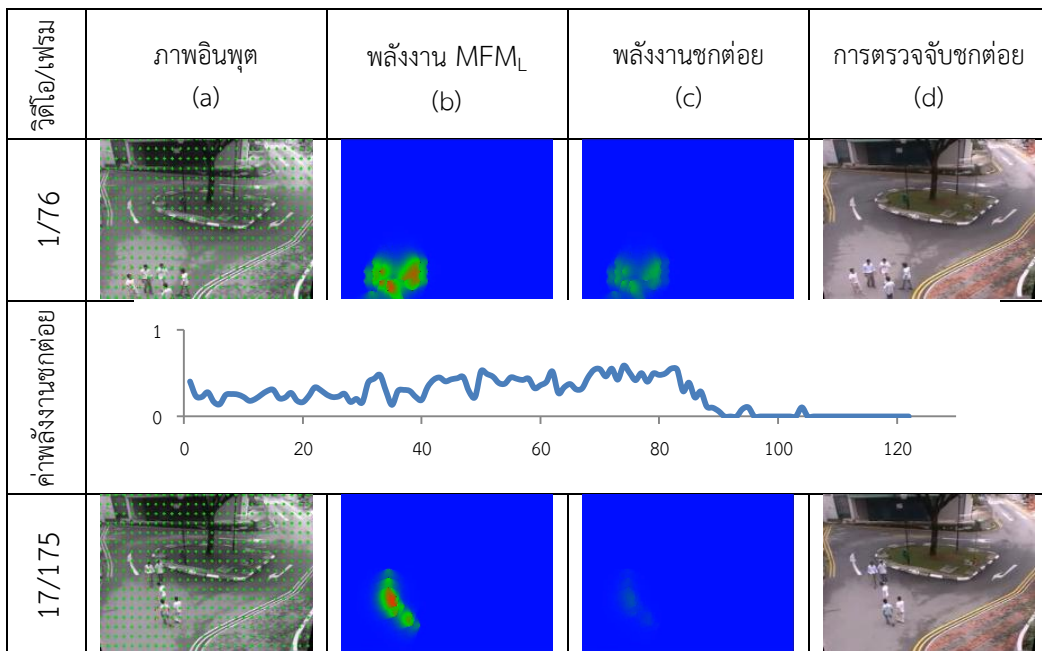


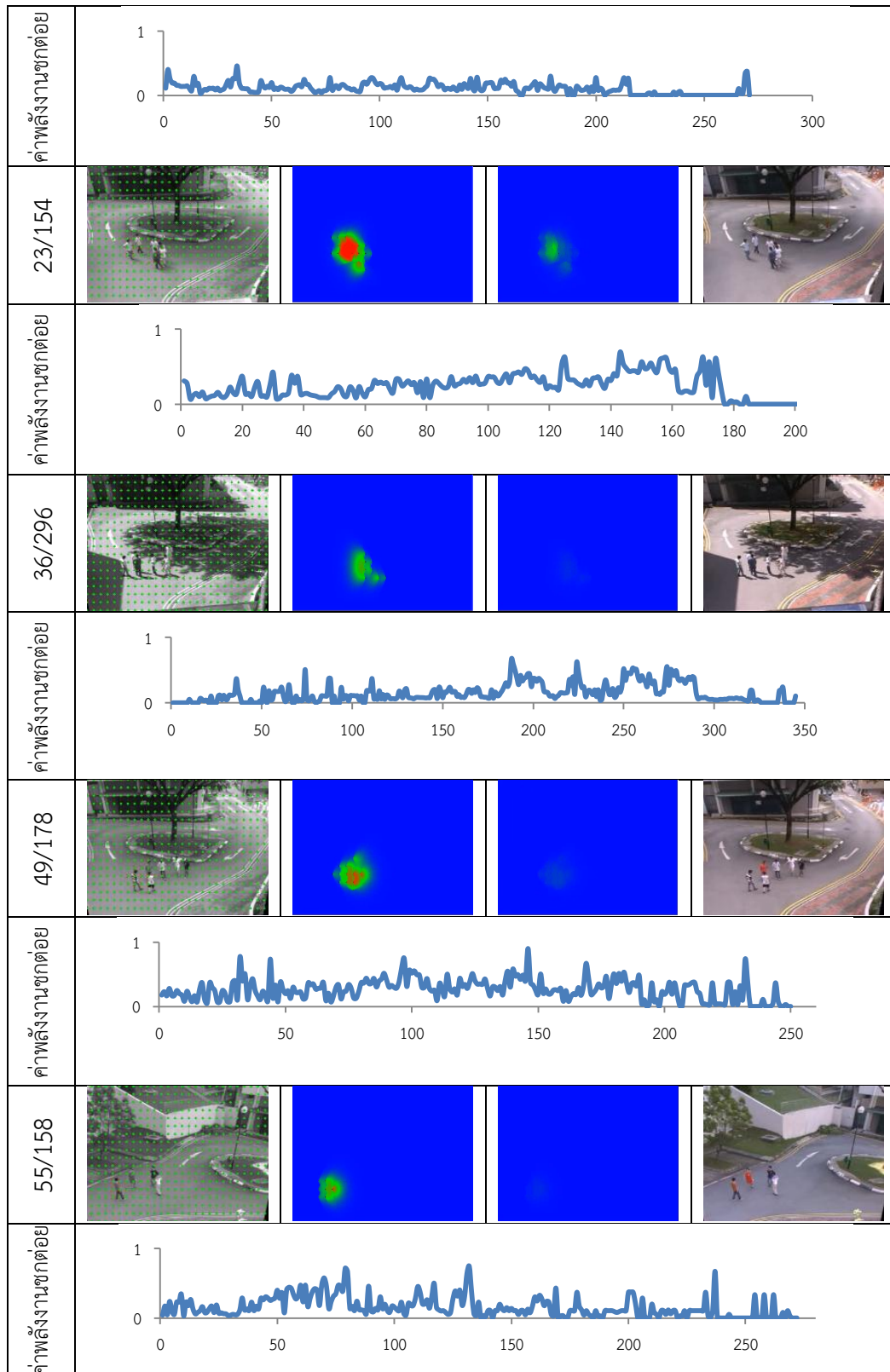
4/43	
ค่าพลังงานชกต่อย	
17/133	
ค่าพลังงานชกต่อย	
30/97	
ค่าพลังงานชกต่อย	
44/256	
ค่าพลังงานชกต่อย	
57/244	



ภาพประกอบ 4-52 ภาพตัวอย่างการตรวจจับการชกต้อยด้วยชุดข้อมูล NUS-HGA กิจกรรมเดินไม่สนใจกัน (a) ออพติคอลโฟลว์ในตำแหน่งกริด (b) แผนภาพพลังงาน MFM<sub>L</sub> (c) แผนภาพพลังงานการชกต้อย (d) ตำแหน่งที่มีการชกต้อย

ภาพประกอบ 4-53 แสดงภาพตัวอย่างผลการทดสอบการชกต้อยด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ NUS-HGA ที่เป็นกิจกรรมการเดินเข้าหากันเพื่อจับกลุ่ม ภาพประกอบ 4-53a เป็นภาพอินพุตที่นำมาหาออพติคอลโฟลว์ในตำแหน่งกริด ภาพประกอบ 4-53b คำนวณค่า MFM<sub>L</sub> จากออพติคอลโฟลว์ทุกๆกริด เป็นแผนภาพพลังงานพฤติกรรมของกิจกรรมการเดินเข้าหากัน กลุ่มบุคคลจะเคลื่อนที่ช้าๆไปในทิศทางตรงกันข้าม เป็นการปฏิสัมพันธ์ของคนจำนวนมาก ผลรวมพลังงานจะมีค่าพลังงานปานกลางถึงสูงเมื่อมีการเดินสวนกันและปรากฏเป็นสีหรือแดงในแผนภาพพลังงาน ภาพประกอบ 4-53c กลุ่มบุคคลมีพฤติกรรมไม่มีการชกต้อย เนื่องจากกลุ่มบุคคลเคลื่อนที่ตรงข้ามแต่มีความเร็วเข้าจะปรากฏสีเขียว เหลือง ฟ้ำ ในแผนภาพพลังงานการชกต้อย ภาพประกอบ 4-53d แสดงตำแหน่งที่มีการชกต้อย แต่กิจกรรมนี้ไม่มีการพฤติกรรมชกต้อยจึงไม่ปรากฏสีของตำแหน่งการชกต้อย เนื่องจากพลังงานการชกต้อยน้อยกว่าค่าเทรสโฮลด์ และได้ภาพจะเป็นกราฟแสดงค่าสูงสุดของพลังงานการชกต้อยในแต่ละเฟรมของกิจกรรม กราฟจะมีค่าพลังงานการชกต้อยที่มีค่าน้อยกว่า 1



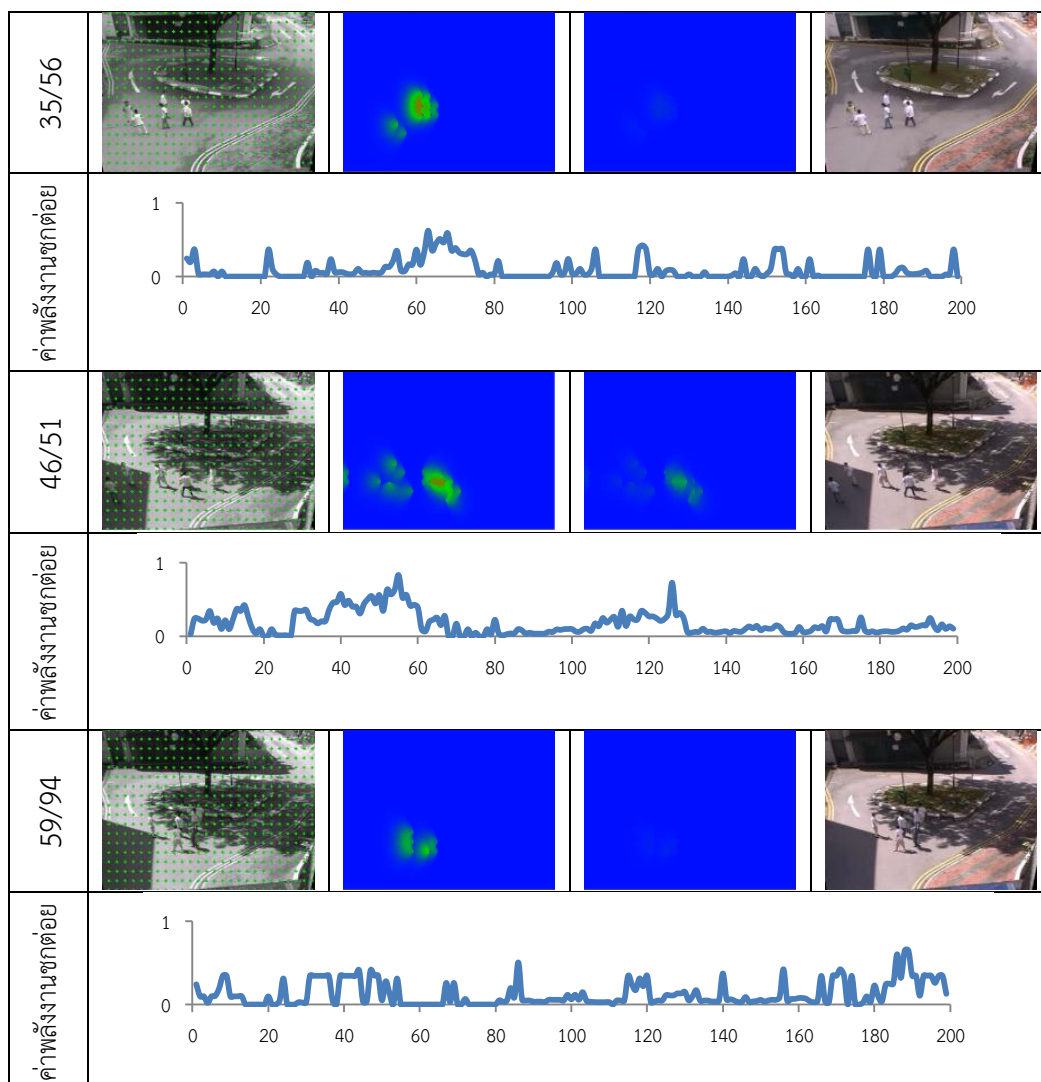


ภาพประกอบ 4-53 ภาพตัวอย่างการตรวจจับการชกต้อยด้วยชุดข้อมูล NUS-HGA กิจกรรมเดินเข้าหากัน (a) ออปติคอลลูปไลน์ในแต่ละกริด (b) แผนภาพพลังงาน MFM<sub>L</sub> (c) แผนภาพพลังงานการชกต้อย (d) ตำแหน่งที่มีการชกต้อย

ภาพประกอบ 4-54 แสดงภาพตัวอย่างผลการทดสอบการชด้อยด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ NUS-HGA ที่เป็นกิจกรรมการยืนพูดคุยกัน ภาพประกอบ 4-54a เป็นภาพอินพุตที่นำมาหาออปติคอลโฟลว์ในตำแหน่งกริด ภาพประกอบ 4-54b คำนวณค่า  $MFM_L$  จากออปติคอลโฟลว์ทุกๆกริด เป็นแผนภาพพลังงานพฤติกรรมของกิจกรรมการยืนพูดคุยกัน แต่ละบุคคลยืนพูดคุยกันมีการเคลื่อนที่น้อยหรือไม่มีการเคลื่อนที่จะปรากฏสีเขียว เหลือง ไฟฟ้าในแผนภาพพลังงาน ภาพประกอบ 4-54c กลุ่มบุคคลมีพฤติกรรมไม่มีการชด้อย เนื่องจากกลุ่มบุคคลเคลื่อนที่ตรงข้ามแต่มีความเร็วช้า จะปรากฏสีเขียว เหลือง ไฟฟ้าในแผนภาพพลังงานการชด้อย ภาพประกอบ 4-54d แสดงตำแหน่งที่มีการชด้อย แต่กิจกรรมนี้ไม่มีการพฤติกรรมการชด้อย จึงไม่ปรากฏสีของตำแหน่งการชด้อยเนื่องจากพลังงานการชด้อยน้อยกว่าค่าเทรชโฮลด์ และได้ภาพจะเป็นกราฟแสดงค่าสูงสุดของพลังงานการชด้อยในแต่ละเฟรมของกิจกรรม กราฟจะมีค่าพลังงานการชด้อยที่มีค่าน้อยกว่า 1

วิดีโอ/เฟรม	ภาพอินพุต (a)	พลังงาน $MFM_L$ (b)	พลังงานชด้อย (c)	การตรวจจับชด้อย (d)
1/154				
ค่าพลังงานชด้อย				
24/91				
ค่าพลังงานชด้อย				
30/136				
ค่าพลังงานชด้อย				





ภาพประกอบ 4-54 ภาพตัวอย่างการตรวจจับการชกต่อด้วยชุดข้อมูล NUS-HGA กิจกรรมยืนพูดคุยกัน (a) ออปติคอลโฟลว์ในตำแหน่งกริด (b) แผนภาพพลังงาน MFM<sub>L</sub> (c) แผนภาพพลังงานการชกต่อ (d) ตำแหน่งที่มีการชกต่อ

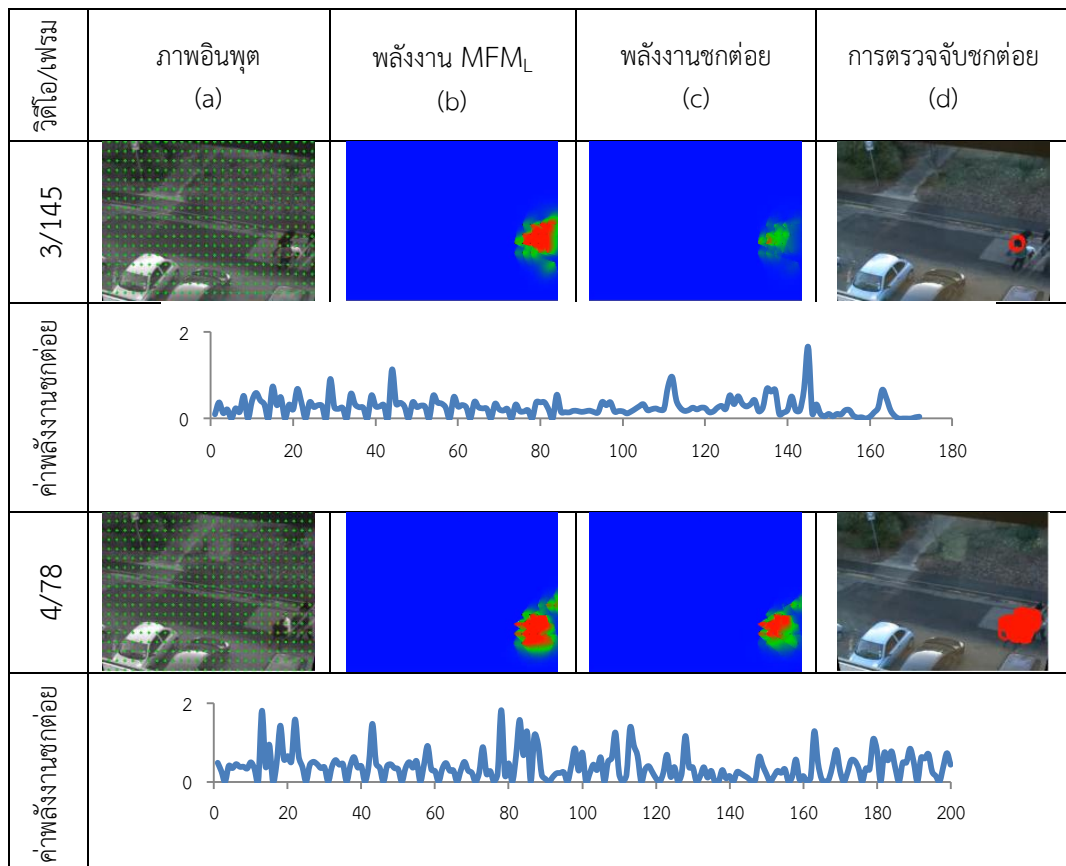
#### 4.3.3 ผลการทดสอบด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ BEHAVE

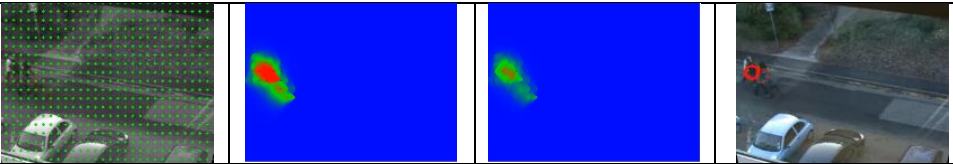
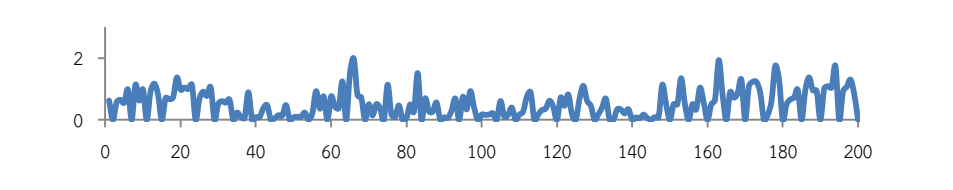
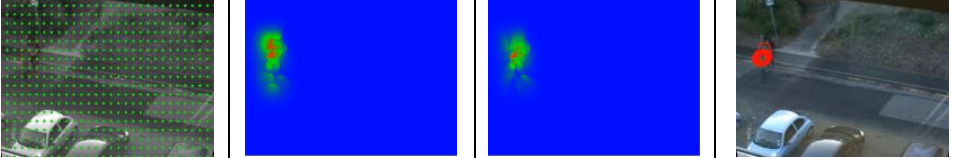
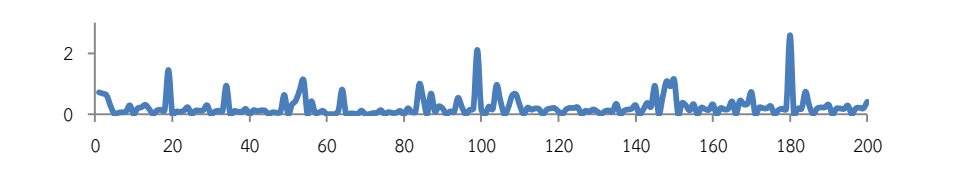
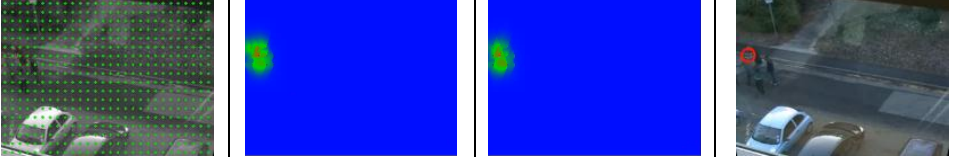
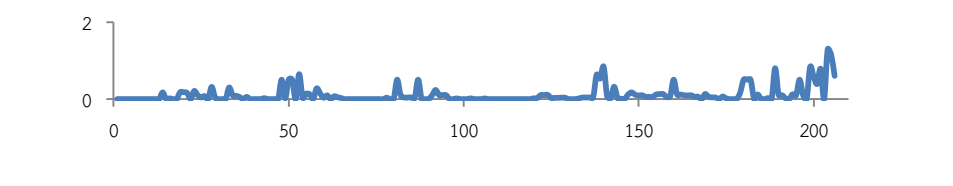
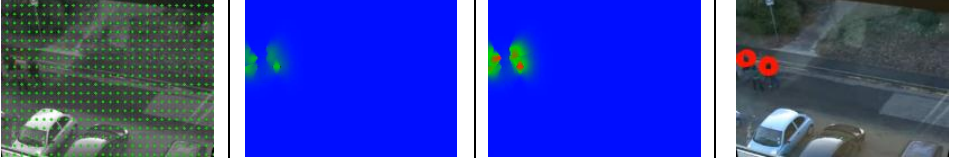
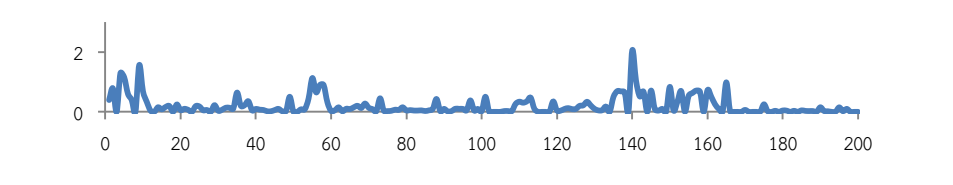
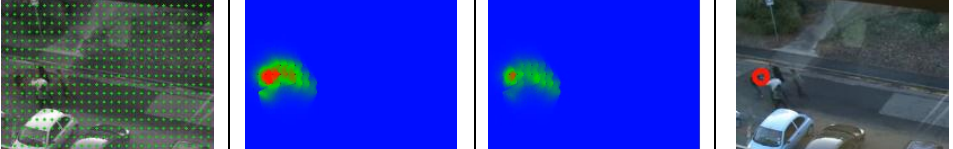
เพื่อเป็นการทดสอบประสิทธิภาพของโมเดล MFM<sub>L</sub> เพิ่มขึ้น จะทำการทดสอบบนฐานข้อมูลอื่น คือ ชุดข้อมูล BEHAVE [63] ที่ประกอบด้วย 19 คลิปวิดีโอ (1,751 เฟรม) ที่เป็นเหตุการณ์ชกต่อ (Fight) และเหตุการณ์อื่นๆ 130 คลิป (26,513 เฟรม) ได้แก่ การเดินมาเจอกัน (Meet) การเดินแยกจากกัน (Split) การวิ่งไล่ตาม (Chase) การเดินตามกัน (Follow) การเดินเข้าหากัน (Approach) การเดินไม่สนใจกัน (Ignore) การยืนพูดคุยกัน (InGroup) การเดินเป็นกลุ่ม (WalkTogether) และการวิ่งเป็นกลุ่ม (RunTogether) แต่เพื่อให้สอดคล้องกับกิจกรรมของชุดข้อมูลวิดีโอ NUS-HGA จึงได้นำเหตุการณ์ที่ไม่ปกติจำนวน 5 เหตุการณ์มาทดสอบ ได้แก่ การเดินเข้าหากัน (Approach) การเดินไม่สนใจกัน (Ignore) การยืนพูดคุยกัน (InGroup) การเดินเป็นกลุ่ม

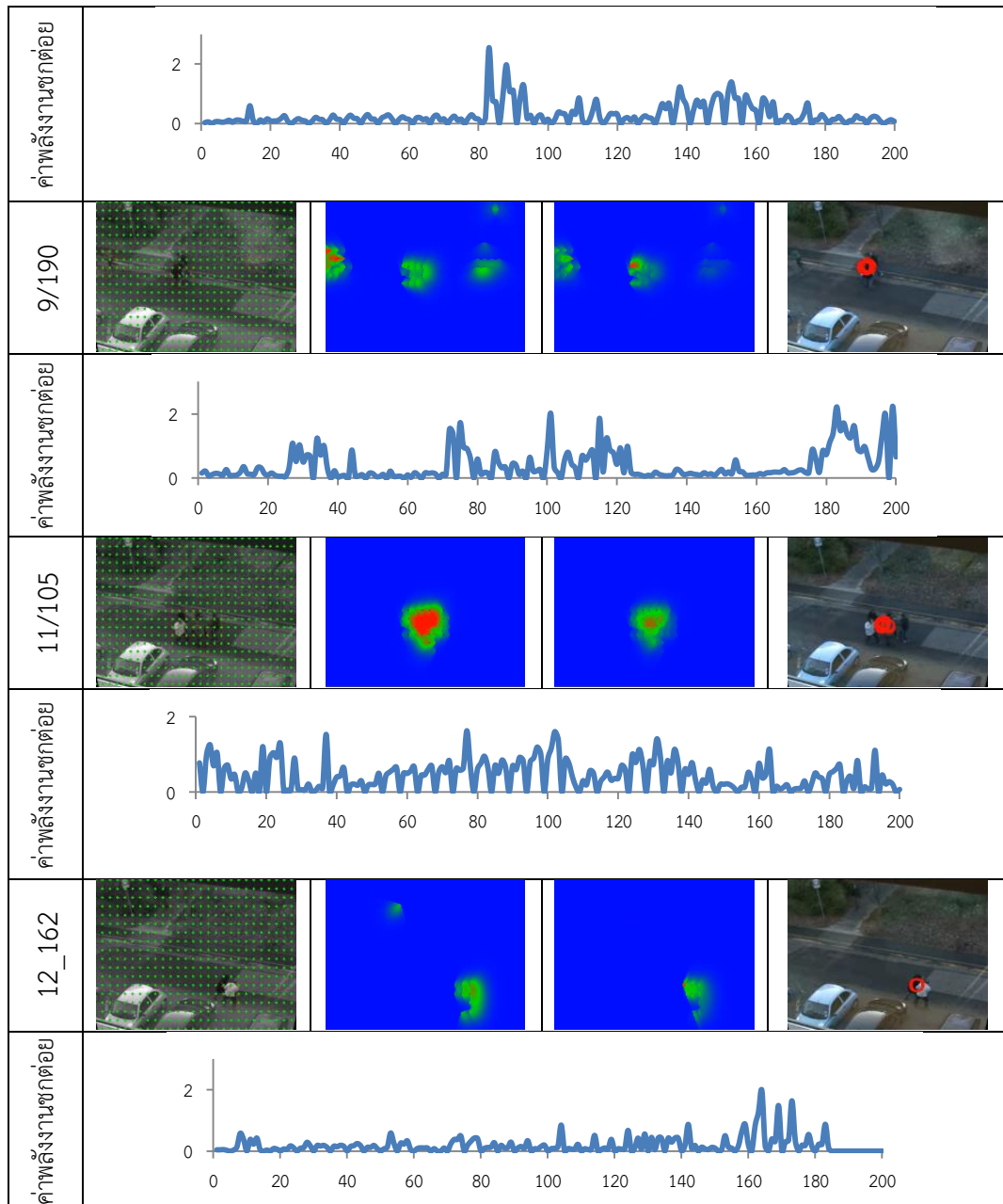


(WalkTogether) และการวิ่งเป็นกลุ่ม (RunTogether) ในแต่ละคลิปประกอบด้วยกลุ่มบุคคลที่มีจำนวนหลากหลายซึ่งมีขนาดฝูงชนที่ปานกลาง

ต่อไปนี้จะเป็นตัวอย่างเป็นตัวอย่างผลการทดสอบการตรวจจับการชกต่อยด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ BEHAVE ทั้ง 6 กิจกรรมดังนี้ ภาพประกอบ 4-55 แสดงภาพตัวอย่างผลการทดสอบการชกต่อยด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ BEHAVE ที่เป็นกิจกรรมการชกต่อยภาพประกอบ 4-55a เป็นภาพอินพุตที่นำมาหาออฟติคอลลโฟลว์ในตำแหน่งกริด ภาพประกอบ 4-55b คำนวณค่า  $MFM_L$  จากออฟติคอลลโฟลว์ทุกๆ กริดเป็นแผนภาพพลังงานพฤติกรรมของกิจกรรมการชกต่อย ส่วนมากชุดวิดีโอนี้เหตุการณ์ที่มีการชกต่อยกันจะมีพฤติกรรมต่อยแบบอยู่กับที่ จึงมีการเคลื่อนไหวเฉพาะมือและเท้าเท่านั้น แต่เป็นการเคลื่อนไหวที่เร็วและมีทิศตรงกันข้าม ผลรวมพลังงานจะมีค่าพลังงานสูงและปรากฏเป็นสีแดง ส้ม ในแผนภาพพลังงาน ภาพประกอบ 4-55c กลุ่มบุคคลมีพฤติกรรมการชกต่อยด้วยทิศทางตรงกันข้ามอย่างรวดเร็วจึงมีค่าพลังงานสูงและปรากฏเป็นสีแดง ส้ม ในแผนภาพพลังงาน ภาพประกอบ 4-55d ตำแหน่งใดที่ค่าพลังงานการชกต่อยสูงกว่าค่าเทรชโฮลด์ จะถือว่าตำแหน่งนั้นเป็นตำแหน่งที่มีการชกต่อยเกิดขึ้นตำแหน่งนั้นจะเป็นจุดภาพสีแดง และได้ภาพจะแสดงกราฟของค่าสูงสุดของพลังงานการชกต่อยในแต่ละเฟรมของกิจกรรม เฟรมที่มีค่าพลังงานการชกต่อย กราฟจะมีค่าพลังงานชกต่อยสูงสุดมีค่าสูงกว่า 1 ซึ่งเกิดเหตุการณ์เพียงบางเฟรม



1/165	
ค่าพลังงานซกตกต่อ	
5/100	
ค่าพลังงานซกตกต่อ	
6/199	
ค่าพลังงานซกตกต่อ	
6/141	
ค่าพลังงานซกตกต่อ	
7/154	

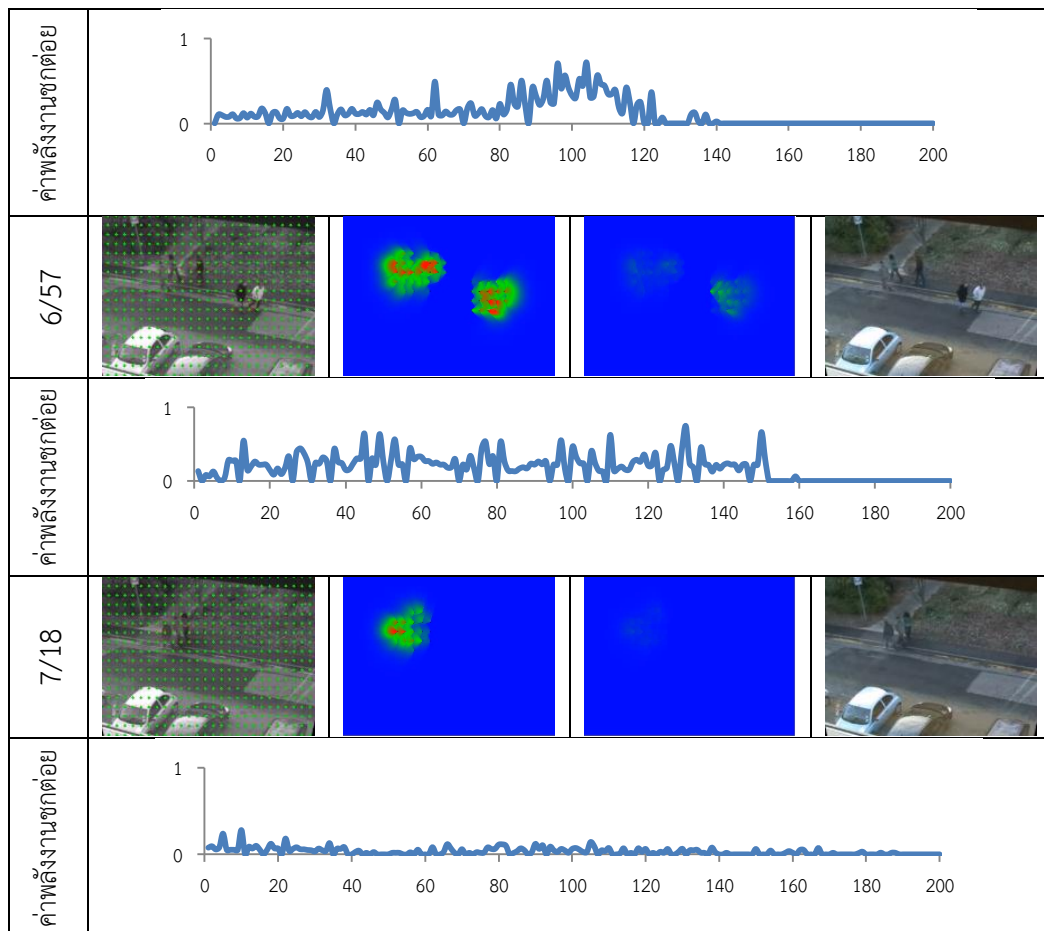


ภาพประกอบ 4-55 ภาพตัวอย่างการตรวจจับการชกต้อยด้วยชุดข้อมูล BEHAVE กิจกรรมชกต้อย (a) ออปติคอลโพลาร์ในตำแหน่งกริด (b) แผนภาพพลังงาน MFM<sub>L</sub> (c) แผนภาพพลังงานการชกต้อย (d) ตำแหน่งที่มีการชกต้อย

ภาพประกอบ 4-56 แสดงภาพตัวอย่างผลการทดสอบการชกต้อยด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ BEHAVE ที่เป็นกิจกรรมการเดินเป็นกลุ่ม ภาพประกอบ 4-56a เป็นภาพอินพุตที่นำมาหาออปติคอลโพลาร์ในแต่ละกริด ภาพประกอบ 4-56b คำนวณค่า MFM<sub>L</sub> จากออปติคอลโพลาร์ทุกๆกริดเป็นแผนภาพพลังงานพฤติกรรมของกิจกรรมการเดินเป็นกลุ่ม เคลื่อนที่ไปด้วยกันไปในทิศทางเดียวกันมีจำนวนโพลาร์เป็นจำนวนมาก ผลรวมพลังงานจะมีค่าพลังงานสูงและปรากฏเป็นสีแดง ส้ม และบางเฟรมที่เคลื่อนที่ไปด้วยกันช้าๆจำนวนโพลาร์น้อย เนื่องจากการเดินที่ไม่ติดกันกันจะปรากฏสีเขียว

เหลือ ฟ้าในแผนภาพพลังงาน ภาพประกอบ 4-56c กลุ่มบุคคลมีพฤติกรรมไม่มีการชกต่อยเนื่องจากเคลื่อนที่ไปด้วยกันในทิศทางเดียวกันทั้งหมด จะปรากฏสีเขียว เหลือง ฟ้า ในแผนภาพพลังงานการชกต่อย ภาพประกอบ 4-56d แสดงตำแหน่งที่มีการชกต่อย แต่กิจกรรมนี้ไม่มีการพฤติกรรมการชกต่อย จึงไม่ปรากฏตำแหน่งการชกต่อย เนื่องจากพลังงานการชกต่อยน้อยกว่าค่าเทรชโฮลด์ และได้ภาพจะเป็นกราฟแสดงค่าสูงสุดของพลังงานการชกต่อยในแต่ละเฟรมของกิจกรรม กราฟจะมีค่าพลังงานการชกต่อยน้อยกว่า 1 เนื่องจากไม่มีการชกต่อยเกิดขึ้น แต่ในบางเฟรมก็มีค่าสูงขึ้นมาเนื่องจากบางเฟรมกลุ่มบุคคลมีการแกว่งแขนและขาทำให้เกิดทิศทางตรงข้ามได้

วิดีโอ/เฟรม	ภาพอินพุต (a)	พลังงาน MFM <sub>L</sub> (b)	พลังงานชกต่อย (c)	การตรวจจับชกต่อย (d)
1/82				
ค่าพลังงานชกต่อย				
2/50				
ค่าพลังงานชกต่อย				
3/72				
ค่าพลังงานชกต่อย				
4/57				



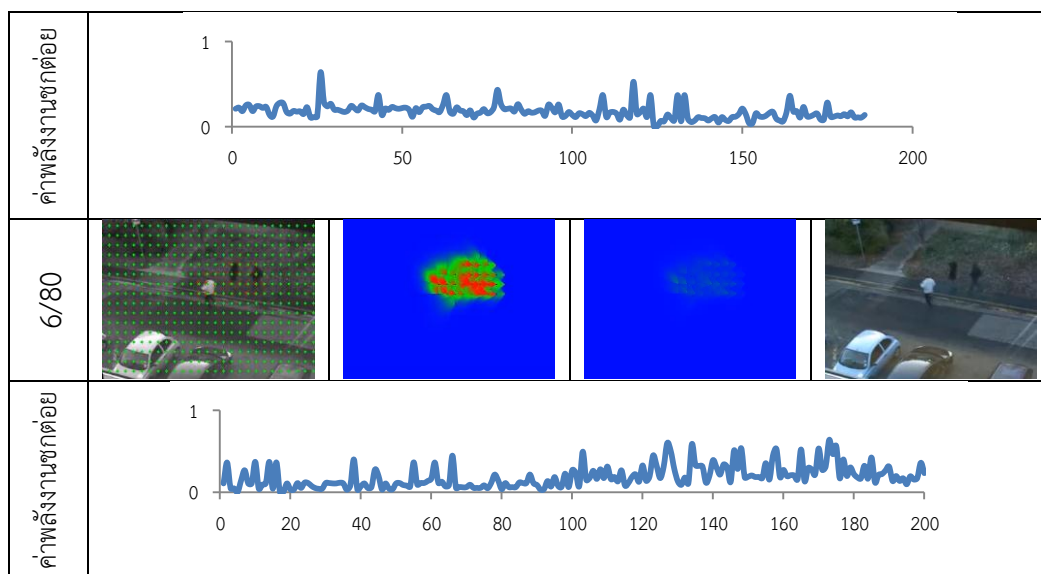
ภาพประกอบ 4-56 ภาพตัวอย่างการตรวจจับการชกต้อยด้วยชุดข้อมูล BEHAVE กิจกรรมเดินเป็นกลุ่ม (a) ออปติคอลโฟลว์ในตำแหน่งกริด (b) แผนภาพพลังงาน MFM<sub>L</sub> (c) แผนภาพพลังงานการชกต้อย (d) ตำแหน่งที่มีการชกต้อย

ภาพประกอบ 4-57 แสดงภาพตัวอย่างผลการทดสอบการชกต้อยด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ BEHAVE ที่เป็นกิจกรรมการวิ่งเป็นกลุ่ม ภาพประกอบ 4-57a เป็นภาพอินพุตที่นำมาหาออปติคอลโฟลว์ในตำแหน่งกริด ภาพประกอบ 4-57b คำนวณค่าพลังงาน MFM<sub>L</sub> จากออปติคอลโฟลว์ทุกๆ กริดเป็นแผนภาพพลังงานพฤติกรรมของกิจกรรมการวิ่งเป็นกลุ่มไปในทิศทางเดียวกัน เกิดโฟลว์เป็นจำนวนมาก แผนภาพพลังงานจะเกิดพลังงานที่มีค่าสูงและปรากฏเป็นสีแดง ส้ม ภาพประกอบ 4-57c แผนภาพพลังงานการชกต้อยมีค่าน้อย กลุ่มบุคคลมีพฤติกรรมไม่มีการชกต้อยเนื่องจากเป็นทิศทางเดียวกันทั้งหมดจะปรากฏสีเขียว เหลือง ฟ้า ภาพประกอบ 4-57d แสดงตำแหน่งที่มีการชกต้อยแต่กิจกรรมนี้ไม่มีการพฤติกรรมการชกต้อย จึงไม่ปรากฏสีของตำแหน่งการชกต้อยเนื่องจากพลังงานการชกต้อยน้อยกว่าค่าเทรชโฮลด์ และได้ภาพจะเป็นกราฟแสดงค่าสูงสุดของพลังงานการชกต้อยในแต่ละเฟรมของกิจกรรม กราฟจะมีค่าพลังงานการชกต้อยที่มีค่าน้อยกว่า 1 เนื่องจากไม่มีการชกต้อยเกิดขึ้น แต่ในบางเฟรมก็มีค่าสูงขึ้นมาเล็กน้อย เนื่องจากบางเฟรมกลุ่มบุคคลมีการแกว่งแขนและขาทำให้เกิดทิศทางตรงข้ามได้ แต่การแกว่งแขนจะเกิดน้อยกว่ากิจกรรมการเดินเป็นกลุ่ม



วิดีโอ/เฟรม	ภาพอินพุต (a)	พลังงาน MFM <sub>L</sub> (b)	พลังงานชกต้อย (c)	การตรวจจับชกต้อย (d)
1/50				
ค่าพลังงานชกต้อย				
2/75				
ค่าพลังงานชกต้อย				
3/90				
ค่าพลังงานชกต้อย				
4/150				
ค่าพลังงานชกต้อย				
5/100				

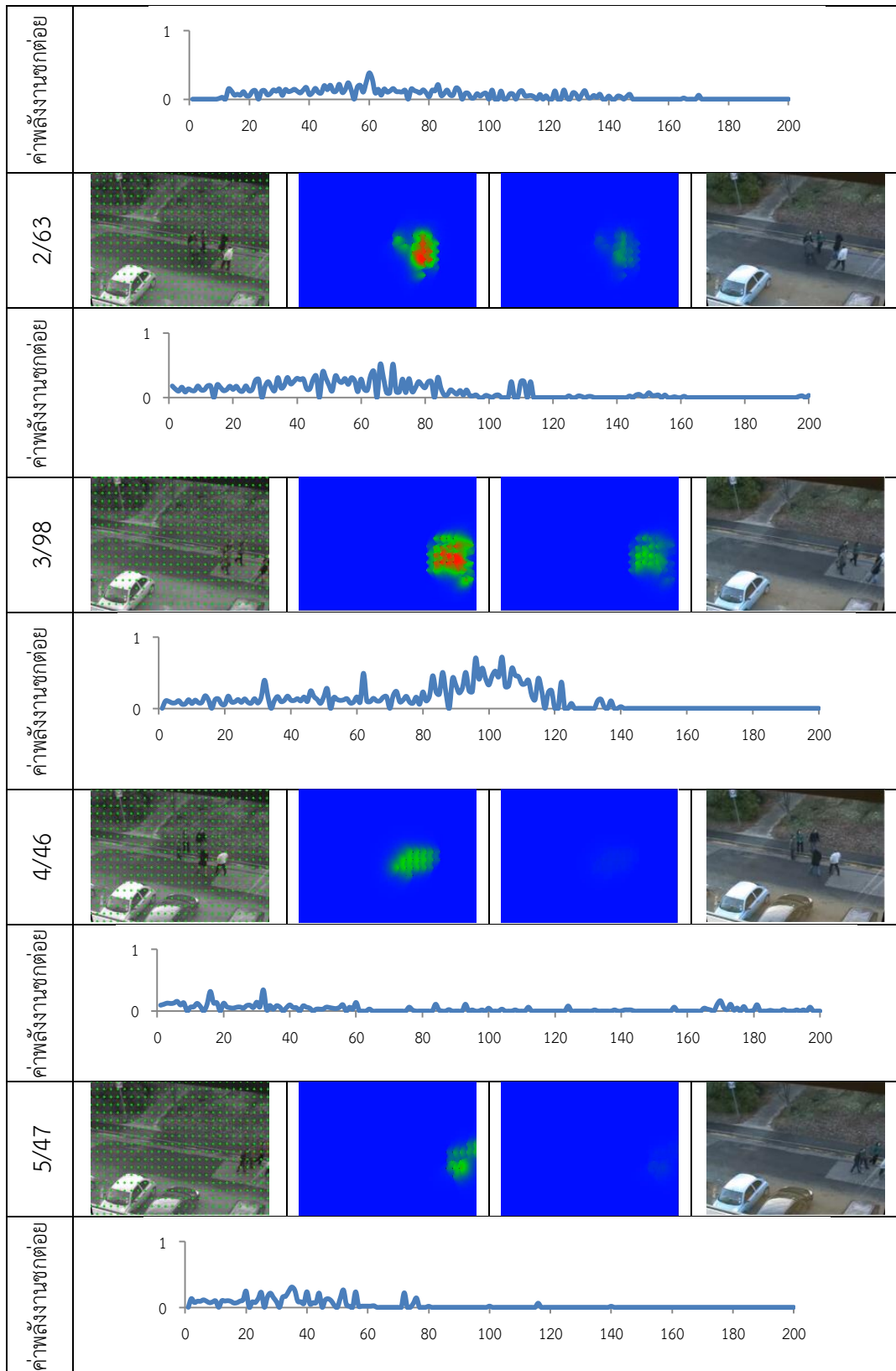


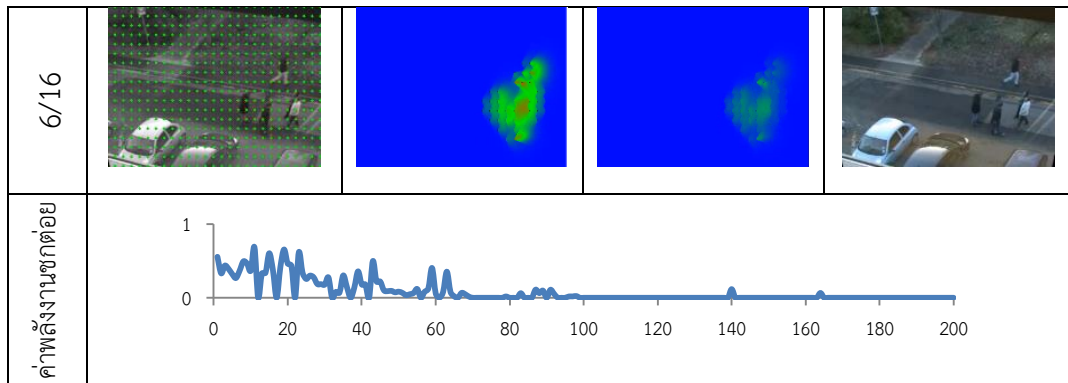


ภาพประกอบ 4-57 ภาพตัวอย่างการตรวจจับการชกต้อยด้วยชุดข้อมูล BEHAVE กิจกรรมวิ่งเป็นกลุ่ม  
 (a) ออฟติคอลลอว์ในตำแหน่งกริด (b) แผนภาพพลังงาน MFM<sub>L</sub> (c) แผนภาพพลังงานการชกต้อย  
 (d) ตำแหน่งที่มีการชกต้อย

ภาพประกอบ 4-58 แสดงภาพตัวอย่างผลการทดสอบการชกต้อยด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ BEHAVE ที่เป็นกิจกรรมการเดินเข้าหากันเพื่อจับกลุ่ม ภาพประกอบ 4-58a เป็นภาพอินพุตที่นำมาหาออฟติคอลลอว์ในตำแหน่งกริด ภาพประกอบ 4-58b คำนวณค่า MFM<sub>L</sub> จากออฟติคอลลอว์ทุกๆกริด เป็นแผนภาพพลังงานพฤติกรรมของกิจกรรมการเดินเข้าหากัน กลุ่มบุคคลที่มาจากหลายทิศทางจะเคลื่อนที่เข้าไปในทิศทางตรงกันข้าม เป็นการปฏิสัมพันธ์ของคนจำนวนมาก ผลรวมพลังงานจะมีค่าพลังงานปานกลางถึงสูงเมื่อมีการเดินสวนกัน และปรากฏเป็นส้มหรือแดงในแผนภาพพลังงาน ภาพประกอบ 4-58c กลุ่มบุคคลมีพฤติกรรมไม่มีการชกต้อย เนื่องจากกลุ่มบุคคลเคลื่อนที่ตรงข้ามแต่มีความเร็วช้า จะปรากฏสีเขียว เหลือง ฟ้ำในแผนภาพพลังงานการชกต้อย ภาพประกอบ 4-58d แสดงตำแหน่งที่มีการชกต้อย แต่กิจกรรมนี้ไม่มีการพฤติกรรมการชกต้อยจึงไม่ปรากฏสีของตำแหน่งการชกต้อย เนื่องจากพลังงานการชกต้อยน้อยกว่าค่าเทรสโฮลด์ และได้ภาพจะเป็นกราฟแสดงค่าสูงสุดของพลังงานการชกต้อยในแต่ละเฟรมของกิจกรรม กราฟจะมีค่าพลังงานการชกต้อยที่มีค่าน้อยกว่า 1

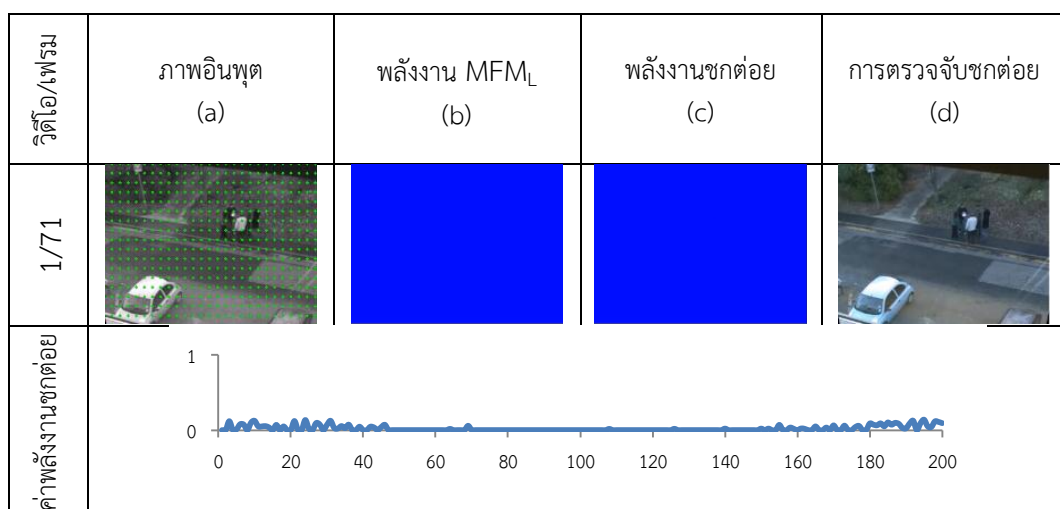
วิดีโอ/เฟรม	ภาพอินพุต (a)	พลังงาน MFM <sub>L</sub> (b)	พลังงานชกต้อย (c)	การตรวจจับชกต้อย (d)
1/45				

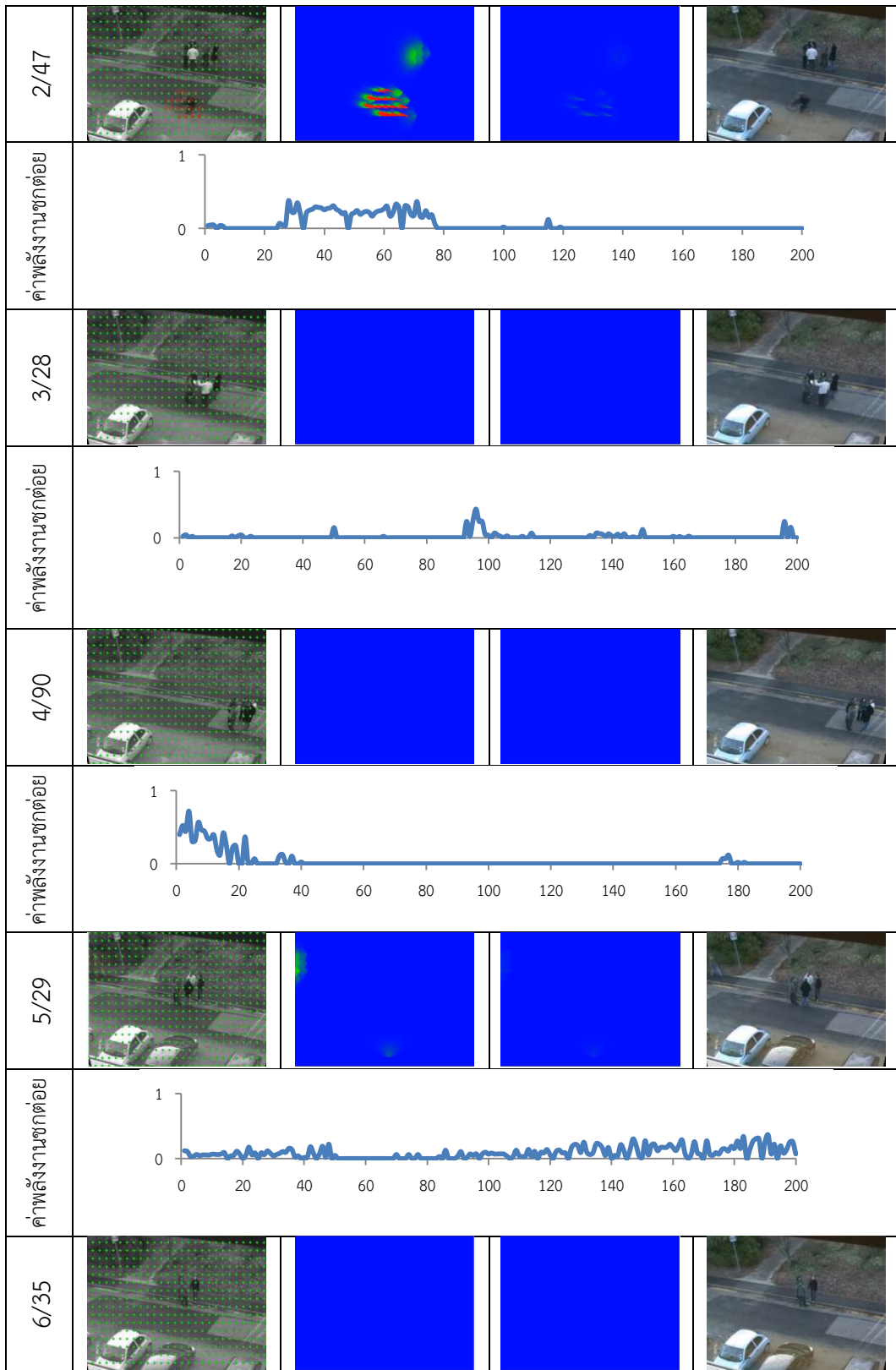


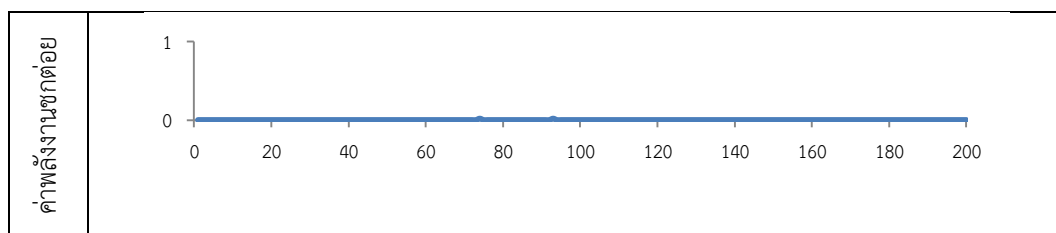


ภาพประกอบ 4-58 ภาพตัวอย่างการตรวจจับการชกต้อยด้วยชุดข้อมูล BEHAVE กิจกรรมเดินเข้าหากัน (a) ออปติคอลโฟลว์ในตำแหน่งกริด (b) แผนภาพพลังงาน MFM<sub>L</sub> (c) แผนภาพพลังงานการชกต้อย (d) ตำแหน่งที่มีการชกต้อย

ภาพประกอบ 4-59 แสดงภาพตัวอย่างผลการทดสอบการชกต้อยด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ BEHAVE ที่เป็นกิจกรรมการยืนพูดคุยกัน ภาพประกอบ 4-59a เป็นภาพอินพุตที่นำมาหาออปติคอลโฟลว์ในตำแหน่งกริด ภาพประกอบ 4-59b คำนวณค่า MFM<sub>L</sub> จากออปติคอลโฟลว์ทุกๆกริดเป็นแผนภาพพลังงานพฤติกรรมของกิจกรรมการยืนพูดคุยกัน แต่ละบุคคลยืนพูดคุยกันโดยไม่มีการเคลื่อนที่เดินหรือขยับตัวเล็กน้อยจะปรากฏสีเขียว เหลือง ฟ้ำในแผนภาพพลังงาน ภาพประกอบ 4-59c กลุ่มบุคคลมีพฤติกรรมไม่มีการชกต้อย เนื่องจากกลุ่มบุคคลเคลื่อนที่ตรงข้ามแต่มีความเร็วช้า จะปรากฏสีเขียว เหลือง ฟ้ำในแผนภาพพลังงานการชกต้อย ภาพประกอบ 4-59d แสดงตำแหน่งที่มีการชกต้อยแต่กิจกรรมนี้ไม่มีการพฤติกรรมการชกต้อย จึงไม่ปรากฏสีของตำแหน่งการชกต้อย เนื่องจากพลังงานการชกต้อยน้อยกว่าค่าเทรชโฮลด์ และได้ภาพจะเป็นกราฟแสดงค่าสูงสุดของพลังงานการชกต้อยในแต่ละเฟรมของกิจกรรมกราฟจะมีค่าพลังงานการชกต้อยที่มีค่าน้อยกว่า 1 หรือใกล้เคียง 0



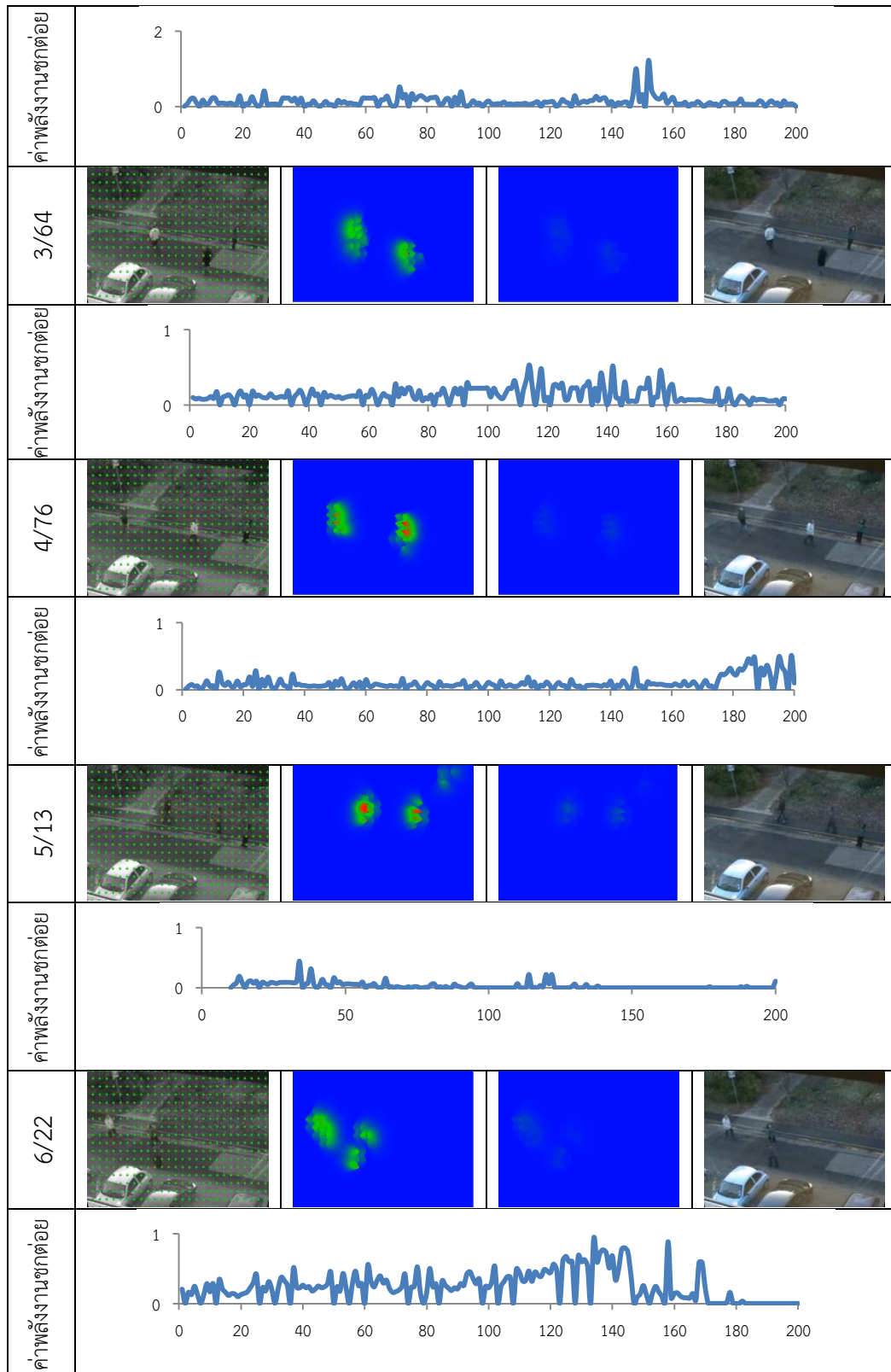




ภาพประกอบ 4-59 ภาพตัวอย่างการตรวจจับการชกต้อยด้วยชุดข้อมูล BEHAVE กิจกรรมยืนพูดคุยกัน (a) ออฟติคอลลโพลว์ในตำแหน่งกริด (b) แผนภาพพลังงาน MFM<sub>L</sub> (c) แผนภาพพลังงานการชกต้อย (d) ตำแหน่งที่มีการชกต้อย

ภาพประกอบ 4-60 แสดงภาพตัวอย่างผลการทดสอบการชกต้อยด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ BEHAVE ที่เป็นกิจกรรมการเดินไม่สนใจกัน ภาพประกอบ 4-60a เป็นภาพอินพุตที่นำมาหาออฟติคอลลโพลว์ในตำแหน่งกริด ภาพประกอบ 4-60b คำนวณค่า MFM<sub>L</sub> จากออฟติคอลลโพลว์ทุกๆกริดเป็นแผนภาพพลังงานพฤติกรรมของกิจกรรมการเดินไม่สนใจกัน กลุ่มบุคคลต่างคนต่างเดินเคลื่อนที่ซ้ำๆทิศทางที่ต่างกัน ไม่มีการปฏิสัมพันธ์กับผู้อื่น แผนภาพพลังงานปรากฏสีเขียว เหลือง ฟ้ำ เมื่อมีการเดินสวนกันผลรวมพลังงานจะมีค่าพลังงานปานกลางและปรากฏเป็นส้ม ภาพประกอบ 4-60c กลุ่มบุคคลมีพฤติกรรมไม่มีการชกต้อย เนื่องจากบุคคลเดินคนเดียวมีทิศทางเดียวจะปรากฏสีเขียว เหลือง ฟ้ำในแผนภาพพลังงานการชกต้อย แต่เมื่อกลุ่มบุคคลเดินสวนกันด้วยทิศทางตรงกันข้ามด้วยความเร็วช้า ทำให้พลังงานการชกต้อยมีค่าน้อยเช่นกัน ภาพประกอบ 4-60d แสดงตำแหน่งที่มีการชกต้อยแต่กิจกรรมนี้ไม่มีการพฤติกรรมการชกต้อย จึงไม่ปรากฏสีของตำแหน่งการชกต้อยเนื่องจากพลังงานการชกต้อยน้อยกว่าค่าเทรสโฮลด์ และได้ภาพจะเป็นกราฟแสดงค่าสูงสุดของพลังงานการชกต้อยในแต่ละเฟรมของกิจกรรม กราฟจะมีค่าพลังงานการชกต้อยที่มีค่าน้อยกว่า 1

วิดีโอ/เฟรม	ภาพอินพุต (a)	พลังงาน MFM <sub>L</sub> (b)	พลังงานชกต้อย (c)	การตรวจจับชกต้อย (d)
1/102				
ค่าพลังงานชกต้อย				
2/79				

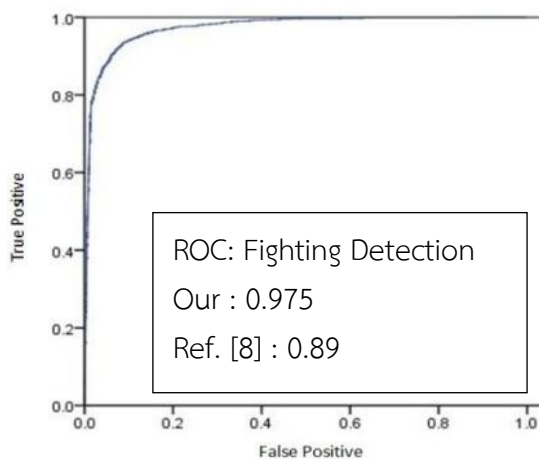


ภาพประกอบ 4-60 ภาพตัวอย่างการตรวจจับการชกต้อยด้วยชุดข้อมูล BEHAVE กิจกรรมเดินไม่สนใจกัน (a) ออปติคอลโฟลว์ในตำแหน่งกริด (b) แผนภาพพลังงาน MFM<sub>L</sub> (c) แผนภาพพลังงานการชกต้อย (d) ตำแหน่งที่มีการชกต้อย

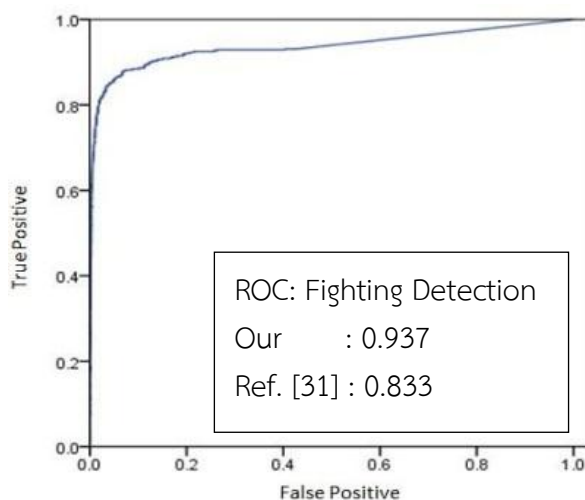


#### 4.3.4 การประเมินประสิทธิภาพการตรวจจับการชกต่อยในกลุ่มบุคคล

จากการทดสอบการตรวจจับการชกต่อยด้วยชุดวิดีโอ NUS-HGA และ BEHAVE ที่ประกอบด้วย 6 กิจกรรม ได้แก่ การชกต่อย (Fight) การเดินไม่สนใจกัน (Ignore) การเดินเข้าหากัน (Gathering) การยืนพูดคุยกัน (StandTalk) การเดินเป็นกลุ่ม (WalkInGroup) และการวิ่งเป็นกลุ่ม (RunInGroup) ซึ่งสามารถให้ข้อสังเกตได้ว่าค่าความถูกต้องของโมเดลนี้ขึ้นอยู่กับขนาดกริดและค่าเทรสโฮลด์ จากการทดลองขนาดของกริดที่เหมาะสมคือ ค่าขนาดความกว้างของคนในซีนั้นๆ ซึ่งขนาดกริดที่เหมาะสมกับชุดวิดีโอนี้คือ กริดขนาด 12 พิกเซลและค่าเทรสโฮลด์มีค่า 0.8 และจะใช้ Receiver Operating Characteristic (ROC) เพื่อประเมินความถูกต้องของวิธีการนี้ ซึ่ง ROC จะถูกคำนวณในระดับเฟรมของทุกซีนสำหรับชุดวิดีโอ NUS-HGA ที่มีเหตุการณ์ชกต่อย (Fight) จำนวน 75 คลิป (10,012 เฟรม) และเหตุการณ์อื่นๆจำนวน 150 คลิป (23,627 เฟรม) และสำหรับชุดวิดีโอ BEHAVE ที่เป็นเหตุการณ์ชกต่อย (Fight) 19 คลิปวิดีโอ (1,751 เฟรม) และเหตุการณ์อื่นๆ 130 คลิป (26513 เฟรม) จะได้ค่า ROC ที่แสดงในภาพประกอบ 4-61 ซึ่งภาพประกอบ 4-61(a) แสดงค่าความถูกต้องของการตรวจจับการชกต่อยด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ NUS-HGA เท่ากับ 0.975 มีค่ามากกว่างานวิจัย [8] ที่มีค่า ROC เท่ากับ 0.89 งานวิจัยนี้สามารถปรับปรุงความถูกต้องจากงานวิจัยเดิมเพิ่มขึ้นได้ 8.5% และภาพประกอบ 4-61(b) เป็นการทดสอบโมเดลด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ BEHAVE มีค่า ROC เท่ากับ 0.94 ซึ่งมีความดีกว่าวิธีการของงานวิจัย [31] ที่มีค่าความถูกต้องของเหตุการณ์ชกต่อยประมาณ 0.83 ซึ่งวิธีการของงานวิจัยนี้สามารถเพิ่มความถูกต้อง 10.4% จะสังเกตได้ว่าประสิทธิภาพของงานวิจัยนี้ที่ทดสอบด้วยชุดวิดีโอ NUS-HGA มีความถูกต้องมากกว่าการทดสอบด้วยชุดวิดีโอ BEHAVE สาเหตุเนื่องจาก ปัญหาแสงเงา ความคมชัดของภาพต่ำ และสีเสื้อของบุคคลในภาพคล้ายกับพื้นหลังของภาพ



(a)



(b)

ภาพประกอบ 4-61 แสดงค่า ROC สำหรับการตรวจจับการชกต่อย (a) ทดสอบด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ NUS-HGA (b) ทดสอบด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ BEHAVE

#### 4.3.5 สรุป

งานวิจัยในหัวข้อนี้ได้นำเสนอการตรวจจับการชกต่อยในกลุ่มบุคคลโดยใช้ โมเดล MFML ที่อยู่บนพื้นฐานของการปฏิสัมพันธ์กันระหว่างกลุ่มบุคคล ซึ่งพฤติกรรมกรรมการชกต่อยจะถูกกำหนดโดยพลังงานการชกต่อยระหว่างกลุ่มบุคคลที่มีปฏิสัมพันธ์กันในทิศทางตรงกันข้าม โดยพลังงานนี้จะมาจากออปติคอลโฟลว์ที่เกิดขึ้นจากการเคลื่อนที่ของกลุ่มบุคคลมาสร้างเป็นโมเดลพลังงานการชกต่อย การตัดสินใจเหตุการณ์ชกต่อยจะพลังงานการชกต่อยถูกพิจารณาเทียบกับค่าเทรสโฮลด์ซึ่งพลังงานการชกต่อยของตำแหน่งใดสูงกว่าค่าเทรสโฮลด์จะถือว่าตำแหน่งนั้นเป็นตำแหน่งที่มีการชกต่อย ระบบจะถูกประเมินด้วยการนำมาทดสอบกับชุดข้อมูลวิดีโอ 2 ชนิด คือ NUS-HGA และ BEHAVE ผลการทดสอบสามารถปรับปรุงความถูกต้องได้มากกว่างานวิจัยเดิม 10% ซึ่งมีค่าความถูกต้องประมาณ 0.937

#### 4.4 ผลการทดสอบการรู้จำเหตุการณ์ในกลุ่มบุคคล

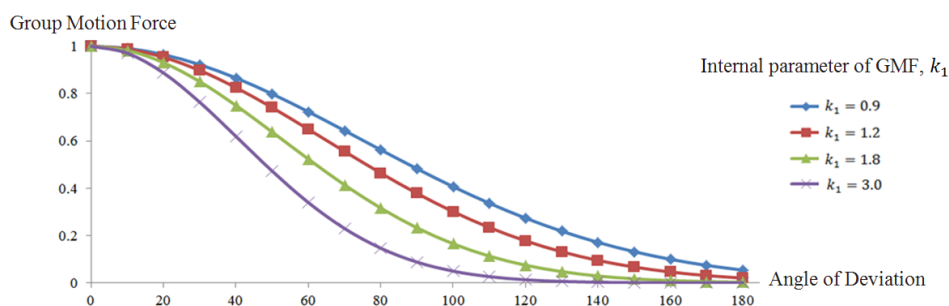
ในหัวข้อนี้นำเสนอการรู้จำเหตุการณ์ในกลุ่มบุคคลที่ประกอบด้วย 6 กิจกรรม ได้แก่ การเดินไม่สนใจกัน (Ignore) การเดินเข้าหากัน (Gather) การชกต่อย (Fight) การยืนพูดคุยกัน (StandTalk) การเดินเป็นกลุ่ม (WalkInGroup) และการวิ่งเป็นกลุ่ม (RunInGroup) ด้วยการนำโมเดล MFML ที่เป็นพีเจอร์ในระดับต่ำ มาประยุกต์ใช้ในการรู้จำกิจกรรมร่วมกับพีเจอร์ในระดับสูง เพื่อให้สามารถรู้จำกิจกรรมในกลุ่มบุคคล ที่มีลักษณะเฉพาะของการเคลื่อนที่และมีความซับซ้อนมากขึ้น โดยทดสอบการรู้จำกิจกรรมในกลุ่มบุคคลดังกล่าวด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ NUS-HGA และ BEHAVE

##### 4.4.1 การประเมินพารามิเตอร์สำหรับสมการ

ก่อนที่จะทำการทดสอบชุดข้อมูลวิดีโอทั้งหมด จะต้องมีการประเมินพารามิเตอร์ในสมการ เนื่องจากจะต้องหาค่าที่เหมาะสมที่สุดในสำหรับทั้ง 3 พีเจอร์พลังงาน ซึ่งค่าคงที่เหล่านี้จะเป็นตัวกำหนดพฤติกรรมของการเคลื่อนที่ของกลุ่มบุคคลตามลักษณะเฉพาะของพีเจอร์ ซึ่งพีเจอร์ทั้ง 3 ชนิด ประกอบด้วย พีเจอร์ในการเคลื่อนที่แบบกลุ่ม Group Motion Force (GMF) พีเจอร์ของการเคลื่อนที่แบบมีปฏิสัมพันธ์กัน Interaction Motion Force (IMF) และพีเจอร์การเคลื่อนที่เชิงขนาดพื้นที่ Reciprocal Motion Force (RMF) การประเมินพารามิเตอร์ในสมการ จะใช้ชุดวิดีโอบางส่วน ของ NUS-HGA dataset จำนวน 100 วิดีโอสำหรับ 6 กิจกรรมและเลือกผลข้อมูลจำนวน 100 เฟรมต่อกิจกรรมเพื่อประเมินผลลัพธ์ ให้ได้ค่าตัวแปร  $k_1$   $k_2$  และ  $k_3$  ที่เหมาะสม เพื่อจะนำมาใช้กับสมการทั้ง 3 พีเจอร์

##### 1) พารามิเตอร์ $k_1$ สำหรับพีเจอร์ในการเคลื่อนที่แบบกลุ่ม (GMF)

ในบทที่ 3 ได้นำเสนอสมการสำหรับการหาพีเจอร์ในการเคลื่อนที่แบบกลุ่มที่มีพารามิเตอร์  $k_1$  ตามสมการ 3.18 ซึ่งพฤติกรรมของการเคลื่อนที่ของกลุ่มบุคคลในกลุ่ม จะมีความแตกต่างกันขึ้นอยู่กับค่าตัวแปร  $k_1$  ดังแสดงในภาพประกอบ 4-62 จะเห็นได้ว่า  $k_1$  เมื่อมีค่ามากขึ้นจะมีผลทำให้การเคลื่อนที่ของกลุ่มบุคคลส่วนใหญ่เดินหรือวิ่งในทิศทางเดียวกัน เนื่องจากมุมที่เบี่ยงเบน (Angle of Deviation) มีค่าน้อยในขณะที่  $k_1$  มีค่าน้อยลง จะมีผลทำให้กลุ่มบุคคลส่วนใหญ่เคลื่อนที่ในทิศทางมีความกระจัดกระจายมากขึ้น เนื่องจากมุมที่เบี่ยงเบนมีค่ามาก



ภาพประกอบ 4-62 แสดงค่า GMF เปรียบเทียบกับมุมที่เบี่ยงเบนเมื่อค่าพารามิเตอร์  $k_1$  แตกต่างกัน

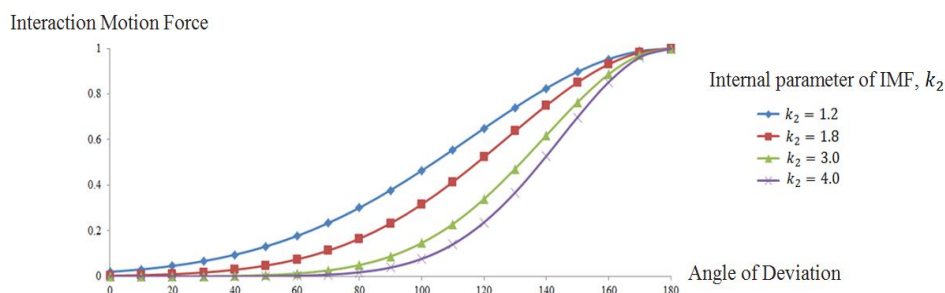
ตารางที่ 4-3 แสดงค่าความถูกต้องของการรู้จำกิจกรรมของกลุ่มบุคคลด้วยค่า  $k_1$  จากน้อยไปหามากเท่ากับ 0.9 1.2 1.8 และ 3.0 จากตารางแสดงให้เห็นว่า ค่าความถูกต้องสูงสุดที่ได้จากการทดลองคือ เมื่อ  $k_1$  มีค่าเท่ากับ 1.2 ซึ่งต่อจากนี้ในการทดสอบด้วยสมการ GMF จะใช้ค่านี้เป็นค่าที่เหมาะสมสำหรับตัวแปรในสมการ GMF

ตาราง 4-3 แสดงค่าความถูกต้องของผลการทดลองสำหรับ GMF เมื่อค่าตัวแปร  $k_1$  แตกต่างกัน

$k_1$	0.9	1.2	1.8	3.0
ค่าความถูกต้อง	55.60%	66.70%	52.40%	38.10%

## 2) พารามิเตอร์ $k_2$ สำหรับพีเจอร์ของการเคลื่อนที่แบบปฏิสัมพันธ์กัน (IMF)

พารามิเตอร์ในสมการ IMF คือค่าพารามิเตอร์  $k_2$  ตามสมการ 3.20 พฤติกรรมการปฏิสัมพันธ์กันภายในกลุ่มบุคคลที่แตกต่างกัน มีผลมาจากค่าตัวแปร  $k_2$  ดังแสดงในภาพประกอบ 4-63 เมื่อ  $k_2$  มีค่ามากขึ้นมีผลทำให้พฤติกรรมของกลุ่มบุคคลมีการปฏิสัมพันธ์กันในกลุ่มมาก และในทางกลับกัน เมื่อ  $k_2$  มีค่าน้อยลงแสดงว่าการปฏิสัมพันธ์กันภายในกลุ่มมีค่าน้อย



ภาพประกอบ 4-63 แสดงค่า IMF เปรียบเทียบกับมุมที่เบี่ยงเบนเมื่อค่าตัวแปร  $k_2$  แตกต่างกัน

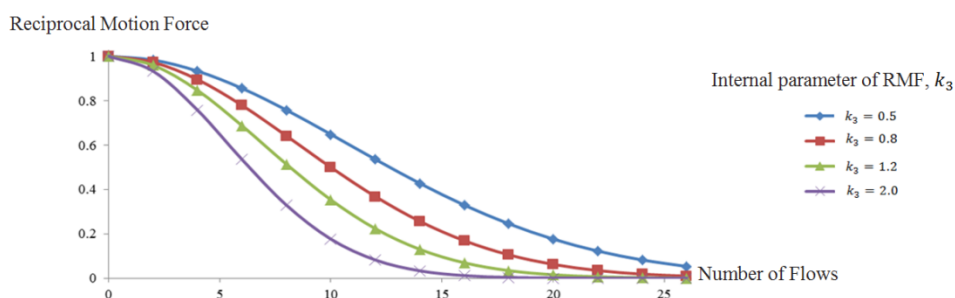
ตารางที่ 4-4 แสดงค่าความถูกต้องของการรู้จำพฤติกรรมของกลุ่มบุคคลเมื่อค่า  $k_2$  มีค่า 1.2 1.8 3.0 และ 4.0 จะเห็นได้ว่าค่าความถูกต้องของ IMF จะมีค่าสูงสุดเมื่อ  $k_2$  มีค่าเท่ากับ 3.0 ซึ่งถือเป็นค่าที่เหมาะสมและในการทดสอบจะใช้ค่านี้ในสมการคำนวณ IMF ต่อไป

ตาราง 4-4 ผลการทดสอบสำหรับ IMF แสดงค่าความถูกต้องเมื่อค่าตัวแปร  $k_2$  แตกต่างกัน

$k_2$	1.2	1.8	3.0	4.0
ค่าความถูกต้อง	61.90%	66.30%	77.80%	44.4%

3) พารามิเตอร์  $k_3$  สำหรับพีเจอร์การเคลื่อนที่เชิงขนาดพื้นที่ (RMF)

พารามิเตอร์ในสมการ RMF คือ  $k_3$  ตามสมการ (3.22) จำนวนโพล์ในกลุ่มย่อยมีความแตกต่างกัน ตามค่าที่เปลี่ยนแปลงของ  $k_3$  ซึ่งจากภาพประกอบ 4-64 จะเห็นได้ว่า  $k_3$  ที่มีค่ามาก เป็นการบ่งชี้ถึงจำนวนโพล์ในกลุ่มย่อยที่มีค่าน้อย และในทางกลับกันจำนวนโพล์ในกลุ่มย่อยที่มีมากขึ้นเมื่อ  $k_3$  มีค่าน้อยลง



ภาพประกอบ 4-64 แสดงค่า RMF เปรียบเทียบกับจำนวนโพล์เมื่อค่าตัวแปร  $k_3$  แตกต่างกัน

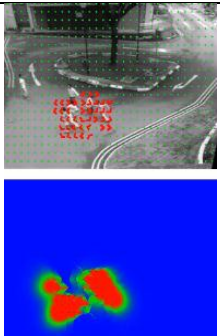

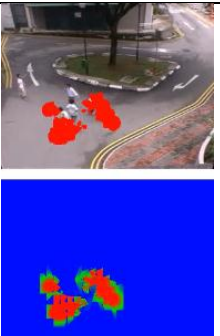
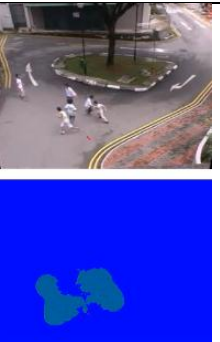
ตารางที่ 4-5 แสดงค่าความถูกต้องของการรู้จำกิจกรรมกลุ่มบุคคลเมื่อตัวแปร  $k_3$  มีค่า 0.5 0.8 1.2 และ 2.0 จากตารางค่าความถูกต้องสูงสุดที่ได้เมื่อ  $k_3$  มีค่าเท่ากับ 0.8 ซึ่งเป็นค่าที่เหมาะสมสำหรับสมการ RMF

ตาราง 4-5 แสดงผลค่าความถูกต้องจากการทดสอบสมการ RMF เมื่อตัวแปร  $k_3$  มีค่าแตกต่างกัน

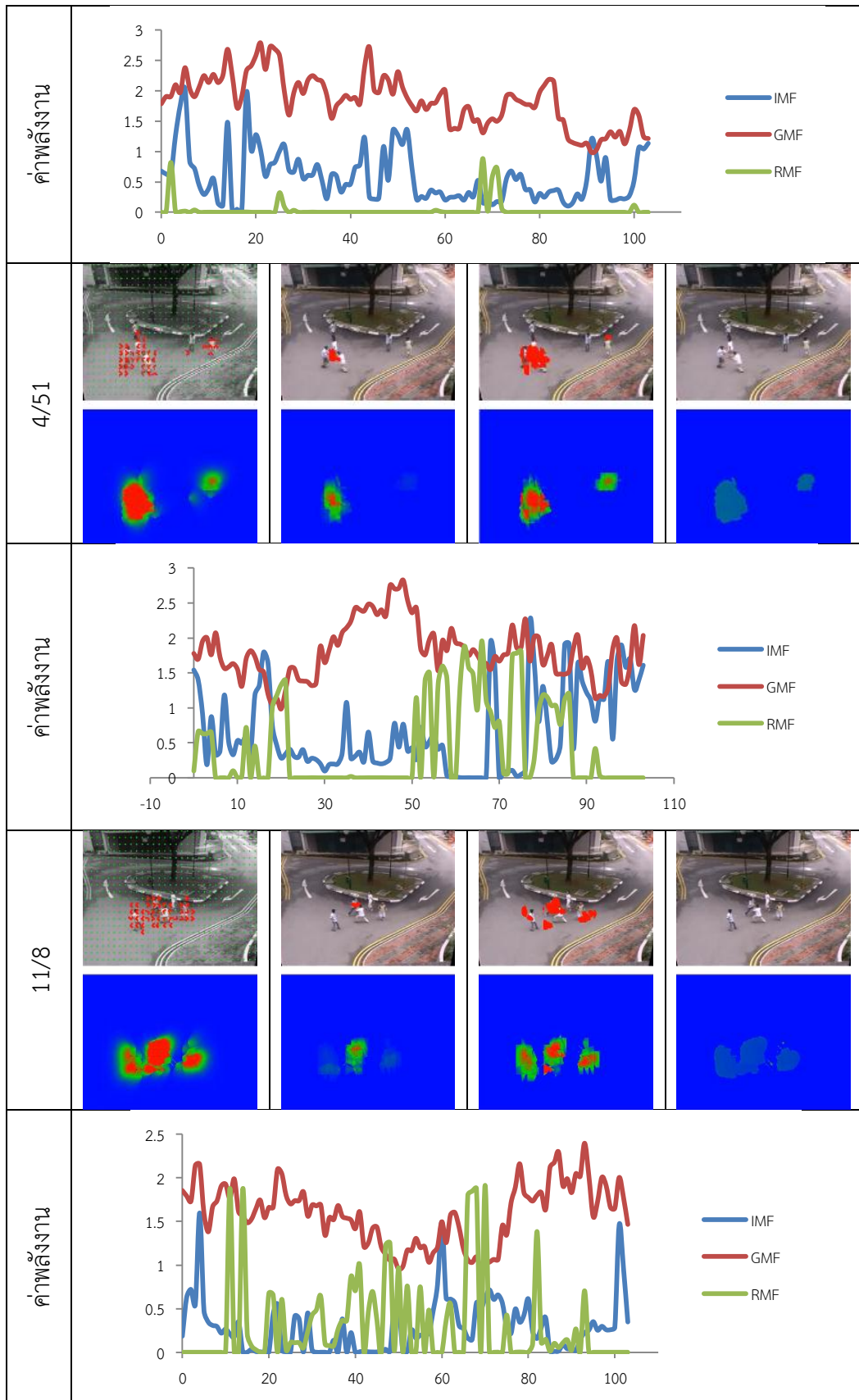
$k_3$	0.5	0.8	1.2	2.0
ค่าความถูกต้อง	33.30%	66.70%	44.40%	33.50%

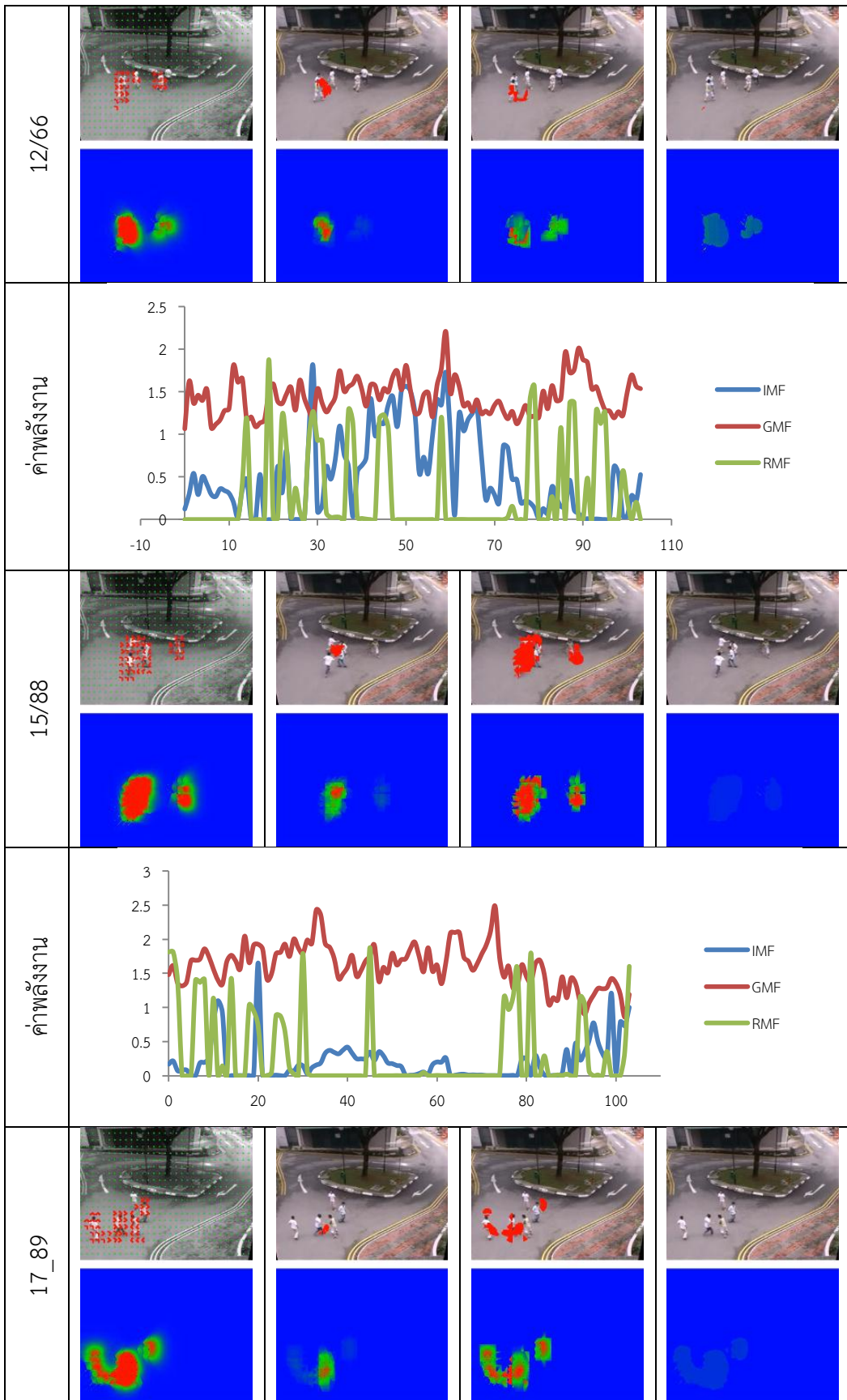
#### 4.4.2 ผลการทดสอบด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ NUS-HGA

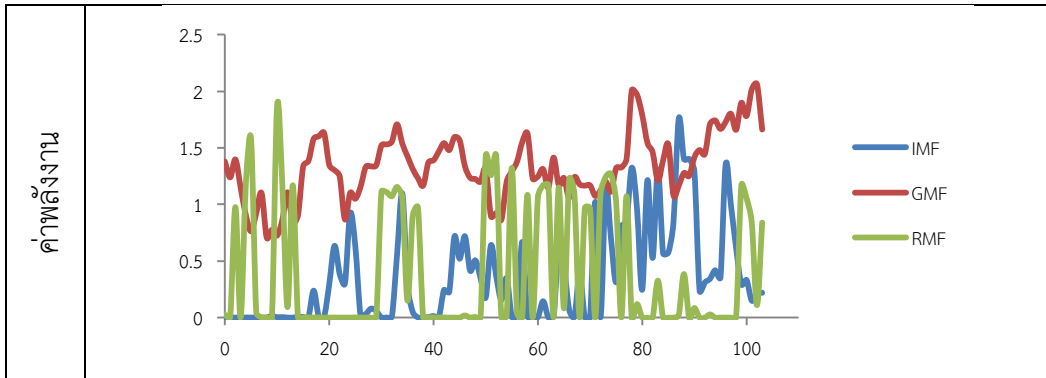
การหาประสิทธิภาพของอัลกอริทึมจะประเมินโดยใช้ชุดข้อมูลวิดีโอ NUS-HGA [8] ซึ่งพัฒนาโดยมหาวิทยาลัยแห่งชาติสิงคโปร์ ทำการบันทึกชุดข้อมูลวิดีโอที่เป็นกิจกรรมของกลุ่มบุคคลที่อยู่กลางแจ้ง ประกอบด้วย 476 วิดีโอมีกลุ่มบุคคลที่เป็นสมาชิก 4-8 คน 6 กิจกรรม ได้แก่ การเดินแบบไม่สนใจกัน (Ignore) การเดินเข้าหากัน (Gather) การชกต่อย (Fight) การยืนพูดคุยกัน (StandTalk) การเดินเป็นกลุ่ม (WalkInGroup) และการวิ่งเป็นกลุ่ม (RunInGroup) ลำดับต่อไปจะเป็นผลการทดสอบการรู้จำกิจกรรมของกลุ่มบุคคลดังนี้ ภาพประกอบ 4-65 เป็นตัวอย่างผลการทดสอบการรู้จำกิจกรรมการชกต่อยของชุดวิดีโอ NUS-HGA แต่ละคอลัมน์ประกอบด้วย ภาพประกอบ 4-65a แผนภาพพลังงาน MFM<sub>L</sub> ซึ่งเป็นการแสดงพลังงานการปฏิสัมพันธ์ระดับต่ำ เมื่อเกิดการชกต่อยกลุ่มบุคคลจะมีพฤติกรรมการวิ่งเพื่อต่อยทำให้พลังงาน MFM<sub>L</sub> มีค่าสูงจะปรากฏสีส้มหรือแดงในแผนภาพพลังงาน ซึ่งจะเกิดการชกต่อยเป็นบางช่วงของวิดีโอ หากไม่มีการชกต่อยเกิดขึ้นพลังงานจะมีค่าน้อยแผนภาพพลังงานจะปรากฏเป็นสีเขียว ฟ้ำ ภาพประกอบ 4-65b เป็นแผนภาพพลังงานจาก IMF ซึ่งกิจกรรมการชกต่อยจะมีค่ามากเนื่องจากการปฏิสัมพันธ์กันแบบทิศทางตรงกันข้าม และมีความเร็วมากแผนภาพพลังงานจะปรากฏเป็นสีส้มหรือแดง ภาพประกอบ 4-65c แสดงแผนภาพพลังงาน GMF ที่มีการเคลื่อนที่ของกลุ่มโฟลว์เป็นจำนวนมาก ทำให้ค่าพลังงาน GMF มีค่ามาก แผนภาพพลังงานจะปรากฏเป็นสีส้มหรือแดง แต่ถ้าคนเคลื่อนที่เพียงคนเดียวก็จะค่า GMF ที่น้อยลงแผนภาพพลังงานจะปรากฏเป็นสีเขียวหรือฟ้า ภาพประกอบ 4-65d แสดงแผนภาพพลังงานของ RMF เนื่องจากการเคลื่อนที่ของโฟลว์เป็นจำนวนมาก ทำให้ค่าพลังงาน RMF มีค่าน้อย แผนภาพพลังงานจะปรากฏเป็นสีเขียวหรือฟ้า กราฟด้านล่างของภาพตัวอย่างเป็นการแสดงค่าพลังงานเฉลี่ยสูงสุด 64 ค่าต่อเฟรมของค่าพลังงาน IMF GMF และ RMF ตามลำดับ เป็นตัวอย่างเฟรมภาพที่แสดง ซึ่งพลังงาน IMF และ GMF ของกิจกรรมชกต่อยจะมีค่าสูงกว่า 1 ส่วนพลังงาน RMF จะมีค่าน้อยซึ่งน้อยกว่า 0.5 และในบริเวณที่ไม่เกิดเหตุการณ์ชกต่อย RMF จะมีค่าสูงเนื่องจากไม่มีการรวมตัวกันชกต่อย

วิดีโอ/เฟรม	Low-level Momentum Force (a)	High-level Interaction Motion Force (b)	High-level Group Motion Force (c)	Reciprocal Motion Force (d)
1/14				





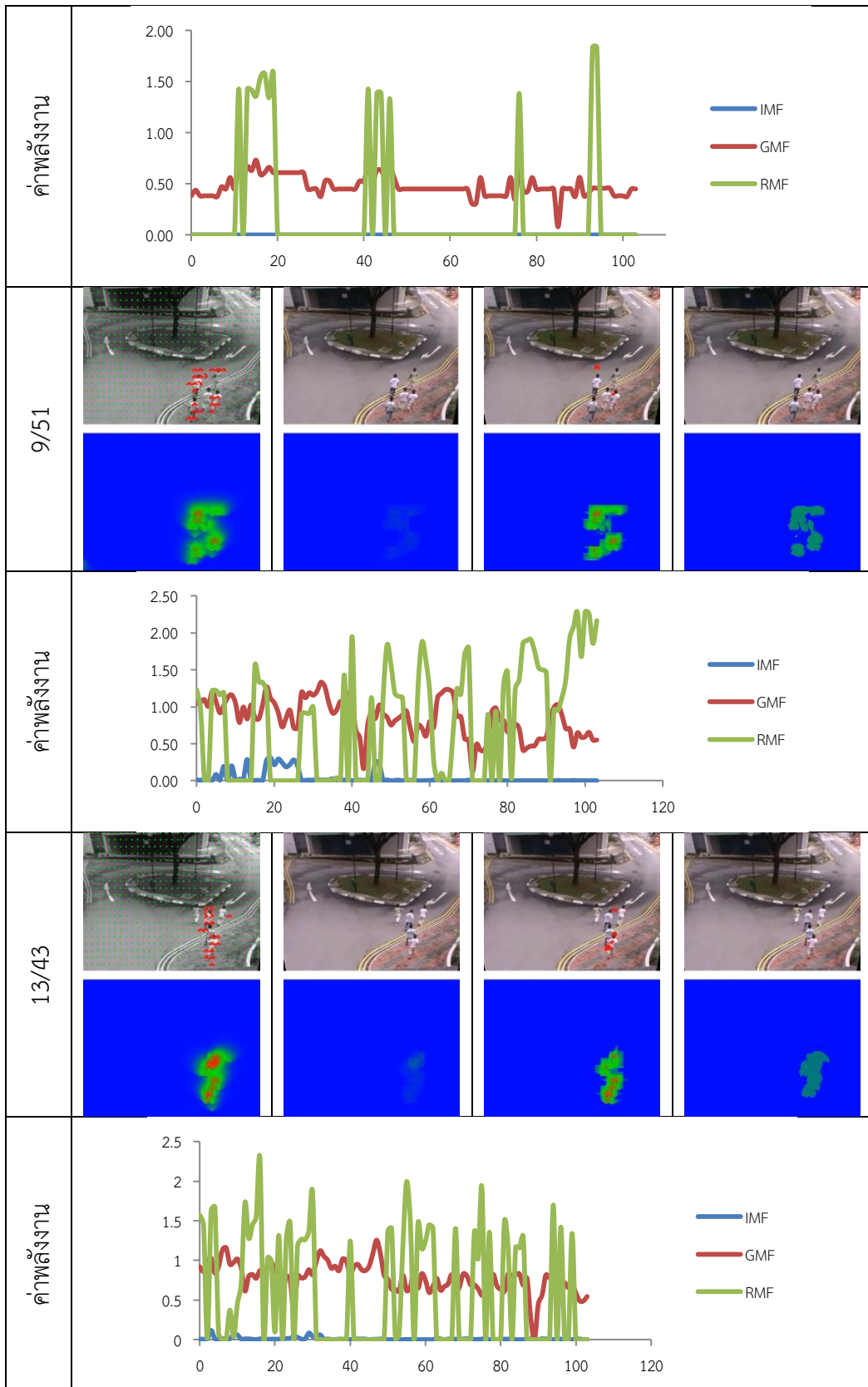


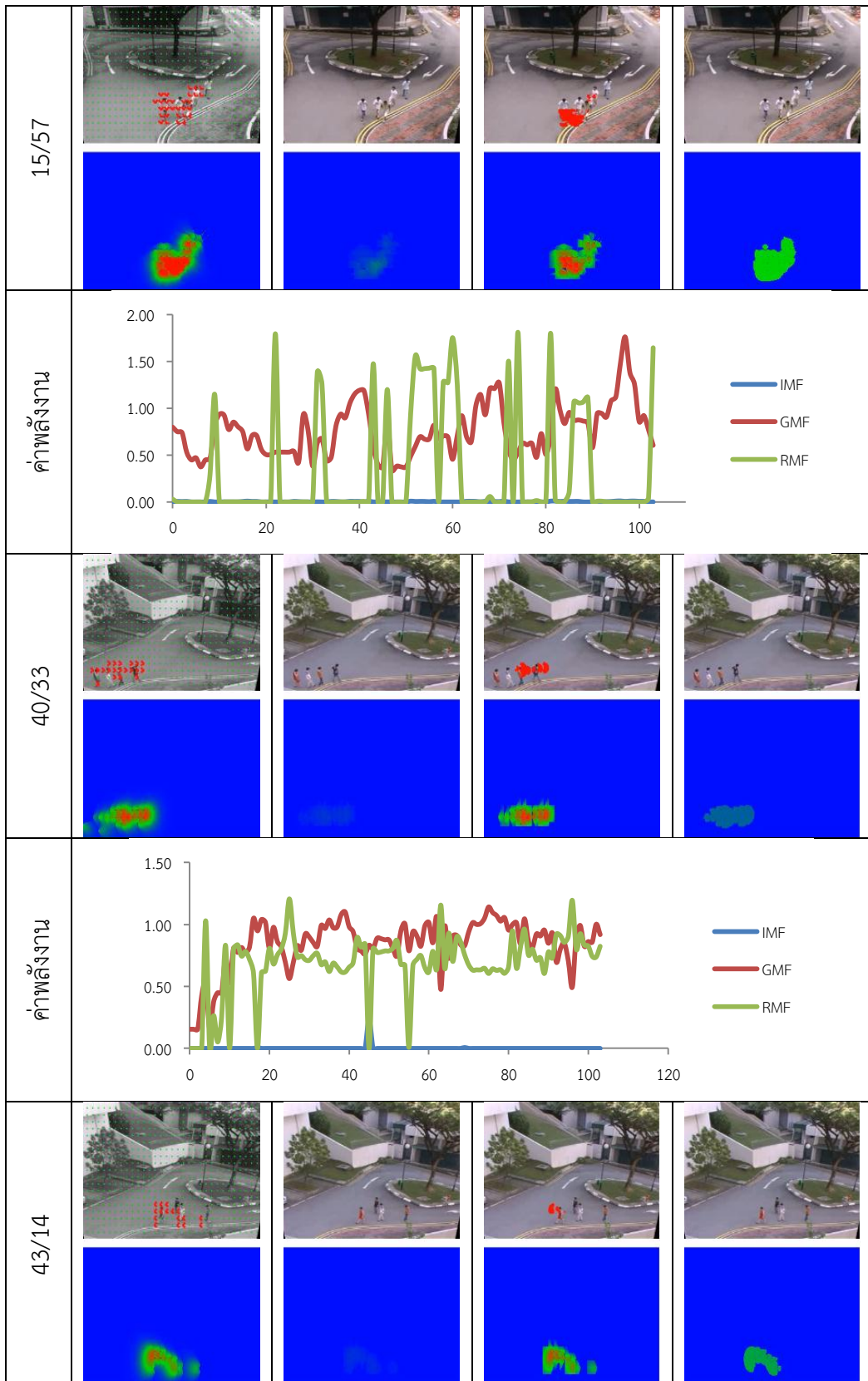


ภาพประกอบ 4-65 แสดงแผนภาพพลังงานของ (a) พลังงาน  $MFM_L$  (b) GMF (c) IMF และ (d) RMF ในระดับสูงของวิธีการ IMF ทดสอบด้วยชุดวิดีโอ NUS-HGA กิจกรรมการชกต่อย

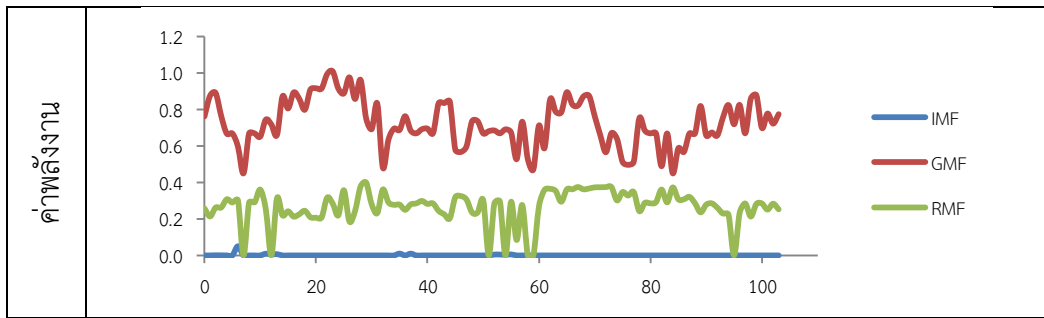
ภาพประกอบ 4-66 เป็นตัวอย่างผลการทดสอบการรู้จำกิจกรรมการเดินเป็นกลุ่มของชุดวิดีโอ NUS-HGA แต่ละคอลัมน์ประกอบด้วย ภาพประกอบ 4-66a แผนภาพพลังงาน  $MFM_L$  ซึ่งเป็นการแสดงพลังงานการปฏิสัมพันธ์ระดับต่ำ เนื่องจากกลุ่มบุคคลเดินทางไปทางเดียวกันทั้งกลุ่มมีโฟลว์เกิดขึ้นจำนวนมาก ทำให้พลังงาน  $MFM_L$  มีค่าสูงจะปรากฏสีแดงในแผนภาพพลังงาน ภาพประกอบ 4-66b เป็นแผนภาพพลังงาน IMF ซึ่งจะมีค่าน้อยจะปรากฏเป็นสีเขียวหรือฟ้าบนแผนภาพนี้ เนื่องจากกลุ่มบุคคลไม่มีการปฏิสัมพันธ์ในทิศทางตรงกันข้าม ภาพประกอบ 4-66c แสดงแผนภาพพลังงาน GMF ที่มีการเคลื่อนที่ของกลุ่มโฟลว์หรือกลุ่มบุคคลเป็นจำนวนมากทำให้ค่าพลังงาน GMF มีค่ามากแผนภาพพลังงานจะปรากฏเป็นแดง ภาพประกอบ 4-66d แสดงแผนภาพพลังงานของ RMF ค่าพลังงาน RMF จะมีค่าน้อยแผนภาพพลังงานจะปรากฏเป็นสีเขียวหรือฟ้า เนื่องจากมีการเคลื่อนที่ของโฟลว์เป็นจำนวนมาก กราฟด้านล่างของภาพตัวอย่างเป็นการแสดงค่าพลังงานเฉลี่ยสูงสุด 64 ค่าต่อเฟรมของ IMF GMF และ RMF ตามลำดับเป็นตัวอย่างเฟรมภาพที่แสดง ซึ่งพลังงาน GMF ของกิจกรรมการเดินเป็นกลุ่มจะมีค่าใกล้เคียง 1 หรือสูงกว่า 1 ส่วนพลังงาน IMF และ RMF จะมีค่าน้อยซึ่งน้อยกว่า 0.5 หรือใกล้เคียง 0 แต่ในบางบริเวณที่คนเดินไม่เกาะกลุ่มกันพื้นที่จะมีขนาดเล็กทำให้ RMF มีค่าสูงขึ้นได้

วิดีโอ/เฟรม	Low-level Momentum Force (a)	High-level Interaction Motion Force (b)	High-level Group Motion Force (c)	Reciprocal Motion Force (d)
4/73				







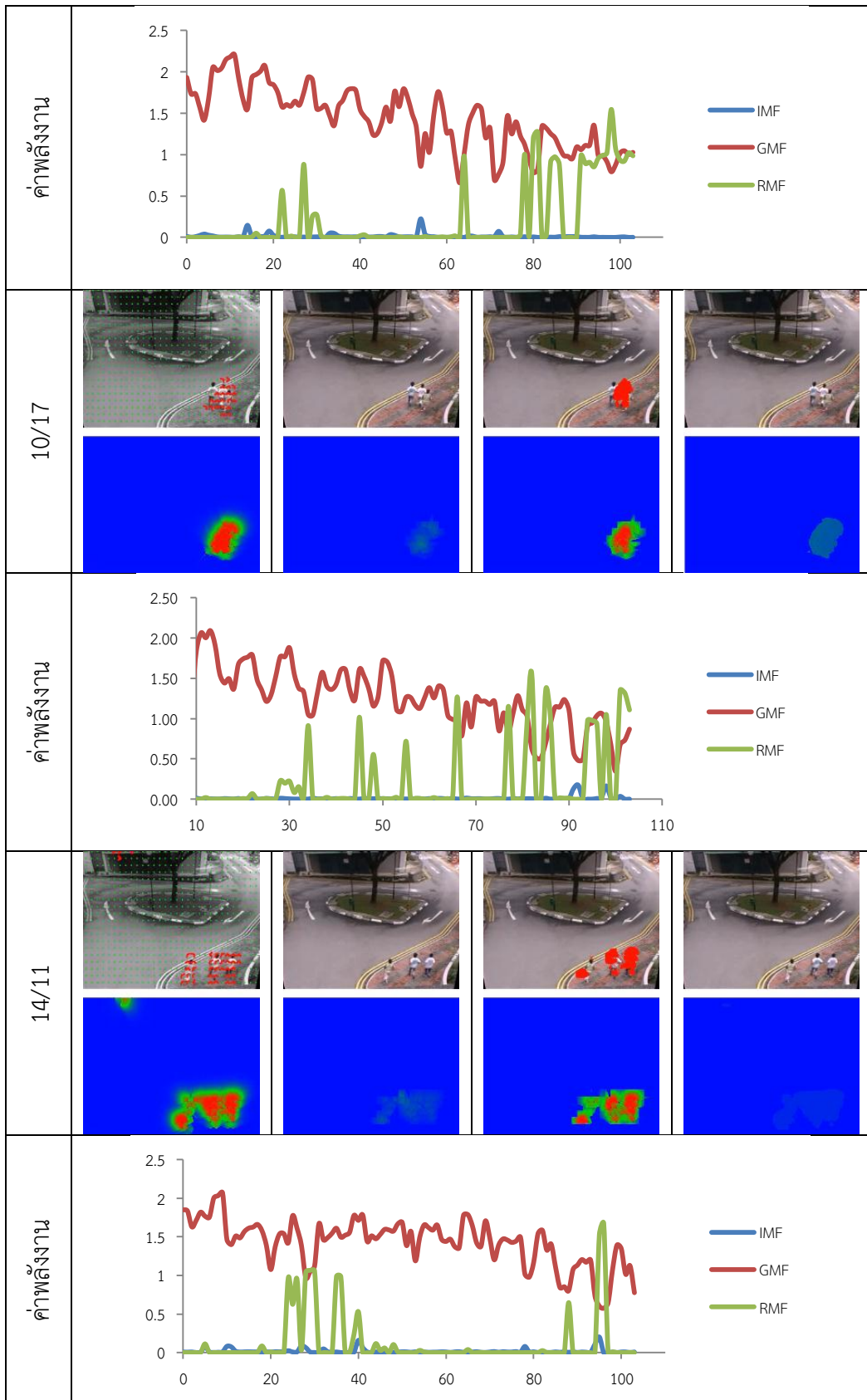


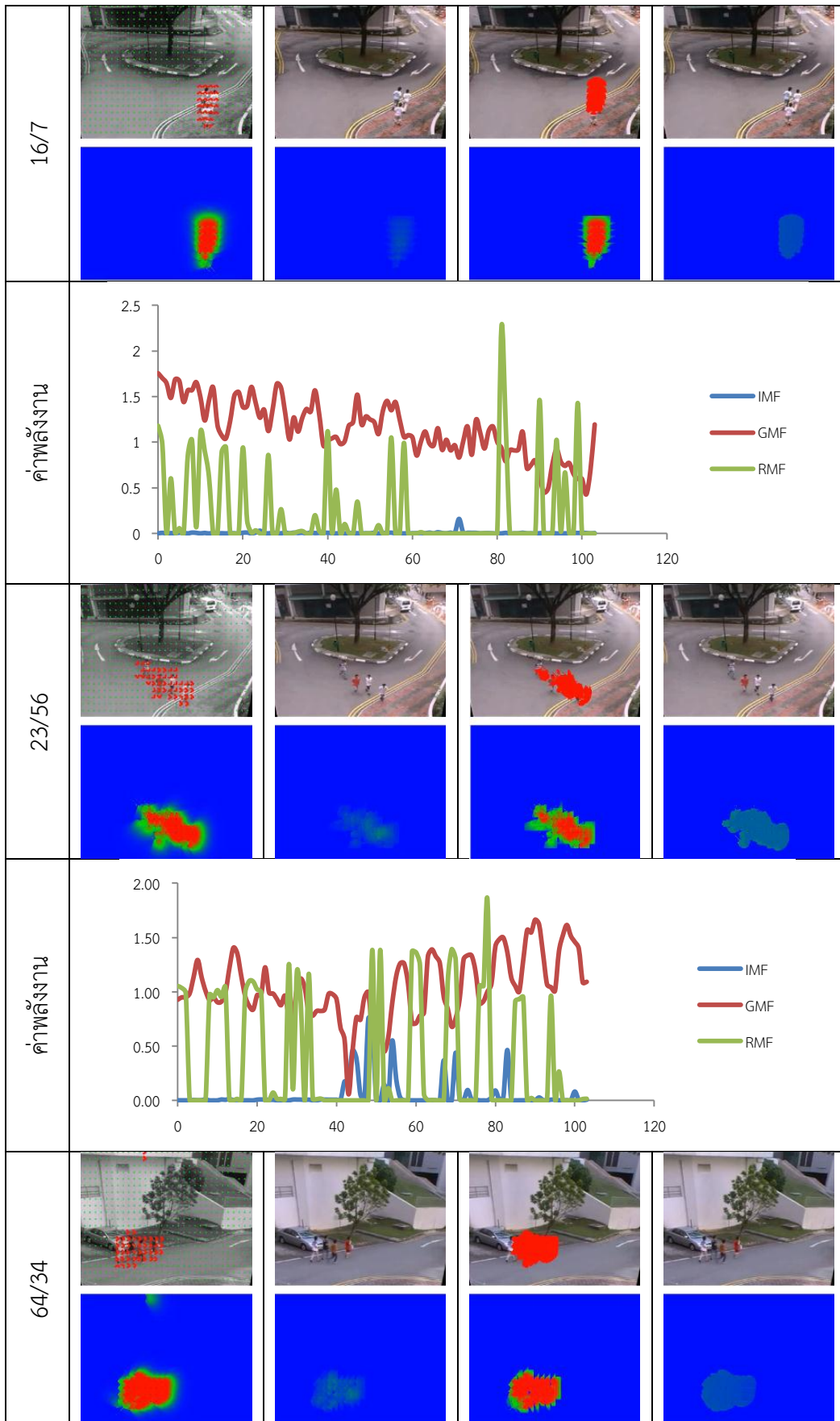
ภาพประกอบ 4-66 แสดงแผนภาพพลังงานของ (a) พลังงาน  $MFM_L$  (b) GMF (c) IMF และ (d) RMF ในระดับสูงของวิธีการ IMF ทดสอบด้วยชุดวิดีโอ NUS-HGA กิจกรรมการเดินเป็นกลุ่ม

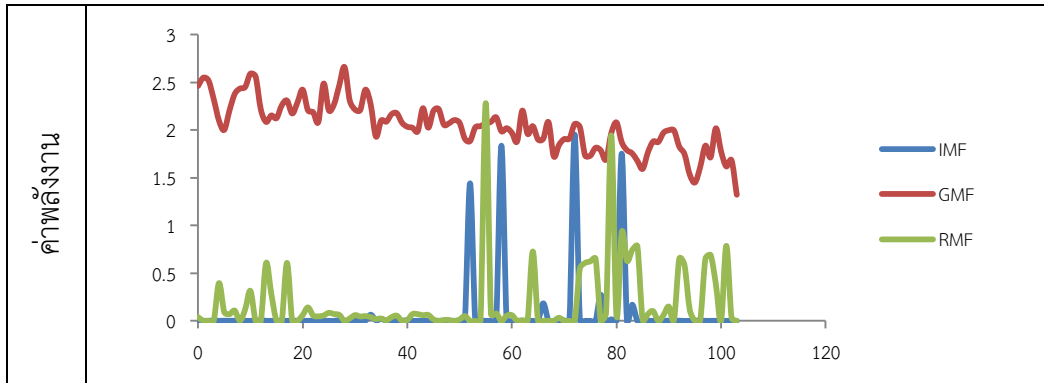
ภาพประกอบ 4-67 เป็นตัวอย่างผลการทดสอบการรู้จำกิจกรรมการวิ่งเป็นกลุ่มของชุดวิดีโอ NUS-HGA แต่ละคอลัมน์ประกอบด้วย ภาพประกอบ 4-67a แผนภาพพลังงาน  $MFM_L$  ซึ่งเป็นการแสดงพลังงานการปฏิสัมพันธ์ระดับต่ำ เนื่องจากกลุ่มบุคคลวิ่งด้วยความเร็วมากไปทางเดียวกันทั้งกลุ่มทำให้พลังงาน  $MFM_L$  มีค่าสูงจะปรากฏสีแดงในแผนภาพพลังงาน ภาพประกอบ 4-67b เป็นแผนภาพพลังงาน IMF กลุ่มบุคคลไม่มีการปฏิสัมพันธ์ในทิศทางตรงกันข้าม ทำให้พลังงาน IMF มีค่าน้อยจะปรากฏเป็นสีเขียวหรือฟ้าบนแผนภาพนี้ ภาพประกอบ 4-67c แสดงแผนภาพพลังงาน GMF ที่มีการเคลื่อนที่ของกลุ่มโฟลว์หรือกลุ่มบุคคลเป็นจำนวนมาก ทำให้ค่าพลังงาน GMF มีค่ามากแผนภาพพลังงานจะปรากฏเป็นสีส้มหรือแดง ภาพประกอบ 4-67d แสดงแผนภาพพลังงานของ RMF ค่าพลังงาน RMF จะมีค่าน้อยแผนภาพพลังงานจะปรากฏเป็นสีเขียวหรือฟ้า เนื่องจากมีการเคลื่อนที่ของโฟลว์เป็นจำนวนมาก กราฟด้านล่างของภาพตัวอย่างเป็นการแสดงค่าพลังงานเฉลี่ยสูงสุด 64 ค่าต่อเฟรมของ IMF GMF และ RMF ตามลำดับเป็นตัวอย่างเฟรมภาพที่แสดง ซึ่งพลังงาน GMF ของกิจกรรมการวิ่งเป็นกลุ่มจะมีค่าใกล้เคียง 2 หรือสูงกว่า 2 ส่วนพลังงาน IMF และ RMF จะมีค่าน้อยซึ่งน้อยกว่า 0.5 หรือใกล้เคียง 0 แต่ในบางบริเวณที่คนเดินไม่เกาะกลุ่มกันพื้นที่จะมีขนาดเล็กทำให้ RMF มีค่าสูงขึ้นได้

วิดีโอ/เฟรม	Low-level Momentum Force (a)	High-level Interaction Motion Force (b)	High-level Group Motion Force (c)	Reciprocal Motion Force (d)
7/27				





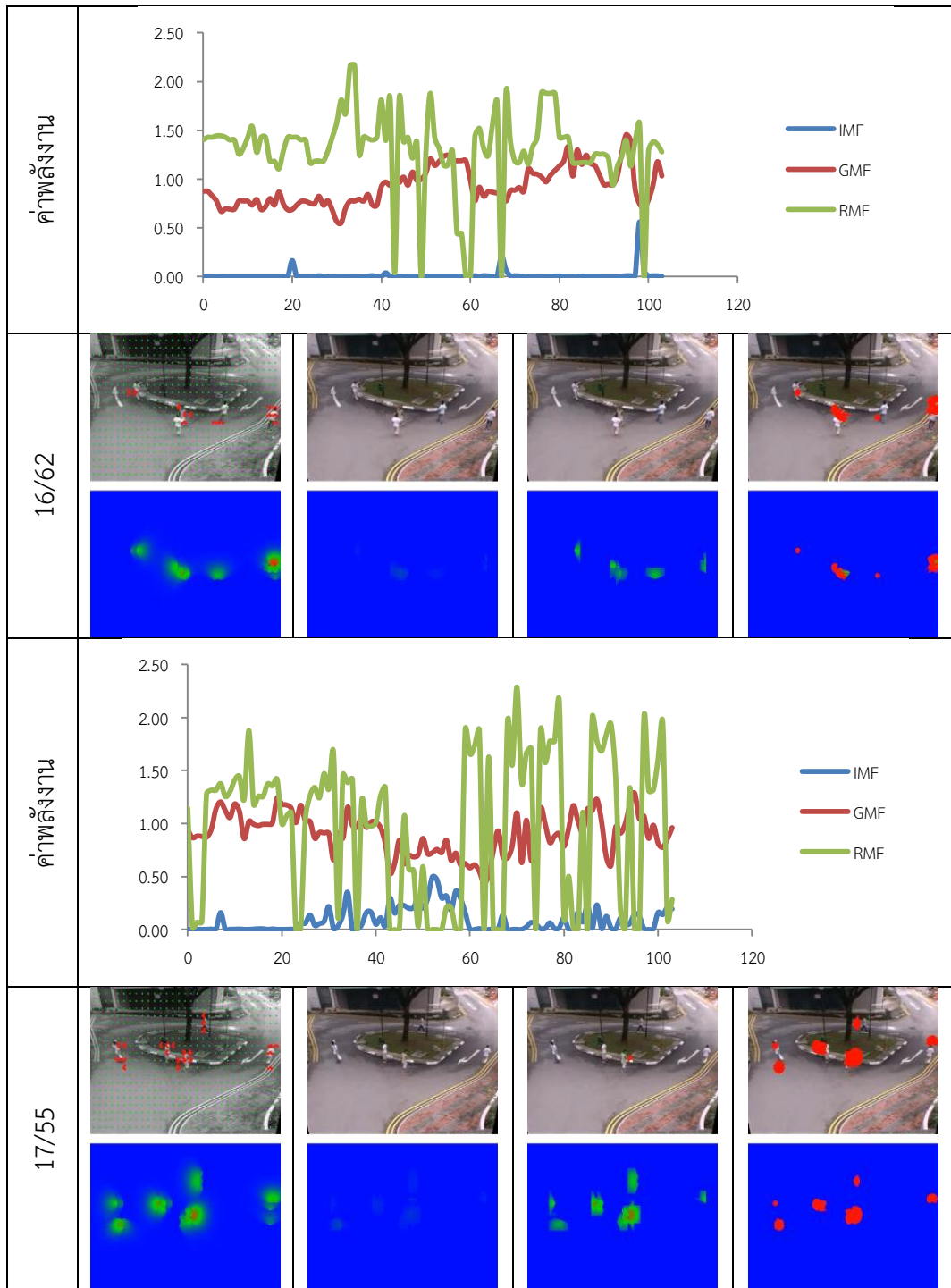


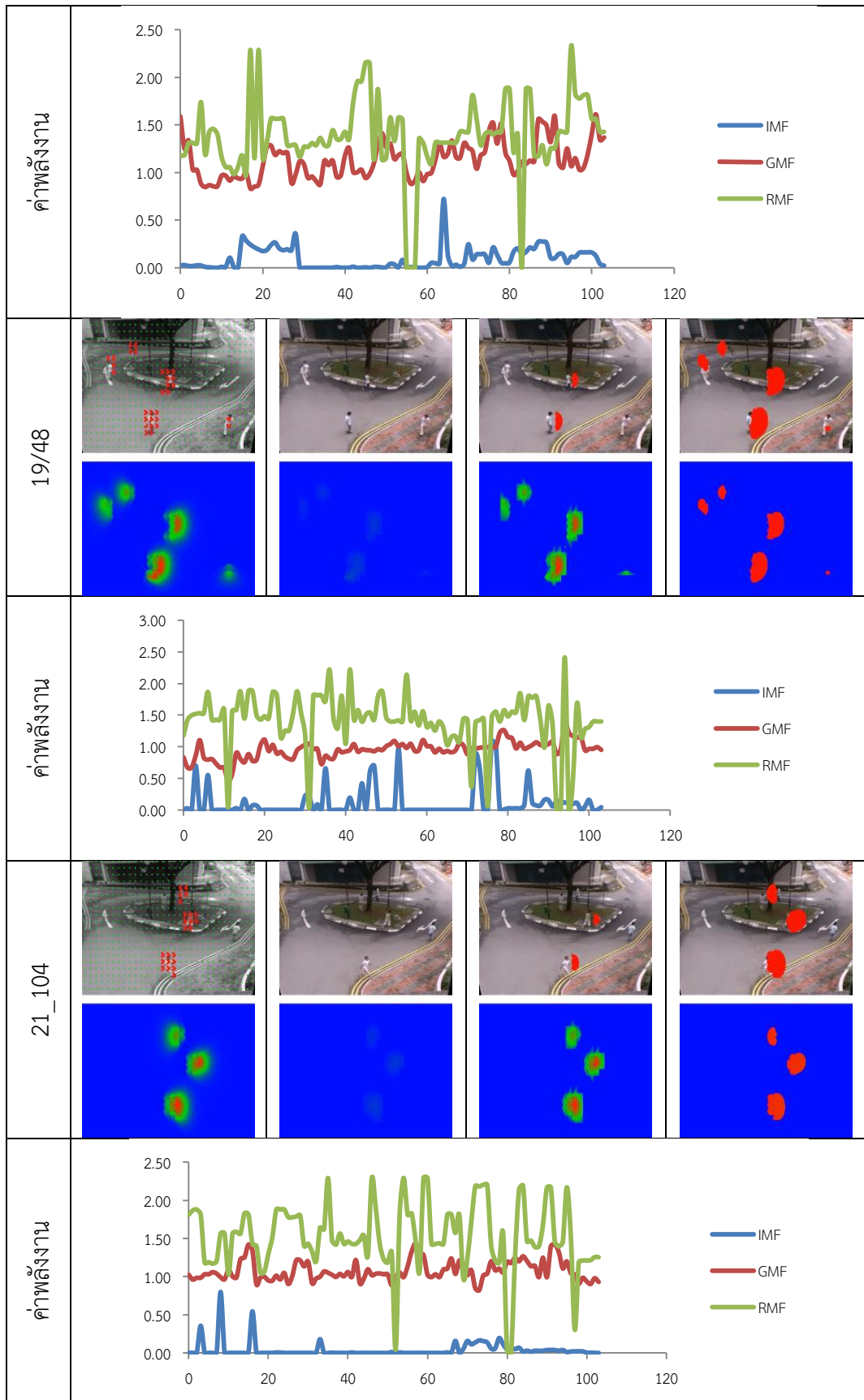


ภาพประกอบ 4-67 แสดงแผนภาพพลังงานของ (a) พลังงาน  $MFM_L$  (b) GMF (c) IMF และ (d) RMF ในระดับสูงของวิธีการ IMF ทดสอบด้วยชุดวิดีโอ NUS-HGA กิจกรรมการวิ่งเป็นกลุ่ม

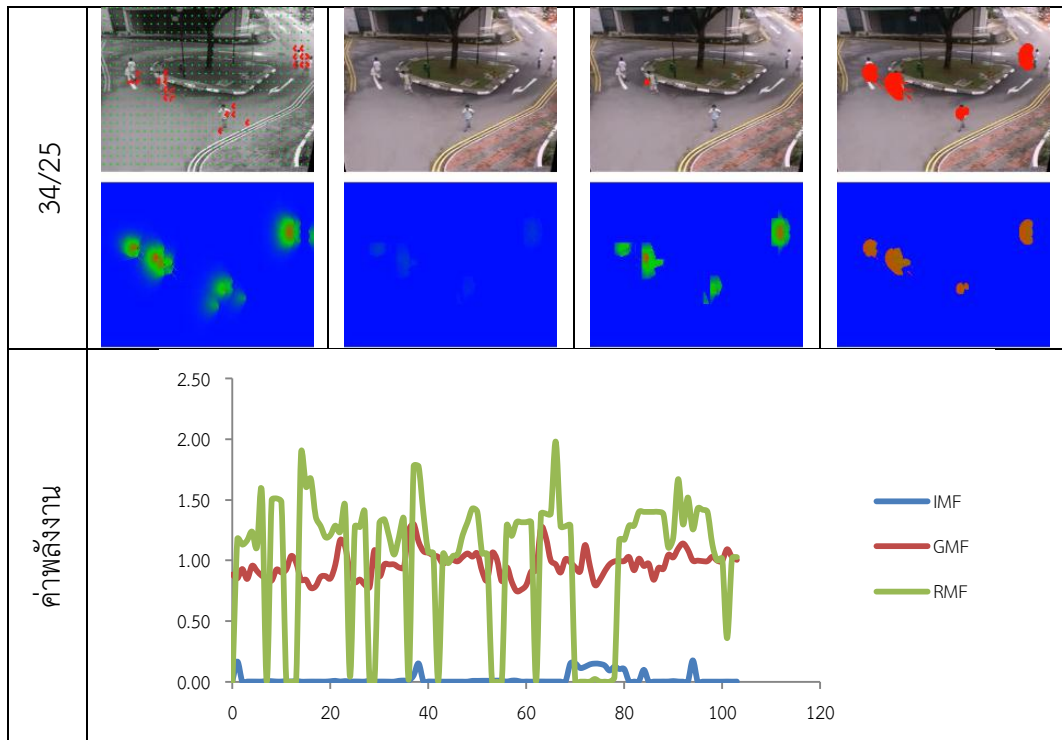
ภาพประกอบ 4-68 เป็นตัวอย่างผลการทดสอบการรู้จำกิจกรรมการเดินไม่สนใจกันของชุดวิดีโอ NUS-HGA แต่ละคอลัมน์ประกอบด้วย ภาพประกอบ 4-68a แผนภาพพลังงาน  $MFM_L$  ซึ่งเป็นการแสดงพลังงานการปฏิสัมพันธ์ระดับต่ำ เนื่องจากกลุ่มบุคคลต่างคนต่างเดินไปยังเป้าหมายของตนเองทำให้พลังงาน  $MFM_L$  มีค่าปานกลางจะปรากฏสีส้มในแผนภาพพลังงาน ภาพประกอบ 4-68b เป็นแผนภาพพลังงาน IMF แต่ละบุคคลเดินโดยไม่มีการปฏิสัมพันธ์ในทิศทางตรงกันข้ามกับผู้อื่นทำให้พลังงาน IMF มีค่าน้อยจะปรากฏเป็นสีเขียวหรือฟ้าบนแผนภาพนี้ ภาพประกอบ 4-68c แสดงแผนภาพพลังงาน GMF ที่มีการเคลื่อนที่ของกลุ่มโพล์วของแต่ละบุคคลทำให้ค่าพลังงาน GMF มีค่าปานกลางแผนภาพพลังงานจะปรากฏเป็นสีส้ม ภาพประกอบ 4-68d แสดงแผนภาพพลังงานของ RMF ค่าพลังงาน RMF จะมีค่ามากแผนภาพพลังงานจะปรากฏเป็นสีแดง เนื่องจากมีการเคลื่อนที่ของโพล์วเป็นจำนวนน้อย กราฟด้านล่างของภาพตัวอย่างเป็นการแสดงค่าพลังงานเฉลี่ยสูงสุด 64 ค่าต่อเฟรมของ IMF GMF และ RMF ตามลำดับเป็นตัวอย่างเฟรมภาพที่แสดง ซึ่งพลังงาน GMF ของกิจกรรมเดินไม่สนใจกันจะมีค่าใกล้เคียง 1 ส่วนพลังงาน IMF จะมีค่าใกล้เคียง 0 และ RMF จะมีค่าใกล้เคียง 1 หรือมากกว่า

วิดีโอ/เฟรม	Low-level Momentum Force (a)	High-level Interaction Motion Force (b)	High-level Group Motion Force (c)	Reciprocal Motion Force (d)
15/35				





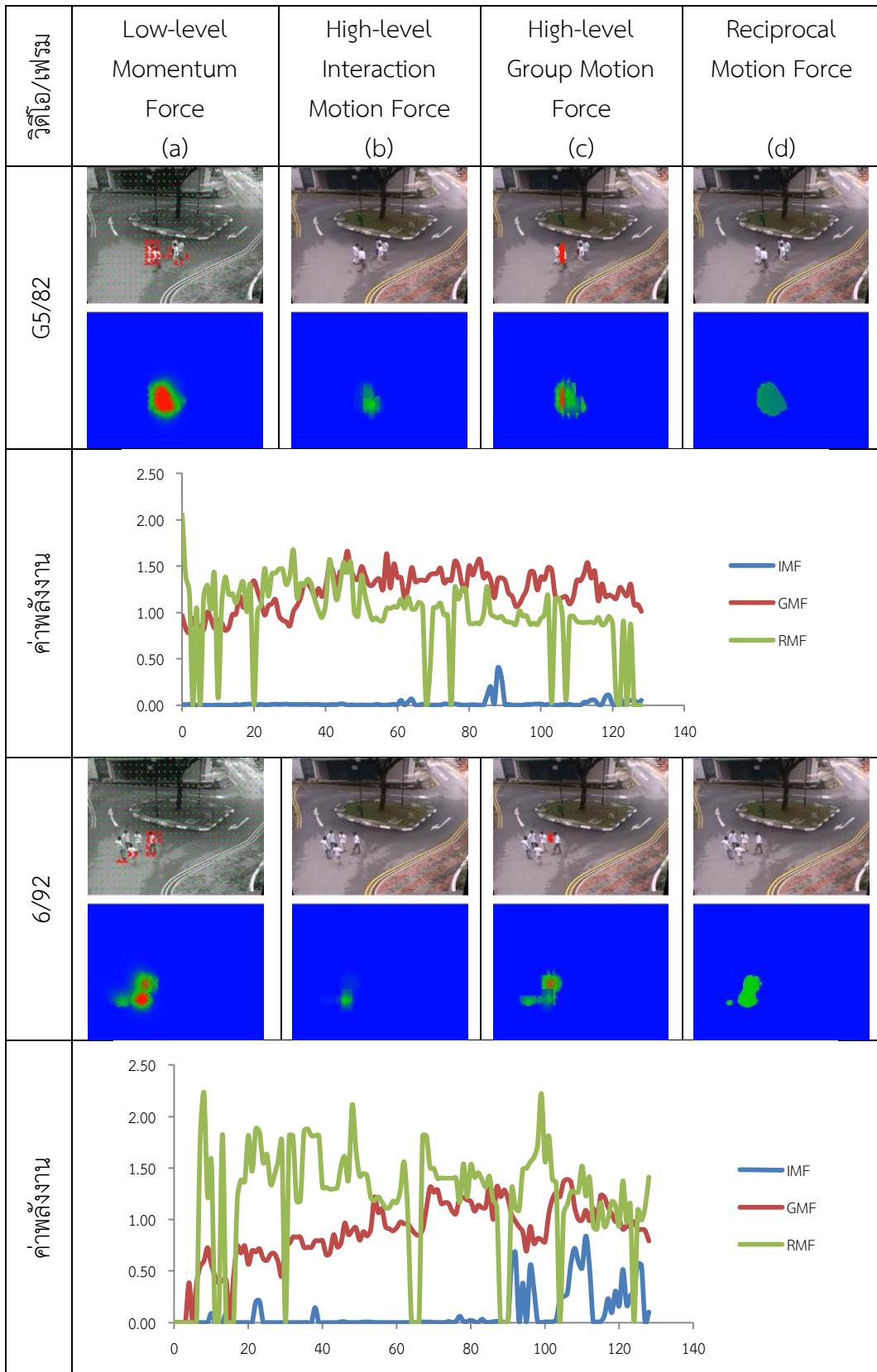


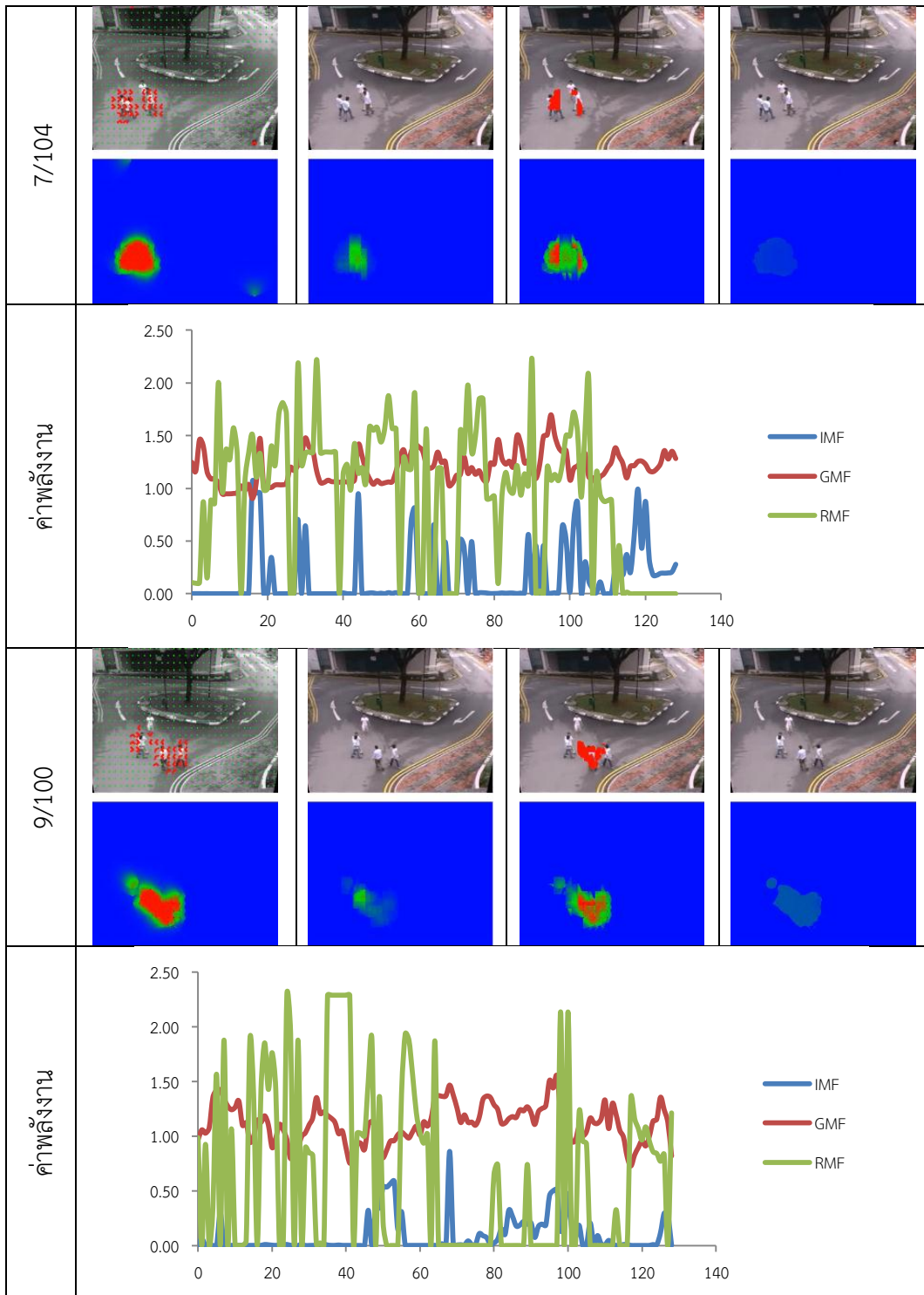


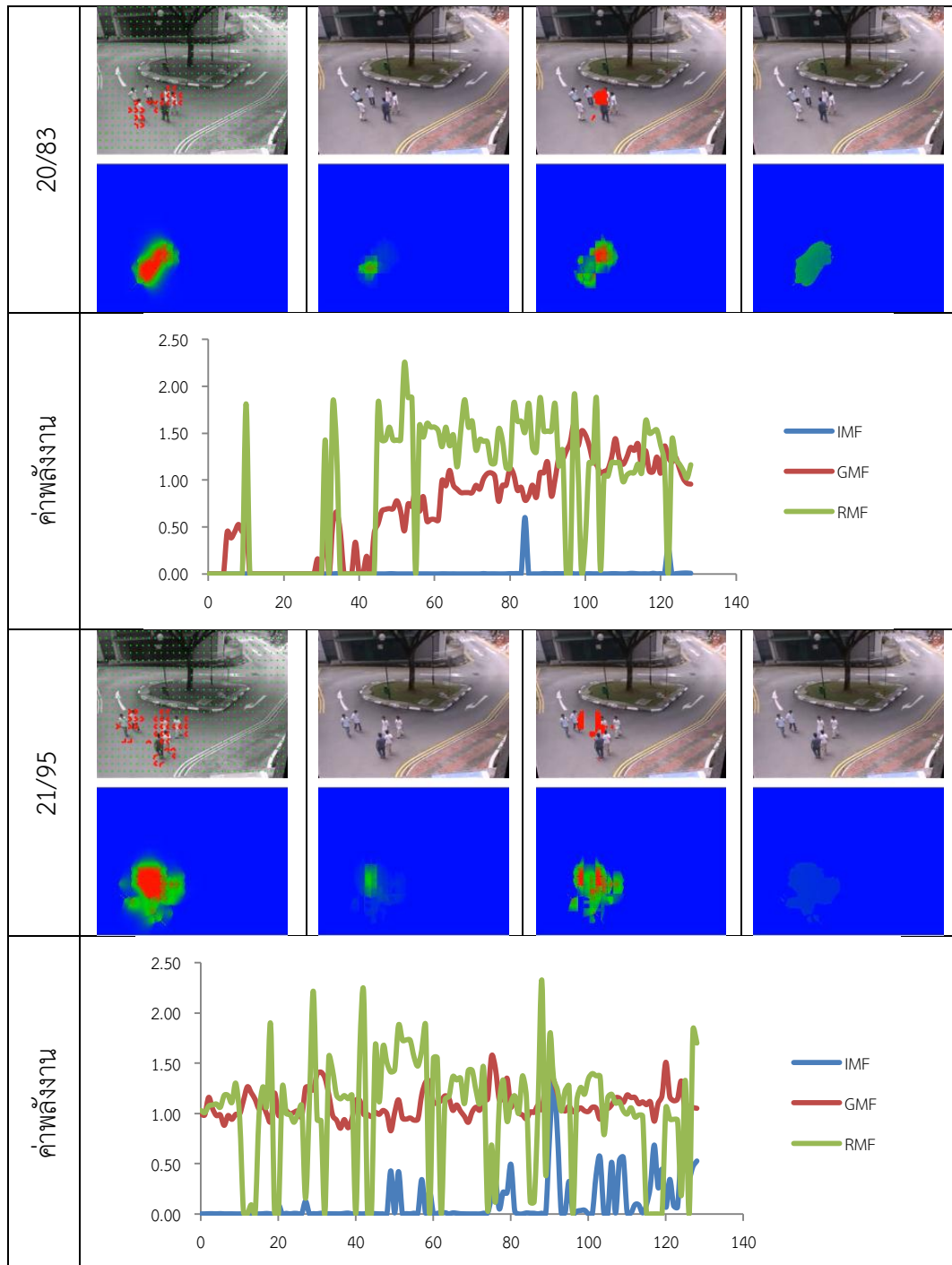
ภาพประกอบ 4-68 แสดงแผนภาพพลังงานของ (a) พลังงาน  $MFM_L$  (b) GMF (c) IMF และ (d) RMF ในระดับสูงของวิธีการ IMF ทดสอบด้วยชุดวิดีโอ NUS-HGA กิจกรรมการเดินไม่สนใจกัน

ภาพประกอบ 4-69 เป็นตัวอย่างผลการทดสอบการรู้จำกิจกรรมการเดินเข้าหากันของชุดวิดีโอ NUS-HGA แต่ละคอลัมน์ประกอบด้วย ภาพประกอบ 4-69a แผนภาพพลังงาน  $MFM_L$  ซึ่งเป็นการแสดงพลังงานการปฏิสัมพันธ์ระดับต่ำ กลุ่มบุคคลเดินเข้าหากันเพื่อจับกลุ่มเกิดโพล์เป็นจำนวนมากเคลื่อนที่เข้าหากันทำให้พลังงาน  $MFM_L$  มีค่าปานกลางจะปรากฏสีแดงในแผนภาพพลังงาน ภาพประกอบ 4-69b เป็นแผนภาพพลังงาน IMF กลุ่มบุคคลปฏิสัมพันธ์ในทิศทางตรงกันข้ามกับผู้อื่นด้วยความเร็วช้าทำให้พลังงาน IMF มีค่าปานกลางจะปรากฏเป็นสีส้มบนแผนภาพนี้ ภาพประกอบ 4-69c แสดงแผนภาพพลังงาน GMF ที่มีการเคลื่อนที่ของกลุ่มโพล์ของกลุ่มบุคคลทำให้ค่าพลังงาน GMF มีค่าสูงแผนภาพพลังงานจะปรากฏเป็นสีแดง ภาพประกอบ 4-69d แสดงแผนภาพพลังงานของ RMF ค่าพลังงาน RMF จะมีค่าน้อยแผนภาพพลังงานจะปรากฏเป็นสีเขียวหรือฟ้า เนื่องจากมีการเคลื่อนที่ของโพล์เป็นจำนวนมาก กราฟด้านล่างของภาพตัวอย่างเป็นการแสดงค่าพลังงานเฉลี่ยสูงสุด 64 ค่าต่อเฟรมของ IMF GMF และ RMF ตามลำดับซึ่งเป็นตัวอย่างเฟรมภาพที่แสดง ซึ่งพลังงาน GMF ของกิจกรรมเดินเข้าหากันจะมีค่าใกล้เคียง 1 หรือมากกว่าเล็กน้อย ส่วนพลังงาน IMF จะมีค่าใกล้เคียง 0.5 หรือมากกว่าเล็กน้อยและ RMF จะมีค่าใกล้เคียง 0 หรือใกล้เคียง 1 เมื่อกลุ่มมีขนาดเล็ก





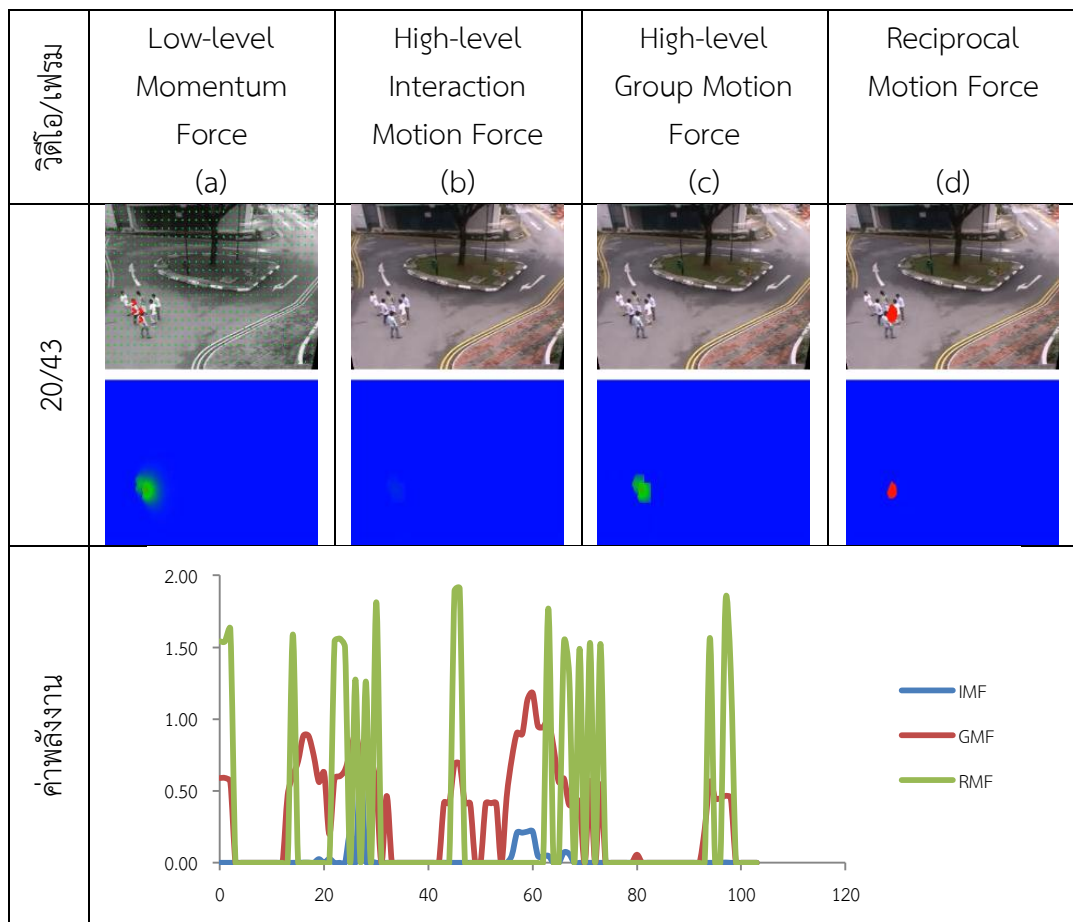


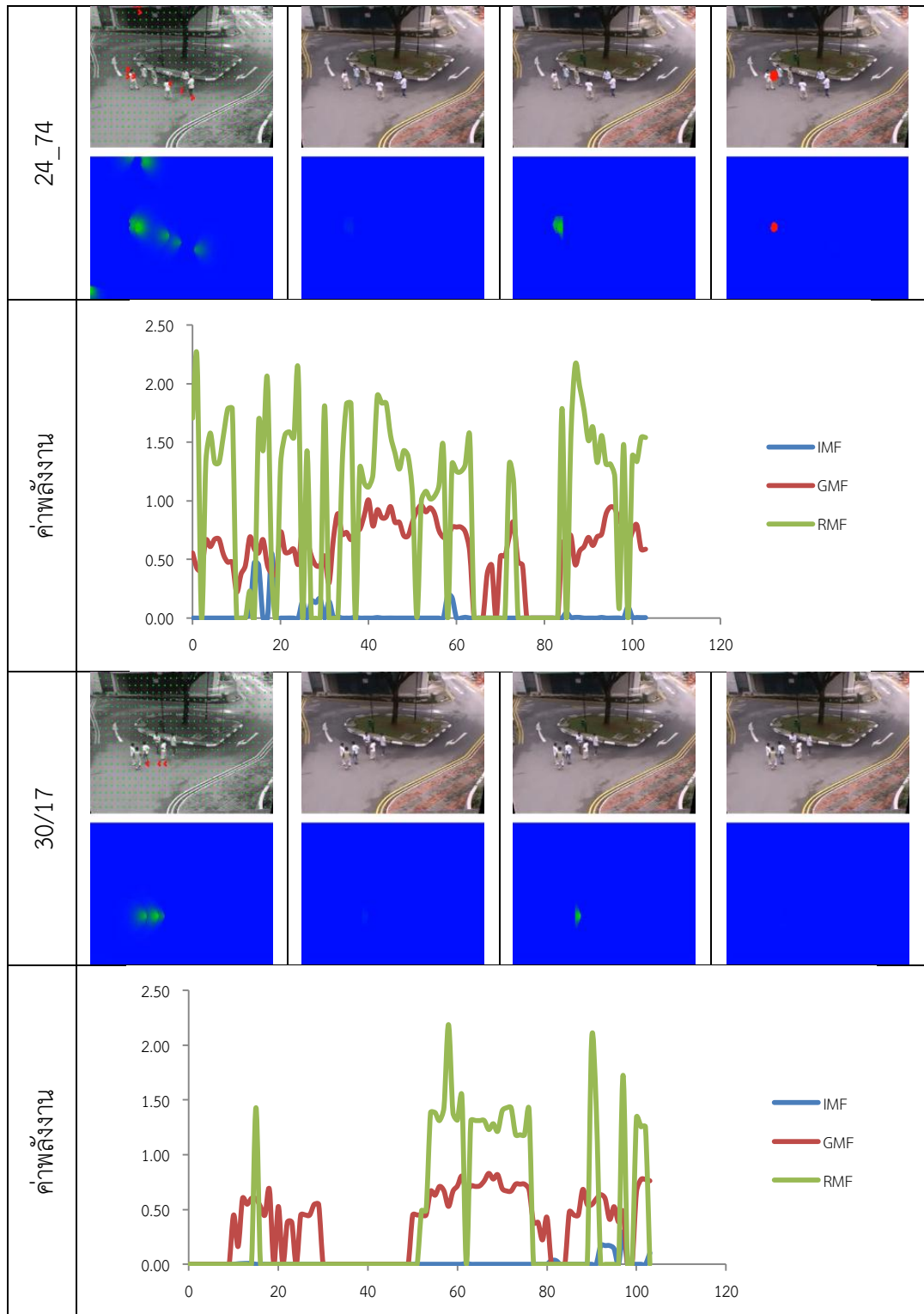


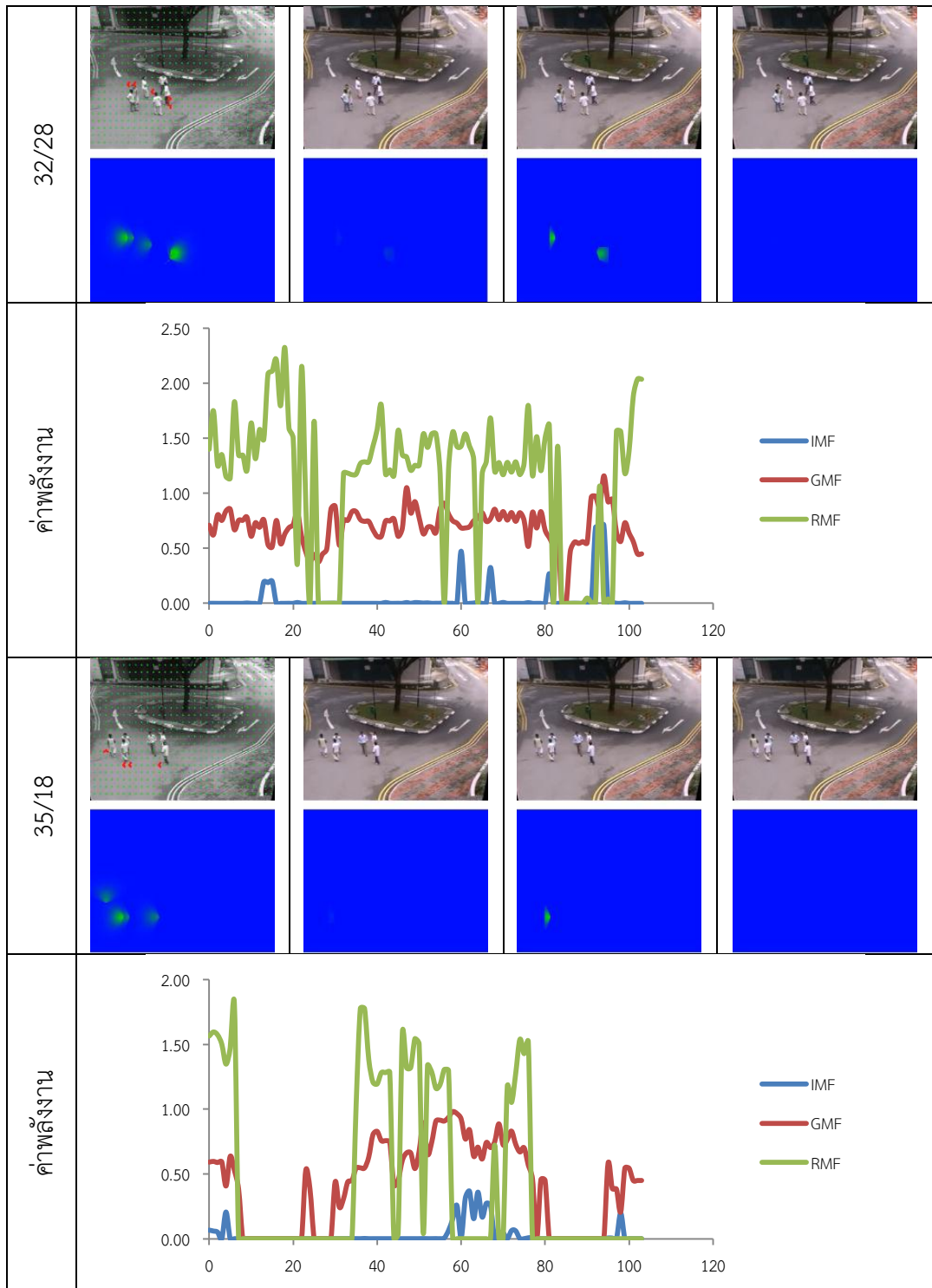
ภาพประกอบ 4-69 แสดงแผนภาพพลังงานของ (a) พลังงาน  $MFM_L$  (b) GMF (c) IMF และ (d) RMF ในระดับสูงของวิธีการ IMF ทดสอบด้วยชุดวิดีโอ NUS-HGA กิจกรรมการเดินเข้าหากัน

ภาพประกอบ 4-70 เป็นตัวอย่างผลการทดสอบการรู้จำกิจกรรมยืนพูดคุยกันของชุดวิดีโอ NUS-HGA แต่ละคอลัมน์ประกอบด้วย ภาพประกอบ 4-70a แผนภาพพลังงาน  $MFM_L$  เป็นการแสดงพลังงานการปฏิสัมพันธ์ระดับต่ำ กลุ่มบุคคลยืนพูดคุยกันด้วยการเคลื่อนไหวตัวเพียงเล็กน้อย ทำให้พลังงาน  $MFM_L$  มีค่าน้อยจะปรากฏสีเขียวหรือฟ้าในแผนภาพพลังงาน ภาพประกอบ 4-70b เป็น

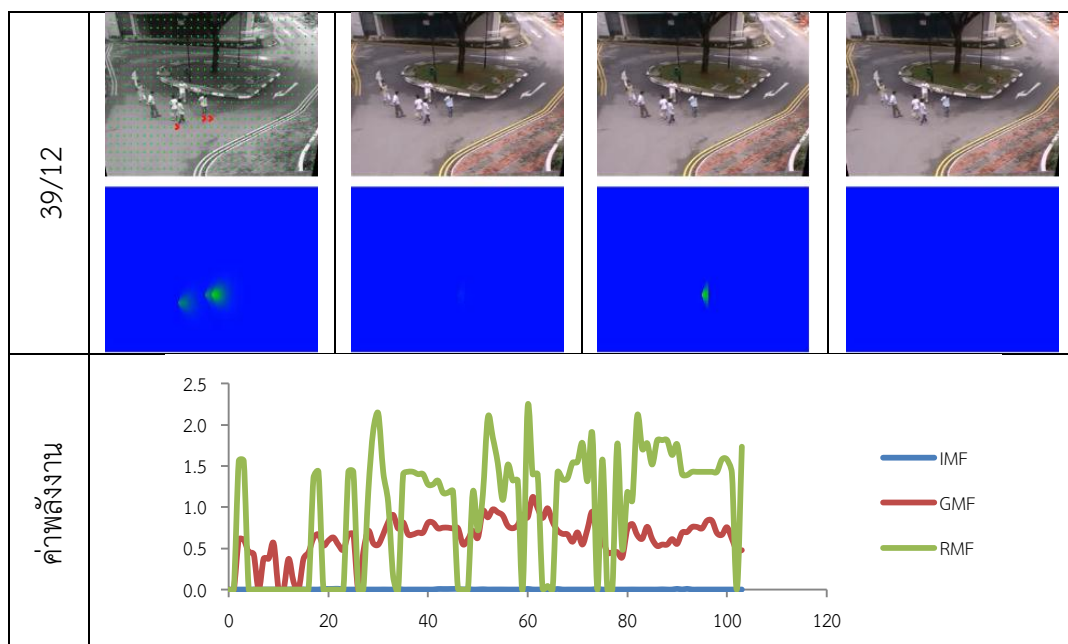
แผนภาพพลังงาน IMF กลุ่มบุคคลไม่มีการปฏิสัมพันธ์ในทิศทางตรงกันข้ามทำให้พลังงาน IMF มีค่าน้อยมากจนไม่ปรากฏสีบนแผนภาพนี้ ภาพประกอบ 4-70c แสดงแผนภาพพลังงาน GMF ที่มีการเคลื่อนที่ของกลุ่มโพล์ของกลุ่มบุคคลเพียงเล็กน้อยทำให้ค่าพลังงาน GMF มีค่าน้อยแผนภาพพลังงานจะปรากฏเป็นสีเขียวหรือฟ้า ภาพประกอบ 4-70d แสดงแผนภาพพลังงานของ RMF ค่าพลังงาน RMF จะมีค่ามากแผนภาพพลังงานจะปรากฏเป็นสีแดง เนื่องจากบางเฟรมบางบุคคลมีการเคลื่อนที่ที่เกิดโพล์จำนวนน้อย หรือบางเฟรมที่บุคคลไม่มีการเคลื่อนที่ทำให้ไม่มีค่าพลังงาน RMF กราฟด้านล่างของภาพตัวอย่างเป็นการแสดงค่าพลังงานเฉลี่ยสูงสุด 64 ค่าต่อเฟรมของ IMF GMF และ RMF ตามลำดับซึ่งเป็นตัวอย่างเฟรมภาพที่แสดง ซึ่งพลังงาน GMF ของกิจกรรมยืนพูดคุยกันจะมีค่าใกล้เคียง 0.5 หรือมากกว่า ส่วนพลังงาน IMF จะมีค่าใกล้เคียง 0 และ RMF จะมีค่าใกล้เคียง 0 เมื่อบุคคลไม่มีการเคลื่อนที่ หรือใกล้เคียง 1 เมื่อมีการขยับตัวเล็กน้อยเกิดจำนวนโพล์เล็กน้อย











ภาพประกอบ 4-70 แสดงแผนภาพพลังงานของ (a) พลังงาน  $MFM_L$  (b) GMF (c) IMF และ (d) RMF ในระดับสูงของวิธีการ IMF ทดสอบด้วยชุดวิดีโอ NUS-HGA กิจกรรมการยืนพูดคุยกัน

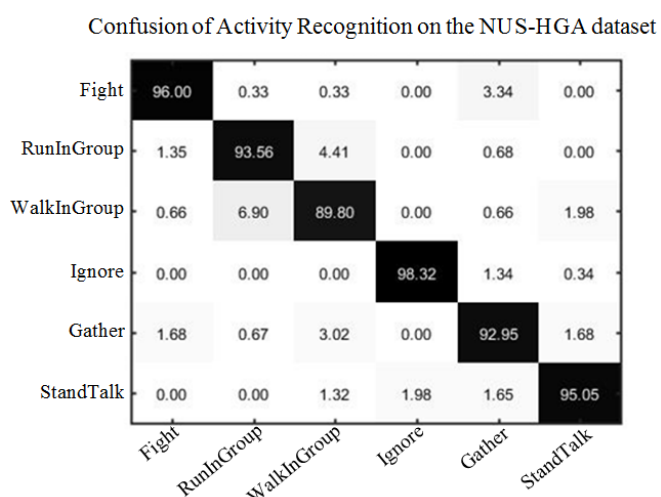
#### 4.4.3 การประเมินประสิทธิภาพการรู้จำกลุ่มบุคคลที่ทดสอบด้วยชุดวิดีโอ NUS-HGA

จากผลการทดสอบทำการเปรียบเทียบอัลกอริทึม MFM ด้วยวิธีการ Localized Causalities [8] ซึ่งเป็นอัลกอริทึมนี้แรกที่ใช้ศึกษาพฤติกรรมของกลุ่มบุคคลที่มีประสิทธิภาพด้วยชุดข้อมูล NUS-HGA โดยใช้เส้นวิถีการติดตามการเคลื่อนที่ (Trajectories) เป็นข้อมูลอินพุตและแทนการเคลื่อนที่ด้วยดิฟเฟอเรนเชียล ค่าความถูกต้องของอัลกอริทึม MFM ที่เปรียบเทียบกับ LC แสดงในตารางที่ 4-6 ค่าความถูกต้องของอัลกอริทึม MFM มีค่าใกล้เคียง 95% ซึ่งสูงกว่า LC 27 เปอร์เซ็นต์ หรือ 20 percentage point ในแต่ละกิจกรรม MFM มีค่าความถูกต้องสูงกว่า LC ทุกกิจกรรม ค่าความถูกต้องที่ต่ำสุดของ MFM เท่ากับ 89.80% คือกิจกรรมการเดินเป็นกลุ่ม (group walking) ในขณะที่กิจกรรมอื่นๆที่เหลือมีค่าความถูกต้องมากกว่า 90% อัลกอริทึม MFM ที่พัฒนาแสดงให้เห็นถึงความถูกต้องชัดเจนที่กิจกรรมการเดินเข้าหากัน (gathering) (MFM ความถูกต้อง 92.95% เมื่อเทียบกับ LC 40%)

ตาราง 4-6 แสดงค่าความถูกต้องของอัลกอริทึม MFM เทียบกับอัลกอริทึม Localized Causalities ที่ใช้ชุดข้อมูลวิดีโอ NUS-HGA

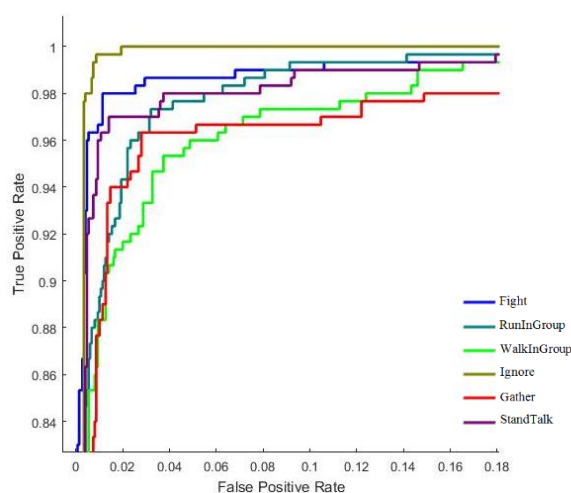
Activity	MFM (%)	A Study using Localized Causalities [8] (%)
Gather	92.95	40
StandTalk	95.05	89
Ignore	98.32	64
WalkInGroup	89.80	74
RunInGroup	93.56	89
Fight	96.00	89
Average	94.28	74.16

ภาพประกอบที่ 15 แสดง confusion matrix ซึ่งเป็นเมทริกซ์ที่แสดงค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง ของการรู้จำกิจกรรมและแสดงค่าเปอร์เซ็นต์ที่ผิดพลาด ที่ดีความเป็นกิจกรรมอื่นๆ จากเมทริกซ์นี้กิจกรรมการเดินเป็นกลุ่ม (group walking) และการวิ่งเป็นกลุ่ม (group running) จะมีความผิดพลาดในการรู้จำมากที่สุด นั่นคือ 4.4% ของการวิ่งเป็นกลุ่ม (group running) จะถูกตีความไปเป็นการเดินเป็นกลุ่ม (group walking) ในขณะที่ 6.9% ของการเดินเป็นกลุ่ม (group walking) ถูกตีความไปเป็นการวิ่งเป็นกลุ่ม (group running) เนื่องจากสองกิจกรรมนี้ถูกแยกความแตกต่างด้วยค่า GMF เท่านั้น



ภาพประกอบ 4-71 'Confusion Matrix' ของ MFM ทดสอบด้วย NUS-HGA dataset แสดงประสิทธิภาพของระบบ

ภาพที่ 16 แสดงกราฟ ROC (Receiver Operating Characteristic curve) ระหว่างค่าอัตราผลบวกจริง (true positive rate) และอัตราผลบวกปลอม (false positive rate) เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของการแยกแต่ละกิจกรรมในงานวิจัยนี้ กราฟของกิจกรรมใดที่เข้าใกล้ทางซ้ายที่สุด (ค่าอัตราผลบวกจริงเข้าใกล้ 1 และอัตราผลบวกปลอมเข้าใกล้ 0) แสดงว่าโปรแกรมสามารถแยกกิจกรรมนั้นได้อย่างมีประสิทธิภาพ ซึ่งจากภาพกิจกรรมการเดินแบบไม่สนใจกัน (ignoring) มีประสิทธิภาพสูงสุดและการเดินเป็นกลุ่ม (group walking) มีประสิทธิภาพต่ำสุด



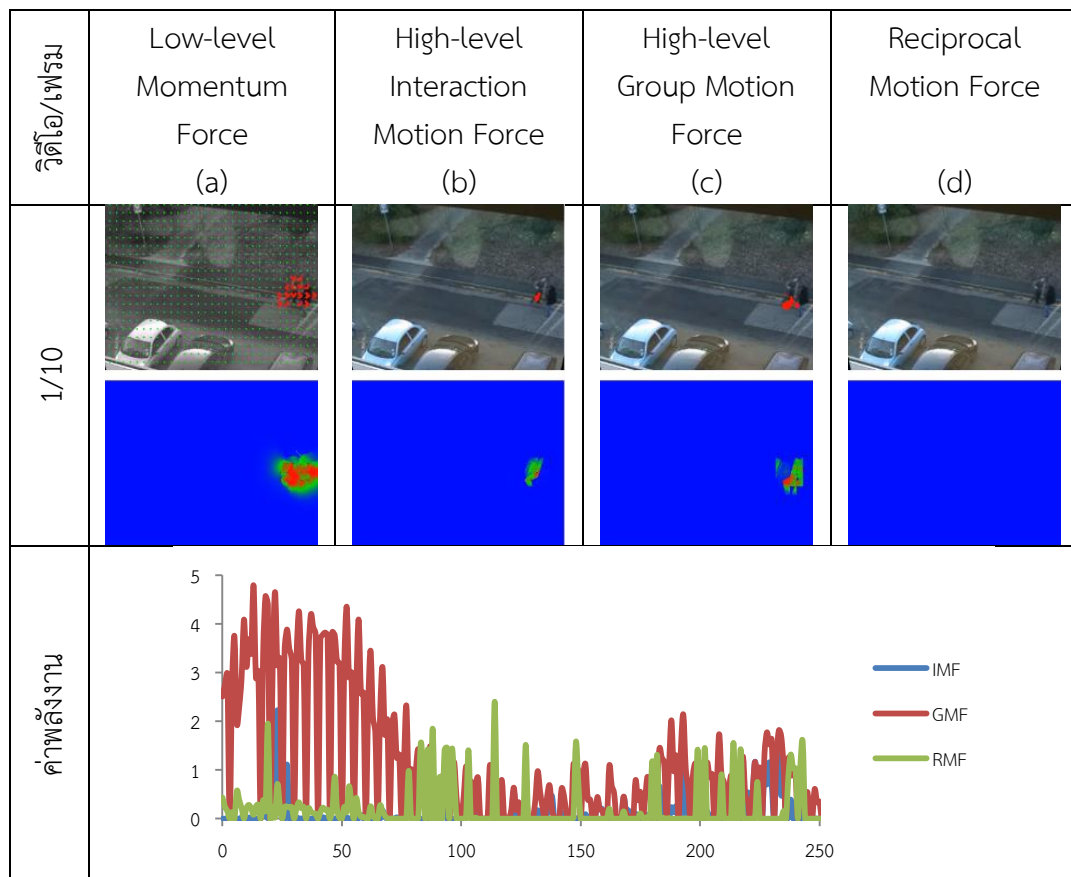
ภาพประกอบ 4-72 แสดงกราฟ ROC (Receiver Operating Characteristic) ของอัลกอริทึม MFM ทดสอบด้วยชุดวิดีโอ NUS-HGA

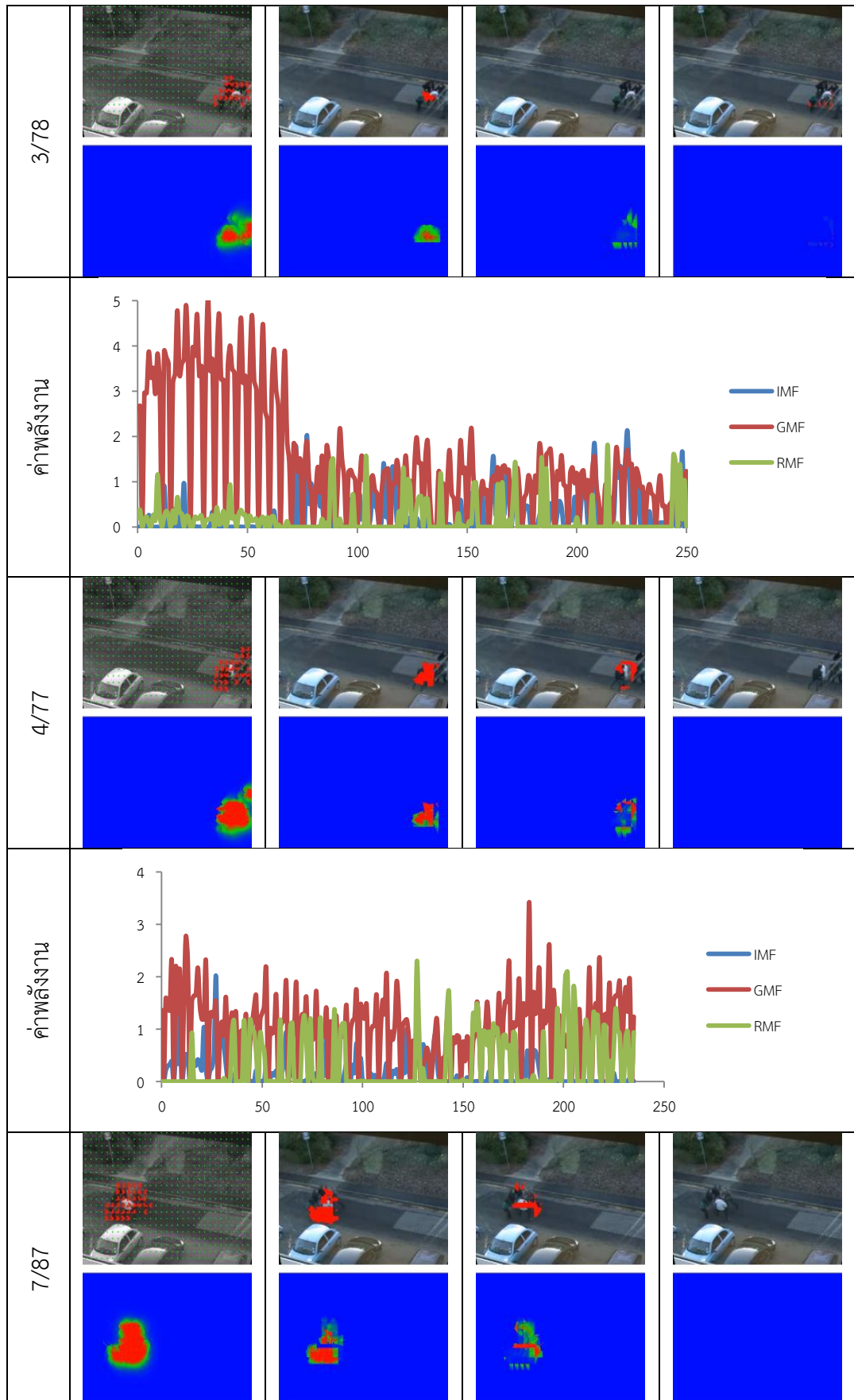
#### 4.4.4 ผลการทดสอบด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ BEHAVE

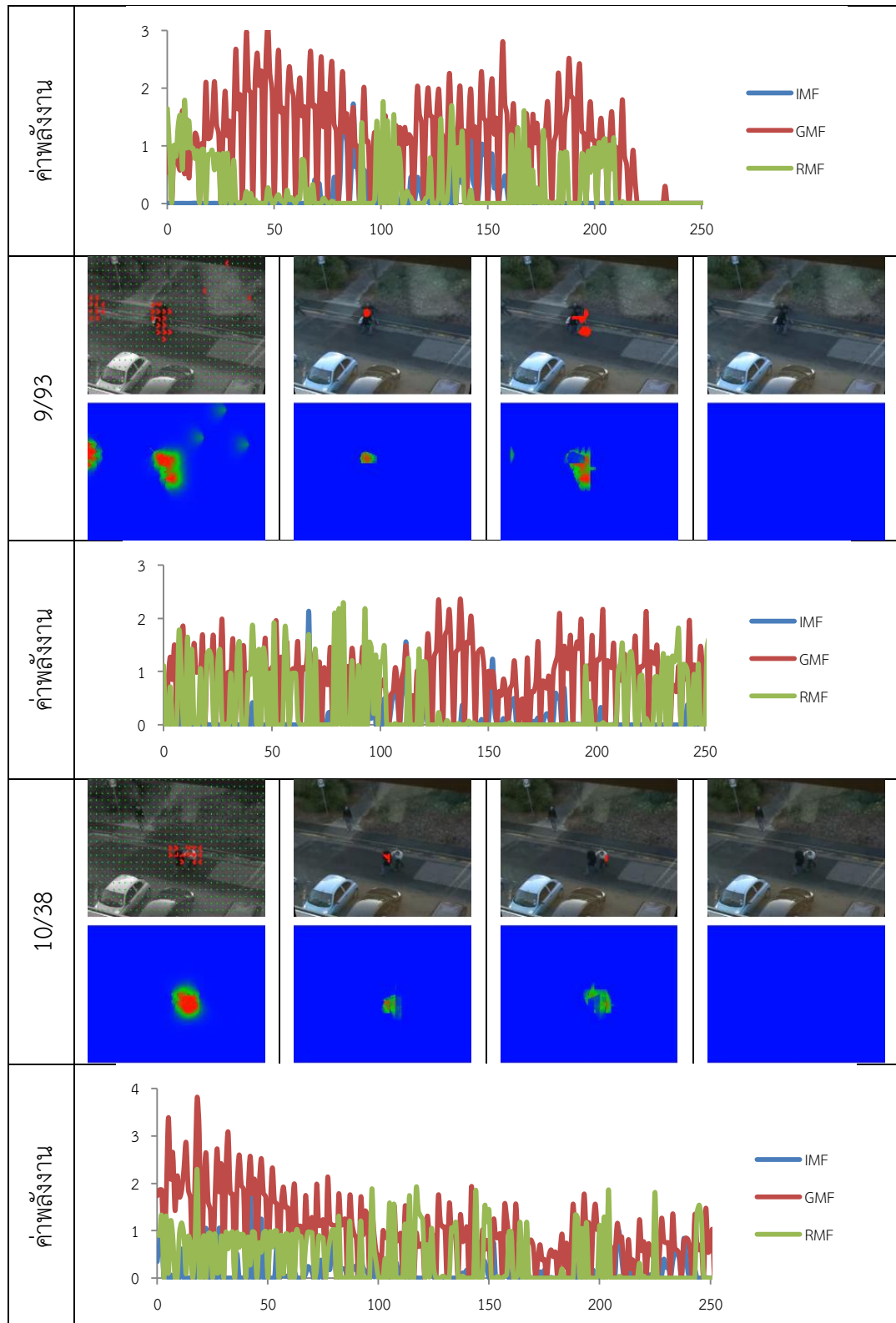
เพื่อเป็นการเพิ่มการทดสอบความถูกต้องของอัลกอริทึม ได้เพิ่มชุดวิดีโอสำหรับการทดสอบโดยใช้ชุดวิดีโอ BEHAVE [63] ซึ่งพัฒนาโดยมหาวิทยาลัยเอดินเบิร์ก ซึ่งชุดวิดีโอนี้ประกอบด้วย 163 วิดีโอ 10 กิจกรรม ได้แก่ การเดินมาเจอกัน (Meet) การเดินแยกจากกัน (Split) การวิ่งไล่ตาม (Chase) การเดินตามกัน (Follow) การเดินเข้าหากัน (Approach) การเดินไม่สนใจกัน (Ignore) การยืนพูดคุยกัน (InGroup) การเดินเป็นกลุ่ม (WalkTogether) การวิ่งเป็นกลุ่ม (RunTogether) และการชกต่อย (Fight) อย่างไรก็ตามจะเลือก 6 กิจกรรมเพื่อให้สอดคล้องกับชุดข้อมูล NUS-HGA และการเปรียบเทียบ คือ การเดินเข้าหากัน (Approach) การเดินไม่สนใจกัน (Ignore) การยืนคุยกันในกลุ่ม (InGroup) การเดินเป็นกลุ่ม (WalkTogether) การวิ่งเป็นกลุ่ม (RunTogether) และการชกต่อย (Fight) ซึ่งแผนภาพผลงานจะแสดง  $MFM_L$ ,  $GMF$ ,  $IMF$  และ  $RMF$  สำหรับทั้ง 6 กิจกรรมดังนี้

ภาพประกอบ 4-73 เป็นตัวอย่างผลการทดสอบการรู้จำกิจกรรมการชกต่อยของชุดวิดีโอ BEHAVE แต่ละคอลัมน์ประกอบด้วย ภาพประกอบ 4-73a แผนภาพผลงาน  $MFM_L$  ซึ่งเป็นการแสดงผลงานการปฏิสัมพันธ์ระดับต่ำ เมื่อเกิดการชกต่อยกลุ่มบุคคลเกิดการตะลุมบอนทั้งกลุ่มหรือชกต่อยไปมาทั้งสองคนแล้ววิ่งหนีโดยไม่มีการวิ่งเข้าหากันก่อนต่อเหมือนชุดวิดีโอ NUS-HGA

แต่มีการเคลื่อนที่ที่ทั้งกลุ่มทำให้พลังงาน  $MFM_L$  มีค่าสูงจะปรากฏสีแดงในแผนภาพพลังงาน ซึ่งจะเกิดการชกต้อยเป็นบางช่วงของวิดีโอ ภาพประกอบ 4-73b เป็นแผนภาพพลังงานจาก IMF ซึ่งกิจกรรมการชกต้อยจะมีค่ามากเนื่องจากการปฏิสัมพันธ์กันแบบทิศทางตรงกันข้าม แผนภาพพลังงานจะปรากฏเป็นสีส้มหรือแดง แต่การชกต้อยจะเกิดขึ้นเฉพาะแขนและขาของผู้ชกต้อย จึงเกิดการปฏิสัมพันธ์กันแบบทิศทางตรงกันข้ามเป็นพื้นที่เล็กๆ ภาพประกอบ 4-73c แสดงแผนภาพพลังงาน GMF ที่มีการเคลื่อนที่ของกลุ่มโฟลว์ไปในทิศทางเดียวกันทำให้ค่าพลังงาน GMF มีค่ามากแผนภาพพลังงานจะปรากฏเป็นสีแดง ภาพประกอบ 4-73d แสดงแผนภาพพลังงานของ RMF เนื่องจากการเคลื่อนที่ของโฟลว์เป็นจำนวนมากทำให้ค่าพลังงาน RMF มีค่าน้อยแผนภาพพลังงานจะปรากฏเป็นสีเขียวหรือฟ้า กราฟด้านล่างของภาพตัวอย่างเป็นการแสดงค่าพลังงานเฉลี่ยสูงสุด 64 ค่าต่อเฟรมของ IMF GMF และ RMF ตามลำดับเป็นตัวอย่างเฟรมภาพที่แสดง ซึ่งพลังงาน IMF และ GMF ของกิจกรรมชกต้อยจะมีค่าสูงกว่า 1 ส่วนพลังงาน RMF จะมีค่าน้อยซึ่งมีค่าเข้าใกล้ 0 แต่กรณีที่บุคคลเคลื่อนที่เพียงคนเดียวเช่นวิ่งหนีหลังจากชกต่อ RMF จะมีค่าสูง



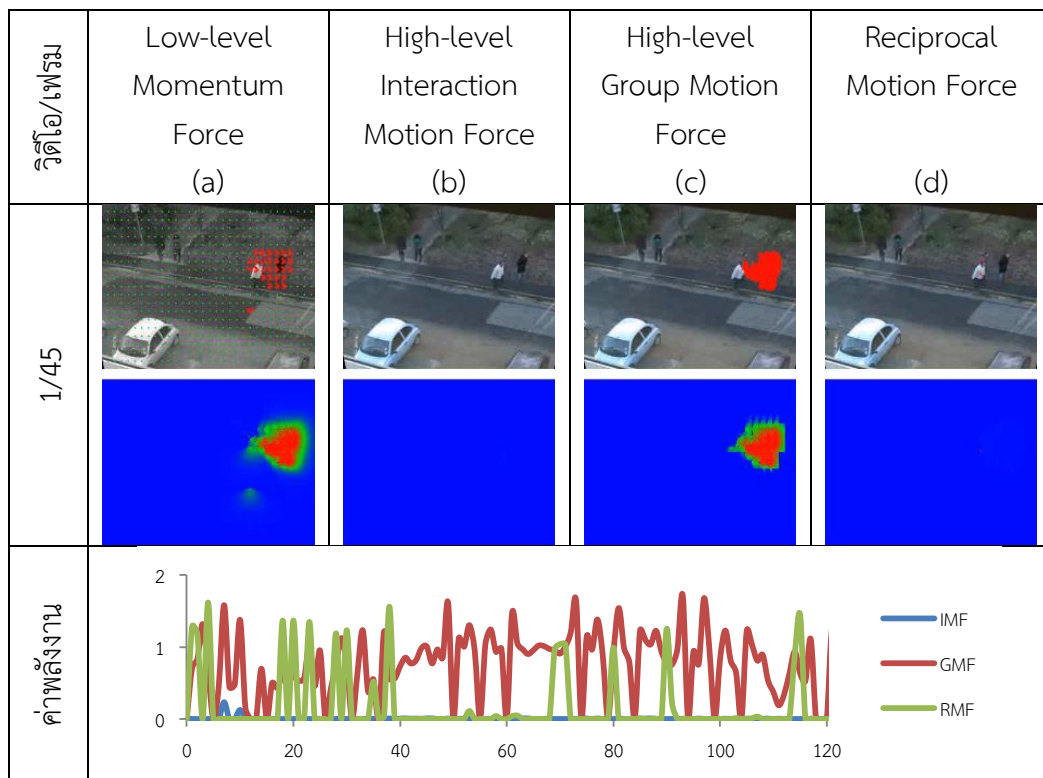


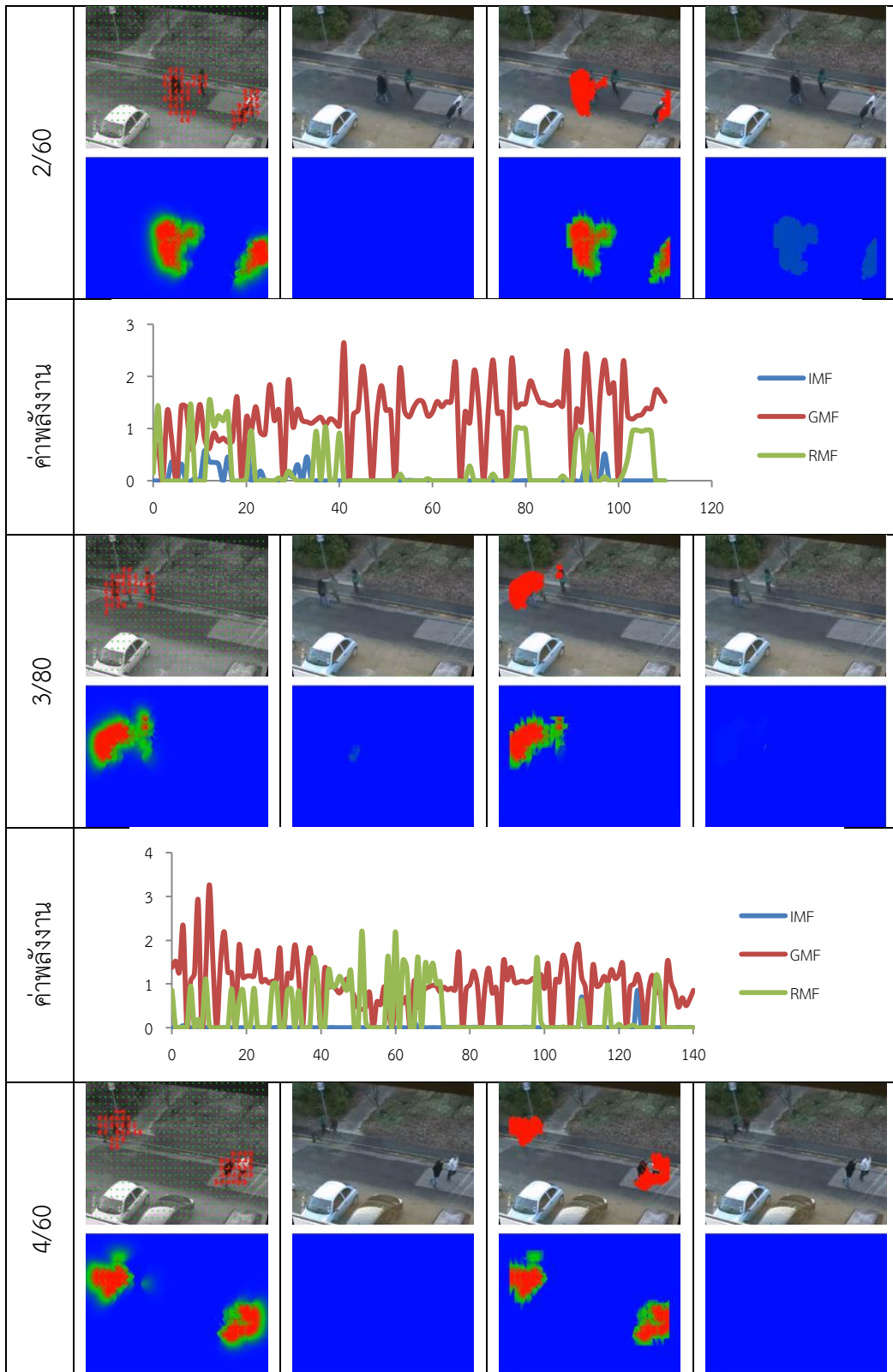


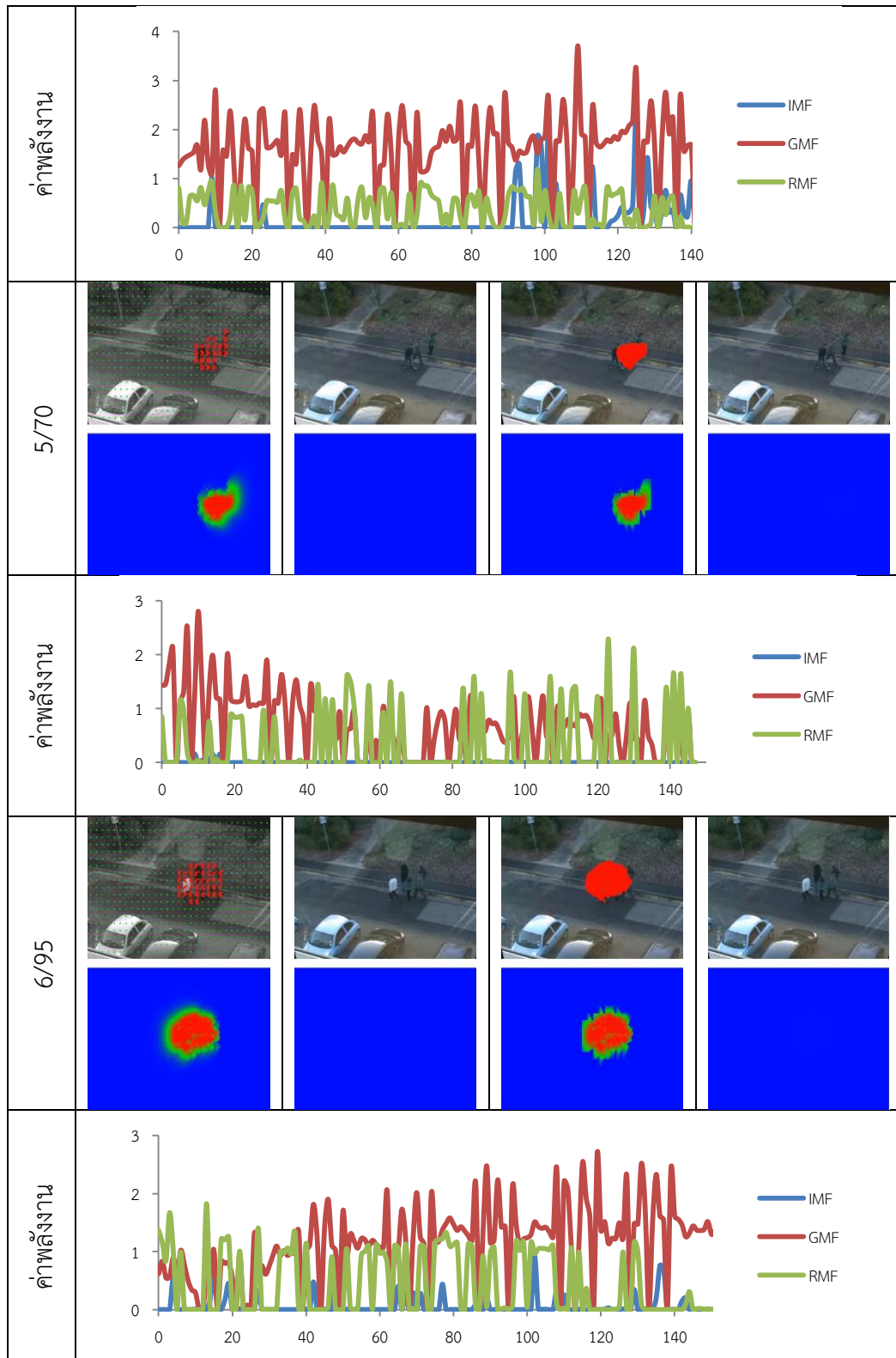
ภาพประกอบ 4-73 แสดงแผนภาพพลังงานของ (a) พลังงาน  $MFM_L$  (b) GMF (c) IMF และ (d) RMF ในระดับสูงของวิธีการ IMF ทดสอบด้วยชุดวิดีโอ BEHAVE กิจกรรมการชกต่อย



ภาพประกอบ 4-74 เป็นตัวอย่างผลการทดสอบการรู้จำกิจกรรมการเดินเป็นกลุ่มของชุดวิดีโอ BEHAVE แต่ละคอลัมน์ประกอบด้วย ภาพประกอบ 4-74a แผนภาพพลังงาน  $MFM_L$  ซึ่งเป็นการแสดงพลังงานการปฏิสัมพันธ์ระดับต่ำ จะปรากฏสีแดงในแผนภาพพลังงานเนื่องจากกลุ่มบุคคลเดินทางไปทางเดียวกันทั้งกลุ่มมีโพล์เกิดขึ้นจำนวนมาก ทำให้พลังงาน  $MFM_L$  มีค่าสูง ภาพประกอบ 4-74b เป็นแผนภาพพลังงาน IMF จะปรากฏเป็นสีเขียวหรือฟ้าบนแผนภาพนี้เนื่องจากกลุ่มบุคคลไม่มีการปฏิสัมพันธ์ในทิศทางตรงกันข้ามซึ่งทำให้มีค่าน้อย ภาพประกอบ 4-74c แสดงแผนภาพพลังงาน GMF ที่มีการเคลื่อนที่ของกลุ่มโพล์หรือกลุ่มบุคคลเป็นจำนวนมาก ทำให้ค่าพลังงาน GMF มีค่ามากแผนภาพพลังงานจะปรากฏเป็นแดง ภาพประกอบ 4-74d แสดงแผนภาพพลังงานของ RMF เนื่องจากมีการเคลื่อนที่ของโพล์เป็นจำนวนมากค่าพลังงาน RMF จะมีค่าน้อย แผนภาพพลังงานจะปรากฏเป็นสีเขียวหรือฟ้า กราฟด้านล่างของภาพตัวอย่างเป็นการแสดงค่าพลังงานเฉลี่ยสูงสุด 64 ค่าต่อเฟรมของ IMF GMF และ RMF ตามลำดับเป็นตัวอย่างเฟรมภาพที่แสดง ซึ่งพลังงาน GMF ของกิจกรรมการเดินเป็นกลุ่มจะมีค่ามากกว่า 1 ส่วนพลังงาน IMF และ RMF จะมีค่าใกล้เคียง 0 แต่ในบางกรณีบุคคลเคลื่อนที่ไม่เกาะกลุ่มกัน ทำให้เกิดกลุ่มย่อยมีขนาดเล็กที่ทำให้ RMF มีค่าสูง

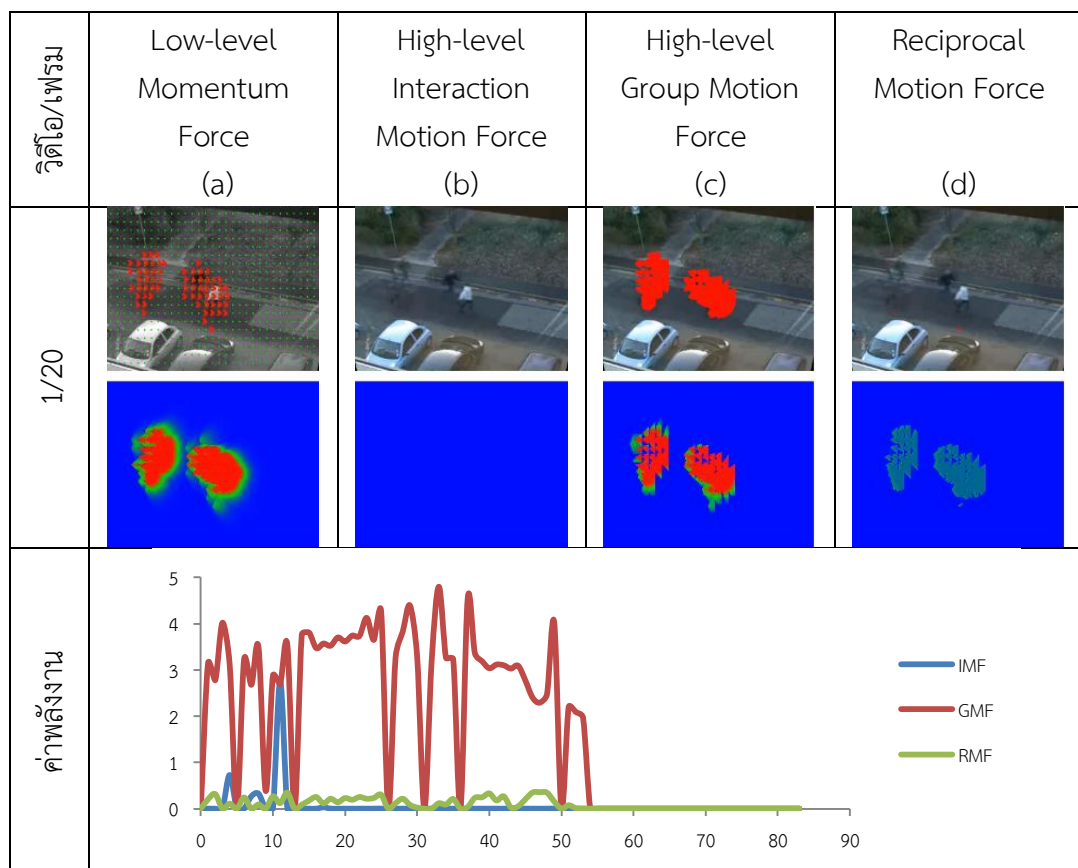


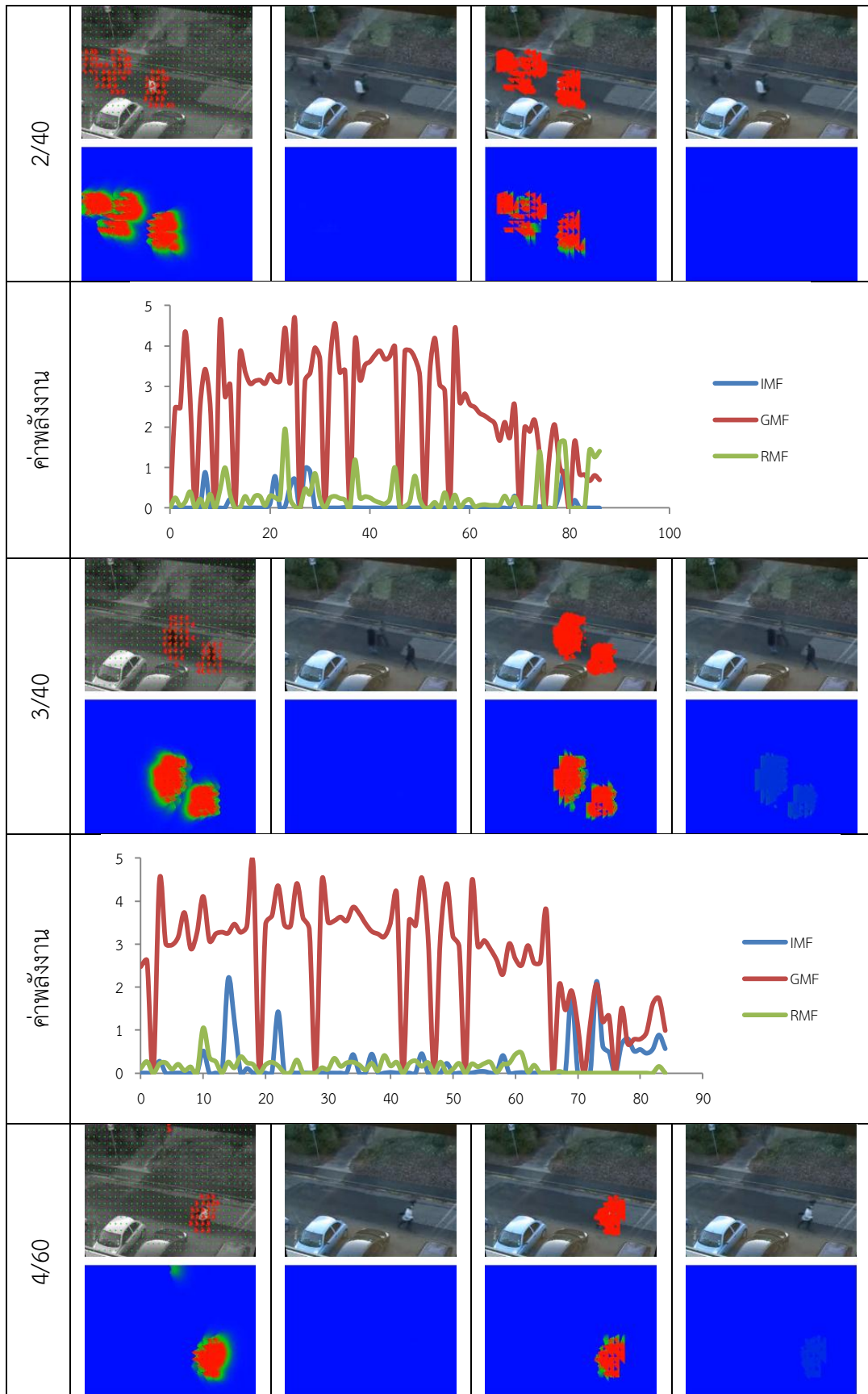




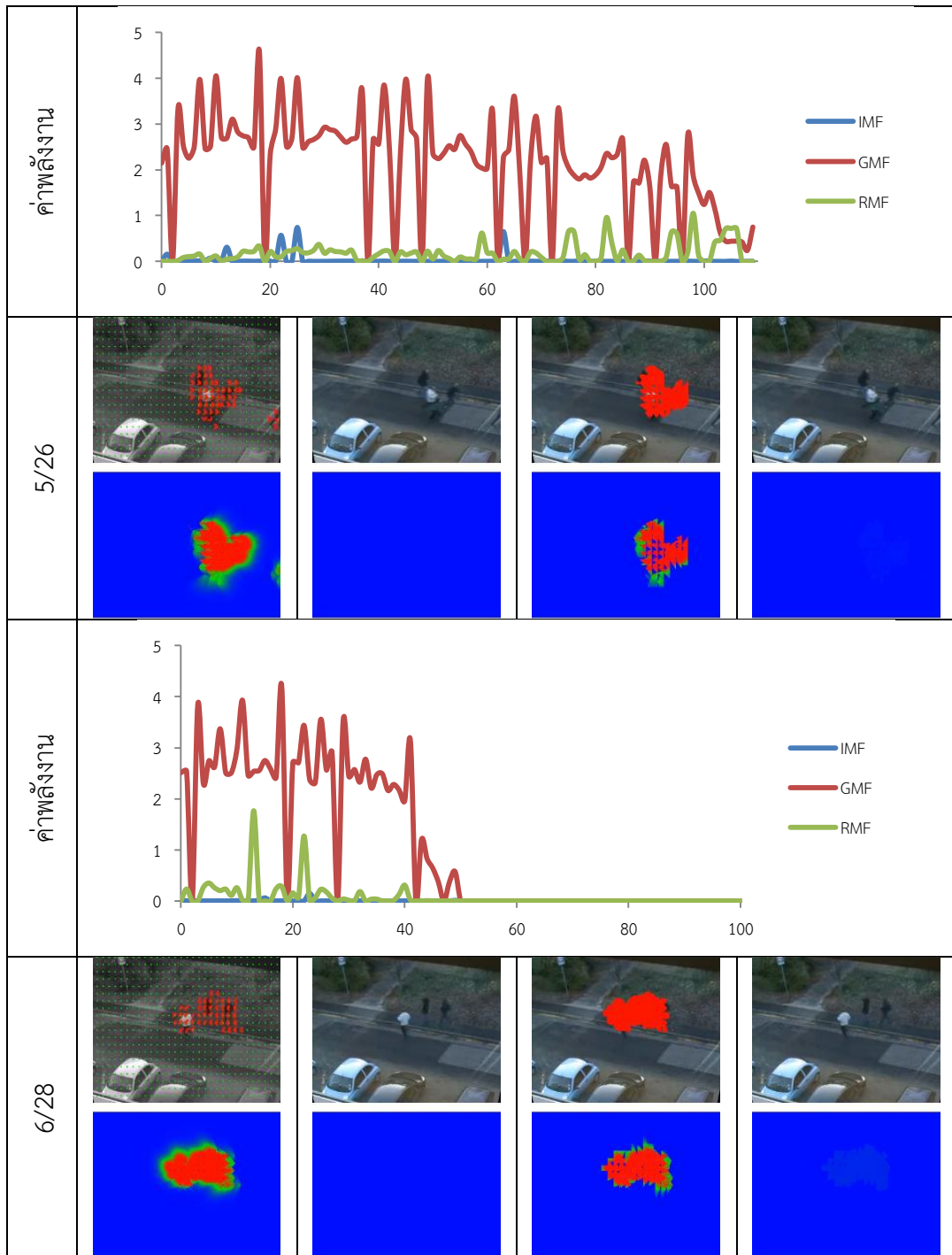
ภาพประกอบ 4-74 แสดงแผนภาพพลังงานของ (a) พลังงาน  $MFM_L$  (b) GMF (c) IMF และ (d) RMF ในระดับสูงของวิธีการ IMF ทดสอบด้วยชุดวิดีโอ BEHAVE กิจกรรมการเดินเป็นกลุ่ม

ภาพประกอบ 4-75 เป็นตัวอย่างผลการทดสอบการรู้จำกิจกรรมการวิ่งเป็นกลุ่มของชุดวิดีโอ BEHAVE แต่ละคอลัมน์ประกอบด้วย ภาพประกอบ 4-75a แผนภาพพลังงาน MFM<sub>L</sub> ซึ่งเป็นการแสดงพลังงานการปฏิสัมพันธ์ระดับต่ำ ปรากฏสีแดงในแผนภาพพลังงานเนื่องจากกลุ่มบุคคลวิ่งเกาะกลุ่มไปทางเดียวกันทำให้พลังงาน MFM<sub>L</sub> มีค่าสูง ภาพประกอบ 4-75b เป็นแผนภาพพลังงาน IMF กลุ่มบุคคลไม่มีการปฏิสัมพันธ์ในทิศทางตรงกันข้าม ทำให้ไม่มีค่าพลังงาน IMF ภาพประกอบ 4-75c แสดงแผนภาพพลังงาน GMF ที่มีการเคลื่อนที่ของกลุ่มโพล์หรือกลุ่มบุคคลเป็นจำนวนมาก ทำให้ค่าพลังงาน GMF มีค่ามากแผนภาพพลังงานจะปรากฏเป็นแดง ภาพประกอบ 4-75d แสดงแผนภาพพลังงานของ RMF ค่าพลังงาน RMF จะมีค่าน้อยแผนภาพพลังงานจะปรากฏเป็นสีเขียวหรือฟ้า เนื่องจากมีการเคลื่อนที่ของโพล์เป็นจำนวนมาก กราฟด้านล่างของภาพตัวอย่างเป็นการแสดงค่าพลังงานเฉลี่ยสูงสุด 64 ค่าต่อเฟรมของ IMF GMF และ RMF ตามลำดับเป็นตัวอย่างเฟรมภาพที่แสดง ซึ่งพลังงาน GMF ของกิจกรรมการวิ่งเป็นกลุ่มจะมีค่ามากกว่า 2 ส่วนพลังงาน IMF และ RMF จะมีค่าน้อยใกล้เคียง 0

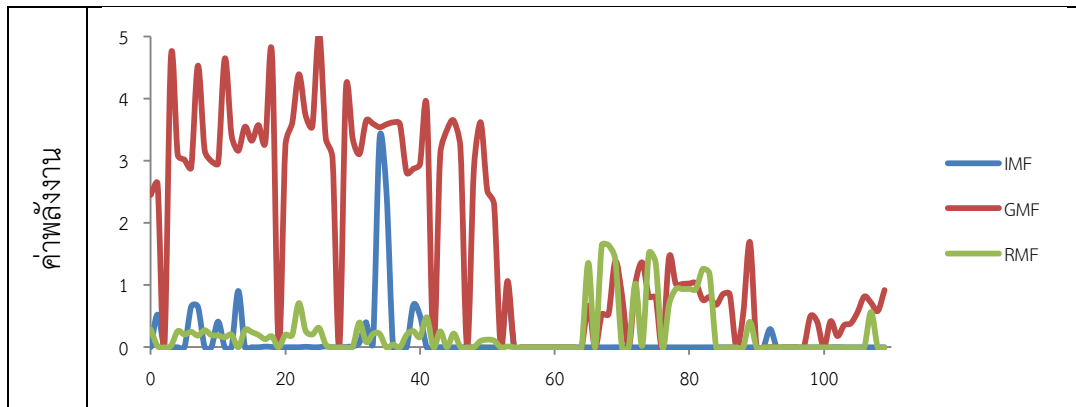








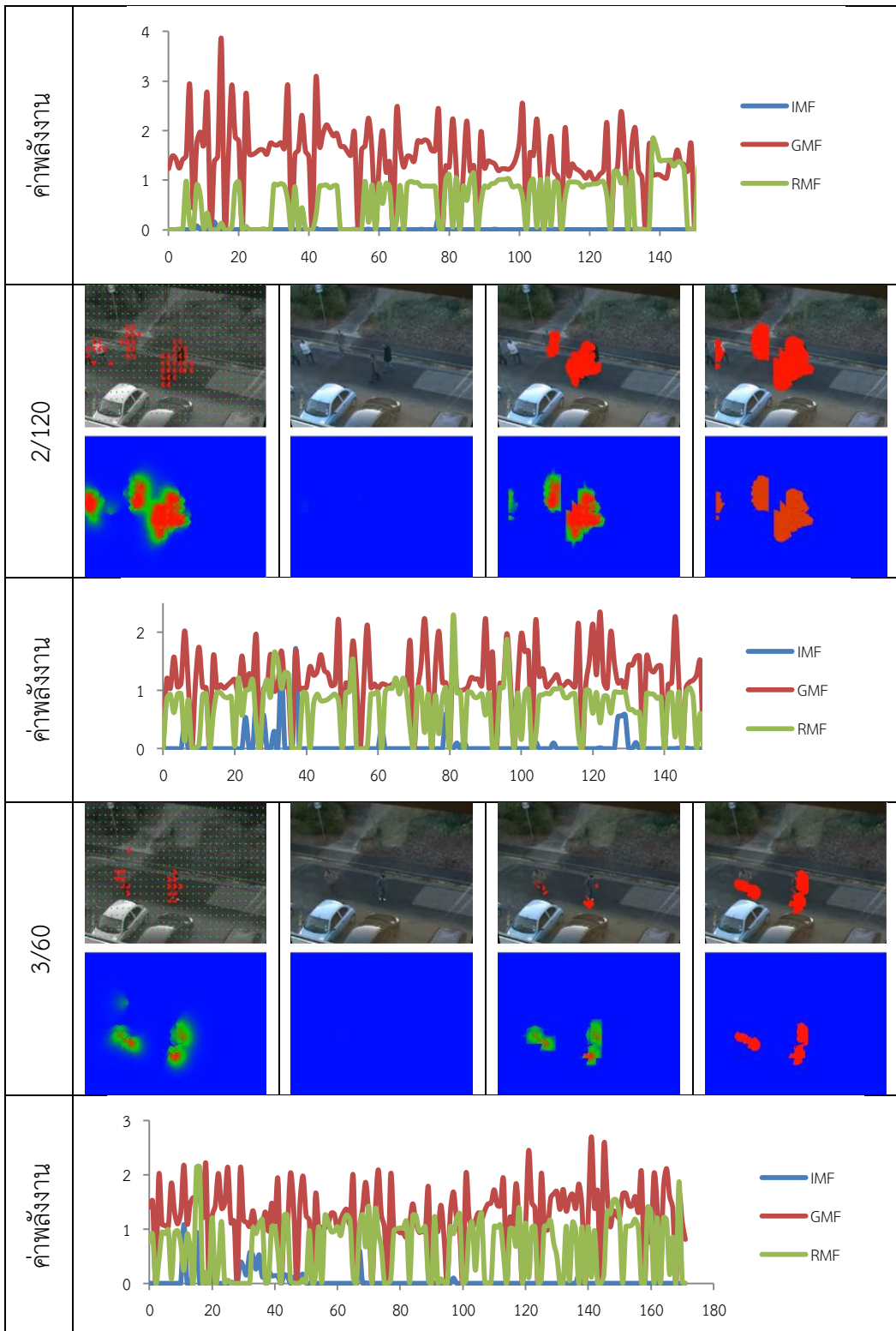


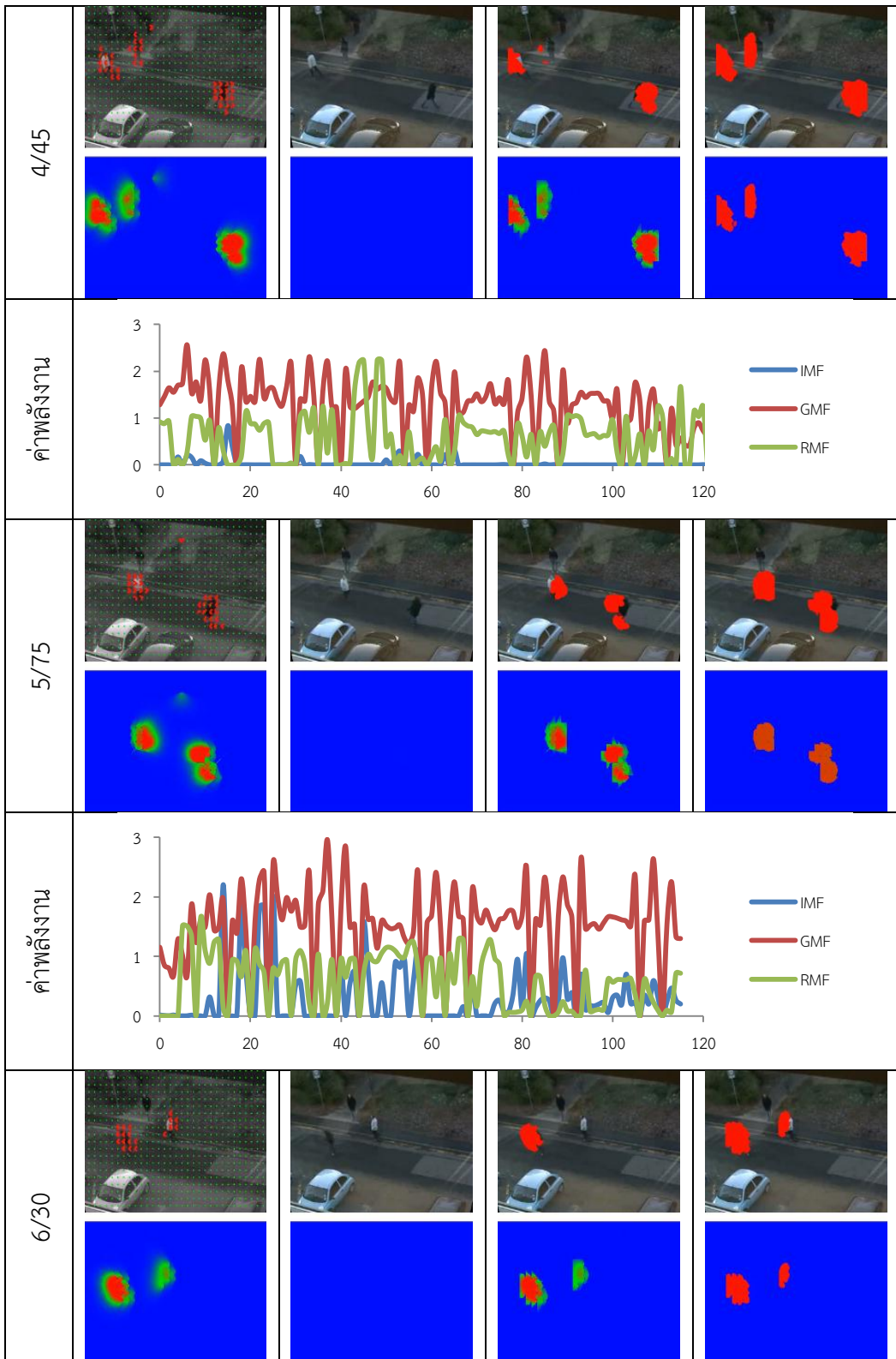


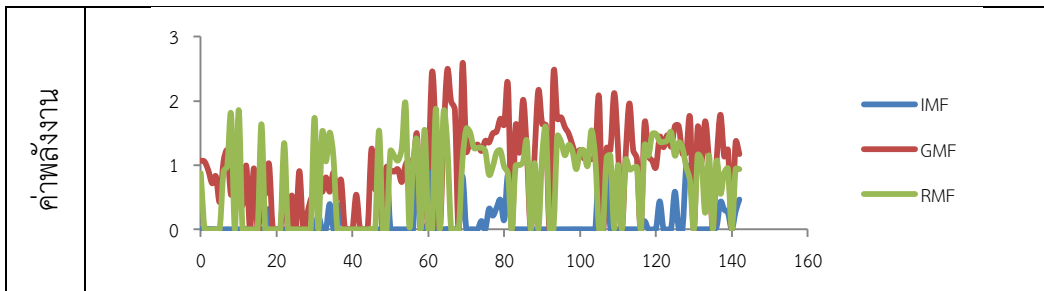
ภาพประกอบ 4-75 แสดงแผนภาพพลังงานของ (a) พลังงาน  $MFM_L$  (b) GMF (c) IMF และ (d) RMF ในระดับสูงของวิธีการ IMF ทดสอบด้วยชุดวิดีโอ BEHAVE กิจกรรมการวิ่งเป็นกลุ่ม

ภาพประกอบ 4-76 เป็นตัวอย่างผลการทดสอบการรู้จำกิจกรรมการเดินไม่สนใจกันของชุดวิดีโอ BEHAVE แต่ละคอลัมน์ประกอบด้วย ภาพประกอบ 4-76a แผนภาพพลังงาน  $MFM_L$  ซึ่งเป็นการแสดงพลังงานการปฏิสัมพันธ์ระดับต่ำ แผนภาพพลังงาน  $MFM_L$  จะปรากฏสีส้มแดงมีค่าปานกลางจากการเคลื่อนที่ของแต่ละบุคคลที่ไม่ได้มีปฏิสัมพันธ์กับผู้อื่น ภาพประกอบ 4-76b เป็นแผนภาพพลังงาน IMF จะปรากฏเป็นสีเขียวหรือฟ้า เนื่องจากกลุ่มบุคคลเดินโดยไม่มีการปฏิสัมพันธ์ในทิศทางตรงกันข้ามกับผู้อื่น ทำให้พลังงาน IMF มีค่าน้อย ภาพประกอบ 4-76c แสดงแผนภาพพลังงาน GMF จะปรากฏเป็นสีส้มซึ่งมีค่าพลังงานปานกลางเนื่องจากมีการเคลื่อนที่ของกลุ่มโพล์ของแต่ละบุคคล ภาพประกอบ 4-76d แสดงแผนภาพพลังงานของ RMF ค่าพลังงาน RMF จะมีค่ามาก แผนภาพพลังงานจะปรากฏเป็นสีแดง เนื่องจากมีการเคลื่อนที่ของโพล์เป็นจำนวนน้อย กราฟด้านล่างของภาพตัวอย่างเป็นการแสดงค่าพลังงานเฉลี่ยสูงสุด 64 ค่าต่อเฟรมของ IMF GMF และ RMF ตามลำดับเป็นตัวอย่างเฟรมภาพที่แสดง ซึ่งพลังงาน GMF ของกิจกรรมเดินไม่สนใจกันจะมีค่าใกล้เคียง 1 หรือมากกว่า ส่วนพลังงาน IMF จะมีค่าใกล้เคียง 0 และ RMF จะมีค่าใกล้เคียง 1 หรือมากกว่า

วิดีโอ/เฟรม	Low-level Momentum Force (a)	High-level Interaction Motion Force (b)	High-level Group Motion Force (c)	Reciprocal Motion Force (d)
1/70				



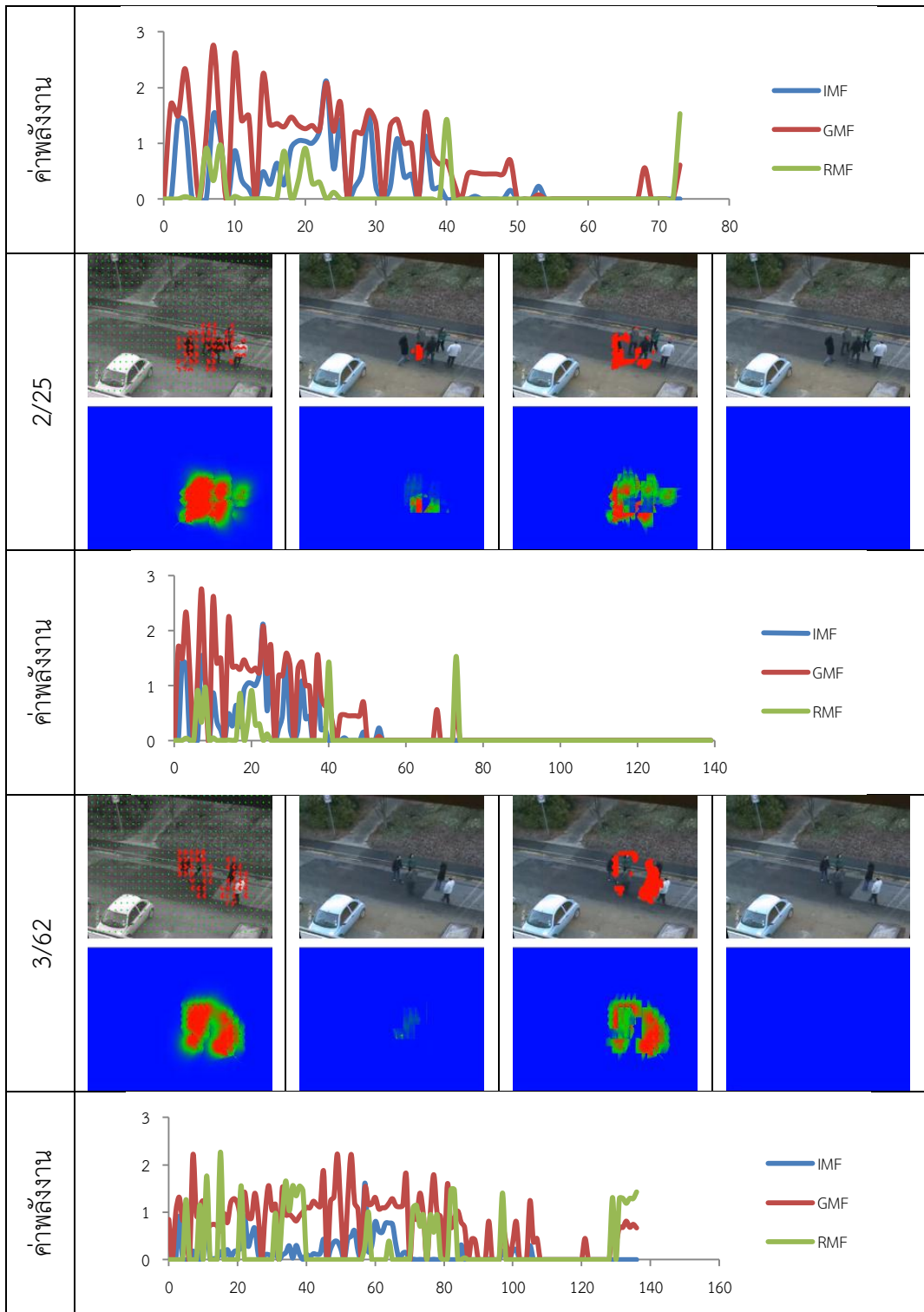




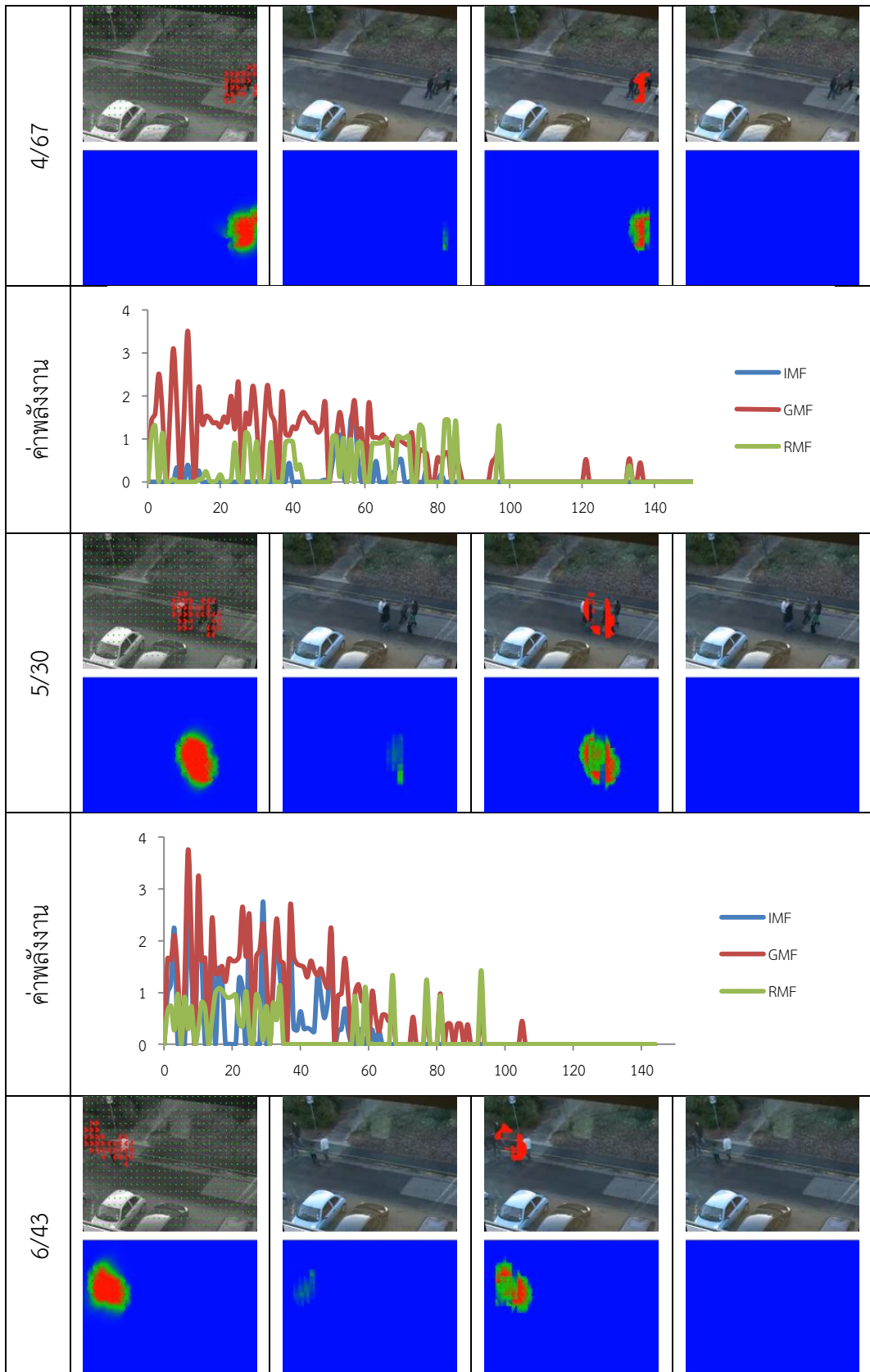
ภาพประกอบ 4-76 แสดงแผนภาพพลังงานของ (a) พลังงาน  $MFM_L$  (b) GMF (c) IMF และ (d) RMF ในระดับสูงของวิธีการ IMF ทดสอบด้วยชุดวิดีโอ BEHAVE กิจกรรมการเดินไม่สนใจกัน

ภาพประกอบ 4-77 เป็นตัวอย่างผลการทดสอบการรู้จำกิจกรรมการเดินเข้าหากันของชุดวิดีโอ BEHAVE แต่ละคอลัมน์ประกอบด้วย ภาพประกอบ 4-77a แผนภาพพลังงาน  $MFM_L$  ซึ่งเป็นการแสดงพลังงานการปฏิสัมพันธ์ระดับต่ำปรากฏเป็นกลุ่มสีแดงในแผนภาพพลังงาน บริเวณกลุ่มบุคคลเดินเข้าหากันเพื่อจับกลุ่ม และเกิดโฟลว์เป็นจำนวนมากเคลื่อนที่เข้าหากัน ทำให้พลังงาน  $MFM$  มีค่ามาก ภาพประกอบ 4-77b เป็นแผนภาพพลังงาน IMF จะปรากฏเป็นกลุ่มสีส้มบนแผนภาพนี้ เนื่องจากกลุ่มบุคคลปฏิสัมพันธ์ในทิศทางตรงกันข้ามกับผู้อื่นด้วยความเร็วช้าๆ ทำให้พลังงาน IMF มีค่าปานกลาง ภาพประกอบ 4-77c แสดงแผนภาพพลังงาน GMF จะปรากฏเป็นสีแดงเนื่องจากการเคลื่อนที่ของกลุ่มโฟลว์ของกลุ่มบุคคลกลายเป็นสองกลุ่มใหญ่เข้าหากัน ทำให้ค่าพลังงาน GMF มีค่ามาก ภาพประกอบ 4-77d แสดงแผนภาพพลังงานของ RMF ค่าพลังงาน RMF จะมีค่าน้อยมากจนไม่ปรากฏสี เนื่องจากมีการเคลื่อนที่ของโฟลว์เป็นจำนวนมาก กราฟด้านล่างของภาพตัวอย่างเป็นการแสดงค่าพลังงานเฉลี่ยสูงสุด 64 ค่าต่อเฟรมของ IMF GMF และ RMF ตามลำดับซึ่งเป็นตัวอย่างเฟรมภาพที่แสดง ซึ่งพลังงาน GMF ของกิจกรรมเดินเข้าหากันจะมีค่ามากกว่า 1 ส่วนพลังงาน IMF จะมีค่าใกล้เคียง 0.5 หรือมากกว่า และ RMF จะมีค่าใกล้เคียง 0 แต่การรวมกลุ่มทำให้โฟลว์มีขนาดเล็กลง ทำให้ RMF มีค่าสูงขึ้นได้

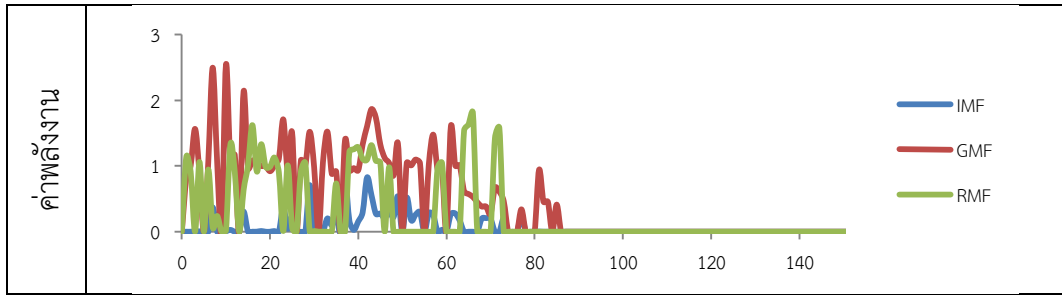
วิดีโอ/เฟรม	Low-level Momentum Force (a)	High-level Interaction Motion Force (b)	High-level Group Motion Force (c)	Reciprocal Motion Force (d)
1/10				









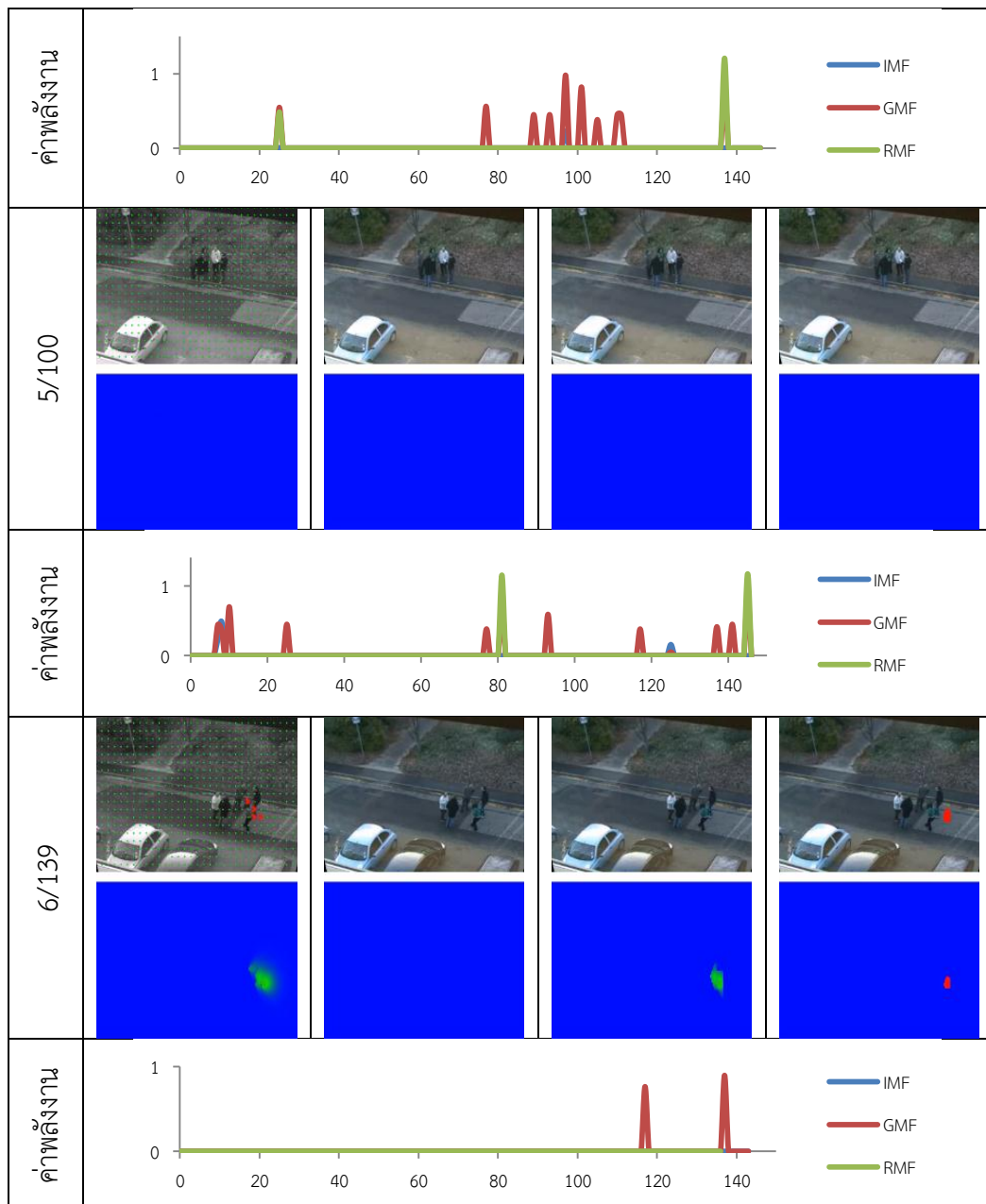


ภาพประกอบ 4-77 แสดงแผนภาพพลังงานของ (a) พลังงาน  $MFM_L$  (b) GMF (c) IMF และ (d) RMF ในระดับสูงของวิธีการ IMF ทดสอบด้วยชุดวิดีโอ BEHAVE กิจกรรมการเดินเข้าหากัน

ภาพประกอบ 4-78 เป็นตัวอย่างผลการทดสอบการรู้จำกิจกรรมยืนพูดคุยกันของชุดวิดีโอ BEHAVE แต่ละคอลัมน์ประกอบด้วย ภาพประกอบ 4-78a แผนภาพพลังงาน  $MFM_L$  ซึ่งเป็นการแสดงพลังงานการปฏิสัมพันธ์ระดับต่ำ จะปรากฏสีเขียวหรือฟ้าในแผนภาพพลังงานเนื่องจากกลุ่มบุคคลยืนพูดคุยกันด้วยการเคลื่อนไหวตัวเพียงเล็กน้อย ทำให้พลังงาน  $MFM_L$  มีค่าน้อย หรือกลุ่มบุคคลพูดคุยกันโดยไม่ขยับตัวทำให้ไม่มีค่าพลังงาน ภาพประกอบ 4-78b เป็นแผนภาพพลังงาน IMF กลุ่มบุคคลไม่มีการปฏิสัมพันธ์ในทิศทางตรงกันข้าม ทำให้ไม่เกิดพลังงาน IMF ภาพประกอบ 4-78c แสดงแผนภาพพลังงาน GMF ที่มีการเคลื่อนที่ของกลุ่มโฟลว์ของบางบุคคลเพียงเล็กน้อย ทำให้ค่าพลังงาน GMF มีค่าน้อยแผนภาพพลังงานจะปรากฏเป็นสีเขียวหรือฟ้า หรือถ้าบุคคลไม่มีการเคลื่อนที่จะทำให้ไม่มีพลังงาน GMF ภาพประกอบ 4-78d แสดงแผนภาพพลังงานของ RMF ถ้าบุคคลไม่มีการเคลื่อนที่จะทำให้ไม่มีพลังงาน RMF แต่ถ้าบางเฟรมบางบุคคลมีการเคลื่อนที่เกิดโฟลว์จำนวนน้อยค่าพลังงาน RMF จะมีค่ามากแผนภาพพลังงานจะปรากฏเป็นสีแดง ส่วนกราฟด้านล่างของภาพตัวอย่างเป็นการแสดงค่าพลังงานเฉลี่ยสูงสุด 64 ค่าต่อเฟรมของ IMF GMF และ RMF ตามลำดับซึ่งเป็นตัวอย่างเฟรมภาพที่แสดง ซึ่งพลังงาน GMF ของกิจกรรมยืนพูดคุยกันจะมีค่าใกล้เคียง 0.5 หรือมากกว่า ส่วนพลังงาน IMF จะมีค่าใกล้เคียง 0 และ RMF จะมีค่าใกล้เคียง 0 เมื่อบุคคลไม่มีการเคลื่อนที่ หรือมากกว่า 1 เมื่อมีการขยับตัวเล็กน้อย

วิดีโอ/เฟรม	Low-level Momentum Force (a)	High-level Interaction Motion Force (b)	High-level Group Motion Force (c)	Reciprocal Motion Force (d)
1/60				

ค่าพลังงาน				
2/25				
ค่าพลังงาน				
3/80				
ค่าพลังงาน				
4/65				



ภาพประกอบ 4-78 แสดงแผนภาพพลังงานของ (a) พลังงาน  $MFM_L$  (b) GMF (c) IMF และ (d) RMF ในระดับสูงของวิธีการ IMF ทดสอบด้วยชุดวิดีโอ BEHAVE กิจกรรมการยืนพูดคุยกัน

#### 4.4.5 การประเมินประสิทธิภาพการรู้จำกลุ่มบุคคลที่ทดสอบด้วยชุดวิดีโอ BEHAVE

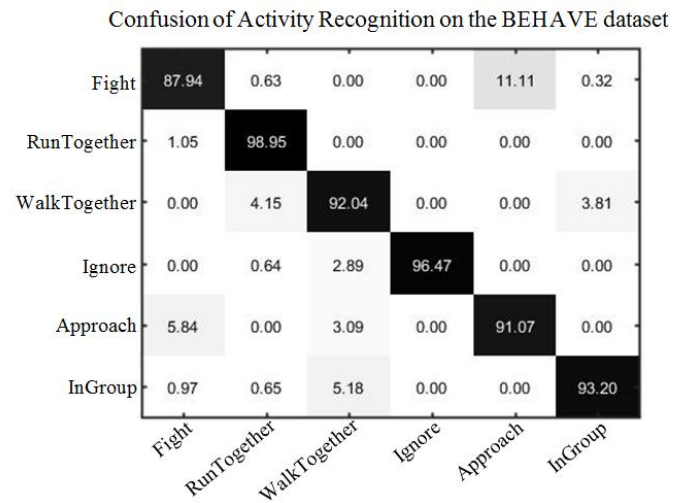
ทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของโมเดล MFM เทียบกับวิธีการ GIZ ใดๆก็ตาม การเปรียบเทียบทำได้ 4 กิจกรรมจาก 6 กิจกรรม แต่การเดินไม่สนใจกันและการวิ่งไปด้วยกันจะไม่มีทดสอบด้วย GIZ จาก 4 กิจกรรมผลการทดลองจากอัลกอริทึม MFM มีความถูกต้องมากกว่า GIZ 3 กิจกรรม จากตารางที่ 4-7 แสดงค่าความถูกต้องของวิธีการ MFM เปรียบเทียบกับวิธีการ GIZ ใดๆก็ตาม การเปรียบเทียบด้วยชุดวิดีโอนี้สามารถทำได้ 4 เหตุการณ์จาก 6 เหตุการณ์ ซึ่ง

เหตุการณ์เดินไม่สนใจกัน (Ignore) และวิ่งไปด้วยกัน (RunTogether) ไม่ได้ถูกรวมในการทดสอบนี้ การเปรียบเทียบการทดสอบทั้ง 4 เหตุการณ์นี้ วิธีการ MFM มีค่าความถูกต้องมากกว่า 3 เหตุการณ์ ซึ่งเหตุการณ์ที่ค่าความถูกต้องน้อยกว่า GIZ คือ การยืนคุยกันในกลุ่ม (InGroup) ซึ่งค่าเฉลี่ยความถูกต้องของ MFM มีค่าประมาณ 93.3% ในขณะที่ GIZ มีค่าประมาณ 89.6% ซึ่ง MFM มีสามารถพัฒนาความถูกต้องขึ้นมาที่ค่า 3.7 เปอร์เซ็นต์เจพอยท์ หรือมากกว่า 4% ค่าความถูกต้องที่น้อยที่สุดของวิธีการ MFM คือ 88% (เหตุการณ์ชกต่อย) ในขณะที่เหตุการณ์อื่น ๆ มีค่าความถูกต้องมากกว่า 90% ในทางกลับกัน ค่าความถูกต้องต่ำสุดของ GIZ มีค่าประมาณ 83% แต่ค่าความถูกต้องสูงสุดคือ 100% (การยืนคุยกันในกลุ่ม)

ตาราง 4-7 แสดงความถูกต้องของ MFM เปรียบเทียบกับ GIZ ด้วยชุดวิดีโอ BEHAVE

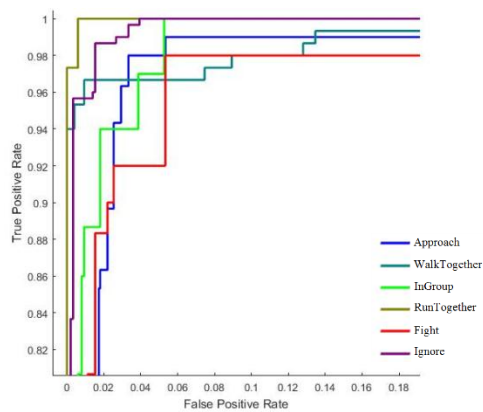
Activity	MFM (%)	A Study using GIZ[31] (%)
Approach	91.07	83.33
Ignore	96.47	-
InGroup	93.20	100.00
WalkTogether	92.04	91.66
RunTogether	98.95	-
Fight	87.94	83.33
Average	93.28	89.58

จาก Confusion Matrix จากภาพประกอบ 4-79 จากการทดสอบอัลกอริทึมด้วยชุดวิดีโอ BEHAVE แสดงให้เห็นกิจกรรมที่มีค่าความถูกต้องสูงสุดของการรู้จำกิจกรรมทั้ง 6 กิจกรรม ซึ่งกิจกรรมการวิ่งเป็นกลุ่ม (RunTogether) มีค่าความถูกต้องใกล้เคียง 99% ตามด้วยกิจกรรมการเดินไม่สนใจกัน (Ignore) มีค่าความถูกต้อง 96.5% ส่วนค่าความผิดพลาดที่เกิดขึ้นมีดังนี้ 5% ของกิจกรรมการยืนคุยกันในกลุ่ม (InGroup) ประมาณ 5% ของการยืนคุยกันในกลุ่ม (InGroup) ถูกตัดสินว่าเป็นกิจกรรมการเดินเป็นกลุ่ม (WalkTogether) ในส่วนกิจกรรมการเดินเป็นกลุ่ม (WalkTogether) ถูกแปลความหมายผิดเป็นกิจกรรมการวิ่งเป็นกลุ่ม (RunTogether) เท่ากับ 4% และรวมทั้ง 4% เป็นกิจกรรมการยืนคุยกันในกลุ่ม (InGroup) ส่วนกิจกรรมการเดินเข้าหากัน (Approach) ถูกตัดสินเป็นกิจกรรมการชกต่อย (Fight) เท่ากับ 6% และเป็นกิจกรรมการเดินเป็นกลุ่ม (WalkTogether) เท่ากับ 3% จะเห็นได้ว่าค่าความถูกต้องต่ำสุดของชุดวิดีโอนี้ คือ กิจกรรมการชกต่อย (Fight) ซึ่งมีค่าความผิดพลาด 11% ถูกแปลความหมายผิดเป็นกิจกรรมการเดินเข้าหากัน (Approach) เนื่องจากชุดวิดีโอนี้กิจกรรมการชกต่อยมีการเคลื่อนที่เฉพาะส่วนของมือซึ่งอาจไม่ชัดเจนในการตรวจจับการเคลื่อนที่



ภาพประกอบ 4-79 แสดง Confusion Matrix ของโมเดล MFM ด้วยชุดวิดีโอ BEHAVE เพื่อเป็นการแสดงประสิทธิภาพของการรู้จำกิจกรรมของกลุ่มบุคคล

กราฟ ROC ที่แสดงในภาพที่ 19 แสดงค่าประสิทธิภาพของ MFM ที่สามารถแยกกิจกรรมต่างๆ โดยที่การวิ่งเป็นกลุ่ม (RunTogether) มีความถูกต้องมากที่สุด และกิจกรรมการชกต่อย (Fight) มีความถูกต้องต่ำสุด



ภาพประกอบ 4-80 แสดงกราฟ ROC (Receiver Operating Characteristic curve) จากวิธีการ MFM ทดสอบด้วยฐานข้อมูล BEHAVE

#### 4.4.6 สรุป

การรู้จำกิจกรรมของกลุ่มบุคคลเป็นสิ่งที่สำคัญ สำหรับระบบรักษาความปลอดภัย ด้วยกล้องวิดีโอ งานวิจัยที่ผ่านมาได้พัฒนาวิธีการต่างๆ เพื่อเพิ่มความถูกต้องให้กับระบบ ในงานวิจัยนี้ได้นำเสนอโมเดล Momentum Force Model : MFM ที่ใช้ออปติคอลโฟลว์ซึ่งเป็นพีเจอร์ในระดับต่ำ ร่วมกับพีเจอร์ในระดับสูง ประกอบด้วย Group Motion Force (GMF) Interaction Motion Force (IMF) และ Reciprocal Motion Force (RMF) ซึ่งโมเดลนี้ใช้ระบุพฤติกรรมของกลุ่มบุคคล โดยเน้นที่การปฏิสัมพันธ์ โดยไม่ต้องมีการติดตามและแบ่งแยกวัตถุ เพื่อให้ระบบสามารถทำงานได้เมื่อกิจกรรมในภาพมีจำนวนมากขึ้น หรือภาพมีความซับซ้อนมากขึ้น โดยทดสอบด้วย 6 กิจกรรมของกลุ่มบุคคลได้แก่ การเดินแบบไม่สนใจกัน (Ignore) การเดินเข้าหากัน (Gather) การชกต่อย (Fight) การยืนพูดคุยกัน (StandTalk) การเดินเป็นกลุ่ม (WalkInGroup) และการวิ่งเป็นกลุ่ม (RunInGroup) จากนั้นทำการทดสอบประสิทธิภาพของโมเดล MFM ด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ NUS-HGA และ BEHAVE ที่สามารถปรับปรุงวิธีการและมีความถูกต้องเพิ่มขึ้นจากงานวิจัยที่ผ่านมา 27% และ 4% สำหรับชุดวิดีโอดังกล่าว ซึ่งสำหรับการพัฒนาโมเดลดังกล่าวสามารถเป็นทางเลือกหนึ่ง สำหรับระบบรู้จำพฤติกรรมสำหรับบุคคลได้



## บทที่ 5

### สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ

ในบทนี้จะกล่าวถึงบทสรุปของงานวิจัยนี้ ซึ่งได้นำเสนอโมเดลที่พัฒนาขึ้นมาใหม่ที่เรียกว่าโมเดลพลังงานโมเมนตัม (Momentum Force Model : MFM) เป็นการพัฒนาขึ้นเพื่อวิเคราะห์กิจกรรมของกลุ่มบุคคลที่มีแนวคิดตามลักษณะพฤติกรรมที่กลุ่มบุคคลมีการปฏิสัมพันธ์กันด้วยโมเดลพลังงานโมเมนตัมระดับต่ำ (Low-Level Momentum Force Model : MFM<sub>L</sub>) ซึ่งเป็นโมเดลการเคลื่อนที่ของกลุ่มบุคคลจากพีเจอร์ระดับต่ำ (ออปติคอลโฟลว์) ที่สามารถตรวจจับพฤติกรรมผิดปกติในฝูงชน และตรวจจับพฤติกรรมชกต่อยในกลุ่มบุคคล นอกจากนี้โมเดลพลังงาน MFM ยังสามารถรู้จักกิจกรรมของกลุ่มบุคคล ร่วมกับโมเดลพลังงานปฏิสัมพันธ์ระดับสูง ประกอบด้วยพลังงานการเคลื่อนที่แบบกลุ่ม (Group Motion Force : GMF) ถูกใช้เพื่ออธิบายพฤติกรรมของกิจกรรม ที่มีการเคลื่อนที่ไปด้วยกันทั้งกลุ่ม พลังงานการเคลื่อนที่แบบปฏิสัมพันธ์ (Interaction Motion Force : IMF) ถูกใช้เพื่ออธิบายพฤติกรรมของกิจกรรมที่มีปฏิสัมพันธ์กันภายในกลุ่มแบบทิศทางตรงกันข้าม และพลังงานการเคลื่อนที่เชิงขนาดพื้นที่ (Reciprocal Motion Force : RMF) ที่ถูกใช้เพื่ออธิบายความหนาแน่นของกลุ่มบุคคล และจำแนกกิจกรรมต่างๆได้ด้วยนิรอรเลนเน็ตเวิร์ก ซึ่งในงานวิจัยนี้ได้ศึกษา 6 กิจกรรม ได้แก่ การเดินไม่สนใจกัน (Ignoring) การเดินเข้าหากัน (Gathering) การชกต่อย (Fighting) การยืนพูดคุยกัน (StandTalking) การเดินเป็นกลุ่ม (WalkInGroup) และการวิ่งเป็นกลุ่ม (RunInGroup)

#### 5.1 สรุปผลการทดสอบการตรวจจับพฤติกรรมที่ผิดปกติในฝูงชน

งานวิจัยในหัวข้อนี้เป็นการนำเสนอการตรวจจับพฤติกรรมที่ผิดของฝูงชนด้วยโมเดลพลังงาน MFM ซึ่งพฤติกรรมความผิดปกติ คือ ฝูงชนมีการวิ่งหนีแตกตื่นด้วยความเร็วมาก โดยการประมาณค่าความเร็วของฝูงชนด้วยวิธีการออปติคอลโฟลว์ในตำแหน่งกริดของภาพ ซึ่งโมเดลพลังงานนี้มีแนวคิดมาจากการกระจายพลังงาน 2 ชนิด คือ การกระจายพลังงานที่ขึ้นกับระยะทาง และการกระจายพลังงานที่ขึ้นอยู่กับทิศทาง ทั้งนี้ค่าพลังงาน MFM ที่เกิดขึ้นจะขึ้นอยู่กับความเร็วของฝูงชน โดยไม่มีการติดตามบุคคลและไม่ขึ้นกับลักษณะของวัตถุ ผลรวมพลังงานการปฏิสัมพันธ์กันในฝูงชนจะถูกตัดสินเฟรมที่มีเหตุการณ์ผิดปกติ ด้วยวิธีการเทอร์สโพลด์เพื่อไม่ให้เกิดผลเสียต่อประสิทธิภาพของระบบ และประเมินความถูกต้องของอัลกอริทึมด้วยชุดวิดีโอฝูงชน UMN ผลการทดสอบการตรวจจับพฤติกรรมผิดปกติให้ค่าความถูกต้องสูงถึงร้อยละ 98 เมื่อเทียบกับงานวิจัยที่ผ่านมา โดยไม่คำนึงถึงเงื่อนไขของสภาวะแวดล้อมที่เปลี่ยนแปลง และการบังกันระหว่างบุคคลในฝูงชน

## 5.2 สรุปผลการทดสอบการตรวจจับพฤติกรรมการชกต่อในในกลุ่มบุคคล

งานวิจัยในหัวข้อนี้ได้นำเสนอการตรวจจับการชกต่อในกลุ่มบุคคล โดยใช้โมเดลพลังงาน MFM ที่แสดงการปฏิสัมพันธ์กันระหว่างกลุ่มบุคคล ซึ่งพฤติกรรมการชกต่อ จะถูกกำหนดโดยพลังงานการชกต่อระหว่างกลุ่มบุคคล ที่มีปฏิสัมพันธ์กันในทิศทางตรงกันข้ามอย่างรวดเร็ว โดยพลังงาน MFM จะคำนวณจากออปติคอลโฟลว์ที่เกิดขึ้น จากการเคลื่อนที่ของกลุ่มบุคคลตามที่ได้กล่าวมาข้างต้น และมาสร้างเป็นโมเดลพลังงานการชกต่อโดยคำนวณแพคเตอร์การชกต่อ ส่วนการตัดสินใจเหตุการณ์ชกต่อ จะมาจากพลังงานการชกต่อถูกพิจารณาเทียบกับค่าเทรสโฮลด์ ซึ่งพลังงานการชกต่อของตำแหน่งใดสูงกว่าค่าเทรสโฮลด์ จะถือว่าตำแหน่งนั้นเป็นตำแหน่งที่มีการชกต่อ ระบบจะถูกประเมิน ด้วยการนำมาทดสอบกับชุดข้อมูลวิดีโอ 2 ชนิด คือ NUS-HGA และ BEHAVE ผลการทดสอบสามารถปรับปรุงความถูกต้องเพิ่มขึ้นประมาณร้อยละ 10 เมื่อเทียบกับงานวิจัยที่ผ่านมา และมีค่าความถูกต้องประมาณร้อยละ 93.7

## 5.3 สรุปผลการทดสอบการรู้จำกิจกรรมของกลุ่มบุคคล

การรู้จำพฤติกรรมของกลุ่มบุคคลเป็นสิ่งที่สำคัญเพิ่มขึ้น สำหรับระบบรักษาความปลอดภัยด้วยกล้องวิดีโอ หลากหลายวิธีการที่ถูกพัฒนาขึ้นเพื่อเพิ่มความถูกต้องให้กับระบบ โดยใช้โมเดลพลังงาน MFM ที่ใช้ออปติคอลโฟลว์ซึ่งเป็นพีเจอร์ในระดับต่ำ และโมเดลด้วยพีเจอร์ในระดับสูง คือ พลังงานการเคลื่อนที่แบบกลุ่ม (Group Motion Force : GMF) พลังงานการเคลื่อนที่แบบปฏิสัมพันธ์ (Interaction Motion Force : IMF) และพลังงานการเคลื่อนที่เชิงขนาดพื้นที่ (Reciprocal Motion Force : RMF) ซึ่งโมเดลนี้ใช้ระบุพฤติกรรมของกลุ่มบุคคล โดยเน้นที่การปฏิสัมพันธ์ โดยไม่ต้องมีการติดตามและแบ่งแยกวัตถุ เพื่อให้ระบบสามารถทำงานได้เมื่อกลุ่มบุคคลในภาพมีจำนวนมากขึ้น หรือภาพมีความซับซ้อนมากขึ้น โดยทดสอบด้วยการรู้จำ 6 กิจกรรมของกลุ่มบุคคลได้แก่ การเดินแบบไม่สนใจกัน (Ignoring) การเดินเข้าหากัน (Gathering) การชกต่อ (Fighting) การยืนพูดคุยกัน (StandTalking) การเดินเป็นกลุ่ม (WalkInGroup) และการวิ่งเป็นกลุ่ม (RunInGroup) จากนั้นทำการทดสอบประสิทธิภาพของโมเดลพลังงานดังกล่าว ด้วยชุดข้อมูลวิดีโอ NUS-HGA และ BEHAVE ที่สามารถปรับปรุงวิธีการ และมีความถูกต้องเพิ่มขึ้นประมาณร้อยละ 27 และร้อยละ 4 สำหรับชุดวิดีโอดังกล่าวตามลำดับ ซึ่งสำหรับการพัฒนาโมเดลพลังงานนี้ สามารถเป็นทางเลือกหนึ่งสำหรับระบบที่ต้องการรู้จำพฤติกรรมสำหรับบุคคลได้

## 5.4 บทวิจารณ์

โมเดลพลังงานการปฏิสัมพันธ์ (Momentum Force Model : MFM) ซึ่งเป็นพลังงานที่ใช้แสดงลักษณะพฤติกรรมเคลื่อนที่ของฝูงชน หรือกลุ่มบุคคลโดยไม่มี การติดตามวัตถุ และไม่ขึ้นอยู่กับรูปร่างลักษณะของวัตถุ ค่าพลังงานจะขึ้นอยู่กับโฟลว์ของวัตถุซึ่งมาจากวิธีการออปติ

คอลโฟล์ว แต่ในบางครั้งอาจจะมีปัญหาในวิธีการคำนวณออปติคอลโฟล์ว โดยเฉพาะในภาพวิดีโอที่มีความมืดเนื่องจากแสงสว่างน้อย เช่น ในบริเวณอาคารของชุดข้อมูลวิดีโอ UMN ที่มีการทดสอบในอาคาร และชุดข้อมูลวิดีโอ BEHAVE ที่มีแสงสว่างน้อยเนื่องจากสภาพอากาศ ทำให้สี่เหลี่ยมของบางบุคคลที่มีสี่มืด เช่น สีเทาหรือสีดำจะมีความกลมกลืนไปกับฉากหลังของภาพ ที่ทำให้การตรวจจับการเคลื่อนที่ของบางบุคคลมีความผิดพลาด และเมื่อพิจารณาเวลาที่ใช้การคำนวณพลังงาน จะใช้เวลานาน เนื่องจากจะต้องนำโฟล์วที่เกิดขึ้นจำนวนมากทุกโฟล์ว มาพิจารณาดำเนินการปฏิสัมพันธ์กันกับโฟล์วใดบ้าง จากนั้นจึงนำโฟล์วนั้นๆ มาคำนวณหาค่าพลังงาน และต้องทำการรวมพลังงาน จึงควรที่จะทำการออปติไมเซชันเพื่อทำให้การคำนวณโมเดลพลังงานได้รวดเร็วขึ้น

แต่อย่างไรก็ตาม แนวคิดของการหาค่าพลังงานการปฏิสัมพันธ์ จากการเคลื่อนที่สามารถใช้งานได้กับกลุ่มฝูงชนที่มีบุคคลจำนวนมาก และสามารถใช้งานได้กับกลุ่มบุคคลที่มีจำนวนบุคคลระดับปานกลางหรือน้อยได้ เนื่องจากอัลกอริทึมนี้เป็นการวิเคราะห์การเคลื่อนที่ของวัตถุหรือบุคคลโดยไม่มีการติดตามวัตถุ และไม่ขึ้นอยู่กับลักษณะหรือรูปร่างของวัตถุ นอกจากนี้อัลกอริทึมดังกล่าว ยังสามารถนำไปประยุกต์ใช้กับงานที่ต้องการวิเคราะห์การเคลื่อนที่ของวัตถุอื่นๆ ได้ เช่น งานด้านการจราจรที่มีการเคลื่อนที่ของรถจำนวนมาก หรือในงานด้านการเกษตรที่มีการเคลื่อนที่ของสัตว์จำนวนมาก เป็นต้น

### บรรณานุกรม

- [1] T. Guha, R. K. Ward, Learning sparse representations for human action recognition, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 34 (8) (2012) 1576–1588.
- [2] J. Wang, Z. Liu, Y. Wu, J. Yuan, Mining actionlet ensemble for action recognition with depth cameras, in *Proc. IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition*, Providence, RI, USA, June 2012, 1290–1297.
- [3] X. Chen, A. L. Yuille, Articulated pose estimation by a graphical model with image dependent pairwise relations, in *Advances in Neural Information Processing Systems* (2014) 1736–1744.
- [4] N.-G. Cho, A. L. Yuille, S.-W. Lee, Adaptive occlusion state estimation for human pose tracking under self-occlusions, *Pattern Recognition* 46 (3) (2013) 649–661.
- [5] W. Lin, H. Chu, J. Wu, B. Sheng, Z. Chen, A heat-map-based algorithm for recognizing group activities in videos, *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology* 23 (11) (2013) 1980–1992.
- [6] M. S. Ryoo and J. K. Aggarwal, Spatio-temporal relationship match: Video structure comparison for recognition of complex human activities, in *Proc. IEEE Conf. Computer Vision*, Kyoto, Japan, 2009, 1593–1600.
- [7] H.-I. Suk, A. Jain, S.-W. Lee, A network of dynamic probabilistic models for human interaction analysis, *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology* 21 (7) (2011) 932–945.
- [8] B. Ni, S. Yan, A. Kassim, Recognizing human group activities with localized causalities, in *Proc. IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition*, Miami, FL, USA, June 2009, 1470–1477.
- [9] W. Choi, S. Savarese, A unified framework for multi-target tracking and collective activity recognition, in *Proc. European Conf. Computer Vision*, Florence, Italy, October 2012, 215–230.
- [10] T. Lan, L. Sigal, G. Mori, Social roles in hierarchical models for human activity recognition, in *Proc. IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition*, Providence, RI, USA, June 2012, pp. 1354–1361.
- [11] T. Lan, Y. Wang, W. Yang, S. Robinvitch, G. Mori, Discriminative latent models for recognizing contextual group activities, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 34 (8) (2012) 1549–1562.
- [12] Y. Zhu, N. Nayak and A. Roy-Chowdhury, Context-aware activity recognition and anomaly detection in video, *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing* 7 (1) (2013) 91–101.
- [13] R. Mehran, A. Oyama, M. Shah, Abnormal crowd behavior detection using social force model, in *Proc. IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition*, Miami, FL, USA, June 2009, 935-942.
- [14] H. Mousavi, H. K. Galoogahi, A. Perina, V. Murino, Detecting abnormal behavioral patterns in crowd scenarios, *Toward Robotic Socially Believable Behaving Systems-Volume II* (2016) 185-205.
- [15] P. Dollar, V. Rabaud, G. Cottrell, S. Belongie, Behavior recognition via sparse

- spatio-temporal features, in IEEE International Workshop on Performance Evaluation of Tracking and Surveillance, Beijing, China, October 2005, 65-72.
- [16] Y. Kong, W. Hu, X. Zhang, H. Wang, Y. Jia, Learning group activity in soccer videos from local motion, in Proc. Asian Conference on Computer Vision, Xi'an, China, September 2009, 103-112.
- [17] M.R. Amer, S. Todorovic, A chains model for localizing participants of group activities in videos, in Proc. IEEE Conf. Computer Vision, Barcelona, Spain, March 2011, 786-793.
- [18] W. Choi, K. Shahid, S. Savarese, Learning context for collective activity recognition, in Proc. IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition, Colorado Springs, USA, 2011, 3273-3280.
- [19] M.S. Ryoo, J.K. Aggarwal, Spatio-temporal relationship match: Video structure comparison for recognition of complex human activities, in Proc. IEEE Conf. Computer Vision, Kyoto, Japan, 2009, 1593-1600.
- [20] W. Brendel, A. Fern, S. Todorovic, Probabilistic event logic for interval-based event recognition, in Proc. IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition, Colorado Springs, USA, 2011, 3329-3336.
- [21] Z. Cheng, L. Qin, Q. Huang, S. Jiang, Q. Tian, Group activity recognition by Gaussian processes estimation, in Proc. International Conference on Pattern Recognition, Istanbul, Turkey, August 2010, 3228-3231.
- [22] W. Lin, Y. Chen, J. Wu, H. Wang, B. Sheng, H. Li, A new network-based algorithm for human activity recognition in videos, IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology 24 (5) (2014) 826-841.
- [23] G. Zhu, S. Yan, T. Han, C. Xu, Generative group activity analysis with quaternion descriptor, in Proc. International Multimedia Modeling Conference, Taipei, Taiwan, January 2011, 1-11.
- [24] A. Dore, C.S. Regazzoni, Interaction analysis with a Bayesian trajectory model, Intelligent Systems 25 (3) (2010) 32-40.
- [25] X. Cui, Q. Liu, M. Gao, D.N. Metaxas, Abnormal detection using interaction energy potentials, in Proc. IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition, Colorado Springs, USA, 2011, 3161-3167.
- [26] P. Rota, N. Conci, N. Sebe, Real time detection of social interaction in surveillance video, in Proc. European Conf. Computer Vision, Florence, Italy, October 2012, 111-120.
- [27] M. Cristani, L. Bazzani, G. Paggetti, A. Fossati, D. Tosato, A. Del Bue, G. Menegaz, V. Murino, Social interaction discovery by statistical analysis of formations, in Proc. British Machine Vision Conference, Dundee, UK, 2011, 23.1-23.12.
- [28] T. Gan, Y. Wong, D. Zhang, M.S. Kankanhalli, Temporal encoded formation system for social interaction detection, in Proc. ACM international conference on Multimedia, Barcelona, Spain, 2013, 937-946.
- [29] T. Lan, Y. Wang, W. Yang, G. Mori, Beyond actions: discriminative models for contextual group activities, in Proc. of Advances in Neural Information Processing Systems, Vancouver, British Columbia, Canada, December 2010, 1216-1224.
- [30] X. Chang, X. Li, Y. Mai, W. S. Zheng, A similar interaction model for group activity recognition in still images, in Proc. Chinese Conference on Biometric

- Recognition, Shenyang, China, November 2014, 514-521.
- [31] N. G. Cho, Y. J. Kim, U. Park, J. S. Park, S. W. Lee, Group activity recognition with group interaction zone based on relative distance between human objects, *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence* 29 (5) (2015).
  - [32] R. Leggett, "Real-time crowd simulation: A review," 2004.
  - [33] S. Wu, B. E. Moore, and M. Shah, "Chaotic invariants of Lagrangian particle trajectories for anomaly detection in crowded scenes," in *Proc. IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit.*, Jun. 2010, pp. 2054–2060.
  - [34] S. Ali and M. Shah, "A Lagrangian particle dynamics approach for crowd flow segmentation and stability analysis," in *Proc. IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit.*, Jun. 2007, pp. 1–6.
  - [35] R. Mehran, B. E. Moore, and M. Shah, "A streakline representation of flow in crowded scenes," in *Proc. Eur. Conf. Comput. Vis.*, 2010, pp. 439–452.
  - [36] M. Hu, S. Ali, and M. Shah, "Learning motion patterns in crowded scenes using motion flow field," in *Proc. IEEE Int. Conf. Pattern Recognit.*, 2008, pp. 1–5.
  - [37] M. Hu, S. Ali, and M. Shah, "Detecting global motion patterns in complex videos," in *Proc. 19th Int. Conf. Pattern Recognit.*, Dec. 2008, pp. 1–5.
  - [38] L. Kratz and K. Nishino, "Tracking pedestrians using local spatiotemporal motion patterns in extremely crowded scenes," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 34, no. 5, pp. 987–1002, May 2012.
  - [39] L. Kratz and K. Nishino, "Anomaly detection in extremely crowded scenes using spatio-temporal motion pattern models," in *Proc. IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit.*, Jun. 2009, pp. 1446–1453.
  - [40] P.-M. Jodoin, Y. Benezeth, and Y. Wang, "Meta-tracking for video scene understanding," in *Proc. 10th IEEE Int. Conf. Adv. Video Signal Based Surveill.*, Aug. 2013, pp. 1–6.
  - [41] Y. Cong, J. Yuan, and J. Liu, "Abnormal event detection in crowded scenes using sparse representation," *Pattern Recognit.*, vol. 46, no. 7, pp. 1851–1864, 2013.
  - [42] S. Bak, D.-P. Chau, J. Badie, E. Corvee, F. Brémond, and M. Thonnat, "Multi-target tracking by discriminative analysis on Riemannian manifold," in *Proc. 19th IEEE Int. Conf. Image Process.*, Sep./Oct. 2012, pp. 1605–1608.
  - [43] M. Lewandowski, D. Simonnet, D. Makris, S. A. Velastin, and J. Orwell, "Tracklet reidentification in crowded scenes using bag of spatio-temporal histograms of oriented gradients," in *Pattern Recognition*, vol. 7914. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 2013, pp. 94–103.
  - [44] C.-H. Kuo, C. Huang, and R. Nevatia, "Multi-target tracking by online learned discriminative appearance models," in *Proc. IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit.*, Jun. 2010, pp. 685–692.
  - [45] B. Zhou, X. Wang, and X. Tang, "Random field topic model for semantic region analysis in crowded scenes from tracklets," in *Proc. IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit.*, Jun. 2011, pp. 3441–3448.
  - [46] B. Zhou, X. Wang, and X. Tang, "Understanding collective crowd behaviors: Learning a mixture model of dynamic pedestrian-agents," in *Proc. IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit.*, Jun. 2012, pp. 2871–2878.



- [47] W. Chongjing, Z. Xu, Z. Yi, and L. Yuncai, "Analyzing motion patterns in crowded scenes via automatic tracklets clustering," *China Commun.*, vol. 10, no. 4, pp. 144–154, Apr. 2013.
- [48] C. Wang, X. Zhao, Z. Wu, and Y. Liu, "Motion pattern analysis in crowded scenes based on hybrid generative-discriminative feature maps," in *Proc. 20th IEEE Int. Conf. Image Process.*, Sep. 2013, pp. 2837–2841.
- [49] P. Allain, N. Courty, and T. Corpetti, "Crowd flow characterization with optimal control theory," in *Proc. Asian Conf. Comput. Vis.*, 2009, pp. 279–290.
- [50] G. K. Still, "Crowd dynamics," Ph.D. dissertation, Univ. Warwick, London, U.K., 2000.
- [51] W. Fu, J. Wang, Z. Li, H. Lu, and S. Ma, "Learning semantic motion patterns for dynamic scenes by improved sparse topical coding," in *Proc. IEEE Int. Conf. Multimedia Expo.*, Jul. 2012, pp. 296–301.
- [52] S. C. Shadden, F. Lekien, and J. E. Marsden, "Definition and properties of Lagrangian coherent structures from finite-time Lyapunov exponents in two-dimensional aperiodic flows," *Phys. D, Nonlinear Phenomena*, vol. 212, nos. 3–4, pp. 271–304, 2005.
- [53] D. S. Hirschberg, "Algorithms for the longest common subsequence problem," *J. ACM*, vol. 24, no. 4, pp. 664–675, 1977.
- [54] S. Ali and M. Shah, "Floor fields for tracking in high density crowd scenes," in *Proc. Eur. Conf. Comput. Vis.*, 2008, pp. 1–14.
- [55] R. L. Hughes, "A continuum theory for the flow of pedestrians," *Transp. Res. B, Methodol.*, vol. 36, no. 6, pp. 507–535, 2002.
- [56] X. Wang, X. Yang, X. He, Q. Teng, and M. Gao, "A high accuracy flow segmentation method in crowded scenes based on streakline," *Int. J. Light Electron Opt.*, vol. 125, no. 3, pp. 924–929, 2014.
- [57] S. Wu and H. S. Wong, "Crowd motion partitioning in a scattered motion field," *IEEE Trans. Syst., Man, Cybern. B, Cybern.*, vol. 42, no. 5, pp. 1443–1454, Oct. 2012.
- [58] Y. Yang, J. Liu, and M. Shah, "Video scene understanding using multiscale analysis," in *Proc. IEEE Int. Conf. Comput. Vis.*, Jun. 2009, pp. 1669–1676.
- [59] I. Saleemi, L. Hartung, and M. Shah, "Scene understanding by statistical modeling of motion patterns," in *Proc. IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit.*, Jun. 2010, pp. 2069–2076.
- [60] L. Song, F. Jiang, Z. Shi, and A. K. Katsaggelos, "Understanding dynamic scenes by hierarchical motion pattern mining," in *Proc. IEEE Int. Conf. Multimedia Expo.*, Jul. 2011, pp. 1–6.
- [61] Raghavendra, R., Bue, A.D., Cristani, M., Murino, V.: Optimizing interaction force for global anomaly detection in crowded scenes. In: *International Conference on Computer Vision Workshops (ICCV Workshops)* (2011)
- [62] Zhang, Y., Qin, L., Yao, H., Huang, Q.: Abnormal crowd behavior detection based on social attribute-aware force model. In: *International Conference on Image Processing (ICIP)* (2012)
- [63] R. Fisher, G. Milne, S. Blunsden, E. Andrade, "BEHAVE Dataset [Online]," 2007, <<http://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/BEHAVE>> (January 2015)
- [64] C.E Shannon, Communication in the presence of noise, in *Proc. IEEE Conf. IRE*, vol. 37, pp. 10-21, Jan. 1949.

- [65] H. Nyquist, Certain topics in telegraph transmission theory, AIEE Trans., p. 617, Apr. 1928.
- [66] G. Bradski, A. Kaehler, Learning OpenCV, O'Reilly Media Inc., 2013.
- [67] A.K. Jain, Fundamentals of digital image processing, Prentice Hall, 2007.
- [68] D. Helbing, A fluid-dynamic model for the movement of pedestrians, Complex Systems (6) (1992) 391-415.
- [69] L. F. Henderson, The Statistics of crowd fluids, Nature, 229 (1971) 381-383.
- [70] S. Okazaki, S. Matsushita, A study of simulation model for pedestrian movement with evacuation and queuing, Proc. of the International Conference on Engineering for Crowd Safety, 271-280, 1993.
- [71] D. Helbing, L. Buzna, A. Johansson, T. Werner, Self-Organized pedestrian crowd dynamics: experiments, simulations, and design solutions, Transportation Science 39(1) (2005) 1-24.
- [72] D. Helbing, P. Molnár, Social force model for pedestrian dynamics, Physical Review E 51(5) (1995) 4282-4286.
- [73] R.O. Duda, P.E. Hart, D.G. Stork, Pattern classification (2nd edition), Wiley, 2001.

ภาคผนวก

ภาคผนวก ก.

**ผลงานตีพิมพ์เผยแพร่จากวิทยานิพนธ์**

1. Chonthisa Wateosot and Nikom Suvonvorn, "Anomaly Detection in Crowd Scene Using Interaction Force Model", Asia-Pacific Journal of Science and Technology. 23(3), (2017).
2. Chonthisa Wateosot and Nikom Suvonvorn, "Fighting detection using Interaction Force", Proceeding of SPIE vol.10253, 2016 International Conference on Robotics and machine vision, 14-16 September 2016, Moscow, Russia.
3. Chonthisa Wateosot and Nikom Suvonvorn, "Group Activity Recognition with an Interaction Force based on Low-Level Features", IEEJ Transactions on Electrical and Electronic Engineering. (Submitted)

---

**APST**

---

**Asia-Pacific Journal of Science and Technology**<https://www.tci-thaijo.org/index.php/APST/index>Published by the Research and Technology Transfer Affairs Division,  
Khon Kaen University, Thailand

---

## Anomaly Detection in Crowd Scene Using Interaction Force Model

Chonthisa Wateosot<sup>1</sup> \*, Nikom Suwonvorn<sup>1</sup><sup>1</sup> Department of Computer Engineering, Faculty of Engineering, Prince of Songkla University\*Correspondent author: [chonthisa.w@gmail.com](mailto:chonthisa.w@gmail.com)Received June 2016  
Accepted August 2016

---

### Abstract

Abnormal detection in crowded scene is an important issue in computer vision. Many researches have studied and tried to define the phenomena of crowd behavior. In this paper we introduce a novel social-based method for detecting abnormal events in crowded scenes, called Interaction Energy Force. The method is designed for low level features without object extraction and tracking. The force modeling based on optical flow fields and its interactions are defined by an energy force inspiring the energy propagation phenomena that depend on directions and velocities. An energy map is designed to represent the interaction forces corresponding to events, where the abnormal events are detected using a thresholding method. Our method is evaluated with the well-known UMN dataset. The results show the efficiency of our approach with high accuracy, regardless of various conditions. It is a technique competitive with the state-of-the-art methods.

**Keywords:** computer vision, optical flow, energy force

---

### 1. Introduction

In dense crowd situations, such as walking streets, concert halls, markets, ritual places and etc., the group of people interacting among them may increase the probability of abnormal events. These may suddenly disturb the convergence or divergence of crowd's flow that may result in uncontrollable security issues. The feasible solution to this problem is to use automated visual surveillance systems via video cameras for monitoring the entire scene and analyzing the abnormal events in the crowd. It concerns the automatic detection and localization of abnormal events within crowds for preventing hazardous accidents in real time, which is an extremely challenging problem.

The crowd analysis can be divided in two levels: macroscopic and microscopic [1]. The macroscopic level focuses on the global motion of a quantity of peoples and ignores the movement of a single individual. The microscopic level concerns the movement of each person.

The analysis of crowded scenes could consist of the knowledge from both vision techniques and dynamic models of crowds. The feature extraction using

techniques from computer vision plays important roles in the crowd scene analysis. The motion feature is the basis for the crowd analysis, which can be classified into three types: flow-based features, local spatio-temporal features and tracklet features. Flow-based features are extracted densely at the pixel level. For optical flow, the motion flow fields between consecutive frames are computed pixelwise instantaneously [2], which is robust to multiple object motions. The method is popular for motion detection and segmentation [3-5]. The spatio-temporal features, such as the 3D gradient detectors [6 & 7] and HOF descriptors [8], are generally used to characterize the structure of object movement in the scene. These features are widely used in extremely crowded scenes analysis. The tracklet features are defined by the trajectories of objects that are suitable for low crowd density and high resolution of scenes. For example, trajectories are used for recognizing the human action [9] and learning semantic regions [10].

For the dynamic models of crowd, many researches have studied of how/where crowds are formed and if they may exceed the critical level, which is also used for modeling of crowd behavior. The crowd dynamic could be divided in two major categories: continuum-

based approach and agent-based approach [11]. The first approach is physics inspired models [12] where the crowd is treated as a physical fluid with particles, statistical mechanics, thermodynamics and etc. However, these methods can detect the group behavior while the individuality of each people is ignored. In the second approach, the movements between individuals in the crowd are considered. By focusing on the interaction of people, a novel model, called Social Force Model (SFM), has been proposed to define the behavior of crowded scene [13]. Recently, many SFM-based methods are adopted as basic models for crowd behavior analysis [14] & [15]. However, the SFM methods are developed based on physical parameters that disregard the interaction between people using the velocity field. As a result, it cannot detect the local and global abnormal events simultaneously.

In this paper we propose a novel social-based method, called Interaction Energy Force (IEF) inspired from the energy propagation phenomena, which define the interaction force depending on both physical variables and velocity fields of interacting peoples. The energy model of interaction force is featured from optical flow fields and its energy map represents visually the interaction forces that is used later for detecting abnormal events.

The remaining of this paper is organized as follows: in Section 2, we describe the idea of Energy Force Modeling by mathematical formalization; in Section 3, we explain an overview of abnormal detection in crowded scenes; in Section 4, we illustrate the experiments and results; finally, we conclude this paper in Section 5.

## 2. Energy Force Modeling

### 2.1 Optical Flow Estimation

The optical flows are estimated to define the motion of objects between any consecutive frames, which represents the transition from time  $t-1$  to  $t$ . Its quantities, magnitude and direction, could be defined into vectors, thus the motion of object with respect to time can be described as follows:

$$\vec{r}(t) = \mathbf{x}(t) - \mathbf{x}(t-1) \quad (1)$$

where  $\mathbf{x}(t) = \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}_t$  and  $\mathbf{x}(t-1) = \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}_{t-1}$

The pedestrian usually walks into the targeted direction  $\mathbf{x}(t)$  with a certain desirable speed  $\vec{v}(t)$ , its acceleration can be described by the equation 2:

$$\vec{a}(t) = \frac{\vec{v}(t) - \vec{v}(t-1)}{\Delta t} \quad (2)$$

### 2.2 Distance Energy

The distance energy describes the propagation of velocity as energy propagation from its origin regarding distance. The closer to the origin the more energy gains, and the farther from the origin the less

energy gains. In a real scene, it represents the following situations: if people walk into the scene, their distance energy is low and, in contrast, if they run into the scene, their distance energy is high. The concept is implemented into a model as the equation below:

$$V(\|\vec{r}(t)\|) = k_1 \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(\|\vec{r}(t)\|)^2}{2\sigma}} \quad (3)$$

where  $\|\vec{r}(t)\| = \sqrt{(x_t - x_{t-1})^2 + (y_t - y_{t-1})^2}$ ,  $V(\|\vec{r}(t)\|)$  is the distance energy with respect to  $\vec{r}(t)$  and  $k_1$  is constant value. The  $\sigma$  value is estimated at a double of the size of the pedestrian in the scene at  $V(\|\vec{r}(t)\|) = 0.1$ . The distance energy is formed as the Gaussian distribution, which the maximum value is one.

### 2.3 Spreading Energy

The spreading energy defines the propagation of velocity from its origin to neighborhood regarding the principal direction of the movement. Our model is inspired by energy propagation phenomena from its source. The spreading direction of energy's ray depends on its velocity. The lower speed of movement has an influence on a wider angle of energy propagation, conversely the higher speed reach the closer angle. The spreading energy is defined as:

$$\beta(v(t)) = k_2 e^{-k_3 v(t)} \quad (4)$$

where  $\beta(v(t))$  is the angle of spreading energy ranging from 0 to 180 degrees,  $k_2$ ,  $k_3$  are constant values and  $v(t)$  is the velocity of movement.

The propagation of energy will spread out uniformly on the direction of pedestrian flow depending on the degree of angle and velocity, which is defined as the Gaussian distribution shown in the Figure 1.

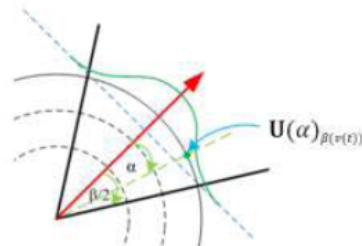


Figure 1. The energy distribution of a flow.

The energy distribution of flow is defined as follows:

$$U(\alpha)_{\beta(v(t))} = k_4 \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(r \cos \frac{\beta}{2} \tan \alpha)^2}{2r \sin \frac{\beta}{2}}} \quad (5)$$



where  $\mathbf{U}(\alpha)_{\beta(v(t))}$  is the energy distribution of flow with respect to  $\beta(v(t))$  at angle  $\alpha = [0 \dots \beta]$  and  $k_4$  is constant value.

#### 2.4 Interaction Energy Force

In the previous sections, the distance and spreading energies are defined for an optical flow in the field. Therefore, each optical flow will have a total energy called Interaction Energy Force (IEF) defined in the following equation:

$$\mathbf{F} = \mathbf{V}(\|\vec{r}(t)\|)\mathbf{U}(\alpha)_{\beta(v(t))} \quad (6)$$

A pedestrian in the considered field could be represented by more than one flow, and our model must be able to unify the energy of these flows. On the other hand, the optical flow from different pedestrians must be distinctive and able to characterize the

possible conflict or abnormal event. We define the combination of the Interaction Energy Force (IEF) at a certain point in the scene by the following equation:

$$\mathbf{T} = \sum_{i=1}^N \mathbf{F}_i \quad (7)$$

where  $N$  is the number of optical flows.

In our abnormal detection, the optical flow will be estimated in a grid-based manner, then the Interaction Energy Force ( $\mathbf{T}$ ) will be computed at every grid.

### 3. Abnormal Detection using IEF Model

In this section, we introduce an abnormal detection technique using our IEF model previously described. The system is summarized in three main steps as shown in the Figure 2 such as calibration, IEF modeling, and abnormal detection.

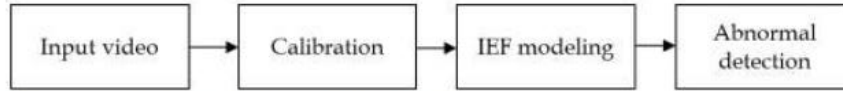


Figure 2. Overview of anomaly detection in crowded scenes.

The perspective distortion due to the angle of camera have a significant consequence to the images captured, which eventually influence the IEF modeling and the abnormal detection process. We fix this problem by using the homography technique (Figure 3), which is able to reconstruct the images from perspective distortion. The 2D homography as homographic transformation is defined by a  $3 \times 3$  homogeneous matrix ( $\mathbf{H}$ ) that maps any points  $p(x, y)$

on plane  $\pi$  to its corresponding points  $p'(x', y')$  on  $\pi'$  as follows:

$$p' = \mathbf{H} \cdot p \quad (8)$$

$$\begin{pmatrix} wx' \\ wy' \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a & b & c \\ d & e & f \\ g & h & i \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ 1 \end{pmatrix} \quad (9)$$

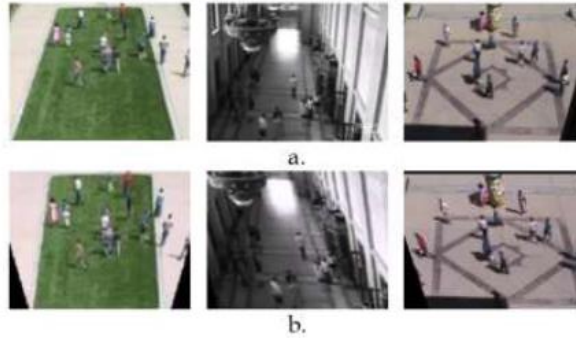


Figure 3. Perspective transformation: a) the original scene, b) the scene after using the perspective transformation

After applying the distortion removal to each frame, we used the IEF model to represent the interaction between people in the crowded scene. For each frame, the motion information is estimated via optical flow field using grid-based particle advection. The optical flows are necessary to calculate the energy

force for every grid of the frame. The size of the grid is a very important factor that needs to be chosen carefully for reducing the time-consumption and increasing the accuracy of the system. Intuitively, we apply the Shannon sampling theory [17] to estimate the maximum of sample rate at which motion information

can be extracted with low error probability. Then, the number of optical flows could be extracted and limited to the twice of channel bandwidth, assumed to be twice of the size of interested moving object. If the grid size is greater than the size of people, so we will lost the motion information. When the energy force of each frame is ready, the abnormal detection can be preceded. In this work, the decision method used for detecting the abnormal event is based on thresholding technique in order to emphasize on the capacity of the IEF model. Thus, a frame is detected as abnormal event only if its maximum IEF energy is greater than a threshold. So, the optimal thresholds are empirically estimated from experiments.

#### 4. Experimental Results

Our method is implemented using C++ and open source library for Computer Vision (OpenCV). All experiments were tested on PC computer with 4GB and 3.10GHz CPU.

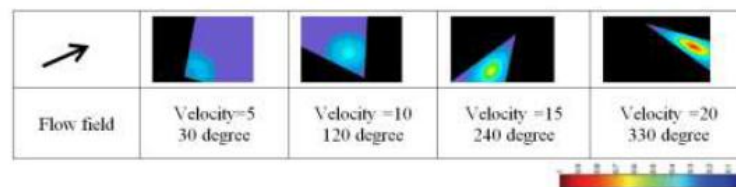


Figure 4. The simulation results of IEF energy model.

#### 4.2 Simulation of IEF Model Experimentation with UMN Dataset

We evaluate the performance of our technique for crowd abnormal detection using the UMN dataset as benchmark, which is well-known and publicly

#### 4.1 Simulation of IEF Model

The Figure 4 shows the simulation results of the IEF model relating to the moving objects in the scene at different speeds and directions, computed among consecutive frames. This figure represents the possible directions of movement and depicts the energy field obtained from our method at a specific angle and various speeds, where its velocities are 5, 10, 15 and 20 pixels/frames respectively. The color map of energy is used to represent the values of energy. Blue color represents low energy whereas green, yellow and red colors represent higher energies respectively. We can observe that the energy force that has low speed can widely spread out and propagate in short distance. Conversely, higher speed will have higher energy that propagates in narrow angle at long distance.

available [16]. This dataset consists of eleven videos with three difference locations, including indoor and outdoor scenes. The scenario is setup as follows: initially the pedestrians are slowly walking and suddenly panic by running in different directions. This dataset contains 7739 frames.

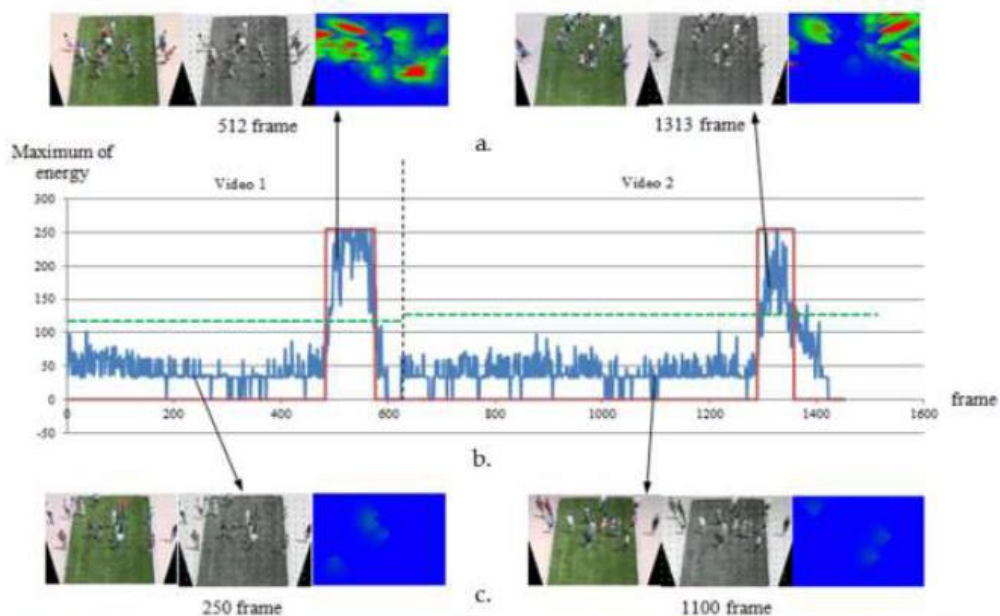


Figure 5. Results of scene 1: a) Examples of abnormal frames, b) Maximum energy, c) Examples of normal frames

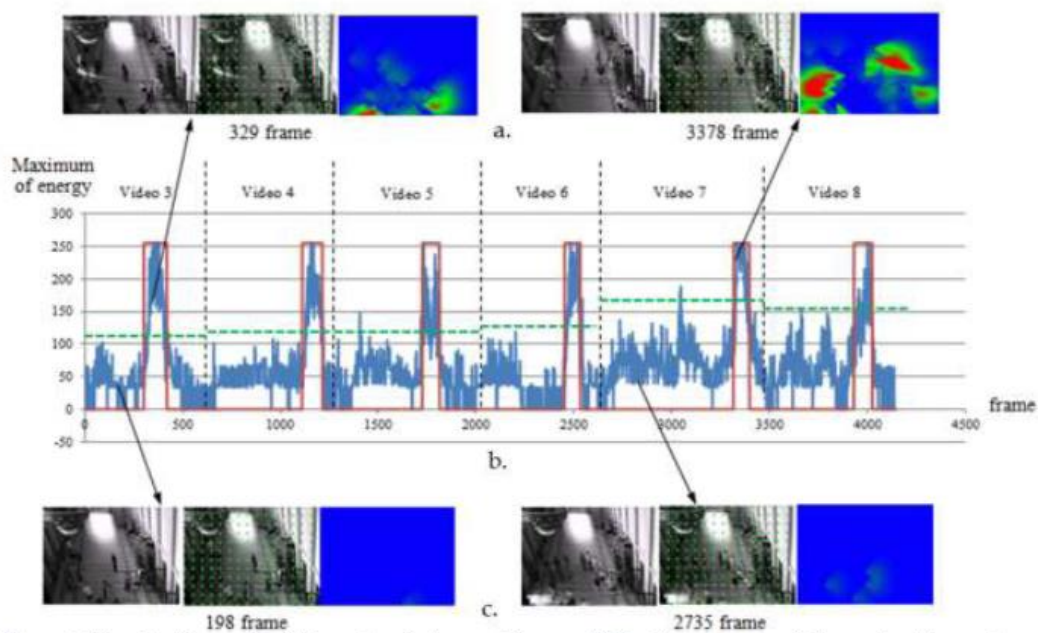


Figure 6. Results of scene 2: a) Examples of abnormal frames, b) Maximum energy, c) Examples of normal frames



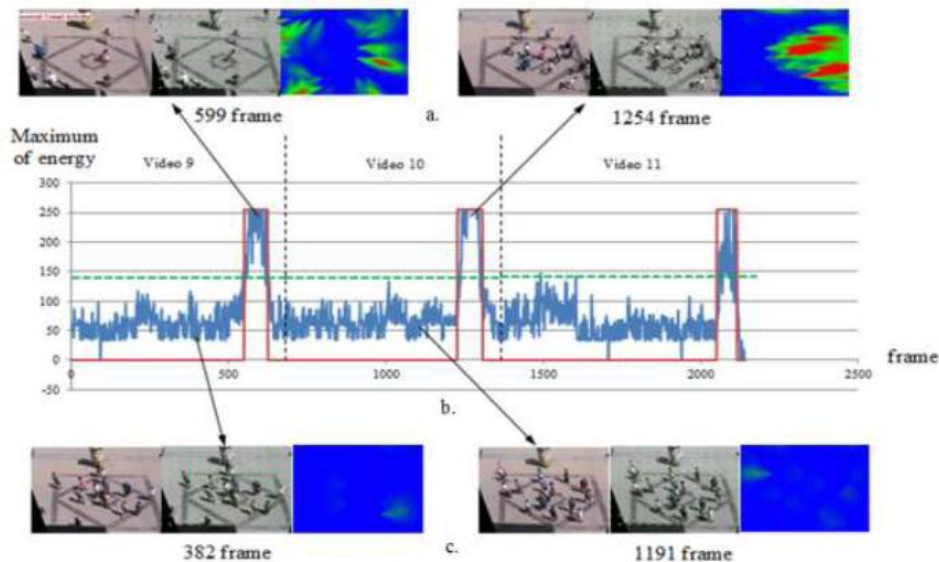


Figure 7. Results of scene 3: a) Examples of abnormal frames, b) Maximum energy, c) Examples of normal frames

In our experiments, we used the optimal constant values of  $k_1$  to  $k_4$  as follows: 2.5, 180, 0.25 and 2.5. Figure 5a, 6a and 7a show the experimental results of abnormal events with their energies. Figure 5c, 6c and 7c depict the example of frames and interaction energy when there are no abnormal events. In Figure 5b, 6b and 7b, the blue curve shows the maximum energy of every frame, which represent the behavior of peoples in the scene. The values of maximum energy are normalized, ranging from 0 to 255 levels. The red curve is the ground truth presenting the abnormal events (at energy level 255) and normal events (at energy level 0). The optimal threshold value to classify the frame into a normal or abnormal event is represented by the green line. For illustration, in Figure 5 at the scene 1 of video 1 and 2, the 250th and 1100th frames are normal events, where people walk slowly and have very few interactions among them, which its maximum energies are low. In contrast, in a panic event, the speeds and interaction forces among peoples in crowd will increase more than in a normal event. In this manner, the 512th and 1313th frames are detected as panic events.

We use the standard measurement Receiver Operating Characteristic (ROC) for evaluating our abnormal event detection technique in experiments. ROC is computed at a frame-level measurement in the three scenes of UMN dataset. Table 1 shows the experimental results in terms of ROC curve based on energy force.

Table 1. The comparison of our technique with the state-of-the-art methods for anomaly detection on the UMN Dataset.

Method	Area under ROC
Optical Flow [14]	0.84
Social Force [14]	0.96
Proposed method in scene 1	
• Video 1	0.985
• Video 2	0.976
Proposed method in scene 2	
• Video 3	0.97
• Video 4	0.971
• Video 5	0.962
• Video 6	0.978
• Video 7	0.969
• Video 8	0.96
Proposed method in scene 3	
• Video 9	0.986
• Video 10	0.976
• Video 11	0.98
Proposed method in all scenes	0.974

We can notice that the performances of the proposed method on scene 1 and scene 3 are better than on scene 2. It illustrates the fact that the scene 1 and scene 3 are outdoor scenarios with crowded pedestrians whose movements are mostly well localized and cleared. In average, the accuracy of both scenes is evaluated at about 0.98. The highest accuracies are in video 1 of the scene 1, and video 9 of the scene 3, at 0.985 and 0.986 respectively. However, we found that the inaccurate results in some videos of scene 1 and scene 3 occur due to the shadows and slow

velocities at the end of the video, where the ground truth is always defined as abnormal events. Globally, the overall accuracy of our proposed method is 0.974, the ROC is illustrated in Fig. 8, which is slightly higher than the conventional methods (0.84 for the optical flow and 0.96 for the social force). On scene 2, our method performs almost 1.3% less accurate than on scenes 1 and 3, at 0.968 in average, but still superior to the optical flow, with 12% improvement, and very comparable to the social force method. We observed that the less accuracy on scene 2 is caused by some inappropriate situations for indoor setting, such as shadow, low contrast, illumination changing according to door opening, cloth color with regard to the

background where the motion detection is erroneous, and unexpected individual movements.

Finally, we remarked that the accuracy of our proposed method depends on the grid sizes and threshold values. Experimentally, the appropriate grid size is fixed proportionally to the size of pedestrians in the scenes. Consequently, the suitable sizes of grid in scene 1, scene 2 and scene 3 are 20, 16 and 20 pixels respectively. Concerning the thresholding, we define three different threshold values of the three scenes by practices in order to obtain good results. The environment of the scene could effect to the selection of parameters.

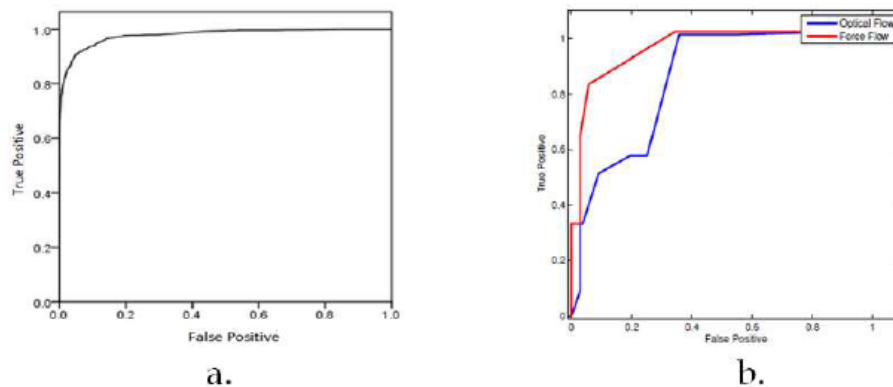


Figure 8. The ROC for abnormal detection in the UMN dataset: a) our method, b) the state-of-the-art method [14]

## 5. Conclusion

We proposed a new social-based method, called IEF model, to be used for anomaly detection in crowded scenes. Our technique is inspired by the energy propagation phenomena. The model of interaction force and its characteristics are thoroughly described. We use a thresholding method for abnormal detection in order to not bias the efficiency of our proposed model. We test our method on UMN dataset, where the abnormal event can be detected at a high accuracy of around 0.98 in average, regardless of various conditions such as occlusion and interaction among pedestrians. Our technique is competitive with the state-of-the-art methods.

## 6. Acknowledgement

The authors would like to thank the Office of the Higher Education Commission, Thailand, for supporting this work under the Strategic Scholarships Fellowships Frontier Research Networks (specific for Thailand's southern region) for Thai Ph.D. degree program. This work was also partially supported by Graduate school thesis grant, Prince of Songkla University.

## 7. References

- [1] Li T, Chang H, Wang M, Ni B, Hong R and Yan S. Crowded scene analysis: a survey. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*. 2015; 25:367-386.
- [2] Brox T, Bruhn A, Papenberg N, Weickert J. High accuracy optical flow estimation based on a theory for warping. *Proc European Conference on Computer Vision*. 2004;25-36.
- [3] Jodoin P-M, Benezeth Y, Wang Y. Meta-Tracking for video scene understanding. *Proc Advanced Video and Signal Based Surveillance IEEE*. 2013;1-6.
- [4] Su H, Yang H, Zheng S, Fan Y, Wei S. The large-scale crowd behavior perception based on spatio-temporal viscous fluid field. *IEEE Transactions on Information Forensics and security*. 2013;8(10):1575-1589.
- [5] Benabbas Y, Ihaddadence N, Djeraba C. Motion pattern extraction and event detection for automatic visual surveillance. *Journal on Image and Video Processing*. 2011;1-15.
- [6] Kratz L, Nishino K. Tracking pedestrians using local spatio-temporal motion patterns in extremely crowded scenes. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 2012;34(5):987-1002.

- [7] Kratz L, Nishino K. Anomaly detection in extremely crowded scenes using spatio-temporal motion pattern models. *Proc Computer Vision and Pattern Recognition IEEE*. 2009;1446-1453.
- [8] Cong Y, Yuan J, Liu J. Abnormal event detection in crowded scenes using sparse representation. *Pattern Recognition*. 2013;46(7):1851-1864.
- [9] Bak S, Chau D-P, Badie J, Corvee E. Multi-target tracking by discriminative analysis on Riemannian manifold. *Proc Image Processing IEEE*. 2012;1605-1608.
- [10] Chongjing W, Xu Z, Yi Z, Yuncai L. Analyzing motion patterns in crowded scene via automatic tracklets clustering. *China Communications*. 2013;10(4):144-154.
- [11] Still GK. *Crowd dynamics*. [Ph.D. dissertation]. London: Univ. Warwick; 2000. UK.
- [12] Hughes RL. A continuum theory for the flow of pedestrians. *Transportation Research Part B: Methodology*. 2002;36(6):507-535.
- [13] Helbing D, Molnar P. Social force model for pedestrian dynamics. *Physical Review*. 1995;51(5):4282-4286.
- [14] Mehran R, Oyama A, Shah M. Abnormal crowd behavior detection using social force model. *Proc Computer Vision and Pattern Recognition IEEE*. 2009;935-942.
- [15] Raghavendra R, Bue AD, Cristani M, Murino V. Abnormal crowd behavior detection by social force optimization. *Proc Human Behavior Understand*. 2011;134-145.
- [16] Unusual Crowd activity dataset of University of Minnesota [Internet]. 2006 [cited 2014 July 1]. Available from <http://mha.cs.umn.edu/Movies/Crowd-Activity-All.avi>
- [17] Bell DA. *Information Theory and its Engineering Applications* (3rd ed.). New York: Pitman; 1962.





**true**



Certificate

# Oral Presentation

The 13<sup>th</sup> International Joint Conference on Computer Science  
and Software Engineering

July 13-15, 2016

Department of Computer Science  
Faculty of Science, Khon Kaen University, Thailand

Awards This Certificate To :

**Anomaly Detection in Crowd Scene Using Interaction Force Model**

Chonthisa Wateosot

Asst. Prof. Pipat Reungsang  
General Chair

Prof. Kosin Chamnongthai  
Technical Program Chair

**SPIE.**

**PROCEEDINGS OF SPIE**

**VOLUME 10253**

# **2016 INTERNATIONAL CONFERENCE ON ROBOTICS AND MACHINE VISION**

14-16 September 2016  
Moscow, Russia

*Editors*

Alexander V. Bernstein  
Adrian Olaru  
Jianhong Zhou

*Organized by*

Skolkovo Institute of Science and Technology (Russia)

*Sponsored by*

University Politehnica of Bucharest (Romania)



# Certificate

## Certificate for Oral Presentation

This Certificate is Awarded to Chonthisa Wateosot(RV008)

Paper Title:

Fighting Detection Using Interaction Energy Force

For her/his attendance and delivery of an oral presentation in the 2016 International Conference on Robotics and Machine Vision (ICRMV2016) held in Moscow, Russia, during September 14 -16, 2016.



## Fighting Detection Using Interaction Energy Force

Chonthisa Wateosot<sup>\*a</sup>, Nikom Suvonvorn<sup>\*\*a</sup>

<sup>a</sup>Department of Computer Engineering, Faculty of Engineering, Prince of Songkla University,  
Hat Yai, Songkhla 90110, Thailand

### ABSTRACT

Fighting detection is an important issue in security aimed to prevent criminal or undesirable events in public places. Many researches on computer vision techniques have studied to detect the specific event in crowded scenes. In this paper we focus on fighting detection using social-based Interaction Energy Force (IEF). The method uses low level features without object extraction and tracking. The interaction force is modeled using the magnitude and direction of optical flows. A fighting factor is developed under this model to detect fighting events using thresholding method. An energy map of interaction force is also presented to identify the corresponding events. The evaluation is performed using NUS-HGA and BEHAVE datasets. The results show the efficiency with high accuracy regardless of various conditions.

**Keywords:** Fighting detection, optical flow, energy force

### 1. INTRODUCTION

In recent years, the growing population in the world could lead to serious crime problems particularly in the public places. Accordingly, many undesirable events may increasingly occurred, such as robbery, stealth, fighting etc. In modern cities, the public places are systematically monitored via video surveillance system. Nevertheless, only some classical techniques are used to better monitor efficiently, for example, motion detection, line crossing detection, and flow control. The analysis of human behavior to detect more complex activities as mentioned above are still on research and not applicable in real situation due to its complexity and reliability. In this paper we focus specially on fighting detection which is needed in that particular situation. Many researches have proposed methods for detecting the event that can be divided into three modeling approaches: activity, local appearance, and motion [1]. In activity modeling, [2][3] proposed methods to incorporate the temporal information with HMM to model the relationship between people that handle for both symmetric and asymmetric group activities, but requiring large-scale training dataset. [4] introduced 3D polygon model using participating entities to describe the visual structure of actions, which is not require training phase or priori modeling and invariant to camera motion, but not enough robust for extreme group movements. [5] proposed the Group Activity Pattern using Gaussian process to handle the inconstant of motions from the probabilistic perspective but it isn't suitable for temporal motion information, and quite difficult to recognize complex activities. Modeling with local appearance information, [6] used SIFT descriptor to determine the group activity. [7] used HOG and HOF descriptor to recognize the human action which is appropriate for single action of individual people. Generally, the local features can suffer from appearance variation. Modeling using motion information is widely used for group activity analysis, [8] used motion trajectories to represent the human group activities in three types: individuals, pairs, and groups, where each type is expressed as a specific filter. [9] described Group Interaction Zone (GIZ) and Group Interaction Energy (GIE) based on motion trajectories to handle noisy information, and to identify activities. [10] modeled a heat map based on thermal diffusion process from trajectories to represent group activities. The techniques based on trajectories are suitable for scenarios with small amount of people where trajectories can be well identified. In this paper, we propose an alternative method for fighting detection using social-based method, called Interaction Energy Force (IEF), improved from [11]. The interaction between people is modeled as interaction force using optical flows without object extraction and tracking, which is suitable for crowded scenes where individual tracking is difficult and unreliable. An improvement of the model with specific criteria is used to detect the particular fighting event.

### 2. METHODOLOGY

Our method defines the fighting event based on IEF model. The interacting behavior between people in crowded scenes will be defined as interaction energy force which is later identified to be normal or fighting events. Firstly, we will describe the IEF model, then the fighting energy force and detection will be introduced respectively.

E-mail: \*chonthisa.w@gmail.com, \*\*nikom.suvonvorn@gmail.com

2016 International Conference on Robotics and Machine Vision, edited by Alexander V. Bemstein,  
Adrian Olaru, Jianhong Zhou, Proc. of SPIE Vol. 10253, 1025304 · © 2016 SPIE  
CCC code: 0277-786X/16/\$18 · doi: 10.1117/12.2266446

Proc. of SPIE Vol. 10253 1025304-1

## 2.1 Interaction Energy Force

Interaction Energy Force (IEF)  $F$  is formulated from the distance energy  $D$  and spreading energy  $S$  as equation (1). It describes the total energy at a certain grid point  $(x,y)$  in image where movements are occurred.

$$F_{(x,y)} = \sum_{\vec{r} \in V} D(\vec{r})S(\vec{r}) \quad (1)$$

The optical flow field  $V$  represents the motion of object occurring at any grid points. The optical flow  $\vec{r}$  is a movement from  $\mathbf{x}(t-1)$  to  $\mathbf{x}(t)$  will be defined as

$$\vec{r}(t) = \mathbf{x}(t) - \mathbf{x}(t-1) \quad (2)$$

where  $\mathbf{x}(t) = \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}_t$  and  $\mathbf{x}(t-1) = \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}_{t-1}$

The distance energy  $D$  at a considering grid point  $(x,y)$  derived from an optical flow  $\vec{r}$  can be defined as equation (3). Its characteristic is that if  $(x,y)$  is close to the origin of flow  $\vec{r}$  the energy is high, in contrast the energy is low. This energy is formed by Gaussian distribution where its value is ranged from 0 to 1.

$$D(\vec{r})_{(x,y)} = k_1 \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(\|\vec{r}\|)^2}{2\sigma^2}} \quad (3)$$

where  $\|\vec{r}\| = \sqrt{(x_t - x_{t-1})^2 + (y_t - y_{t-1})^2}$

The spreading energy  $S$  at a considering grid point  $(x,y)$  derived from an optical flow  $\vec{r}$  is established as equation (4). The spreading angle of flow  $\vec{r}$  depends on its magnitude where small movement will spread in wider angle, conversely larger movement the angle is narrower. The energy is uniformly formulated on the direction of flow.

$$S(\vec{r})_{(x,y)} = k_2 \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(\|\vec{r}\| \cos \frac{\beta}{2} \tan \alpha(\vec{r},x,y))^2}{2\|\vec{r}\| \sin \frac{\beta}{2}}} \quad (4)$$

where the angle  $\beta$  is defined as  $\beta(\vec{r}) = k_3 e^{-k_4 \|\vec{r}\|}$  ranging from 0 to 180 degrees according to the magnitude of optical flow,  $\alpha(\vec{r},x,y)$  is the angle at origin of flow  $\vec{r}$  according to the grid point  $(x,y)$ , and  $k_2$  to  $k_4$  are constant value. The Fig. 1 shows the IEF force obtained from the different types of walking group: together, opposite, and random. It shows that the green, yellow and red colors represent the levels of people interaction, from minimum to maximum levels respectively. This can be used to identify abnormal events if only if the IEF value exceed a certain threshold, such as fighting, sudden running, or panic event. However, we found that IEF cannot distinguish the fighting from the other events.

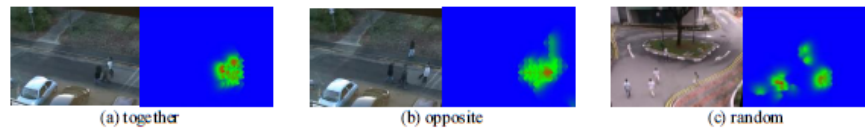


Figure 1. IEFs of walking people in different types.

## 2.2 Fighting Energy Force

Generally, the fighting behavior can be described as moving fast, opposite interaction, sudden gathering, and random directions. In order to detection the fighting by using IEF model, we define an additional factor  $f$  which will take the consideration of these factors as follows:

$$f(\vec{r},x,y) = k_5 e^{k_6 \theta(\vec{r},x,y)} \quad (5)$$

where  $f(\vec{r},x,y)$  is fighting factor,  $\theta(\vec{r},x,y)$  is the angle between flows and  $(x,y)$ , and  $k_5$  and  $k_6$  are constant values. The characteristics of angle  $\theta$  is that if movements are in the same direction, the angle  $\theta$  value is near to 0, in contrast, the value is close to 180. Accordingly, the  $f$  value is then ranged from 0 to 1. The combination between the Interaction Energy Force (IEF) and fighting factor is called Fighting Energy Force (FEF), defined as follow:

$$F_{(x,y)} = \sum_{\vec{r} \in V} f(\vec{r},x,y)D(\vec{r})S(\vec{r}) \quad (6)$$



### 2.3 Fighting detection

Fig.2 shows our fighting detection method which consists of four main steps. Firstly, the distortion removal and optical flow estimation, using grid-based particle advection, are applied as shown in Fig.2 (a). Then, the IEF is calculated at every grid point, and displayed as energy map showing in Fig.2 (b), to represent the interaction between people in the scene. Later, the Fighting Energy Force will be preceded, obtaining an energy map in Fig.2 (c). Finally, the fighting decision is performed simply by using thresholding technique.



Figure 2. Fighting detection

## 3. EXPERIMENT AND RESULTS

Our method is implemented using C++ and open source library for Computer Vision (OpenCV). Our experiments were tested on PC computer with 4GB and 3.10GHz CPU using two datasets, NUS-HGA and BEHAVE. In evaluation, we used the constant values defined empirically for  $k_1$  to  $k_6$  as follows: 2.5, 2.5, 180, 0.25, 0.1 and 0.014, which gives the best results. We notice that the accuracy of our proposed method depends on the grid size and thresholding values. Experimentally, the appropriate grid size is fixed proportionally to the size of pedestrians in the scenes. So, the properly grid size is 12 pixels, and the threshold value is defined to 0.8. The standard measurement of Receiver Operating Characteristic (ROC) is used for evaluating the fighting events. ROCs are computed at frame-level for all scenes in NUS and BEHAVE datasets.

### 3.1 Experiment with the NUS-HGA Dataset

We evaluated the performance of our method for fighting detection using the NUS-HGA dataset published in [8]. It was collected by monitoring an outdoor scene from University of National University of Singapore. This dataset consist of 225 video clips including 75 fighting events (10,012 frames) and 150 other activities (23627 frames), such as walking group, gather, running group, stand talking, and ignoring. Fig.3 depicts the example results. Fig.3 (a), the 1st row shows a frame of people walking randomly slowly in different directions. We can notice the interaction force is high when people converge in to a certain point. However, it's not high enough to be considered as fighting event. Fig.3 (a), the 2nd row shows people running closely and together in the same direction. The interaction force goes high, but does not present as fighting event. Fig.3 (b), the 1st and 2nd rows show that the fighting forces are lower than the optimal threshold. Fig.3 (a), the 3rd and 4th rows are fighting frames, people suddenly run with high speed before fighting and move randomly with different directions. The fighting interaction force is high and greater than a threshold value, so fighting events are identified. Fig.3 (b), the 3rd and 4th rows illustrate that the fighting force is rising up when people begin to fight and decreasing when they separate. In the experiments, we obtain the ROC showing in Fig.5 (a) that the overall accuracy of our method is 0.975, which is slightly higher than the conventional method [8] at 0.89. The improvement is about 8.5%.

### 3.2 Experiment with the BEHAVE Dataset

To demonstrate the effectiveness of our method, we conduct experiments on another dataset: the BEHAVE Dataset [12]. This dataset provides 19 clips of fighting events (1751 frames) and 130 normal events (26513 frames) including many groups of complex activities, such as approach, split, walking together, and running together. Each instance contains various numbers of people which are moderately crowded. Fig.4 (a), the 1st row illustrates group of people walking together while someone is waving hands. We found that the higher interaction force appear when they stay close together. Again, in this situation the movements are quite slow and in the same direction that the fighting energy is decreased systematically. As a result, fighting force is less than an optimal threshold which is considered as no fighting event. Fig.4 (a), the 2nd row shows the high interaction force of moving car with high speed. However, its movements are in the same direction where the interaction forces are cancelled each other. So that this is considered as no fighting event. Fig.4 (a) the 3rd and 4th rows show people confront and punch each other. In this cases, fighting energy is greater than the optimal threshold, so these are classified as fighting events. In this experiment, we obtained ROC is depicted in



Fig.5 (b) that the accuracy of our method is 0.937, which is higher than the comparing method [9] at 0.833. In total, our improvement is around 10.4% better.

In general, we can remark that the performance of the proposed method on NUS dataset is better than BEHAVE dataset. The principle causes of defects of our method are shadows, low contrast, and similarity of cloth color regarding to background.

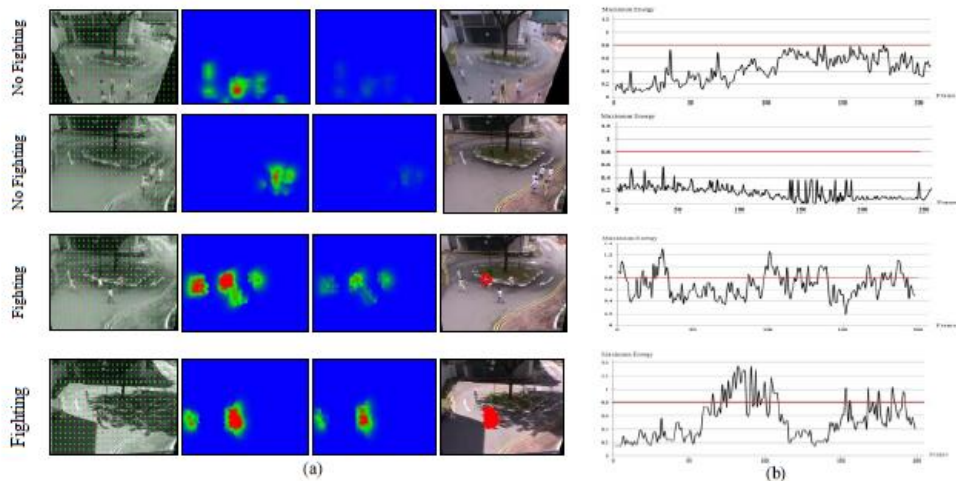


Figure 3. Results of NUS dataset: a) Examples of fighting and no fighting, b) Maximum fighting energy

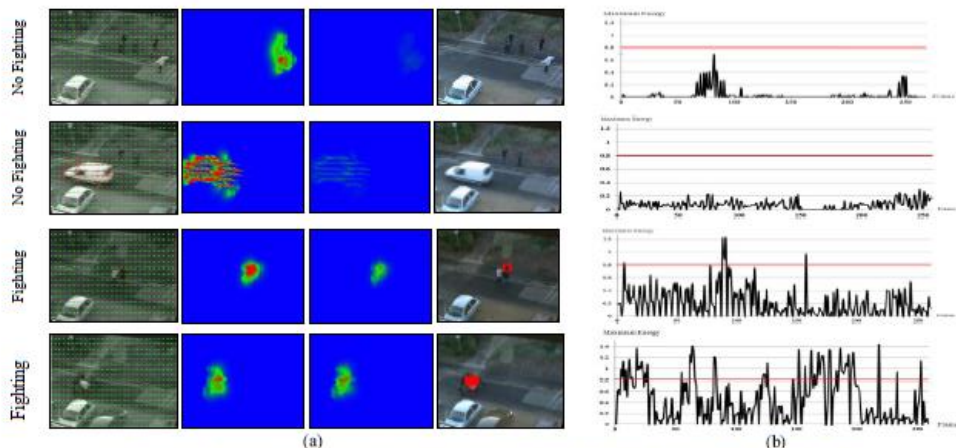


Figure 4. Results of BEHAVE dataset: a) Examples of fighting and no fighting, b) Maximum fighting energy

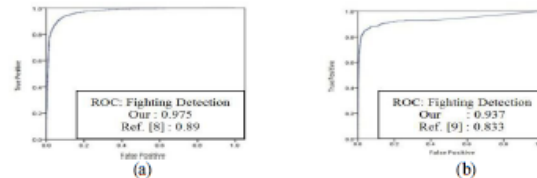


Figure 5. The ROC for fighting detection: a) in the NUS dataset, b) in the BEHAVE dataset

#### 4. CONCLUSION

We proposed an alternative method for detecting the fighting event in moderate crowded scenes using social-based IEF model. The fighting behavior is defined through the interacting force among people. The interaction force model based on the optical flows and its features are carefully explained. The fighting detection is considered via thresholding method. We evaluate our method using the NUS-HGA and BEHAVE datasets. Results shown the improvement up to 10% comparing to the state-of-the-art methods which its accuracy is about 0.937.

#### ACKNOWLEDGEMENT

The authors would like to thank the Office of the Higher Education Commission, Thailand, for supporting this work under the Strategic Scholarships Fellowships Frontier Research Networks (specific for Thailand's southern region) for Thai Ph.D. degree program. This work was also partially supported by Graduate school thesis grant, Prince of Songkla University.

#### REFERENCES

- [1] Cheng, Z., Qin, L., Huang, Q., Yan, S. and Tian, Q., "Recognition human group action by layered model with multiple cues," *Neurocomputing*, 136, 124-135 (2014).
- [2] Lin, W., Sun, M.T., Poovendran, R. and Zhang, Z., "Group event detection with a varying number of group members for video surveillance," *IEEE Trans. Circuits and Systems for Video Technology*, 20(8), 1057-1067 (2010).
- [3] Chiappino, S., Morerio, P., Marcenaro, L., Fuiano, E., Repetto, G. and Regazzoni, C.S., "A multi-sensor cognitive approach for active security monitoring of abnormal overcrowding situations," *Proc. IEEE on Information Fusion*, 2215-2222 (2012).
- [4] Khan, S.M. and Shah, M., "Detecting group activities using rigidity of formation," *Proc of the 13th annual ACM international conference on Multimedia*, 403-406 (2005).
- [5] Cheng, Z., Qin, L., Huang, Q., Jiang S. and Tian, Q., "Group activity recognition by Gaussian process estimation," *Proc. 20th International Conference on Pattern Recognition*, 3228-3231 (2010).
- [6] Zhu, G., Yan, S., Han, T.X., and Xu, C., "Generative group activity analysis with quaternion descriptor," *Proc. the 17th international conference on Advances in multimedia modeling*, 1-11 (2011).
- [7] Laptev, I., Marszalek, M., Schmid, C. and Rozenfeld, B., "Learning realistic human actions from movies," *Proc. CVPR*, 3162 (2008).
- [8] Ni, B., Yan, S. and Kassim, A.A., "Recognizing human group activities with localized causalities," *Proc. CVPR*, 1470-1477 (2009).
- [9] Cho, N.G., Kim, Y.J., Park, U., Park J.S. and Lee, S.W., "Group Activity Recognition with Group Interaction Zone Based on Relative Distance Between Human Objects," *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 29(5), (2015).
- [10] Lin, W., Chu, H., Wu, J., Sheng B. and Chen, Z., "A new heat-map-based algorithm for recognition group activities in videos," *IEEE Trans. Circuits and Systems for Video Technology*, 23(11), 1980-1992 (2013).
- [11] Wateosot, C. and Suvonvorn, N. (in press), "Anomaly Detection in Crowd Scene Using Interaction Force Model," *Asia Pacific Journal of Science and Technology*, 22(1), (2017).
- [12] Fisher, R., Milne, G., Blunsden, S. and Andrade, E., "BEHAVE Dataset [Online]," 2007, <<http://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/BEHAVE>> (January 2015).

## Group Activity Recognition with an Interaction Force based on Low-Level Features

Chonthisa Wateosot<sup>\*a</sup>, Non-member  
Nikom Suvonvorn<sup>\*</sup>, Non-member

Group activity recognition of human is an important task for video surveillance systems. In complex situations, however, ambiguities usually arise due to chaotic movements in the scene, especially when it is solved based upon motion trajectory analysis involving object segmentation and tracking. In this research we present an Interaction Force Model (IFM) to recognize group activity using low-level feature based on dense optical flow. The IFM utilized to define interaction among people consists of three principal forces: group motion force (GMF), interaction motion force (IMF), and reciprocal motion force (RMF) to model behaviors of the activity. Our algorithm is evaluated with the well-known NUS-HGA and BEHAVE datasets. Results of our approach technique reveal good efficiency with high accuracy, regardless of surrounding conditions, and is competitive with other state-of-the-art methods.

**Keywords** : Interaction Force; Dense Optical Flow; Group Activity Recognition; Surveillance System

### 1. Introduction

Interpretation of human activities is increasingly becoming a necessity for video surveillance in public places such as shopping malls, transport stations, hospitals and walking streets. Methods to automatically recognize activities are required with higher accuracy and stronger ability to handle assorted scenarios, and this is very challenging.

We can characterize activities according to the density of participants into four categories: individual action recognition, paired-interaction recognition, group activity recognition, and crowd activity recognition. Individual action recognition focuses on behavior of a single person by analyzing body articulation or body parts [1-4]. Paired-interaction recognition determines relationship between two people by analyzing the overall body articulation [5-7]. Group activity recognition defines activities of people in moderate crowd based on motion or interaction [8-12]. Crowd activity recognition concerns interpretation of crowd motion by analyzing trajectories or flows [13][14].

Ongoing researches are conducted on all of the four categories described, depending on interests. In this paper, however, we concentrate on group activity recognition suitable for recognition of movements in public places. Categorically, group activity recognition features can be either low-level or object-based. To identify activities, the low-level type utilizes features of an image without object segmentation and tracking, whereas the object-based type – as its name clearly implies – involves both. Examples of low-level features are gradients [15], dense optical flows [16] and spatio-temporal [17-20]. For activity recognition based on object features, besides the necessity that the objects in the scene must be segmented and tracked, its trajectories must also be determined along with other properties such as appearances [8][21-23] are used in subsequent modeling.

In activity modeling, low-level or object-based features are either used for modeling the pattern of group activities such as energy-intensive based model [5][25], interaction model [24][26][27], etc. Interaction model is more widely used because it can represent realistic social relationships of persons in group activities and human behaviors. Three prominent models of interaction are: Proxemics theory [26-28], Contextual information model [29][30] and Social force model [10][25][31], and almost all complex models are based on object features. Accuracy of the models depend mainly on motion characteristics of the object and the trajectory. In complex scenes with many movements in a group activity, recognition models based on object features could lead to failures, and inevitably in those with low-resolution.

From details and reasons elaborated we thus propose to conduct an investigation employing a new interaction model for group activity recognition using low-level feature based on dense optical flow. This new model shall be called the "Interaction Force Model; IFM," and it will involve interaction behaviors of the group such as group movement general direction, group interaction, and magnitude of the group. Robustness of features at low level should increase the accuracy of our interaction model. This low-level interaction force will be determined from optical flows. High-level interaction forces, subsequently established to represent possible interaction behaviors of persons in group, will consist of three force types: Group Motion Force (GMF), Interaction Motion Force (IMF) and Reciprocal Motion Force (RMF). Through these forces, we further apply a heat map to represent the level of each force. And finally, we apply conventional neural network to classify activity into six types: gathering, ignoring, stand talking, group walking, group running, and fighting.

The remainder of this paper is organized as follows: Section 2 describes our concept of IFM and its analyses using low-level and high-level interaction forces; Section 3 presents the results and evaluations of the approach; and Section 4 concludes the overall outcome.

<sup>a</sup>Correspondence to: Chonthisa Wateosot. E-mail: chonthisa.w@gmail.com

<sup>\*</sup>Department of Computer Engineering, Faculty of Engineering,  
Prince of Songkla University, Hat Yai, Songkhla, Thailand 90110



## 2. Interaction Force Modeling

The propose IFM model to analyze group activities based on the concept of interaction behavior among persons in the group consists of both low-level interaction force and high-level interaction force, conducted in succession. The former represents interaction at feature level, to be described in more details in Section 2.1; the latter to model interaction behavior of persons in the group shall be elaborated in Section 2.2.

### 2.1 Low-Level Interaction Force

In this section, we introduce our interaction force that emphasizes a low-level feature based on dense optical flow. The reason for exclusion of other two options of low-level features is that the gradient feature involves no motion, and the spatio-temporal feature is too complex. Our notion is to focus on motion locally that can represent interaction behavior among persons in the scene by ignoring the appearance of the objects. This concerns motion at the level of pixels or a patch of pixels without object tracking. Optical flows representing motion are determined between consecutive frames to define movements of a patch of pixels. Displacement of optical flow position from  $I(x, y, t)$  to  $I(x + dx, y + dy, t + dt)$  could be represented by a vector consisting of magnitude and direction, and is formulated in Eq. (1).

$$I_x dx + I_y dy + I_t dt = 0 \quad (1)$$

Employing Taylor Series expression, Eq. (1) can be simplified to Eq. (2).

$$I_x u + I_y v = -I_t \quad (2)$$

where  $u = \frac{dx}{dt}$  and  $v = \frac{dy}{dt}$  are optical flow vectors, and can be written as shown in Eq. (3).

$$\vec{u}(x, y, t) = \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} \quad (3)$$

Optical flow magnitude and direction are to be determined by Eq. (4).

$$\|\vec{u}\| = \sqrt{u^2 + v^2}, \quad \theta = \tan^{-1} \frac{v}{u} \quad (4)$$

Using the optical flows described we can now establish the two principal forces that are commonly used to formulate low-level interaction force, i.e. the propagating and spreading forces.

#### 2.1.1 Propagating Force

Propagating force is defined as the force of an optical flow from an original position to its neighborhood depending on its magnitude. The level of force is high when it is close to the original position, and decreases with further distance, as described in Eq. (5).

$$P(\vec{u}) = \frac{2.5}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(\|\vec{u}\| - \mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (5)$$

where  $P(\vec{u})$  is the propagating force with respect to  $\vec{u}$ ;  $\sigma$  the standard deviation and  $\mu$  the mean. The propagating force  $P(\vec{u})$  is formed as a Gaussian distribution, having a maximum value of 1.0. In our experiment, the value of  $\sigma$  and  $\mu$  are 1.0 and 0.0.

#### 2.1.2 Spreading Force

Spreading force in an optical flow is dictated by how the force spreads over its proximity from its original position based on

magnitude and direction. Force spreading in a wide angle represents an optical flow with low magnitude; and in a narrow angle, with high magnitude. Eq. (6) shows formulation of the spreading angle that depends on the magnitude:

$$\beta(\vec{u}) = 180e^{-0.25\|\vec{u}\|} \quad (6)$$

where  $\beta(\vec{u})$  is the angle of spreading force ranging from 0 to 180 degrees.

For each optical flow a spreading force is formed in Gaussian uniform style, as illustrated in Fig. 1, and as calculated employing Eq. (8) through the use of Eq. (7).

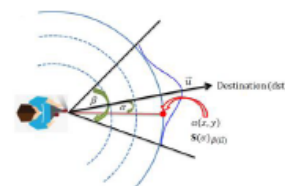


Fig. 1. Spreading force of an optical flow in Gaussian uniform style.

At any point considered, angle  $\alpha(x, y)$  is defined by Eq. (7).

$$\alpha(x, y) = \cos^{-1} \frac{(x \cdot \vec{u} \cdot d\vec{s}t\vec{x}) + (y \cdot \vec{u} \cdot d\vec{s}t\vec{y})}{\sqrt{x^2 + (\vec{u} \cdot d\vec{s}t\vec{x})^2} + \sqrt{y^2 + (\vec{u} \cdot d\vec{s}t\vec{y})^2}} \quad (7)$$

And for the spreading force:

$$S(\alpha)_{\beta(\vec{u})} = \frac{2.5}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(r \cos \frac{\beta}{2} \tan \alpha - \mu)^2}{2\sigma^2 r \sin \frac{\beta}{2}}} \quad (8)$$

where  $S(\alpha)_{\beta(\vec{u})}$  is the spreading force with respect to  $\beta(\vec{u})$  at angle  $\alpha = [0 \dots \beta]$ .

The spreading force will be highest when the position considered is in the exact direction with the optical flow. In direction deviating more from this exact line, the force will decrease greater.

So far we have obtained each force of optical flow – propagation, and spread. We can now formulate the combined interaction force, as shown in Eq. (9).

$$IF_L = P(\vec{u})S(\alpha)_{\beta(\vec{u})} \quad (9)$$

where  $IF_L$  is the low-level interaction force; defined as multiplication of the propagating force and the spreading force.

An object could be formed by several optical flows depending on the object size and the grid size. At any point considered in the scene the total force can be calculated from  $IF_L$  forces propagated or spread from those flows to the point. The total force  $IF_{LT}$  in Eq. (10) is the summation of all relevant  $IF_L$  forces.

$$IF_{LT} = \sum_{i=1}^N IF_{L_i} \quad (10)$$

where  $N$  is the number of optical flows through the point considered.

The following is **Algorithm 1** for our  $IF_L$  model:

1. For each frame, compute the optical flows
2. For each optical flow, compute the magnitude  $\|\vec{u}\| = \sqrt{u^2 + v^2}$  and angle  $\theta = \tan^{-1} \frac{v}{u}$
3. For each optical flow, compute the spreading angle  $\beta(\vec{u}) = 180e^{-0.25\|\vec{u}\|}$  and determine the positions  $\alpha(x, y)$  in both direction and range of the flow considered 
$$\alpha(x, y) = \cos^{-1} \frac{(v \cdot \vec{u}_d \cdot \vec{r}) + (v \cdot \vec{u}_d \cdot \vec{r}_y)}{\sqrt{v^2 + (\vec{u}_d \cdot \vec{a}_x)^2} \sqrt{v^2 + (\vec{u}_d \cdot \vec{a}_y)^2}}$$
 and check whether  $\alpha(x, y) < \beta(\vec{u})/2$   
If true:
  - 3.1 Compute propagating force  $\mathbf{P}(\vec{u}) = \frac{2.5}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(\|\vec{u}\| - \mu)^2}{2\sigma^2}}$
  - 3.2 Compute spreading force  $\mathbf{S}(\alpha)_{\beta(\vec{u})} = \frac{2.5}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(\cos\alpha - \cos\beta(\vec{u}))^2}{2\sigma^2 \sin^2 \frac{\beta}{2}}}$
  - 3.3 Define Low-Level Interaction Force  $IF_L = \mathbf{P}(\vec{u})\mathbf{S}(\alpha)_{\beta(\vec{u})}$   
If false: disregard, and seek other position until all positions are considered
4. After all positions are considered, compute the total force  $IF_{LT}$  of all optical flows in both the direction and the range of the point considered.

$$IF_{LT} = \sum_{i=1}^N IF_{L_i}$$

### 2.1.3 Results of Our Low-level IF Model

Simulation of IF model related to optical flows with varying magnitudes and directions to represent a moving object is illustrated in Fig. 2(a). The heat map color indicates level of the forces; the higher force is in red, and those with decreasing magnitudes are depicted in yellow, green and blue, in that order. Optical flows with lower magnitude resulting from a slow-moving object possess lower force and cover area in a wider angle, whereas those with higher speed from an active moving object exhibit higher force in a narrower angle with a greater distance of propagation.

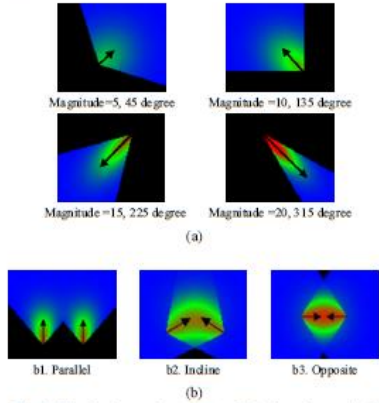


Fig. 2. Simulation results of IF model related to optical flow: (a) IF force established from a flow with varying magnitude and direction; (b) IF force established from two flows.

Fig. 2(b) shows examples of interaction forces established from two flows. Flows that are parallel (b1) show no interaction because their energies do not overlap. When flows are inclined towards each other (b2), interaction force increases and forms a connecting red area. The interaction force is highest when flows are directly opposite (b3) and show a bright red area.

Fig. 3 shows example results of low-level IF model obtained from three different group activities: (a) Gathering (opposing-movement); (b) Group walking (group-movement); and (c) Ignoring (random-movement). The colors represent the levels of interaction among people in the group; green for minimum, red for maximum; and yellow for that in between. It is evident from Fig. 3 that a higher level interaction force is needed to identify more clearly these activities since the low-level model could not separate even simple activities such as (a) and (b). Section 2.2 shall further address this shortcoming.

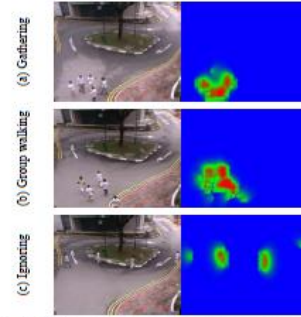


Fig. 3. IF force of moving people in different activities. (a) Gathering (b) Group walking (c) Ignoring

Note: Force level from high to low are red, yellow and green, in that order.

## 2.2 High-Level Interaction Forces

Low-level interaction force could only be used in a scene to identify possible overall 'abnormal' behavior in the event such as a panic or an intense fight. It generally cannot clearly distinguish behavior of persons in a normal group. Generally there are six behaviors of interest: ignoring, gathering, fighting, stand talking, group walking, and group running. In this section we introduce a high-level interaction force which emphasizes on modeling of group activities depending on these six behaviors. This high-level interaction force can be categorized into three types of forces: group motion force (GMF) to describe the overall group behavior in the scene; interaction motion force (IMF) to describe interaction among people in the group; and reciprocal motion force (RMF) to describe the density of flows in a group in that activity.

### 2.2.1 Group Motion Force (GMF)

Group motion is defined as the general movement of persons in a group, for example, group walking or group running in the same direction, as shown in Fig. 4. GMF is established to distinguish these behaviors from others such as ignoring, gathering, stand talking, and fighting. In order to refine the low-level interaction force obtained earlier we use dispersion of the direction of flow to determine a factor  $f_1$  in Eq. (11) to derive the high-level group

motion force using Eq. (12).

$$f_1(\vec{u}, x, y) = e^{-k_1 \sqrt{\frac{n \sum x^2 - (\sum x)^2}{n(n-1)}}} \quad (11)$$

$$IF_{M1} = f_1(\vec{u}, x, y) IF_{LT} \quad (12)$$

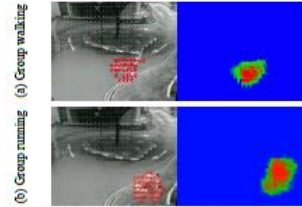


Fig. 4. High GMF force, higher with faster movement, resulting from group movement in same direction; (a) Group walking, and (b) Group running.

### 2.2.2 Interaction Motion Force (IMF)

Interaction motion is defined as the interacting behavior among people in the group, for example, person moving or approaching each other, as shown in Fig. 5. IMF is established in order to highlight gathering and fighting activities. We measure dispersion of the opposing direction of flows. The more intense the activity, the higher the interaction.

$$f_2(\vec{u}, x, y) = e^{k_2 \sqrt{\frac{n \sum x^2 - (\sum x)^2}{n(n-1)}}} \quad (13)$$

$$IF_{M2} = f_2(\vec{u}, x, y) IF_{LT} \quad (14)$$

We establish Eq. (13) for factor  $f_2$ , the inverse of factor  $f_1$ , to refine the interaction motion. The high-level interaction force  $IF_{M2}$  shown in Eq. (14) is found by multiplying the low-level  $IF_{LT}$  with this factor.

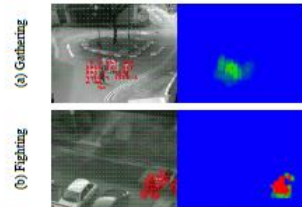


Fig. 5. High IMF force, higher with more intense interaction, resulting from group movement from opposing direction; (a) Gathering, and (b) Fighting.

### 2.2.3 Reciprocal Motion Force (RMF)

Reciprocal motion is inversely proportional to the amount of flows in a group. A small number of flows in a scattered group could be translated as persons walking independently, moving randomly (ignoring). RMF force value is higher for a smaller number of flows, as shown in Fig. 6.

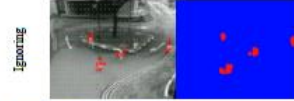


Fig. 6. RMF force in Ignoring; higher with smaller number of flows in the group.

In Eq. (15) we establish a factor  $f_3$  to represent reciprocal motion; and its force  $IF_{M3}$  in Eq. (16) is equal to the factor divided by the low-level  $IF_{LT}$ .

$$f_3(\vec{u}, x, y) = e^{-k_3 N} \quad (15)$$

where  $N$  is the number of flows that can propagate its force to the point considered.

$$IF_{M3} = \frac{f_3(\vec{u}, x, y)}{IF_{LT}} \quad (16)$$

### 2.3 Feature Identification for Neuron Network

To identify the six common activities mentioned earlier we employ neural network to learn them using features extracted from the three types of high-level interaction forces. Since each force is able to identify only certain activities, intuitively by combining them it should improve capability of classification for all target activities.

Fig. 7 depicts empirically proportions of the three forces versus the six activities. We may note that each activity is composed of different levels of the three forces. For group walking and group running, where all of them walk or run generally in the same direction, GMF (motion) is high while IMF (interaction) and RMF (number of flows) are low. Running activity definitely has higher GMF than walking because of higher speed. In gathering and fighting, where peoples are either walking or running toward each other over an area, GMF motion is moderate while interaction IMF is high and number of flows RMF is low. Of course, fighting exhibits higher IMF and GMF than gathering. For ignoring, where people move individually at low speed and at random direction, RMF is high while GMF and IMF are low. In the final activity of stand talking, where people in a group stand still or have small movements, all the three forces - GMF, IMF and RMF - are low.

Our feature of interaction forces for training the neural network is defined as a vector of force values. For each picture frame, three forces are computed and each of its 64 maximum values are concatenated into a vector of 192 values ( $64 \times 3$ ). Thus, the number of input nodes for the neural network is 192 and the number of output nodes is 6 (for the 6 activities). In the experiment, the hidden layer is defined with 10 nodes.



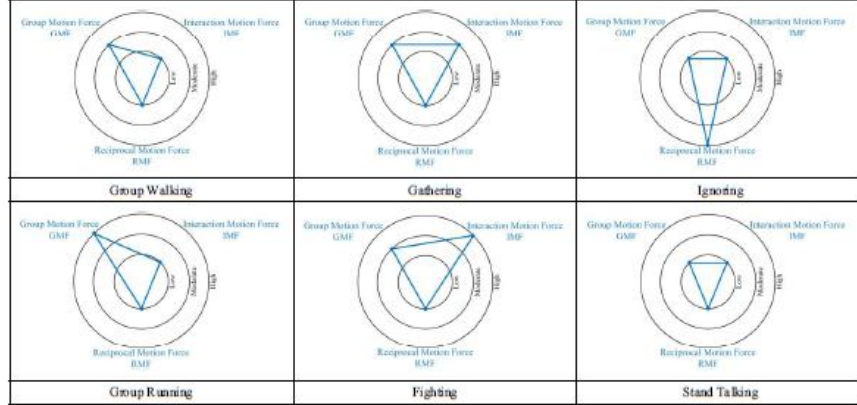


Fig. 7. Proportions of high-level interaction GMF, IMF and RMF forces in relation to the six activities of group walking, group running, gathering, fighting, ignoring and stand talking.

Note: The inner circle denotes low force; the outer, high; and the circle in-between, moderate.

The following is **Algorithm 2** for our High-Level Interaction Force

1. For each frame, compute the total force  $IF_{L,T}$
2. For each grid point, determine N, the number of flows around the point considered, in a 30-pixel range.

$$2.1 \text{ Compute group motion factor } f_1(\vec{u}, x, y) = e^{-k_1 \sqrt{\frac{\|\vec{u}^2 - \vec{v}^2\|^2}{n(n-1)}}$$

$$2.2 \text{ Compute group motion force } IF_{H1} = f_1(\vec{u}, x, y) IF_{L,T}$$

$$2.3 \text{ Compute interaction motion factor } f_2(\vec{u}, x, y) = e^{-k_2 \sqrt{\frac{\|\vec{u}^2 - \vec{v}^2\|^2}{n(n-1)}}$$

$$2.4 \text{ Compute interaction motion force } IF_{H2} = f_2(\vec{u}, x, y) IF_{L,T}$$

$$2.5 \text{ Compute reciprocal motion factor } f_3(\vec{u}, x, y) = e^{-k_3(N)}$$

$$2.6 \text{ Compute reciprocal motion force } IF_{H3} = \frac{f_3(\vec{u}, x, y)}{IF_{L,T}}$$

3. After all grid points are considered,
  - 3.1 Collect 64 maximum values  $IF_{H1}$  into vector A.
  - 3.2 Collect 64 maximum values  $IF_{H2}$  into vector B.
  - 3.3 Collect 64 maximum values  $IF_{H3}$  into vector C.
  - 3.4 Concatenate vector A, B, and C into a vector (192 values) as input of the Neural Network.

### 3. Experimental Results

This section discusses our experiments and results. Since our model is established with various internal parameters, we need to first evaluate these parameters for optimal values to be used for performance evaluation of our proposed method (Section 3.1). Experiment with NUS-HGA and BEHAVE datasets are detailed in Section 3.2 and 3.3.

#### 3.1 Parameter Evaluation

We use partially the NUS-HGA dataset, a total of 100 video clips for the six activities, and 100 frames for each of the activity, to evaluate optimal values of parameters  $k_1$ ,  $k_2$  and  $k_3$ .

##### 3.1.1 Parameter $k_1$ for GMF

The internal parameter of GMF is designated  $k_1$  and is expressed earlier in Eq. (12). Different motion behaviors of the whole group results in varying values of  $k_1$ . From Fig. 8, it can be

seen that  $k_1$  is high when most people walk or run in the same direction (having small angle of deviation); and  $k_1$  decreases when people are walking or running in a more scattered manner (bigger angle of deviation for same GMF).

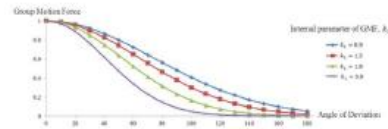


Fig. 8. GMF parameter vs. Angle of Deviation at various values of  $k_1$ .

Table I shows the accuracy of activity recognition versus  $k_1$  values. From the Table the highest accuracy is achieved when  $k_1$  equals 1.2 and hence in our experiment this value is adopted as the optimal parameter for GMF.

Table I. Experiment result for Group Motion Force versus parameter  $k_1$ .

$k_1$	0.9	1.2	1.8	3.0
Accuracy	55.60%	66.70%	52.40%	38.10%

##### 3.1.2 Parameter $k_2$ for IMF

The internal parameter of IMF is designated  $k_2$  and is expressed earlier in Eq. (14). Different interaction behaviors of people in the group results in varying values of  $k_2$ . From Fig. 9, a bigger value of  $k_2$  indicates that more people in the group interact with one another, and vice versa.

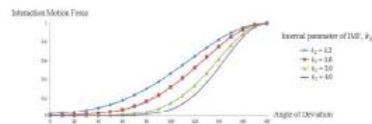


Fig. 9. IMF parameter vs Angle of Deviation at various values of  $k_2$ .

Table II shows the accuracy of activity recognition versus  $k_2$  values. From the Table the highest accuracy is achieved when  $k_2$  equals 3.0 and hence in our experiment this value is adopted as the optimal parameter for IMF.

Table II. Experiment result for Interaction Motion Force versus parameter  $k_2$ .

$k_2$	1.2	1.8	3.0	4.0
Accuracy	61.90%	66.30%	77.80%	44.4%

**3.1.3 Parameter  $k_3$  for RMF**

The internal parameter of RMF is designated  $k_3$  and is expressed earlier in Eq. (16). Different number of flows in the group results in varying values of  $k_3$ . From Fig. 10, a larger value of  $k_3$  indicates smaller number of flows in the group, and vice versa.

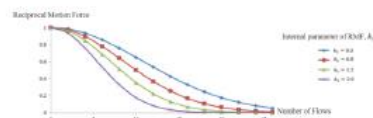


Fig. 10. RMF parameter versus Number of Flow at various values of  $k_3$ .

Table III shows the accuracy of activity recognition versus  $k_3$  values. From the Table the highest accuracy is achieved when  $k_3$  equals 0.8 and hence in our experiment this value is adopted as the optimal parameter for RMF.

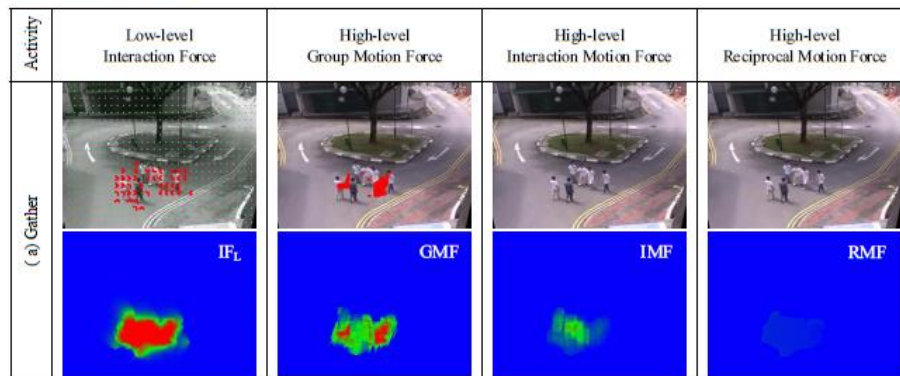
Table III. Experiment result for Reciprocal Motion Force versus parameter  $k_3$ .

$k_3$	0.5	0.8	1.2	2.0
Accuracy	33.30%	66.70%	44.40%	33.50%

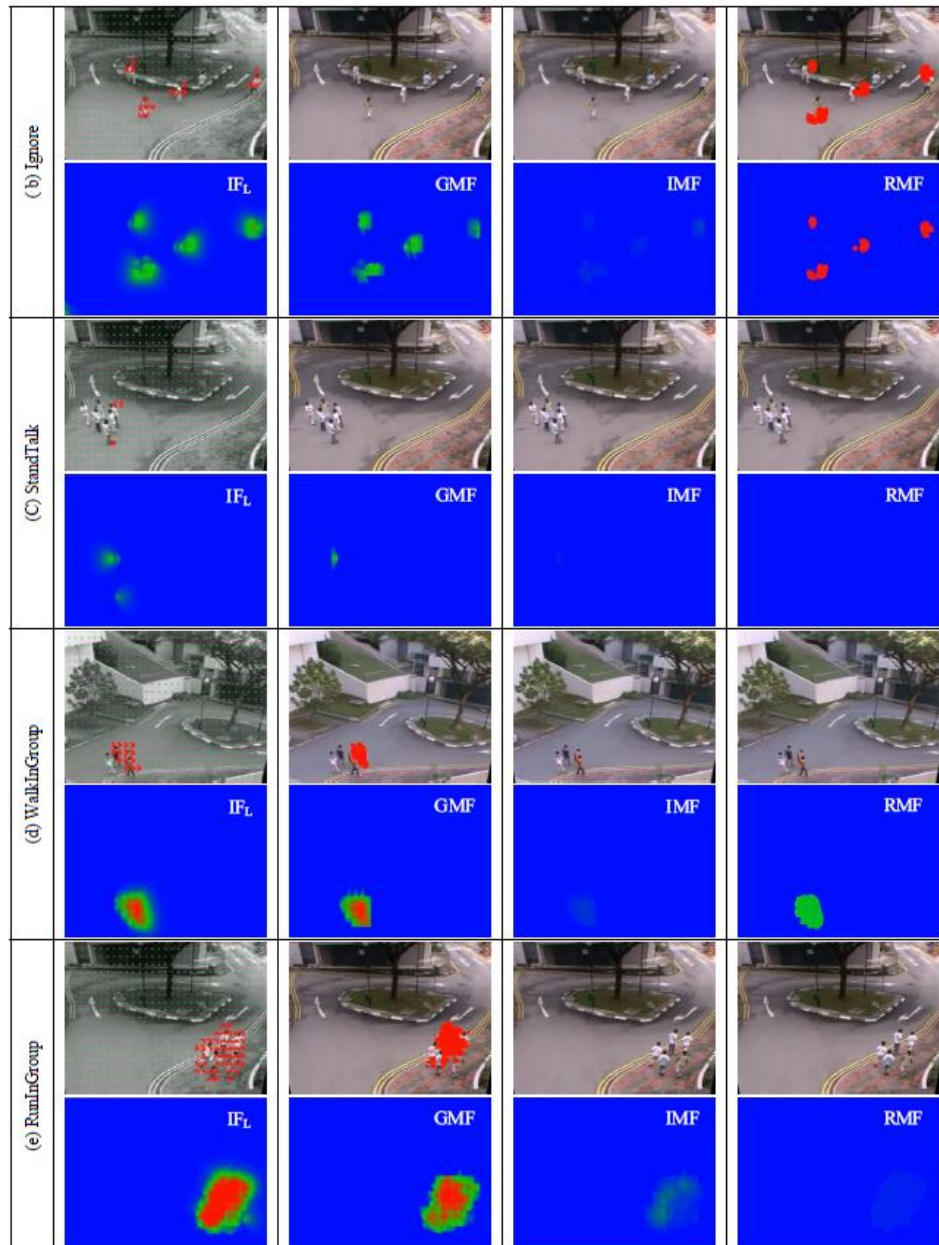
**3.2 Evaluation using NUS-HGA Dataset**

Performance of our method is evaluated using NUS-HGA [8] This dataset developed by the National University of Singapore concerns outdoor human group activities, and involves 476 video clips whereby in each clip 4-8 participants perform 6 activities: Gather, Ignore, StandTalk, WalkInGroup, RunInGroup, and Fight.

Fig. 11 illustrate some of our results implemented and tested on this video dataset. Underneath the four columns of video are our respective heat maps of the four forces: IFL, GMF, IMF, and RMF; the first being the low-level interaction force, and the rests are high-level forces derived from the low-level force and respective parameter  $k_1$ . In Fig. 11(a), a Gather activity, both GMF and IMF are moderate and/or minimal as people slowly walk toward one another with not much interaction, while RMF is small due to large number of flows. In Fig. 11(b), an Ignore activity, both GMF and IMF are minimal or small because people individually walk in random direction, whereas RMF is high because of small number of flows from the individuals. In Fig. 11(c), a StandTalk activity, both GMF and IMF are again very small because there are little movements; and though the number of flows from individuals is small they are considered noises since the number is too small (down to 1 or 2 flows) and hence RMF instead of getting very large, it disappears since it will be regarded as a no flow. In Fig. 11(d) and (e), respectively for WalkInGroup and RunInGroup activities, GMF is high because of group movement in the same direction (higher in running than in walking); IMF in both are very small since there exist little interactions, while RMF is small due to large number of flows. In Fig. 11(f), a Fight activity, GMF is high due to intense movement but IMF is moderate from limited fighting in the group, and RMF is very small due to a large number of flows.



GROUP ACTIVITY RECOGNITION WITH AN INTERACTION FORCE BASED ON LOW-LEVEL FEATURES





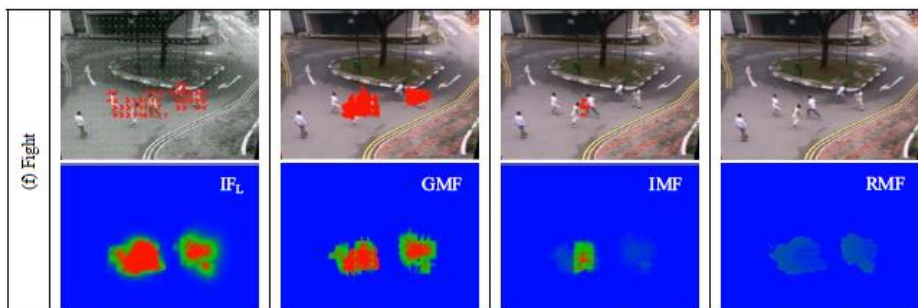


Fig. 11. Heat map results of IF (Low-level force); GMF, IMF, and RMF (High-level forces) from the proposed method tested on the NUS-HGA dataset.

Note: Force level from high to low are red, yellow and green, in that order.

We compare the performance of our proposed IFM results with a study using a state-of-the-art method called Localized Causalities [8]. This LC method was first employed to investigate how to effectively represent group activities on the NUS-HGA dataset. Trajectories were used as input signals and motions were represented by specific digital filters.

Accuracy of our IFM is compared with LC. As clearly shown in Table IV, the overall result of nearly 95% accuracy from IFM represents an over 20 percentage points increase in precision, or an over 27% increase in comparison. Within each of the six activities IFM yields better performance as well without exception; our minimum accuracy being 89.80% in WalkInGroup while the rest all fared above 90. Our method proves exceptionally good at Gather activity (92.95% compared to 40%).

Table IV. Accuracy of our IFM method compared with one study using Localized Causalities on the same NUS-HGA dataset.

Activity	IFM (%)	A Study using Localized Causalities [8] (%)
Gather	92.95	40
StandTalk	95.05	89
Ignore	98.32	64
WalkInGroup	89.80	74
RunInGroup	93.56	89
Fight	96.00	89
Average	94.28	74.16

Fig. 12 is a confusion matrix; a matrix showing percentages of recognition of an activity and how much it is confused and recognized as other kinds of activities. From the matrix, group activities on WalkInGroup and RunInGroup are most confused as others; as much as 4.4% of RunInGroup is misinterpreted as WalkInGroup, and 6.9% of WalkInGroup is regarded as RunInGroup, since these two are distinguished mainly only by the amount of GMF.

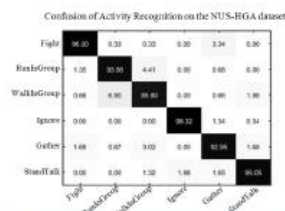


Fig. 12. 'Confusion Matrix' of our IFM method on the NUS-HGA dataset, showing activity recognition performance.

Fig. 13 shows the ROC (Receiver Operating Characteristic curve); a plot of true positive rate against false positive rate of a test, to compare performance of different activities in our study. Activity that reaches higher the top left corner of the ROC curve yields better performance. From the graph, Ignore performs best, and WalkInGroup is worst at performance.

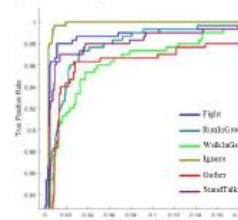


Fig. 13. Receiver Operating Characteristic curve of our IFM method on the NUS-HGA dataset.

### 3.3 Evaluation using BEHAVE Dataset

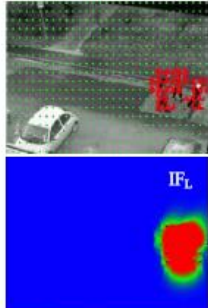



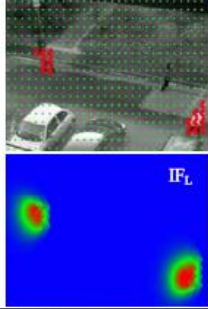


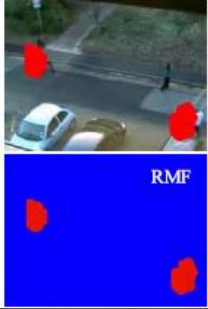




To further validate our IFM method we use videos from the BEHAVE Dataset [32], developed by the University of Edinburgh, to once more evaluate the efficiency. The dataset consists of 163 video clips and 10 activities: Meet, Split, Chase, Follow, Approach, Ignore, InGroup, WalkTogether, RunTogether, and Fight. We, however, choose only 6 activities that are common to those we use in the NUS-HGA Dataset for compatibility, and these are Gather

## GROUP ACTIVITY RECOGNITION WITH AN INTERACTION FORCE BASED ON LOW-LEVEL FEATURES

(Approach), Ignore, StandTalk (Ingroup), WalkInGroup, RunInGroup, and Fight. Heat maps of the four forces: IF<sub>L</sub>, GMF, IMF, and RMF, for these 6 activities are illustrated in Fig. 14.

In Fig. 14(a) for Approach activity, GMF is moderate due to gentle get-together motion, IMF is also moderate because of mild interaction, and RMF is very small due to large number of flows. In Fig. 14(b) for Ignore, GMF is moderate from some movements, IMF is not present because everyone ignores one another, but RMF is high from small number of flows. In Fig. 14(c) for

InGroup, all the three forces are not present because of negligible movement, no interaction, and absence of flow in the scene. In Fig. 14(d) and (e) for WalkTogether and RunTogether, GMF is quite high or very high because of large movement in the same direction, IMF is barely perceptible or negligible due to low interaction, and RMF is very small from large number of flows. And lastly in Fig. 14(f), for Fight activity, both GMF and IMF are high due to great movements and scuffling interactions, but RMF is not minimal due to large number of flows.

Activity	Low-level Interaction Force	High-level Group Motion Force	High-level Interaction Motion Force	High-level Reciprocal Motion Force
(a) Approach				
(b) Ignore				
(c) InGroup				

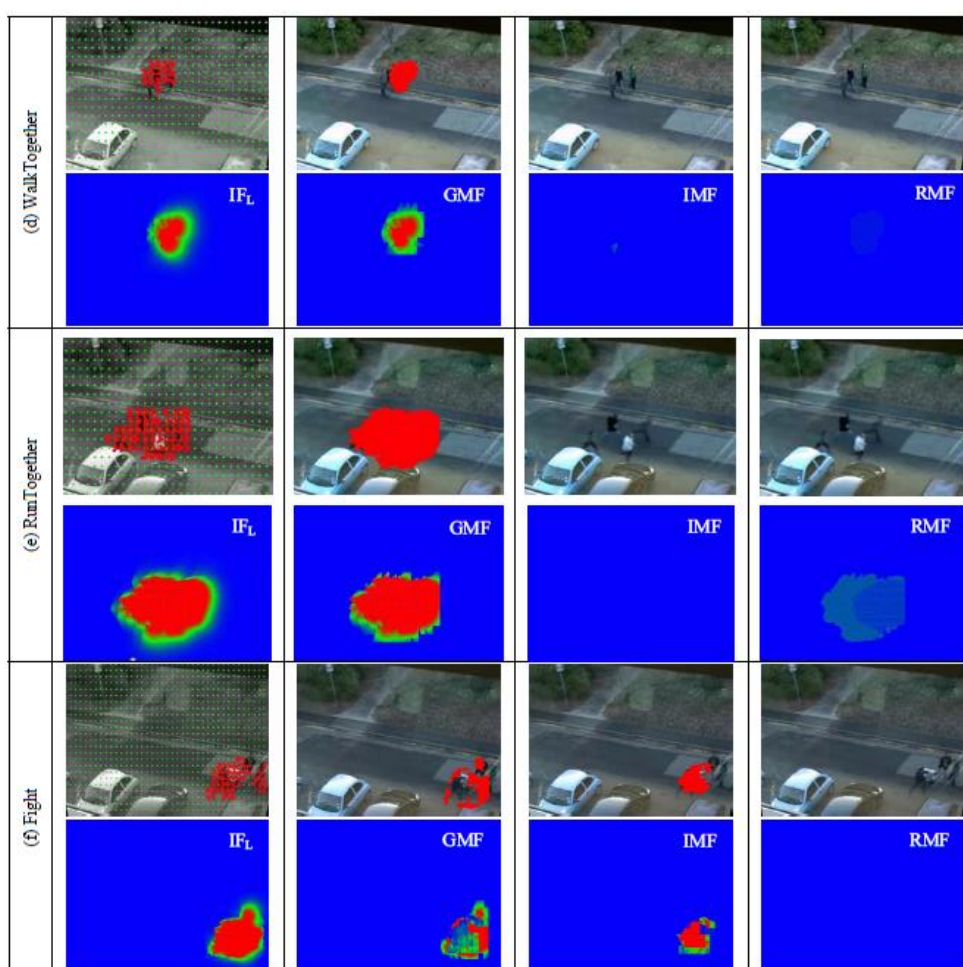


Fig. 14. Heat map results of IFM (Low-level force); GMF, IMF, and RMF (High-level forces) from our IFM method tested on the BEHAVE dataset.

Note: Force level from high to low are red, yellow and green, in that order.

We compare the performance of our IFM method with another study using another state-of-the-art method called Group Interaction Zone; GIZ [31], which is based on proxemics theory to describe people behavior in a group.

Table V details the accuracy of our IFM method compared with that studied employing GIZ. However, comparison could be made on only 4 of the 6 activities that are coincidental; Ignore and RunTogether activities are not included in that study. Of the four activities compared, our results fare better on three of them; the only inferior outcome is on InGroup. On average, the overall accuracy of IFM is approx. 93.3% while that using GIZ is approx. 89.6; representing about a 3.7 percentage points increase, or over

4%. Our minimum accuracy value is approx. 88% (for Fight) while the rests performed well above 90%. In contrast, the minimal value using GIZ is just over 83% but its best performance in InGroup is 100% though.



Table V. Accuracy of our IFM method compared with one study using Group Interaction Zone on the same BEHAVE dataset.

Activity	IFM (%)	A Study using GIZ[31] (%)
Approach	91.07	83.33
Ignore	96.47	-
InGroup	93.20	100.00
WalkTogether	92.04	91.66
RunTogether	98.95	-
Fight	87.94	83.33
Average	93.28	89.58

The confusion matrix in Fig. 15 on the BEHAVE dataset shows that the best activity recognition performance among the six studied is the RunTogether activity at nearly 99%, followed at approx. 96.5 in Ignore. Inaccuracy for the rest gets larger: Approx. 5% of InGroup (stand talking) is confused as WalkTogether; About 4% of WalkTogether is misinterpreted as RunTogether, plus nearly 4% as InGroup; And Nearly 6% of Approach (gathering) is regarded as Fight, plus 3% as WalkTogether. The Worse performance appears in the Fight activity, where 11% is confused as Approach; this activity is featured mostly by hand movement under close inspection.

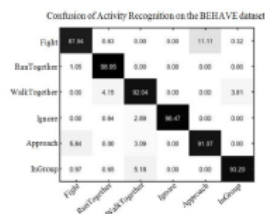


Fig. 15. 'Confusion Matrix' of our IFM method on the BEHAVE dataset, showing activity recognition performance.

The ROC of our IFM method is shown in Fig. 16. The best performance is confirmed as the RunTogether, and the worse is the Fight.

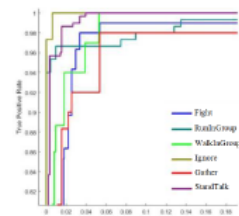


Fig. 16. Receiver Operating Characteristic curve of our IFM method on the BEHAVE dataset.

#### 4. Conclusions

Group activity recognition is increasingly important in public video surveillance. Numerous methods have been devised to improve its accuracy. In this research we have proposed a method

using three high-level features called Group Motion Force (GMF), Interaction Motion Force (IMF), and Reciprocal Motion Force (RMF). This Interaction Force Model (IFM) is in turn based on a low-level feature of dense optical flow. The model to identify group activities of interaction without segmentation and tracking intends to lead to robustness especially when the amount of people in the group increases or when the activity becomes more complex. Six features studied and compared are: gathering, ignoring, stand talking, group walking, group running, and fighting. We evaluate our IFM model using NUS-HGA and BEHAVE datasets, and the improvement found on the former dataset is 27%, and 4% on the latter. Our method is thus efficient and could be used as an alternative in the worst case.

#### Acknowledgement

The authors would like to thank the Office of the Higher Education Commission, Thailand, for supporting this work under the Strategic Scholarships Fellowships Frontier Research Networks (specific for Thailand's southern region) for Thai Ph.D. degree program. This work is also partially supported by Graduate School thesis grant, Prince of Songkla University.

#### References

- (1) T. Guha, R. K. Ward, Learning sparse representations for human action recognition, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 34 (8) (2012) 1576–1588.
- (2) J. Wang, Z. Liu, Y. Wu, J. Yuan, Mining actionlet ensemble for action recognition with depth cameras, in *Proc. IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition*, Providence, RI, USA, June 2012, 1290–1297.
- (3) X. Chen, A. L. Yuille, Articulated pose estimation by a graphical model with image dependent pairwise relations, in *Advances in Neural Information Processing Systems* (2014) 1736–1744.
- (4) N.-G. Cho, A. L. Yuille, S.-W. Lee, Adaptive occlusion state estimation for human pose tracking under self-occlusions, *Pattern Recognition* 46 (3) (2013) 649–661.
- (5) W. Liu, H. Chu, J. Wu, B. Sheng, Z. Chen, A heat-map-based algorithm for recognizing group activities in videos, *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology* 23 (11) (2013) 1980–1992.
- (6) M. S. Ryoo and J. K. Aggarwal, Spatio-temporal relationship match: Video structure comparison for recognition of complex human activities, in *Proc. IEEE Conf. Computer Vision, Kyoto, Japan, 2009*, 1593–1600.
- (7) H.-I. Suk, A. Jain, S.-W. Lee, A network of dynamic probabilistic models for human interaction analysis, *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology* 21 (7) (2011) 932–945.
- (8) B. Ni, S. Yan, A. Kassam, Recognizing human group activities with localized causalities, in *Proc. IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition*, Miami, FL, USA, June 2009, 1470–1477.
- (9) W. Choi, S. Savarese, A unified framework for multi-target tracking and collective activity recognition, in *Proc. European Conf. Computer Vision*, Florence, Italy, October 2012, 215–230.
- (10) T. Lan, L. Sigal, G. Mori, Social roles in hierarchical models for human activity recognition, in *Proc. IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition*, Providence, RI, USA, June 2012, pp. 1354–1361.
- (11) T. Lan, Y. Wang, W. Yang, S. Robinson, G. Mori, Discriminative latent models for recognizing contextual group activities, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 34 (8) (2012) 1549–1562.
- (12) Y. Zhu, N. Nayak and A. Roy-Chowdhury, Context-aware activity recognition and anomaly detection in video, *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing* 7 (1) (2013) 91–101.
- (13) R. Mehran, A. Oyama, M. Shah, Abnormal crowd behavior detection using social force model, in *Proc. IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition*, Miami, FL, USA, June 2009, 935–942.
- (14) H. Mousavi, H. K. Galoogahi, A. Perina, V. Murino, Detecting abnormal behavioral patterns in crowd scenarios, *Toward Robotic Socially Believable Behaving Systems-Volume II* (2016) 185–205.
- (15) P. Dollár, V. Rabaud, G. Cottrell, S. Belongie, Behavior recognition via sparse spatio-temporal features, in *IEEE International Workshop on Performance Evaluation of Tracking and Surveillance*, Beijing, China, October 2005, 65–72.

- (16) Y. Kong, W. Hu, X. Zhang, H. Wang, Y. Jia, Learning group activity in soccer videos from local motion, in Proc. Asian Conference on Computer Vision, Xi'an, China, September 2009, 103-112.
- (17) M.R. Amer, S. Todorovic, A chains model for localizing participants of group activities in videos, in Proc. IEEE Conf. Computer Vision, Barcelona, Spain, March 2011, 786-795.
- (18) W. Choi, K. Shahid, S. Savarese, Learning context for collective activity recognition, in Proc. IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition, Colorado Springs, USA, 2011, 3273-3280.
- (19) M.S. Ryoo, J.K. Aggarwal, Spatio-temporal relationship match: Video structure comparison for recognition of complex human activities, in Proc. IEEE Conf. Computer Vision, Kyoto, Japan, 2009, 1593-1600.
- (20) W. Brendel, A. Fern, S. Todorovic, Probabilistic event logic for interval-based event recognition, in Proc. IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition, Colorado Springs, USA, 2011, 3329-3336.
- (21) Z. Cheng, L. Qin, Q. Huang, S. Jiang, Q. Tian, Group activity recognition by Gaussian processes estimation, in Proc. International Conference on Pattern Recognition, Istanbul, Turkey, August 2010, 3228-3231.
- (22) W. Liu, Y. Chen, J. Wu, H. Wang, B. Sheng, H. Li, A new network-based algorithm for human activity recognition in videos, IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology 24 (5) (2014) 826-841.
- (23) G. Zhu, S. Yan, T. Han, C. Xu, Generative group activity analysis with quaternion descriptor, in Proc. International Multimedia Modeling Conference, Taipei, Taiwan, January 2011, 1-11.
- (24) A. Dore, C.S. Regazzoni, Interaction analysis with a Bayesian trajectory model, Intelligent Systems 25 (3) (2010) 32-40.
- (25) X. Cui, Q. Liu, M. Gao, D.N. Metaxas, Abnormal detection using interaction energy potentials, in Proc. IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition, Colorado Springs, USA, 2011, 3161-3167.
- (26) P. Rotă, N. Conci, N. Sebe, Real time detection of social interaction in surveillance video, in Proc. European Conf. Computer Vision, Florence, Italy, October 2012, 111-120.
- (27) M. Cristani, L. Bazzani, G. Paggetti, A. Fossati, D. Tosato, A. Del Bue, G. Menegez, V. Murino, Social interaction discovery by statistical analysis of F-formations, in Proc. British Machine Vision Conference, Dundee, UK, 2011, 23.1-23.12.
- (28) T. Gan, Y. Wong, D. Zhang, M.S. Kankanhalli, Temporal encoded F-formation system for social interaction detection, in Proc. ACM international conference on Multimedia, Barcelona, Spain, 2013, 937-946.
- (29) T. Lan, Y. Wang, W. Yang, G. Mori, Beyond actions: discriminative models for contextual group activities, in Proc. of Advances in Neural Information Processing Systems, Vancouver, British Columbia, Canada, December 2010, 1216-1224.
- (30) X. Chang, X. Li, Y. Mai, W. S. Zheng, A similar interaction model for group activity recognition in still images, in Proc. Chinese Conference on Biometric Recognition, Shenyang, China, November 2014, 514-521.
- (31) N. G. Cho, Y. J. Kim, U. Park, J. S. Park, S. W. Lee, Group activity recognition with group interaction zone based on relative distance between human objects, International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence 29 (5) (2015).
- (32) R. Fisher, G. Milne, S. Blunsden, E. Andrade, "BEHAVE Dataset [Online]," 2007, <<http://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/BEHAVE/>> (January 2015).

**Chonthisa Wateosot** (Non-member) received B.S. in Department of Computer Engineering, Faculty of Engineering, Prince of Songkla University, Hatyai, Songkla, Thailand and in 2010 she received M.S. in Department of Electrical Engineering, Faculty of Engineering, Prince of Songkla University, Hatyai, Songkla, Thailand. She is currently pursuit Ph.D student at Department of Computer Engineering, Faculty of Engineering, Prince of Songkla



University, Hat Yai, Songkhla, Thailand. Her research interests are in the areas of image processing and computer vision.

**Nikom Suwonvorn** (Non-member) received a PhD in computer science from l'Université de Paris Sud (XI), Orsay, France. In 2003, He obtained a DEA (Diplôme d'Etudes Approfondies), on Electronic System and Information Processing (SETI) from l'Institut d'Electronique Fondamentale (IEF) at the same university. In that year, he also got another master's degree on computer engineering from Ecole Supérieure de Mécanique et d'Electricité (ESME)-Sudia engineering school, Paris, France. He is currently a lecturer and research scientist at Department of Computer Engineering (CoE), Faculty of Engineering (Eng), Prince of Songkla University (PSU), Hatyai, Thailand. His research corresponds to computer vision, image processing and its related applications. The actual research is emphasized on the OpenVSS project, the next generation multimedia technologies applied for the Surveillance & Smart Environment System.



## ประวัติผู้เขียน

ชื่อ สกุล	นางสาวชลธิศา เวทโอสถ		
รหัสประจำตัวนักศึกษา	5610130001		
วุฒิการศึกษา			
	วุฒิ	ชื่อสถาบัน	ปีที่สำเร็จการศึกษา
	วิศวกรรมศาสตรบัณฑิต (วิศวกรรมคอมพิวเตอร์)	มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์	2549
	วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต (วิศวกรรมไฟฟ้า)	มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์	2552

### ทุนการศึกษา

1. ทุนโครงการพัฒนาอาจารย์และบุคลากรสำหรับสถาบันอุดมศึกษา ในเขตพัฒนาเฉพาะกิจจังหวัดชายแดนภาคใต้ ประเภททุนการศึกษาหลักสูตรปริญญาเอกภายในประเทศ สำนักงานคณะกรรมการการอุดมศึกษา ประจำปีการศึกษา 2556
2. ทุนบัณฑิตวิทยาลัย คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ ประจำปีการศึกษา 2557

### ตำแหน่งและสถานที่ทำงาน

พนักงานในสถาบันอุดมศึกษา ตำแหน่งอาจารย์ สาขาวิชาเทคโนโลยีวิศวกรรมอิเล็กทรอนิกส์และคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยนราธิวาสราชนครินทร์

### การตีพิมพ์เผยแพร่ผลงาน

1. C. Wateosot, N. Suvonvorn, Anomaly Detection in Crowd Scene Using Interaction Force Model, Asia-Pacific Journal of Science and Technology. 23(3), (2017).
2. C. Wateosot, N. Suvonvorn, Fighting detection using Interaction Force, SPIE Proceeding, 2016 International Conference on Robotics and Machine Vision, September 2016, Moscow, Russia.
3. Chonthisa Wateosot and Nikom Suvonvorn, "Group Activity Recognition with an Interaction Force based on Low-Level Features", IEEJ Transactions on Electrical and