

การขจัดสัญญาณรบกวนผสมเกาส์เซียน-อิมพัลส์ ในภาพสีโดยการปรับตัวได้
ด้วยระบบฟัซซี่

**Removing Mixed Gaussian-Impulsive Noise for Color Image by Adaptive
Fuzzy System**

สกล จันทร์ขจร

Sakon Chankhachon

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญา

วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์

มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์

A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements for the Degree of

Master of Science in Computer Sciences

Prince of Songkla University

2558

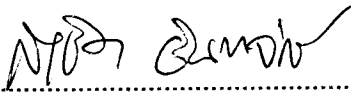
ลิขสิทธิ์ของมหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์

เลขที่.....

Bib Key.....

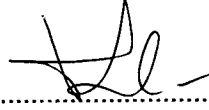
ชื่อวิทยานิพนธ์ การขจัดสัญญาณรบกวนแบบผสมเกาส์เซียน-อิมพัลส์ในภาพสีโดยการ
 ปรับตัวได้ด้วยระบบฟัซซี่
 ผู้เขียน นายสกล จันทรขจร
 สาขาวิชา วิทยาการคอมพิวเตอร์

อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก

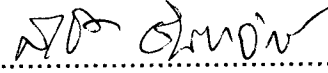


(รองศาสตราจารย์ ดร.สาธิต อินทจักร์)

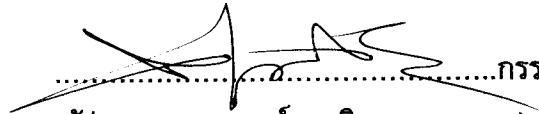
คณะกรรมการสอบ



.....ประธานกรรมการ
 (รองศาสตราจารย์ สักริยา ชิตวงศ์)



.....กรรมการ
 (รองศาสตราจารย์ ดร.สาธิต อินทจักร์)



.....กรรมการ
 (ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.นิคม สุวรรณร)


บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ อนุมัติให้บัณฑิตวิทยาลัยนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษา ตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์



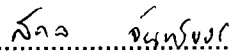
(รองศาสตราจารย์ ดร.ธีระพล ศรีชนะ)

คณบดีบัณฑิตวิทยาลัย

ขอรับรองว่า ผลงานวิจัยชิ้นนี้เป็นผลงานมาจากการศึกษาวิจัยของนักศึกษาเอง และ
ขอขอบพระคุณผู้ที่มีส่วนเกี่ยวข้องทุกท่านไว้ ณ ที่นี้

ลงชื่อ.....

(รองศาสตราจารย์ ดร.สาธิต อินทจักร์)
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์

ลงชื่อ.....

(นายสกล จันทรขจร)
นักศึกษา

(4)

ข้าพเจ้าขอรับรองว่า ผลงานวิจัยนี้ไม่เคยเป็นส่วนหนึ่งในการอนุมัติปริญญาในระดับใดมาก่อน
และไม่ได้ถูกใช้ในการยื่นขออนุมัติปริญญาในขณะนี้

ลงชื่อ.....ส.ก.จ.....จันทร์ขจร.....

(นายสกล จันทร์ขจร)

นักศึกษา

ชื่อวิทยานิพนธ์	การขจัดสัญญาณรบกวนผสมเกาส์เซียน-อิมพัลส์ในภาพสีโดยการปรับตัวได้ด้วยระบบฟัซซี่
ผู้เขียน	นายสกล จันทร์ขจร
สาขาวิชา	วิทยาการคอมพิวเตอร์
ปีการศึกษา	2557

บทคัดย่อ

การขจัดสัญญาณรบกวนผสมในภาพสีเป็นงานที่มีความท้าทายสูง วิธีการ Simple Fuzzy Rule สามารถขจัดสัญญาณรบกวนเกาส์เซียน-อิมพัลส์ได้ดี และยังสามารถคงสภาพขอบวัตถุและรายละเอียดของภาพได้ดีเช่นกัน ทำให้วิธีการนี้เป็นที่น่าสนใจที่จะนำมาศึกษาและพัฒนา วิทยานิพนธ์นี้ได้นำเสนอขั้นตอนวิธีในการขจัดสัญญาณรบกวนผสมเกาส์เซียน-อิมพัลส์ โดยการออกแบบขั้นตอนวิธีเพื่อกำหนดค่าถ่วงน้ำหนักที่เหมาะสมในวินโดว์เพื่อนำไปกรองสัญญาณรบกวนในภาพ ขั้นตอนวิธีที่นำเสนอประกอบด้วย การตรวจจับสัญญาณรบกวนอิมพัลส์ การกำหนดค่าถ่วงน้ำหนักเบื้องต้นด้วยระบบฟัซซี่ การปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักเบื้องต้น และการเลือกวิธีการประมาณค่าคำตอบด้วย ค่าเฉลี่ย Alpha Trimmed หรือค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักเปลือกหุ้มคอนเว็กซ์ จากผลการทดลองได้แสดงให้เห็นว่า ภาพผลลัพธ์จากวิธีการที่นำเสนอสามารถขจัดสัญญาณรบกวนได้ดีกว่า ตัวกรอง Vector Median Filter และ Simple Fuzzy Rule

Thesis Title	Removing Mixed Gaussian-Impulsive Noise for Color Image by Adaptive Fuzzy System
Author	Mr Sakon Chankhachon
Major Program	Computer Science
Academic Year	2014

ABSTRACT

It is a challenging task to suppress mixed noise in a color image. Simple fuzzy method could reduce the mixed Gaussian-Impulse noise with preserved edge and detail of the image; thus, the method was studied and developed. Resourceful method to remove the mixed Gaussian-Impulse noise was proposed by designing the sequential cases to estimate the optimal weights in small window for filtering the noise signals. The sequential cases consisted of impulse detection, fuzzy system for initial weights, improving the weights and optimizing the weights and finally the output pixels estimated by either alpha trimmed mean or convex hull techniques. As depicted in the experimental results, the proposed algorithm could be provided the best solutions when comparisons with the vector median filter and the simple fuzzy method.

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จได้ด้วยความช่วยเหลือและสนับสนุนจากบุคคลหลายฝ่าย ผู้วิจัยรู้สึกซาบซึ้งและขอกราบขอบพระคุณอย่างสูง คือ

รองศาสตราจารย์ ดร.สาธิต อินทจักร์ อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ ที่กรุณาให้คำปรึกษาแนะนำ และช่วยเหลือในการแก้ปัญหาต่างๆ ให้แก่ผู้วิจัยเสมอมา พร้อมทั้งตรวจทานและแก้ไขวิทยานิพนธ์ให้แก่ผู้วิจัย รวมถึงถ่ายทอดหลักการแนวคิดในการพัฒนาตัวเองและคุณธรรมสำหรับวิชาชีพแก่ผู้วิจัยมาโดยตลอด

รองศาสตราจารย์ สักกริยา ชิตวงศ์ ประธานกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ ที่กรุณาช่วยตรวจทานและแก้ไขวิทยานิพนธ์ให้มีความสมบูรณ์

รองศาสตราจารย์ นิคม สุวรรณวร กรรมการสอบวิทยานิพนธ์ผู้ทรงคุณวุฒิ ที่กรุณาช่วยตรวจทานและแก้ไขวิทยานิพนธ์ให้มีความสมบูรณ์

ดร.สุวรรณี ดวงสุวรรณ ที่ได้ตรวจทานบทความวิจัย และให้คำแนะนำในการเขียนบทความวิจัย ก่อนส่งบทความวิจัยเพื่อเผยแพร่

อ.นภัสส์สินี วิชัยดิษฐ์ คณะมนุษยศาสตร์และสังคมศาสตร์ มหาวิทยาลัยราชภัฏสุราษฎร์ธานี ที่ได้ตรวจทานบทความวิจัย และให้คำแนะนำในการเขียนบทความวิจัย ก่อนส่งบทความวิจัยเพื่อเผยแพร่

อาจารย์ภาควิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ทุกท่านที่ให้ความรู้ทางด้านวิชาการ ซึ่งสามารถนำความรู้นี้มาใช้ในการทำวิทยานิพนธ์

เจ้าหน้าที่ภาควิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์ และเจ้าหน้าที่บัณฑิตวิทยาลัยทุกท่านที่ให้ความช่วยเหลือ และอำนวยความสะดวกเกี่ยวกับเอกสารต่างๆ

เพื่อนๆ พี่ๆ และน้องๆ ภาควิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์ คณะวิทยาศาสตร์ ที่ให้คำปรึกษา และช่วยเหลือในการทำวิทยานิพนธ์

คุณพ่อเรศวร จันท์ขจร คุณแม่สุนันทา จันท์ขจร และสมาชิกในครอบครัวทุกคน ที่ให้การสนับสนุนคอยเป็นห่วงสุขภาพ รวมทั้งให้การสนับสนุนในการทำวิทยานิพนธ์แก่ผู้วิจัยมาโดยตลอด

ผู้วิจัยขอขอบคุณทุกท่านเป็นอย่างสูง ณ โอกาสนี้

สารบัญ

	หน้า
สารบัญ	(8)
รายการตาราง	(12)
รายการภาพประกอบ	(13)
บทที่	
1 บทนำ	
1.1 ที่มาและความสำคัญของการวิจัย	1
1.1 วัตถุประสงค์ของการวิจัย	2
1.3 ขอบเขตของการดำเนินการวิจัย	2
1.4 ขั้นตอนและระยะเวลาการดำเนินการ	2
1.5 สถานที่และเครื่องมือที่ใช้ในการวิจัย	3
1.6 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ	4
2 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง	
2.1 การคืนสภาพภาพ (Image Restoration).....	5
2.2 สัญญาณรบกวน (Noise).....	6
2.2.1 สัญญาณรบกวนที่เกิดจากความผิดพลาดในการทำงานของตัวรับสัญญาณภาพ (Sensor Noise).....	6
2.2.2 สัญญาณรบกวนที่เกิดจากความผิดพลาดในการสื่อสารข้อมูล (Transmission Noise)	6
2.3 แบบจำลองสัญญาณรบกวน (Noise Model).....	7
2.3.1 แบบจำลองสัญญาณรบกวนที่มีการแจกแจงแบบเกาส์เซียน.....	7
2.3.2 แบบจำลองสัญญาณรบกวนที่มีการแจกแจงแบบอิมพัลส์	7

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
2.3.3 แบบจำลองสัญญาณรบกวนที่มีการแจกแจงแบบผสมเกาส์เซียน-อิมพัลส์.....	8
2.4 ตัวกรองสัญญาณรบกวน	8
2.4.1 ตัวกรองค่าเฉลี่ย (Mean Filter).....	9
2.4.2 ตัวกรองมัธยฐาน (Median Filter)	9
2.4.3 ตัวกรอง Alpha Trimmed Mean.....	9
2.5 ฟัซซี่.....	10
2.5.1 ฟัซซี่เซต.....	10
2.5.2 ตัวแปรฟัซซี่ (Fuzzy Variable)	10
2.5.3 ฟังก์ชันความเป็นสมาชิก (Membership Function)	10
2.5.4 การดำเนินการทางฟัซซี่เซต	13
2.5.5 กฎฟัซซี่ (Fuzzy Rules)	14
2.5.6 แบบจำลองฟัซซี่ (Fuzzy System).....	14
2.6 คอนเว็กซ์ (Convex).....	17
2.6.1 คอนเว็กซ์เซต (Convex set)	17
2.6.2 เปลือกหุ้มคอนเว็กซ์ (Convex hull)	17
2.6.3 การรวมจุดคอนเว็กซ์ (Convex combination)	18
2.6.4 เปลือกหุ้มคอนเว็กซ์ในโดเมน 2 มิติ.....	18
2.7 ตัวกรอง Simple Fuzzy Rule	19
2.7.1 ขั้นตอนการคำนวณค่าความเป็นสมาชิก.....	20
2.7.2 การคำนวณค่าถ่วงน้ำหนัก	27

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
2.7.3 การประมาณค่าคำตอบโดยการหาค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนัก.....	34
2.8 การวัดและการประเมินคุณภาพภาพ.....	36
2.8.1 Peak Signal to Noise Ratio (PSNR).....	36
2.8.2 Mean Absolute Error (MAE).....	36
2.8.3 Normalize Color Difference (NCD).....	36
2.8.4 Quaternion Structural Similarity (QSSIM).....	37
2.9 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	39
2.10 สรุป.....	39
3 การวิเคราะห์ออกแบบและพัฒนา	
3.1 ข้อจำกัดของตัวกรอง Simple Fuzzy Rule.....	40
3.1.1 ความผิดพลาดในขั้นตอนการแปลงค่าอินพุตไปเป็นเทอมเซตของตัวแปรสัญญาณ รบกวนอิมพัลส์.....	40
3.1.2 ความผิดพลาดในขั้นตอนการแปลงค่าอินพุตไปเป็นเทอมเซตของตัวแปรความ คล้ายกัน.....	43
3.2 แนวคิดในการลดข้อจำกัดของตัวกรอง SFR.....	45
3.2.1 ความผิดพลาดในขั้นตอนการแปลงค่าอินพุตไปเป็นเทอมเซตของตัวแปรสัญญาณ รบกวนอิมพัลส์.....	45
3.2.2 ความผิดพลาดในขั้นตอนการแปลงค่าอินพุตไปเป็นเทอมเซตของตัวแปรความ คล้ายกัน.....	46
3.2.3 การประมาณค่าด้วยค่าเฉลี่ย Alpha Trimmed.....	46
3.3 ตัวกรอง Resourceful Method to Remove Mixed-Noise (RMRMN).....	47
3.4 การตรวจจับสัญญาณรบกวนอิมพัลส์.....	49

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
3.5 การคำนวณค่าถ่วงน้ำหนักเบื้องต้นด้วยระบบฟัซซี่	50
3.5.1 Fuzzification	50
3.5.2 ขั้นตอน Rule Inference	53
3.5.3 ขั้นตอน Defuzzification	55
3.6 การปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักเบื้องต้น	56
3.7 เลือกวิธีประมาณค่า	58
3.7.1 ค่าเฉลี่ย Alpha Trimmed	58
3.7.2 ค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักเปลือกหุ้มคอนเว็กซ์	62
3.7 สรุป	64
4 ผลการทดลองและวิจารณ์	
4.1 ชุดข้อมูลที่ใช้ในการทดลอง	65
4.2 การกำหนดค่าตัวแปร Th ในขั้นตอนวิธีที่นำเสนอ	66
4.3 การวัดและประเมินประสิทธิภาพ	69
4.4 ผลการทดลองและการเปรียบเทียบ	69
4.5 สรุป	80
5 สรุป ปัญหาและข้อเสนอแนะ	
5.1 สรุปผลการวิจัย	81
5.2 ปัญหาและอุปสรรคในการวิจัย	82
5.3 ข้อเสนอแนะ	82
บรรณานุกรม	83
ภาคผนวก ก	86

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
ประวัติผู้เขียน.....	93
ก.ผลงานตีพิมพ์ในการประชุมวิชาการ JCSSE 2015	87

รายการตาราง

ตาราง		หน้า
1-1	แผนการดำเนินการวิจัย	3
2-1	ข้อมูลการกำหนดค่าของตัวแปร σ	25
2-2	แสดงเมทริกซ์ FAM ของระบบตัวกรอง SFR.....	29
2-3	แสดงค่าจากการวัดการประเมินด้วยวิธี QSSIM ของภาพที่ลดคุณภาพเทียบกับภาพต้นฉบับ	38
3-1	แสดงผลลัพธ์ของวิธีการ SFR เมื่อใช้ภาพ Lenna ในการทดสอบ	40
3-2	แสดงเมทริกซ์ FAM ของระบบตัวกรอง RMRMN	53
4-1	แสดงค่าต่างๆ ที่ได้จากตัววัดคุณภาพของภาพ	67
4-2	ข้อมูลการกำหนดค่าของตัวแปร Th	67
4-3	แสดงค่า PSNR ของภาพที่ถูกลดทอนคุณภาพและภาพผลลัพธ์จากวิธีต่างๆ.....	77
4-4	แสดงค่า MAE ของภาพที่ถูกลดทอนคุณภาพและภาพผลลัพธ์จากวิธีต่างๆ.....	77
4-5	แสดงค่า NCD ของภาพที่ถูกลดทอนคุณภาพและภาพผลลัพธ์จากวิธีต่างๆ.....	78
4-6	แสดงค่า QSSIM ของภาพที่ถูกลดทอนคุณภาพและภาพผลลัพธ์จากวิธีต่างๆ.....	79

รายการภาพประกอบ

ภาพประกอบ	หน้า
2-1 แบบจำลองกระบวนการฟื้นฟูสภาพภาพ	5
2-2 ฟังก์ชันสามเหลี่ยม	11
2-3 ฟังก์ชันสี่เหลี่ยมคางหมู	12
2-4 ฟังก์ชันตัวเอส	13
2-5 ฟังก์ชันเกาส์เซียน	13
2-6 แสดงตัวอย่างขั้นตอนการ Fuzzify inputs	15
2-7 แสดงตัวอย่างขั้นตอน Fuzzy Logical Operations	15
2-8 แสดงตัวอย่างขั้นตอน Apply Implication Methods	16
2-9 แสดงตัวอย่างขั้นตอน Aggregation	16
2-10 แสดงตัวอย่างขั้นตอน Defuzzify output	17
2-11 เปลือกหุ้มคอนเว็กซ์	17
2-12 แสดงเปลือกหุ้มคอนเว็กซ์ในโดเมน 2 มิติ	18
2-13 ภาพสีรูป LENNA ที่ตั้งข้อมูลที่ตำแหน่ง (11, 36) มาเป็นตัวอย่างการคำนวณ (ก) ภาพต้นฉบับโดยได้ตั้งข้อมูลในวินโดว์ 3 × 3 จุดภาพจากแบนด์สี RGB (ข) ภาพที่เพิ่มสัญญาณรบกวนผสมเกาส์เซียน-อิมพัลส์โดยได้ตั้งข้อมูลในวินโดว์ 3 × 3 ที่ตั้งตำแหน่งเดียวกัน	19
2-14 การคำนวณค่าความเป็นสมาชิกของเทอมเซต $\delta(x)$ และเทอมเซต $1 - \delta(x)$	22
2-15 แสดงค่าการคำนวณค่าความเป็นสมาชิกของเทอมเซต gH gM และ gL กรณี $x = 143$	25
2-16 แสดงการ Defuzzification โดยใช้วิธี Center of Gravity	33
2-17 แสดงความแตกต่างของค่าที่ประมาณได้โดย SFR	35

รายการภาพประกอบ(ต่อ)

ภาพประกอบ	หน้า
2-18 ภาพต้นฉบับและภาพที่ผ่านการลดทอนคุณภาพ.....	38
3-1 เปลือกหุ้มคอนเว็กซ์.....	46
3-2 แสดงผังการทำงานของตัวกรอง RMRMN.....	48
3-3 แสดงการ Defuzzification โดยใช้วิธี Center of Gravity.....	55
4-1 ภาพที่ใช้ในการทดลอง.....	65
4-2 แสดงภาพผลลัพธ์จากการกำหนดค่า Th ที่แตกต่างกัน.....	68
4-3 แสดงกราฟของค่า QSSIM ที่ได้จากวิธีการที่นำเสนอ เมื่อกำหนดค่า Th แตกต่างกัน.....	68
4-4 เปรียบเทียบผลลัพธ์วิธีการที่นำเสนอกับวิธีต่างๆ ที่สัญญาณรบกวน $Noise5$	69
4-5 เปรียบเทียบผลลัพธ์วิธีการที่นำเสนอกับวิธีต่างๆ ที่สัญญาณรบกวน $Noise10$	70
4-6 เปรียบเทียบผลลัพธ์วิธีการที่นำเสนอกับวิธีต่างๆ ที่สัญญาณรบกวน $Noise20$	70
4-7 เปรียบเทียบผลลัพธ์วิธีการที่นำเสนอกับวิธีต่างๆ ที่สัญญาณรบกวน $Noise30$	71
4-8 เปรียบเทียบผลลัพธ์วิธีการที่นำเสนอกับวิธีต่างๆ ที่สัญญาณรบกวน $Noise5$	71
4-9 เปรียบเทียบผลลัพธ์วิธีการที่นำเสนอกับวิธีต่างๆ ที่สัญญาณรบกวน $Noise10$	72
4-10 เปรียบเทียบผลลัพธ์วิธีการที่นำเสนอกับวิธีต่างๆ ที่สัญญาณรบกวน $Noise20$	72
4-11 เปรียบเทียบผลลัพธ์วิธีการที่นำเสนอกับวิธีต่างๆ ที่สัญญาณรบกวน $Noise30$	73
4-12 เปรียบเทียบผลลัพธ์วิธีการที่นำเสนอกับวิธีต่างๆ ที่สัญญาณรบกวน $Noise5$	73
4-13 เปรียบเทียบผลลัพธ์วิธีการที่นำเสนอกับวิธีต่างๆ ที่สัญญาณรบกวน $Noise10$	74
4-14 เปรียบเทียบผลลัพธ์วิธีการที่นำเสนอกับวิธีต่างๆ ที่สัญญาณรบกวน $Noise20$	74
4-15 เปรียบเทียบผลลัพธ์วิธีการที่นำเสนอกับวิธีต่างๆ ที่สัญญาณรบกวน $Noise30$	75
4-16 เปรียบเทียบผลลัพธ์วิธีการที่นำเสนอกับวิธีต่างๆ ที่สัญญาณรบกวน $Noise5$	75
4-17 เปรียบเทียบผลลัพธ์วิธีการที่นำเสนอกับวิธีต่างๆ ที่สัญญาณรบกวน $Noise10$	76

รายการภาพประกอบ(ต่อ)

ภาพประกอบ	หน้า
4-18 เปรียบเทียบผลลัพธ์วิธีการที่นำเสนอกับวิธีต่างๆ ที่สัญญาณรบกวน <i>Noise</i> 20.....	76
4-19 เปรียบเทียบผลลัพธ์วิธีการที่นำเสนอกับวิธีต่างๆ ที่สัญญาณรบกวน <i>Noise</i> 30.....	77

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ที่มาและความสำคัญของงานวิจัย

ในปัจจุบันมีความต้องการใช้งานภาพสีดิจิทัลที่มีคุณภาพสูงเพิ่มมากขึ้น ดังนั้นกระบวนการคืนสภาพของภาพสีจึงมีความสำคัญในการทำให้ได้ภาพสีที่มีคุณภาพสูง เนื่องจากในบางครั้งภาพสีอาจถูกลดทอนคุณภาพจากสัญญาณรบกวนชนิดต่าง ๆ ทำให้ภาพที่ได้ไม่มีความเหมาะสมในการนำไปใช้งาน กระบวนการคืนสภาพภาพสีจะต้องคงรายละเอียดต่าง ๆ ของภาพ เช่น ขอบของวัตถุในภาพ ความคมชัด คอนทราสต์ และความสมดุลของสี ให้ใกล้เคียงกับภาพต้นฉบับให้มากที่สุด

การคืนสภาพของภาพ เป็นการประมาณค่าของสัญญาณภาพขึ้นมาใหม่จากสัญญาณภาพที่ถูกลดทอนคุณภาพ (Gonzalez and Woods, 2009) การสร้างตัวประมาณค่าเพื่อคืนสภาพสัญญาณให้ใกล้เคียงกับภาพเดิมมากที่สุด มีความจำเป็นที่จะต้องศึกษาและจำลองต้นแบบของสัญญาณรบกวนที่เกิดขึ้นในภาพ หากลักษณะของต้นแบบสัญญาณรบกวนที่จำลองขึ้นใกล้เคียงกับความเป็นจริง การประมาณค่าสัญญาณใหม่ย่อมใกล้เคียงกับภาพเดิมด้วยเช่นกัน

สัญญาณรบกวน เป็นสัญญาณที่ไม่พึงประสงค์ที่ถูกเพิ่มเข้ามาในสัญญาณปกติ สัญญาณรบกวนที่พบได้บ่อย คือ สัญญาณรบกวนเกาส์เซียนและสัญญาณรบกวนอิมพัลส์ สัญญาณรบกวนเกาส์เซียนเป็นสัญญาณรบกวนที่เกิดจากความผิดพลาดของตัวรับสัญญาณในอุปกรณ์ถ่ายภาพ เนื่องจากตัวปรับอุณหภูมิตัวของตัวรับสัญญาณทำงานผิดพลาดในระหว่างกระบวนการได้มาซึ่งรูปภาพ (Plataniotis and Venetsanopoulos, 2000) สัญญาณรบกวนอิมพัลส์เกิดขึ้นระหว่างกระบวนการรับส่งข้อมูล สัญญาณรบกวนอิมพัลส์แบ่งออกเป็นสองชนิด คือ สัญญาณรบกวนอิมพัลส์แบบเอกรูป และ สัญญาณรบกวนอิมพัลส์แบบ Salt and Pepper

การจัดสัญญาณรบกวนสามารถทำได้โดยใช้ตัวกรองสัญญาณ (Filter) ตัวกรองสัญญาณสามารถแบ่งออกเป็น ตัวกรองสัญญาณเชิงพื้นที่ และ ตัวกรองสัญญาณในโดเมนความถี่ (Gonzalez and Woods, 2009) ตัวกรองแต่ละประเภทได้ถูกออกแบบมาเพื่อกรองสัญญาณรบกวนแต่ละชนิดโดยเฉพาะ ตัวอย่างตัวกรองที่ได้รับความนิยมเช่น ตัวกรองค่าเฉลี่ย ตัวกรองมัธยฐาน ตัวกรองค่าเฉลี่ย Alpha Trimmed เป็นต้น ตัวกรองเหล่านี้มักใช้กับสัญญาณรบกวนแบบเกาส์เซียน ตัวกรองบางชนิดออกแบบมาเพื่อกรองสัญญาณรบกวนในภาพสี เช่น ตัวกรอง Vector Median Filter เป็นตัวกรองได้รับความนิยมและใช้งานในระบบประมวลผลภาพสีอย่างแพร่หลาย อย่างไรก็ตาม ในภาพหนึ่งภาพสามารถเกิดสัญญาณรบกวน

มากกว่าหนึ่งชนิด เรียกสัญญาณรบกวนประเภทนี้ว่า สัญญาณรบกวนผสม (Mixed noise) สัญญาณรบกวนแบบผสมที่พบได้บ่อยคือ สัญญาณรบกวนผสมเกาส์เซียน – อิมพัลส์ (Gonzalez and Woods, 2009) เมื่อนำตัวกรองที่กล่าวถึงข้างต้นมากรองสัญญาณรบกวนแบบผสม ภาพผลลัพธ์ที่ได้ยังมีความคลาดเคลื่อนจากภาพต้นฉบับเดิมมาก เนื่องจากตัวกรองเหล่านี้ไม่ได้ถูกออกแบบมาจัดสัญญาณรบกวนแบบผสมโดยเฉพาะ

จากปัญหาข้างต้น งานวิจัยชิ้นนี้จึงขอเสนอวิธีการคืนสภาพของภาพสีดิจิทัลที่ถูกลดทอนคุณภาพด้วยสัญญาณรบกวนผสมเกาส์เซียน – อิมพัลส์โดยใช้ระบบพีซีซีในการออกแบบตัวกรองสัญญาณ เพื่อให้ได้ภาพสีดิจิทัลที่มีคุณภาพสูงและเหมาะสมสำหรับการนำไปใช้งานในระบบประมวลผลภาพสีได้อย่างมีประสิทธิภาพสูงสุด

1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย

เพื่อศึกษา ออกแบบ และพัฒนาวิธีการขจัดสัญญาณรบกวนแบบผสมเกาส์เซียน-อิมพัลส์โดยใช้ระบบพีซีซีและการประมาณค่าเชิงสถิติสำหรับการคืนสภาพของภาพสี

1.3 ขอบเขตของการดำเนินการวิจัย

1. ข้อมูลภาพที่ใช้ในการทดลอง คือ ภาพสีดิจิทัลประกอบไปด้วย LENNA, BABOON, JELLY BEAN และ HOUSE

2. สัญญาณรบกวนแบบผสมเกาส์เซียน-อิมพัลส์ โดยสัญญาณรบกวนอิมพัลส์เป็นแบบ Salt and Pepper

3. ประเมินประสิทธิภาพของวิธีการที่นำเสนอเทียบกับวิธีการอื่นๆ โดยใช้ตัววัดดังนี้ PSNR, MAE, NCD และ QSSIM

1.4 ขั้นตอนและระยะเวลาการดำเนินการ

1.4.1 ขั้นตอนการดำเนินการ

1. ศึกษางานวิจัยและเอกสารที่เกี่ยวข้อง
2. ศึกษาเทคโนโลยีและเครื่องมือสำหรับงานวิจัย
3. กำหนดขอบเขตของปัญหาในการทำวิจัย
4. วิเคราะห์และออกแบบกระบวนการ
5. พัฒนาและทดสอบประสิทธิภาพกระบวนการที่ได้ออกแบบไว้
6. เขียนบทความวิจัยและเผยแพร่
7. จัดทำเอกสารวิทยานิพนธ์

ตารางที่ 1-1 แผนการดำเนินการวิจัย

ขั้นตอน	เดือน																					
	2556			2557									2558									
	10	11	12	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	1	2	3	4	5	6	
1	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■						
2.	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■										
3.				■	■	■	■	■	■													
4.								■	■	■	■	■	■									
5.											■	■	■	■	■	■						
6.														■	■	■	■	■	■	■		
7																■	■	■	■	■	■	■

1.4.2 ระยะเวลาการดำเนินการ

ตุลาคม 2556 – กรกฎาคม 2558

1.5 สถานที่และเครื่องมือที่ใช้ในการวิจัย

1.5.1 สถานที่

ห้องปฏิบัติการปัญญาประดิษฐ์ (AIR Lab) CS207 ภาควิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์ คณะวิทยาศาสตร์มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ วิทยาเขตหาดใหญ่

1.5.2 เครื่องมือที่ใช้

1) ด้านฮาร์ดแวร์

เครื่องคอมพิวเตอร์ส่วนบุคคลจำนวน 1 เครื่อง

- CPU : AMD A8-3850 2.90 GHz
- Hard Disk : 500 GB
- Ram : 8 GB

2) ด้านซอฟต์แวร์

- ระบบปฏิบัติการ Window 8.1
- โปรแกรมประยุกต์ MATLAB 2010a

1.6 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

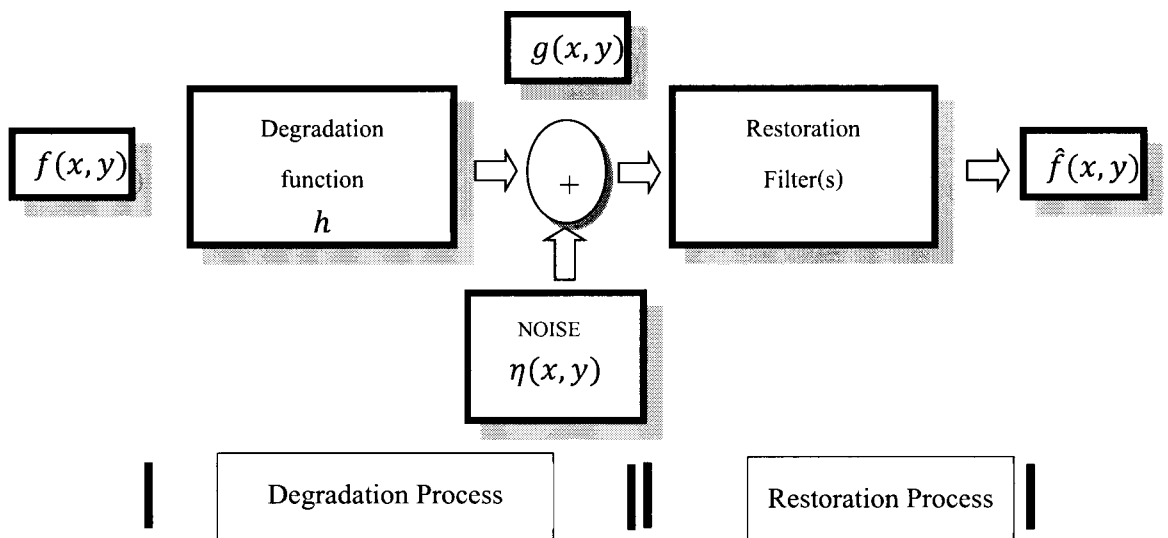
- 1.6.1 ได้ขั้นตอนวิธีในการจัดสัญญาณรบกวนแบบเกาส์เซียนอิมพัลส์
- 1.6.2 ภาพผลลัพธ์ที่ได้มีคุณภาพดีกว่าวิธีการที่นำมาเปรียบเทียบ

บทที่ 2

ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

2.1 การคืนสภาพภาพ (Image Restoration)

การคืนสภาพภาพ เป็นการประมาณค่าสัญญาณภาพขึ้นมาใหม่จากสัญญาณภาพที่ถูกลดทอนคุณภาพ กระบวนการลดทอนนี้สามารถแทนด้วยด้วยฟังก์ชันที่เรียกว่า ฟังก์ชันการลดทอน (Degrade function) การคืนสภาพทำได้โดยสร้างตัวประมาณค่าเพื่อคืนสภาพสัญญาณภาพให้ใกล้เคียงกับสัญญาณภาพเดิมมากที่สุด



ภาพประกอบที่ 2-1 แบบจำลองกระบวนการฟื้นฟูสภาพภาพ

จากภาพประกอบที่ 2-1 แสดงแบบจำลองกระบวนการฟื้นฟูสภาพภาพ (Gonzalez and Woods, 2009) เมื่อ $f(x,y)$ เป็นภาพต้นฉบับ โดย x และ y แทนพิกัดของจุดภาพ ในแบบจำลองนี้ภาพ $f(x,y)$ ถูกลดทอนคุณภาพด้วยการคอนโวลูชัน (Convolution) กับ Degradation function, h , และถูกเพิ่มสัญญาณรบกวน $\eta(x,y)$ ทำให้ภาพ $f(x,y)$ เกิดการเสียหายหรือถูกลดทอนคุณภาพ ภาพที่ถูกลดทอนคุณภาพแล้วแทนด้วย $g(x,y)$ เป้าหมายของการคืนสภาพภาพคือ การประมาณค่าภาพ $\hat{f}(x,y)$ ให้มีค่าใกล้เคียงกับภาพ $f(x,y)$ ซึ่งเป็นภาพก่อนถูกลดทอนคุณภาพให้มากที่สุด ยิ่งทราบข้อมูลเกี่ยวกับฟังก์ชัน h และสัญญาณรบกวน $\eta(x,y)$ มากเท่าไรยิ่งทำให้การประมาณค่าภาพ $\hat{f}(x,y)$ ใกล้เคียงกับภาพ

ต้นฉบับมากขึ้น ดังนั้นจึงมีการศึกษาและสร้างแบบจำลองของสัญญาณรบกวนชนิดต่างๆ เพื่อนำมาใช้ในกระบวนการคืนสภาพภาพ

2.2 สัญญาณรบกวน (Noise)

สัญญาณรบกวน เป็นสัญญาณที่ไม่พึงประสงค์ที่เพิ่มเติมเข้ามาในสัญญาณปกติ สัญญาณรบกวนในภาพดิจิทัลส่วนใหญ่เกิดขึ้นระหว่างกระบวนการได้มาซึ่งรูปภาพ เช่น สัญญาณรบกวนเกาส์เซียน เป็นต้น นอกจากนี้สัญญาณรบกวนอาจเกิดขึ้นในระหว่างกระบวนการสื่อสารข้อมูลเช่น สัญญาณรบกวนอิมพัลส์ เป็นต้น ในที่นี้จะอธิบายเฉพาะสัญญาณรบกวนในภาพดิจิทัลที่มีความเกี่ยวข้องกับงานวิจัยชิ้นนี้

2.2.1 สัญญาณรบกวนที่เกิดจากความผิดพลาดในการทำงานของตัวรับสัญญาณภาพ (Sensor Noise)

เป็นสัญญาณรบกวนที่เกิดจากความผิดพลาดของตัวรับสัญญาณภาพชนิด Photoelectronic (Plataniotis and Venetsanopoulos, 2000) สัญญาณรบกวนประเภทนี้แบ่งออกเป็น 2 ประเภทดังนี้

1) สัญญาณรบกวนโฟตอน (Photon Noise) เป็นสัญญาณรบกวนที่ขึ้นอยู่กับสัญญาณ (Signal Dependent) เกิดจากการกระเพื่อมตัวของโฟตอนบนพื้นผิวของตัวรับสัญญาณภาพในอุปกรณ์ถ่ายภาพ

2) สัญญาณรบกวนเกาส์เซียน (Gaussian Noise) เป็นสัญญาณรบกวนที่ไม่ขึ้นอยู่กับสัญญาณ (Signal Independent) เกิดจากปัจจัยเรื่องอุณหภูมิของตัวรับสัญญาณขณะกำลังทำงานในกระบวนการได้มาซึ่งรูปภาพ

2.2.2 สัญญาณรบกวนที่เกิดจากความผิดพลาดในการสื่อสารข้อมูล (Transmission Noise)

สัญญาณรบกวนประเภทนี้เกิดขึ้นระหว่างกระบวนการสื่อสารข้อมูล (Yan, 2013) ตัวอย่างสัญญาณรบกวนประเภทนี้เช่น สัญญาณรบกวนอิมพัลส์ ซึ่งแบ่งสัญญาณรบกวนอิมพัลส์ออกเป็น 3 ประเภทดังนี้

1) สัญญาณรบกวน Salt จะมีค่าของสัญญาณรบกวนที่เป็นค่าความเข้มสูงสุด ในกรณีภาพขนาด 8 บิต ค่าความเข้มสูงสุดคือ 255

2) สัญญาณรบกวน Pepper จะมีค่าของสัญญาณรบกวนที่เป็นค่าความเข้มต่ำสุด ในกรณีภาพขนาด 8 บิต ค่าความเข้มต่ำสุดคือ 0

3) สัญญาณรบกวน Salt and Pepper เป็นการผสมระหว่างสัญญาณรบกวน Salt และ Pepper ดังนั้น ค่าของสัญญาณรบกวนจะเป็นค่าความเข้มสูงสุดหรือต่ำสุด ในกรณีภาพขนาด 8 บิต ค่าความเข้มของสัญญาณประเภทนี้คือ 0 หรือ 255

2.3 แบบจำลองสัญญาณรบกวน (Noise Model)

แบบจำลองสัญญาณรบกวนถูกสร้างขึ้นจากข้อสมมุติฐานว่าสัญญาณรบกวนที่เกิดขึ้นมีคุณสมบัติเช่นเดียวกับตัวแปรสุ่ม (Random Variable) ดังนั้นจึงสามารถจำลองการเกิดของสัญญาณรบกวนในลักษณะต่าง ๆ ได้ด้วยฟังก์ชันความหนาแน่นความน่าจะเป็น (Probability Density Function: PDF) ซึ่งแตกต่างกันไปตามรูปแบบการกระจายเชิงสุ่มของสัญญาณรบกวนแต่ละชนิด ต่อไปเป็นการนำเสนอแบบจำลองสัญญาณรบกวนชนิดต่าง ๆ

2.3.1 แบบจำลองสัญญาณรบกวนที่มีการแจกแจงแบบเกาส์เซียน

เป็นรูปแบบของสัญญาณรบกวนที่พบได้บ่อยที่สุด โดยทั่วไปเกิดจากตัวปรับอุณหภูมิของตัวรับสัญญาณภาพที่ต้องปรับอุณหภูมิให้เหมาะสมกับความสว่างของฉากที่จะถ่ายภาพ ถ้าแสงน้อยเกินไปตัวชดเชยอุณหภูมิพยายามปรับอุณหภูมิเพื่อให้ได้ข้อมูลภาพที่ดีที่สุด แต่ภาพที่ได้มักจะมีสัญญาณรบกวนที่เรียกว่า White noise ขึ้นมา โดยรูปแบบการเกิดสัญญาณจะมีการแจกแจงแบบเกาส์เซียนดังสมการ

$$p(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-(z-\bar{z})^2/2\sigma^2} \quad (2.1)$$

โดยที่ตัวแปรสุ่ม z แทนระดับความเข้มของแสง \bar{z} แทนค่าเฉลี่ย (Mean) ของตัวแปรสุ่ม z และ σ แทนค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของสัญญาณรบกวน

2.3.2 แบบจำลองสัญญาณรบกวนที่มีการแจกแจงแบบอิมพัลส์

แบบจำลองสัญญาณรบกวนที่มีการแจกแจงแบบอิมพัลส์ สามารถแบ่งออกเป็น 2 รูปแบบดังนี้

1) แบบจำลองสัญญาณรบกวนอิมพัลส์แบบเอกรูป (Uniform Impulse) ค่าความเข้มของสัญญาณรบกวนจะอยู่ในช่วง 0 ถึง 255 ในกรณีภาพขนาด 8 บิต

2) แบบจำลองสัญญาณรบกวนอิมพัลส์แบบ Salt and Pepper ค่าความเข้มของสัญญาณรบกวนจะเป็น 0 หรือ 255 ในกรณีภาพขนาด 8 บิต

PDF ของสัญญาณรบกวนอิมพัลส์นิยามได้ดังสมการ (2.2)

$$\eta(x, y) = \begin{cases} (f(x, y)_R, f(x, y)_G, f(x, y)_B)^T, & \text{เมื่อความน่าจะเป็น } (1 - p) \\ (d, f(x, y)_G, f(x, y)_B)^T, & \text{เมื่อความน่าจะเป็น } (p_1 p) \\ (f(x, y)_R, d, f(x, y)_B)^T, & \text{เมื่อความน่าจะเป็น } (p_2 p) \\ (f(x, y)_R, f(x, y)_G, d)^T, & \text{เมื่อความน่าจะเป็น } (p_3 p) \\ (d, d, d)^T, & \text{เมื่อความน่าจะเป็น } (p_4 p) \end{cases} \quad (2.2)$$

โดยที่ $\eta(x, y)$ แทนสัญญาณรบกวน ตัวแปร d คือค่าอิมพัลส์ และ p แทนความน่าจะเป็นของการเกิดสัญญาณรบกวนอิมพัลส์ โดย $1 = p + p_1 + p_2 + p_3 + p_4$ และตัวชี้ล่าง R, G, B ของ $f(x, y)$ แทนแบนด์ของภาพประกอบด้วย สีแดง, เขียว และน้ำเงินตามลำดับ

2.3.3 แบบจำลองสัญญาณรบกวนที่มีการแจกแจงแบบผสมเกาส์เซียน-อิมพัลส์

ในบางสถานการณ์อาจเกิดสัญญาณรบกวนได้มากกว่าหนึ่งชนิดในภาพเดียวกัน เช่น เกิดสัญญาณรบกวนแบบเกาส์เซียนผสมกับสัญญาณรบกวนอิมพัลส์ กลายเป็นสัญญาณรบกวนผสมเกาส์เซียน-อิมพัลส์ (Yan, 2013) ซึ่งจะเป็นไปตามแบบจำลองดังสมการ (2.3)

$$\eta(x, y) = \begin{cases} f(x, y) + \sigma^2 \varepsilon_{x,y} & \text{เมื่อความน่าจะเป็นเท่ากับ } (1 - p_I) \\ d & \text{อื่นๆ} \end{cases} \quad (2.3)$$

โดยที่ $\sigma^2 \varepsilon_{x,y}$ แทนค่าของสัญญาณรบกวนที่มีการแจกแจงแบบเกาส์เซียนที่พิกัด x, y เมื่อ σ^2 แทนความแปรปรวน และ ε คือตัวแปรสุ่มที่มีการแจกแจงแบบเกาส์เซียนที่มีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 0 และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานเท่ากับ 1 d แทนค่าสัญญาณรบกวนที่มีการแจกแจงแบบอิมพัลส์ และ p_I แทนความน่าจะเป็นของการเกิดสัญญาณรบกวนที่มีการแจกแจงแบบอิมพัลส์

2.4 ตัวกรองสัญญาณรบกวน

ตัวกรองสัญญาณ (Filter) เป็นตัวประมาณค่าสัญญาณขึ้นมาใหม่ คำว่า “ตัวกรองสัญญาณ” ถูกยืมมาจากการประมวลผลในโดเมนความถี่ (Frequency domain processing) หมายถึงการกรองสัญญาณในย่านความถี่ต่างๆ เช่น ตัวกรองความถี่ต่ำผ่าน (Lowpass Filter) จะยอมให้สัญญาณความถี่ต่ำผ่านไปได้ ตัวกรองความถี่สูงผ่าน (Highpass filter) ยอมให้สัญญาณความถี่สูงผ่านไปได้ เป็นต้น ซึ่งการนำตัวกรองสัญญาณมาใช้ในการตรวจจับและกำจัดสัญญาณรบกวนเป็นงานที่ได้รับความนิยมสูง ตัวกรองสัญญาณรบกวนแบ่งเป็น ตัวกรองสัญญาณเชิงพื้นที่ และตัวกรองสัญญาณในโดเมนความถี่ ในงานวิจัยนี้ให้ความสนใจเฉพาะตัวกรองสัญญาณเชิงพื้นที่ ต่อไปจะเป็นตัวอย่างตัวกรองเชิงพื้นที่ได้รับความนิยมในการทำจัดสัญญาณรบกวนในภาพดิจิทัล

การพัฒนาตัวกรองสัญญาณ เพื่อกำจัดสัญญาณรบกวนแบบต่างๆ มีการศึกษาและออกแบบกันหลากหลาย ในที่นี้จะกล่าวถึงตัวกรองพื้นฐานแบบง่ายๆ และตัวกรองอื่นๆ ที่ใช้เป็นแนวทางในการพัฒนาค่าถ่วงน้ำหนัก เพื่อนำไปสู่ตัวกรองที่สามารถขจัดสัญญาณรบกวนแบบ

ผสมได้ ซึ่งประกอบด้วยตัวกรองฟัซซี่ ตัวกรอง Simple fuzzy และการคำนวณค่าถ่วงน้ำหนัก จากคอนเว็กซ์ นอกจากนี้ยังได้นำเสนอการวัดเชิงตัวเลข เพื่อนำมาเป็นฐานในการเปรียบเทียบกับวิธีการอื่นๆ ที่เคยได้นำเสนอมาแล้ว

2.4.1 ตัวกรองค่าเฉลี่ย (Mean Filter)

เป็นตัวกรองสัญญาณที่ประมาณค่าด้วยค่าเฉลี่ยเลยมีความซับซ้อนน้อย กำหนดให้ S_{xy} แทนเซตของพิกัดในวินโดว์ของภาพที่มีสัญญาณรบกวน, $g(x, y)$, โดยขนาดของวินโดว์เท่ากับ $M \times N$ โดยพิกัดของจุดภาพตรงกลางของวินโดว์ คือ (x, y) ตัวกรองสัญญาณค่าเฉลี่ยทำการประมาณค่าจุดภาพ $f(x, y)$ ด้วยค่าเฉลี่ยของจุดภาพในวินโดว์ที่กำหนดพื้นที่โดยเซต S_{xy} ตัวกรองค่าเฉลี่ยมีนิยามดังนี้

$$f(x, y) = \frac{1}{MN} \sum_{(s,t) \in S_{xy}} g(s, t) \quad (2.4)$$

2.4.2 ตัวกรองมัธยฐาน (Median Filter)

เป็นตัวกรองสัญญาณเชิงสถิติอันดับ ใช้การประมาณค่าทางสถิติมากำหนดค่าของสัญญาณ โดยเรียงลำดับค่าความเข้มของจุดภาพที่อยู่ในวินโดว์แล้วประมาณค่าจากค่ากลางหรือค่ามัธยฐาน ตัวกรองมัธยฐานแทนค่าจุดภาพตรงกลางของวินโดว์ด้วยค่าประมาณ $f(x, y)$ ซึ่งคำนวณได้จากมัธยฐานของจุดภาพทั้งหมดในวินโดว์ ดังสมการที่ (2.5)

$$f(x, y) = \text{median}_{(s,t) \in S_{xy}} \{g(s, t)\} \quad (2.5)$$

2.4.3 ตัวกรอง Alpha Trimmed Mean

ตัวกรอง Alpha Trimmed Mean เป็นแนวคิดเบื้องต้นของการกำจัดสัญญาณรบกวนแบบผสม ในขั้นตอนของการทำการเรียงลำดับแล้วตัดข้อมูลออกไปบางส่วนเป็นการลดสัญญาณรบกวนอิมพัลส์ เมื่อนำค่าที่เหลือไปประมาณค่าเฉลี่ย ก็สามารถลดสัญญาณรบกวนอิมพัลส์ที่เหลืออยู่ร่วมกับสัญญาณรบกวนแบบเกาส์เซียน

ตัวกรอง Alpha Trimmed Mean ประมาณค่า $f(x, y)$ ด้วยค่าเฉลี่ยของจุดภาพในเซต $g_T(s, t)$ ซึ่งเป็นเซตของจุดภาพที่ได้เรียงลำดับค่าความเข้มในวินโดว์แล้ว ซึ่งมีจำนวนสมาชิกของเซตจำนวน $MN - d$ จุด โดยตัดจุดภาพที่มีความเข้มน้อยกว่าลำดับที่ $d/2$ และจุดภาพที่มีความเข้มสูงกว่าลำดับที่ $MN - d/2$ ในวินโดว์ออกจากการคำนวณค่าเฉลี่ย ตัวกรอง Alpha Trimmed Mean สามารถนิยามได้ดังนี้

$$(2.6)$$

$$\hat{f}(x, y) = \frac{1}{MN - d} \sum_{(s,t) \in S_{xy}} g_r(s, t)$$

2.5 ฟัชซี

2.5.1 ฟัชซีเซต

ฟัชซีเซต (Fuzzy Set) (Zadeh, 1965) เป็นเซตถูกนำมาใช้เมื่ออินพุตที่นำเข้าสู่ระบบมีความคลุมเครือ และทฤษฎีทางคณิตศาสตร์ที่มีอยู่เดิมไม่ค่อยเหมาะสมที่จะดำเนินการกับข้อมูลประเภทนี้ ในทฤษฎีเซตแบบเดิม (Crisp Set) สมาชิกแต่ละตัวของเซตมีระดับความเป็นสมาชิก คือเป็นสมาชิกของเซตหรือไม่เป็นสมาชิกของเซต ซึ่งไม่สามารถนำมาใช้กับบางสถานการณ์ได้ จึงมีการนำเสนอแนวคิดทฤษฎีฟัชซีเซตมาแก้ไขปัญหาเหล่านี้ กำหนดให้เซต $Z = \{z\}$ สมาชิกของเซตนี้แทนด้วย z เรียกเซต Z ว่าเอกภพของสรรพสาระ (Universe of Discourse) ฟัชซีเซต \tilde{A} ในเซต Z แสดงคุณลักษณะได้ด้วยฟังก์ชันความเป็นสมาชิก (Membership Function) หรือฟังก์ชันคุณลักษณะ ฟัชซีเซตนิยามได้ตามสมการที่ (2.7)

$$\mu_{\tilde{A}}(z): Z \rightarrow [0, 1] \quad (2.7)$$

โดยที่ $\mu_{\tilde{A}}(z)$ คือฟังก์ชันความเป็นสมาชิกของฟัชซีเซต \tilde{A}

2.5.2 ตัวแปรฟัชซี (Fuzzy Variable)

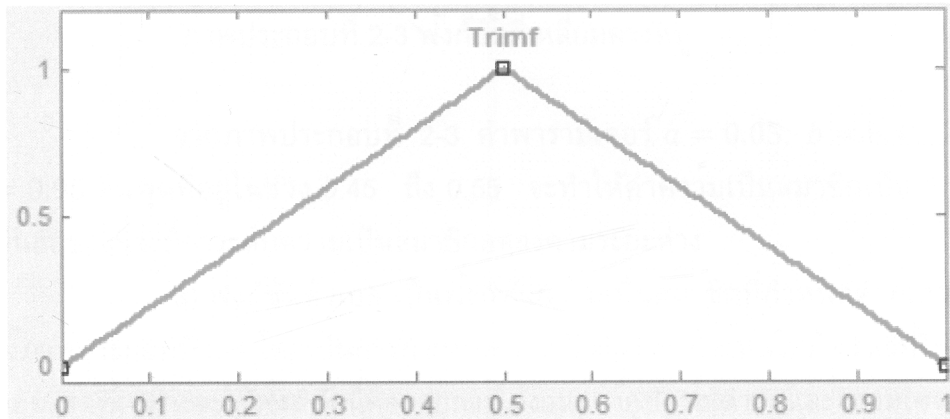
ตัวแปรฟัชซี (Fuzzy Variable) หรือตัวแปรภาษา (Linguistic Variable) (Zadeh, 1975) คือฟัชซีเซตใดๆของระบบที่กำลังสนใจ ตัวอย่างเช่น กำหนดให้ “ความสูง” เป็นตัวแปรฟัชซี ค่าของตัวแปรฟัชซีความสูง คือ {ต่ำ, ปานกลาง, สูง} เรียกเซตค่าของตัวแปรฟัชซีว่าเทอมเซต (Term Set) ซึ่งถูกนิยามด้วยฟังก์ชันความเป็นสมาชิกของแต่ละเทอมเซต

2.5.3 ฟังก์ชันความเป็นสมาชิก (Membership Function)

ฟังก์ชันความเป็นสมาชิกหรือฟังก์ชันคุณลักษณะ ถูกกำหนดขึ้นตามคำจำกัดความของแต่ละเทอมเซต โดยมีความยืดหยุ่นและตรงตามความเป็นจริง ฟังก์ชันความเป็นสมาชิกที่ใช้ในการประมาณค่าระดับความเป็นสมาชิกของแต่ละเทอมเซตมีทั้งแบบประมาณค่าเป็นเชิงเส้น เช่น รูปสามเหลี่ยม รูปสี่เหลี่ยมคางหมู และแบบที่ประมาณค่าโดยฟังก์ชันต่อเนื่อง เช่น รูปตัว S หรือแบบเกาส์เซียน เป็นต้น ต่อไปเป็นตัวอย่างของฟังก์ชันความเป็นสมาชิกรูปแบบต่างๆ ที่นิยมนำมาใช้งานในระบบฟัชซี มีดังต่อไปนี้

1) ฟังก์ชันสามเหลี่ยม เป็นฟังก์ชันความเป็นสมาชิกที่นิยมใช้กันมากในระบบควบคุมที่ใช้พีชคณิต โดยเทอมเซตที่กำหนดมีค่าเหมาะสมที่สุดเพียงค่าเดียวที่ทำให้ค่าความเป็นสมาชิกเท่ากับ 1 ค่าอื่นๆ ระดับความเป็นสมาชิกจะลดลงไปตามความห่างจากค่าที่เหมาะสมที่สุดไปเรื่อยๆ ถ้ากำหนดให้ a, b, c เป็นจำนวนจริงใดๆ ซึ่ง $a \leq b \leq c$ และ z แทนสมาชิกแต่ละตัวของเอกภพสรรพสาระ Z ดังนั้นสมการของฟังก์ชันความเป็นสมาชิกรูปสามเหลี่ยมสามารถกำหนดได้ดังสมการ ต่อไปนี้

$$\mu(z) = \begin{cases} 1 - \frac{a-z}{b}, & \text{ถ้า } a-b \leq z < a \\ 1 - \frac{z-a}{c}, & \text{ถ้า } a \leq z \leq a+c \\ 0, & \text{กรณีอื่น} \end{cases} \quad (2.8)$$

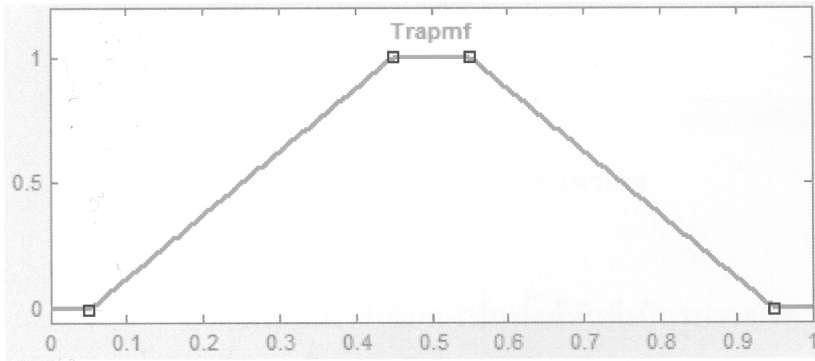


ภาพประกอบที่ 2-2 ฟังก์ชันสามเหลี่ยม

จากภาพประกอบที่ 2.2 ฟังก์ชันสามเหลี่ยมเมื่อกำหนดให้พารามิเตอร์ $a = 0, b = 0.5, c = 1$ จะเห็นได้ว่าค่า 0.5 เป็นค่าที่เหมาะสมที่ทำให้ค่าความเป็นสมาชิกเท่ากับ 1 เมื่ออินพุตอยู่ห่างจากค่านี้ ค่าความเป็นสมาชิกจะค่อยๆลดลงมาตามระยะห่าง

2) ฟังก์ชันสี่เหลี่ยมคางหมู นิยมใช้ในระบบพีชคณิตแต่พบน้อยกว่าฟังก์ชันสามเหลี่ยม โดยสิ่งที่แตกต่างจากฟังก์ชันสามเหลี่ยม คือค่าที่เหมาะสมที่สุดในฟังก์ชันนี้จะอยู่ในรูปแบบของช่วง โดยค่าที่เหมาะสมกลุ่มนี้จะทำให้ค่าความเป็นสมาชิกเท่ากับ 1 ค่าอื่นนอกจากกลุ่มนี้จะมีค่าความเป็นสมาชิกลดลง ถ้ากำหนดให้ $a \leq b \leq c \leq d$ เมื่อ a, b, c, d เป็นจำนวนจริงใดๆ ดังนั้นสมการของฟังก์ชันสี่เหลี่ยมคางหมูสามารถกำหนดได้ดังนี้

$$\mu(z) = \begin{cases} 1 - \frac{a-z}{c}, & \text{ถ้า } a - c \leq z < a \\ 1, & \text{ถ้า } a \leq z \leq b \\ 1 - \frac{z-b}{d}, & \text{ถ้า } b < z \leq b + d \\ 0, & \text{กรณีอื่น} \end{cases} \quad (2.9)$$

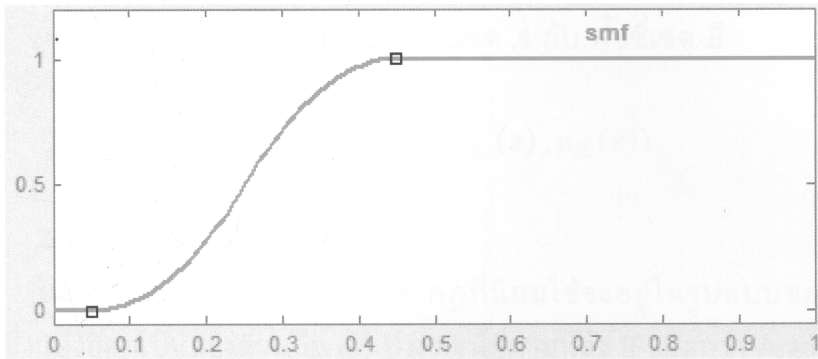


ภาพประกอบที่ 2-3 ฟังก์ชันสี่เหลี่ยมคางหมู

จากภาพประกอบที่ 2-3 ค่าพารามิเตอร์ $a = 0.05$, $b = 0.45$, $c = 0.55$, $d = 0.95$ อินพุตที่อยู่ในช่วง 0.45 ถึง 0.55 จะทำให้ค่าความเป็นสมาชิกเป็น 1 ค่าอินพุตที่อยู่นอกช่วงนี้จะมีค่าระดับความเป็นสมาชิกลดลงตามระยะห่าง

3) ฟังก์ชันตัวเอส เป็นฟังก์ชันความเป็นสมาชิกที่กำหนดด้วยเส้นโค้งรูปตัว S ดังภาพประกอบที่ 2-4 โดยเป็นการกำหนดความสัมพันธ์จากโดเมนไปยังเรนจ์ที่ไม่เป็นเชิงเส้น เทอมเซตที่เหมาะสมจะใช้ฟังก์ชันนี้คืออายุการใช้งานของอุปกรณ์ต่างๆ และเทอมเซตที่ใช้ในการประมวลผลภาพ เป็นต้น กำหนดให้ $a \leq b$ เมื่อ a, b เป็นจำนวนจริงใดๆ ฟังก์ชันตัวเอส สามารถนิยามได้ดังนี้

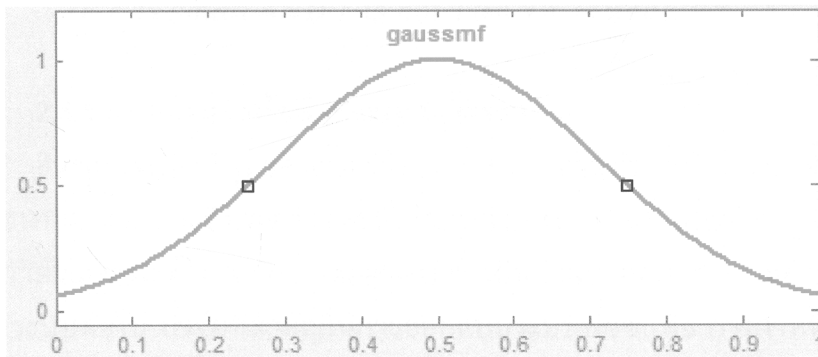
$$S(z; a, b) = \begin{cases} 0, & \text{ถ้า } z < a \\ 2\left(\frac{z-a}{b-a}\right)^2, & \text{ถ้า } a \leq z \leq \frac{a+b}{2} \\ 1 - 2\left(\frac{z-b}{b-a}\right)^2, & \text{ถ้า } \frac{a+b}{2} < z \leq b \\ 1, & \text{ถ้า } z > b \end{cases} \quad (2.10)$$



ภาพประกอบที่ 2-4 ฟังก์ชันตัวเอส

4) ฟังก์ชันเกาส์เซียน เป็นฟังก์ชันที่เป็นรูประฆังคว่ำ ดังที่แสดงในภาพประกอบที่ 2-5 ฟังก์ชันนี้มีคุณลักษณะดังสมการ (2.11)

$$\mu(z) = e^{K(\bar{z} - z)^2} \quad (2.11)$$



ภาพประกอบที่ 2-5 ฟังก์ชันเกาส์เซียน

โดยกำหนดให้ค่า $K = 1/2\sigma^2$ \bar{z} แทนค่าเฉลี่ยของ z และ σ แทนส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน

2.5.4 การดำเนินการทางฟัซซีเซต

ตัวดำเนินการบนฟัซซีเซตจะมีตัวดำเนินการคล้ายกับทฤษฎีเซตเดิม เช่น ยูเนียน อินเตอร์เซกชัน ในที่นี้จะนำเสนอตัวดำเนินการบนฟัซซีเพียงบางส่วน ดังนี้

- 1) ยูเนียนของฟัซซีเซต \tilde{A} กับ ฟัซซีเซต \tilde{B}

$$\tilde{A} \cup \tilde{B} = \max(\mu_{\tilde{A}}(z), \mu_{\tilde{B}}(z)) \quad (2.12)$$

2) อินเตอร์เซกชันของฟัซซีเซต \tilde{A} กับ ฟัซซีเซต \tilde{B}

$$\tilde{A} \cap \tilde{B} = \min(\mu_{\tilde{A}}(z), \mu_{\tilde{B}}(z)) \quad (2.13)$$

2.5.5 กฎฟัซซี (Fuzzy Rules)

ในบริบทของแบบจำลองฟัซซี กฎที่นิยมใช้จะอยู่ในรูปแบบของ IF-THEN (Cox, 1994) ซึ่งแบ่งออกเป็นสองส่วนคือ (1) ประพจน์ที่ตามหลัง IF เรียกว่า Antecedent เป็น ส่วนของอินพุตของแบบจำลองฟัซซี และ (2) ประพจน์ที่ตามหลัง THEN เรียกว่า Consequence เป็นส่วนของเอาต์พุตของแบบจำลองฟัซซี Antecedent อาจมีหลายประพจน์ซึ่ง เชื่อมต่อกันด้วยตัวเชื่อม ในแบบจำลองฟัซซีมีตัวเชื่อมอยู่สองตัวด้วยกันคือ ยูเนียน (OR) และ อินเตอร์เซกชัน (AND) ตัวอย่างเช่น

ในกรณีเชื่อมด้วย ยูเนียน

IF X is small OR T is cool THEN Y is positive

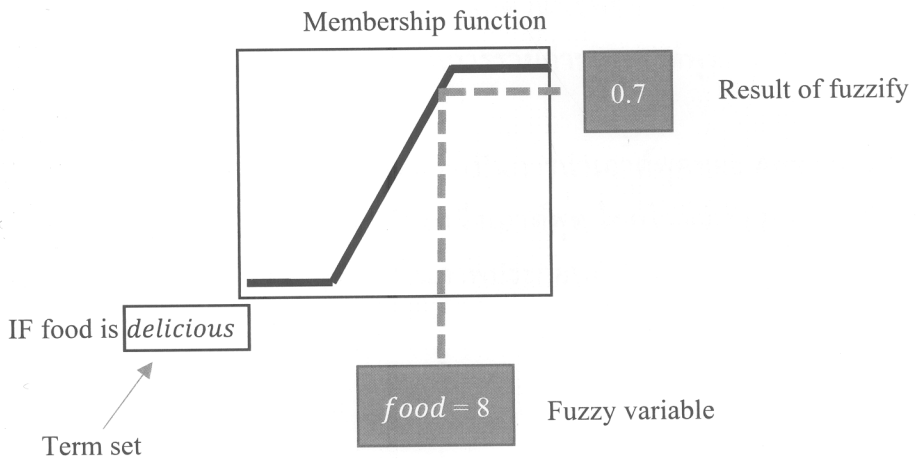
ในกรณีเชื่อมด้วย อินเตอร์เซกชัน

IF X is small AND T is hot THEN Y is negative

2.5.6 แบบจำลองฟัซซี (Fuzzy System)

อินพุตและเอาต์พุตของแบบจำลองฟัซซีเป็นตัวแปรฟัซซี ตัวแปรฟัซซีแต่ละตัว อาจมีได้หลายเทอมเซต และอินพุตอาจจะมีได้มากกว่าหนึ่งตัวแปรฟัซซี ตัวแปรฟัซซีของ เอาต์พุตเรียกว่าตัวแปรกระทำ (Action Variables) ซึ่งเป็นตัวแปรที่ถูกประมาณค่าเพื่อนำไปใช้ ในการควบคุมระบบต่อไป ปัจจัยที่สำคัญในการออกแบบระบบฟัซซี คือ การกำหนดเทอมเซต ของตัวแปรฟัซซีแต่ละตัวว่าควรมีกี่เทอมเซต ซึ่งต้องใช้ความรู้ความชำนาญในระบบนั้นๆ เพื่อให้แบบจำลองฟัซซีสามารถทำงานได้ใกล้เคียงค่าของตัวแปรกระทำที่แท้จริงมากที่สุด กระบวนการทำงานในแบบจำลองฟัซซีประกอบไปด้วยขั้นตอนดังนี้

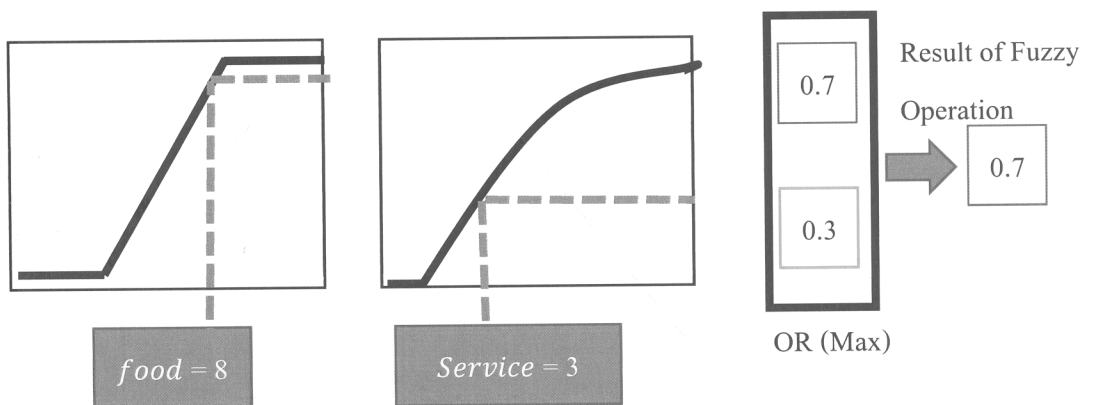
1) Fuzzify inputs: เป็นขั้นตอนการแปลงค่าข้อมูลอินพุตให้เป็นค่า ระดับความเป็นสมาชิกของแต่ละเทอมเซต ซึ่งมีค่าอยู่ในช่วงปิด $[0, 1]$ โดยใช้ฟังก์ชันความเป็น สมาชิกถูกกำหนดไว้ในกฎฟัซซี



ภาพประกอบที่ 2-6 แสดงตัวอย่างขั้นตอนการ Fuzzify inputs

จากภาพประกอบที่ 2-6 อินพุตของระบบนี้คือตัวแปรฟัซซี่ *food* มีเทอมเซตคือ *delicious* ฟังก์ชันความเป็นสมาชิกได้ทำการแปลงค่าอินพุตให้เป็นระดับความสมาชิกของเทอมเซต *delicious*

2) Fuzzy Logical Operations: สำหรับค่าของเอาต์พุตแต่ละส่วนของ Antecedent จะถูกรวมเป็นค่าเดียวด้วยตัวดำเนินการ Max หรือ Min ขึ้นอยู่กับว่าแต่ละส่วนถูกเชื่อมด้วยตัวเชื่อม AND หรือ OR ตามที่ระบุไว้ในกฎฟัซซี่ ถ้าถูกเชื่อมด้วย OR จะใช้ตัวดำเนินการ Max แต่ถ้าถูกเชื่อมด้วย AND จะใช้ตัวดำเนินการ Min

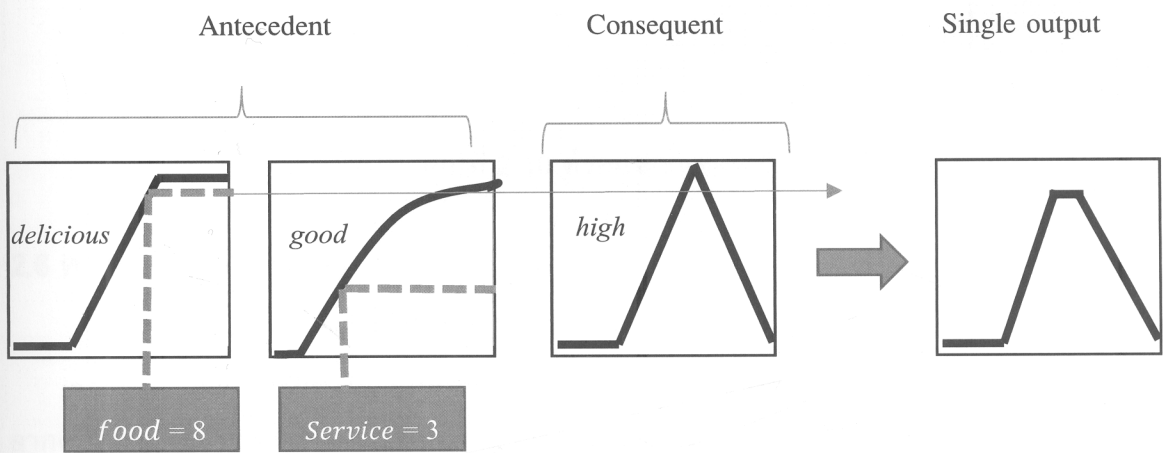


IF *food* is *delicious* OR *Service* is *good*

ภาพประกอบที่ 2-7 แสดงตัวอย่างขั้นตอน Fuzzy Logical Operations

จากภาพประกอบที่ 2-7 อินพุตของระบบนี้มีสองตัวแปรฟัซซี่ คือตัวแปร *food* มีเทอมเซตคือ *delicious* และตัวแปร *Service* มีเทอมเซตคือ *good* โดยตัวแปรฟัซซี่ทั้งสองตัวแปรได้ถูกเชื่อมด้วยตัวเชื่อม OR ดังนั้นจึงใช้ตัวดำเนินการ Max ในการรวมค่าของเอาต์พุตแต่ละส่วนของ Antecedent ให้เป็นค่าเดียว

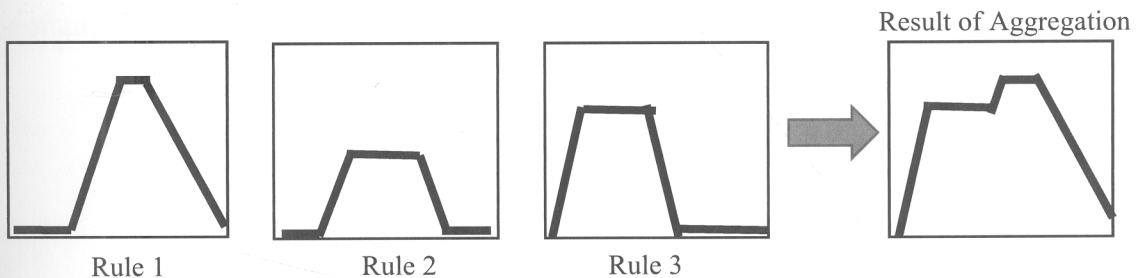
3) Apply Implication Method: เป็นการนำเอาต์พุตของ Antecedent ในกฎฟัซซี่มาคำนวณหาเอาต์พุตของกฎข้อนั้นๆ เพียงหนึ่งเอาต์พุต โดยใช้ตัวเชื่อม AND กับ เทอมเซตของตัวแปรฟัซซี่ใน Consequent ดังที่แสดงในภาพประกอบที่ 2-8



Rule 1 : IF *food* is *delicious* OR *Service* is *good* Then Tip is *high*

ภาพประกอบที่ 2-8 แสดงตัวอย่างขั้นตอน Apply Implication Methods

4) Aggregation เป็นขั้นตอนการรวมเอาต์พุตที่ได้จากกฎฟัซซี่แต่ละข้อ ให้เป็นฟัซซี่เซตเดียวกันโดยใช้ตัวเชื่อม OR ดังภาพประกอบที่ 2-9 ได้แสดงการรวมเอาต์พุตของกฎฟัซซี่ 3 ข้อเป็นฟัซซี่เซตเดียวกัน



ภาพประกอบที่ 2-9 แสดงตัวอย่างขั้นตอน Aggregation

5) Defuzzify output: เป็นขั้นตอนสุดท้ายเพื่อให้ได้เอาต์พุตสุดท้ายเพียงค่าเดียว โดยนำฟังก์ชันเซตที่ได้จากขั้นตอน Aggregation มาคำนวณหาค่าคาดหวัง (Expected Value) ของตัวแปรฟัซซี โดยใช้วิธี Defuzzification ซึ่งมีอยู่หลายวิธีการเช่น Max of Min, Center of Gravity (COG) เป็นต้น จากภาพประกอบที่ 2-10 ได้ใช้วิธี COG ในการหาค่าคาดหวังของระบบ



ภาพประกอบที่ 2-10 ตัวอย่างขั้นตอน Defuzzify output

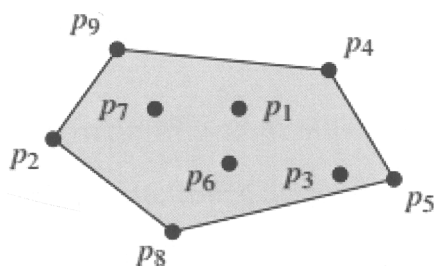
2.6 คอนเว็กซ์ (Convex)

2.6.1 คอนเว็กซ์เซต (Convex set)

เซตจะถูกเรียกว่าคอนเว็กซ์เซต ก็ต่อเมื่อ มีจุดสองจุดใดๆในเซตนั้น เมื่อลากเส้นตรงเชื่อมระหว่างจุดสองจุดแล้ว ส่วนของเส้นตรงนั้นยังคงอยู่ในเซตนั้น (Berg et al, 2008) ตัวอย่างจากภาพประกอบที่ 2-11 เมื่อกำหนดให้ p_n เป็นจุดบนระนาบ และเซต $S_n = \{p_1, p_2, p_3, \dots, p_n\}$ อยู่ในปริภูมิยูคลิเดียน เซต S_n เป็นคอนเว็กซ์เซตเนื่องจากเมื่อลากส่วนของเส้นตรงเชื่อมจุดสองจุดใดๆ ในเซต S_n แล้ว ส่วนของเส้นตรงนั้นยังคงอยู่ในเซต S_n

2.6.2 เปลือกหุ้มคอนเว็กซ์ (Convex hull)

เปลือกหุ้มคอนเว็กซ์ของเซต S_n คือคอนเว็กซ์เซตที่มีขนาดเล็กที่สุดที่สามารถครอบคลุมจุดทั้งหมดที่เป็นสมาชิกของเซต S_n ได้ ในที่นี้จะเขียนแทนด้วยสัญลัษณ์ $\mathcal{CH}(S_n)$ ดังที่แสดงในภาพประกอบที่ 2-11



$$S_9 = \{p_1, p_2, p_3, \dots, p_9\}$$

$$\mathcal{CH}(S_9) = \{p_2, p_4, p_5, p_8, p_9\}$$

ภาพประกอบ 2-11 เปลือกหุ้มคอนเว็กซ์ (Berg et al, 2008)

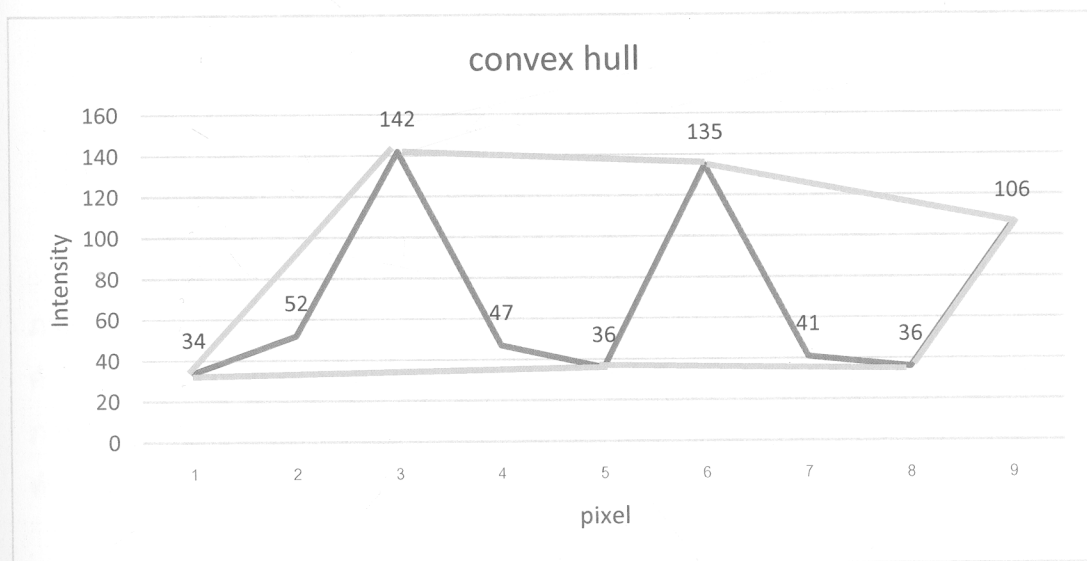
2.6.3 รวมจุดคอนเว็กซ์ (Convex combination)

การรวมจุดคอนเว็กซ์ เป็นการหาผลรวมเชิงเส้นของจุด p เมื่อทุกสัมประสิทธิ์ α ไม่เป็นจำนวนที่ติดลบ และผลรวมของ α ทั้งหมดเท่ากับ 1 นิยามผลรวมเชิงเส้นคอนเว็กซ์ได้ดังสมการที่ (2.14)

$$\pi = \sum_{i=1}^n \alpha_i p_i ; \sum_{i=1}^n \alpha_i = 1 \quad (2.14)$$

โดยที่ π คือการรวมจุดคอนเว็กซ์ของเปลือกหุ้มคอนเว็กซ์ และ p_i คือจุดที่เป็นสมาชิกของเซตเปลือกหุ้มคอนเว็กซ์ จากภาพประกอบที่ 2-11 จุด p_1, p_3, p_6, p_7 เป็นการรวมจุดคอนเว็กซ์ที่คำนวณได้จากเซต $CH(S_9)$

2.6.4 เปลือกหุ้มคอนเว็กซ์ในโดเมน 2 มิติ

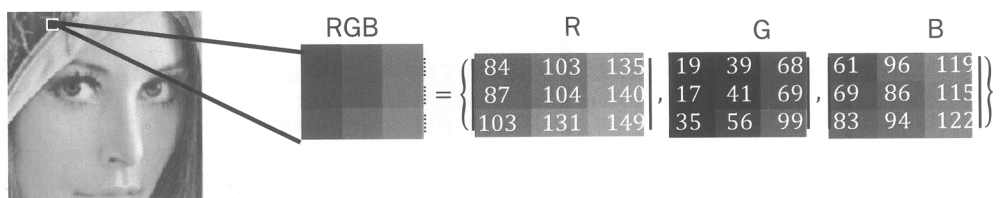


ภาพประกอบที่ 2-12 แสดงเปลือกหุ้มคอนเว็กซ์ในโดเมน 2 มิติ

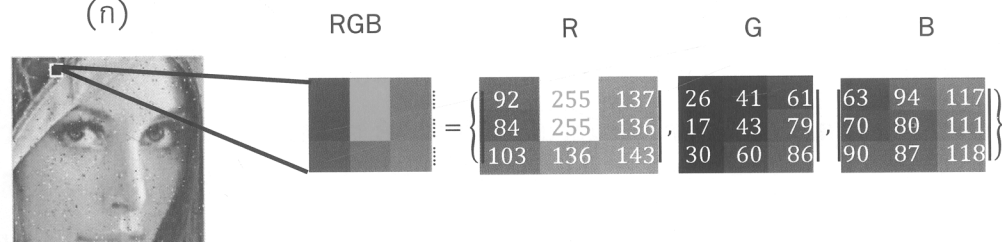
จากภาพประกอบที่ 2-12 กำหนดให้ค่าความเข้มของจุดภาพ 9 จุด แทนด้วยเซต $S_9 = \{34, 52, 142, 47, 36, 135, 41, 36, 106\}$ โดยจุดภาพที่เป็นเปลือกหุ้มคอนเว็กซ์คือจุดภาพที่มีค่าความเข้ม ดังนี้ $CH(S_9) = \{34, 142, 36, 135, 106\}$ จะภาพจะแสดงให้เห็นว่าจุดภาพเหล่านี้จะหุ้มจุดภาพอื่นในเซต S_9 ได้ทั้งหมด เมื่อกำหนดค่าถ่วงน้ำหนักให้กับจุดภาพในเซต $CH(S_9)$ จะสามารถประมาณค่าจุดภาพอื่นๆ ในเซต S_9 ได้

2.7 ตัวกรอง Simple Fuzzy Rule

Simple Fuzzy Rule (SFR) (Camarena et al, 2013) เป็นตัวกรองที่ออกแบบมาสำหรับกำจัดสัญญาณรบกวนแบบผสมภายในการประมวลผลเพียงครั้งเดียว แทนที่การใช้ตัวกรองสำหรับสัญญาณรบกวนแต่ละแบบประมวลผลเรียงต่อกันเป็นลำดับ ตัวกรอง SFR มีขั้นตอนการทำงานแบ่งออกเป็น 3 ขั้นตอน คือ (1) ขั้นตอนการคำนวณค่าความเป็นสมาชิก (2) คำนวณค่าถ่วงน้ำหนัก (3) ประมวลผลค่าคำตอบโดยหาค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนัก ตัวกรอง SFR ประมวลผลโดยดึงข้อมูลภาพมาประมวลผล โดยใช้จุดภาพบริเวณใกล้เคียงซึ่งอาจจะดึงมาเป็นในวินโดว์ 3×3 , 5×5 หรือ 7×7 ดังที่แสดงในภาพประกอบที่ 2-13 แสดงการดึงข้อมูลภาพสีด้วยวินโดว์ขนาด 3×3



(ก)



(ข)

ภาพประกอบที่ 2-13 ภาพสีรูป LENNA ที่ดึงข้อมูลที่ตำแหน่ง (11, 36) มาเป็นตัวอย่างการคำนวณ (ก) ภาพต้นฉบับโดยได้ดึงข้อมูลในวินโดว์ 3×3 จุดภาพจากแบนด์สี RGB (ข) ภาพที่เพิ่มสัญญาณรบกวนผสมเกาส์เซียน-อิมพัลส์โดยได้ดึงข้อมูลในวินโดว์ 3×3 ที่ตำแหน่งเดียวกัน

ภาพประกอบที่ 2-13(ก) ได้แสดงค่าจุดภาพสีในวินโดว์ 3×3 ที่ดึงข้อมูลจากภาพ LENNA ขนาด 150×150 จุดภาพ และ ได้แสดงค่าความเข้มของแสงในแบนด์สีแดง (R) สีเขียว (G) และสีน้ำเงิน (B) ตามลำดับ ในภาพประกอบ 2-13 (ข) ได้แสดงค่าจุดภาพในวินโดว์ 3×3 ที่ดึงข้อมูลจากภาพ LENNA หลังจากเพิ่มสัญญาณรบกวนผสมเกาส์เซียน-อิมพัลส์ตามสมการที่ (2.3) โดยสัญญาณรบกวนเกาส์เซียนกำหนดให้ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานเท่ากับ 5 และสัญญาณรบกวนอิมพัลส์ที่มีความน่าจะเป็นที่จะเกิดสัญญาณรบกวนเท่ากับ 0.05 เมื่อเปรียบเทียบข้อมูลที่เพิ่มสัญญาณรบกวนผสมกับข้อมูลต้นฉบับ จะพบว่าสัญญาณรบกวน

เกาส์เซียนได้ส่งผลกระทบต่อทุกจุดภาพ ทำให้ค่าความเข้มของแสงคลาดเคลื่อนไปจากข้อมูลต้นฉบับ ในขณะที่สัญญาณรบกวนอิมพัลส์จะส่งผลต่อบางจุดภาพเท่านั้น จากภาพประกอบที่ 2-13(ข) จะพบสัญญาณรบกวนอิมพัลส์ 2 จุดในแบนด์สีแดง ซึ่งค่าความเข้มของจุดภาพที่เป็นสัญญาณรบกวนอิมพัลส์มีค่าเท่ากับ 255 ต่อไปจะอธิบายรายละเอียดของขั้นตอนการทำงานของตัวกรอง SFR จากข้อมูลภาพชุดนี้

2.7.1 ขั้นตอนการคำนวณค่าความเป็นสมาชิก

ขั้นตอนนี้เป็นการแปลงค่าข้อมูลอินพุต ที่เป็นค่าระดับความเข้มไปเป็นค่าความเป็นสมาชิกของแต่ละเทอมเซต โดยใช้ฟังก์ชันความเป็นสมาชิกที่กำหนดไว้ในภาพประกอบที่ 2-13 ตัวกรอง SFR กำหนดตัวแปรสัญญาณรบกวนอิมพัลส์ ประกอบไปด้วยเทอมเซต $\{\delta, 1 - \delta\}$ เมื่อกำหนดให้ δ แทนเทอมเซตที่มีสัญญาณรบกวนอิมพัลส์ $1 - \delta$ แทนเทอมเซตที่ไม่มีสัญญาณรบกวนอิมพัลส์ และตัวแปรความคล้ายประกอบไปด้วยเทอมเซต $\{gL, gM, gS\}$ เมื่อ gL แทนเทอมเซตความคล้ายกันมาก gM แทนเทอมเซตความคล้ายปานกลาง และ gS แทนเทอมเซตความคล้ายกันต่ำ เทอมเซตของตัวแปรความคล้ายได้แสดงไว้ในภาพประกอบที่ 2-14 สำหรับรายละเอียดของการคำนวณค่าความเป็นสมาชิกประกอบด้วยขั้นตอนดังต่อไปนี้

1) การแปลงค่าอินพุตไปเป็นเทอมเซตของตัวแปรสัญญาณรบกวนอิมพัลส์ เนื่องจากตัวกรอง SFR ทำการประมาณค่าในวินโดว์ โดยแต่ละจุดภาพของภาพที่อยู่ในวินโดว์เป็นเวกเตอร์ แต่อินพุตของระบบพีชคณิตต้องเป็นจำนวนสเกลาร์ ดังนั้นจึงแปลงเวกเตอร์ให้เป็นสเกลาร์โดยการคำนวณระยะทางจัดอันดับ (Rank Ordered Distance : ROD) (Garnett et al, 2005) ดังที่แสดงในสมการที่ (2.15)

$$x = ROD_s(F_i) = \sum_{j=0}^s L_\infty(F_i, F_j) \quad (2.15)$$

เมื่อ $F_i = [F_i^R, F_i^G, F_i^B]^T$ แทนเวกเตอร์ที่กำลังประมวลผลซึ่งเป็นจุดภาพตรงกลางของวินโดว์ ในแบนด์สี RGB โดยที่ $i = 1, 2, 3, \dots, M \times N$ เมื่อ M แทนจำนวนแถว และ N แทนจำนวนคอลัมน์ของภาพ (m, n) แทนพิกัดของจุดภาพแต่ละจุดในรูปภาพ ดังนั้น $m = 1, 2, 3, \dots, M$ และ $n = 1, 2, 3, \dots, N$ และ $F_j = [F_j^R, F_j^G, F_j^B]^T$ คือเวกเตอร์ใกล้เคียงของ F_i ในวินโดว์ จากตัวอย่างภาพประกอบที่ 2-13 ที่ใช้วินโดว์ขนาด 3×3 ในการประมาณค่า ทำให้วินโดว์ 3×3 มีเวกเตอร์ F_i และ F_j ดังนี้

$$\begin{bmatrix} F_j(m-1, n-1) & F_j(m, n-1) & F_j(m+1, n-1) \\ F_j(m-1, n) & F_i(m, n) & F_j(m+1, n) \\ F_j(m-1, n+1) & F_j(m, n+1) & F_j(m+1, n+1) \end{bmatrix}$$

การคำนวณหาค่า $ROD_s(F_i)$ ที่เป็นการคำนวณระยะทางระหว่างเวกเตอร์ F_i กับเวกเตอร์ F_j โดยใช้ norms L_∞ ดังที่แสดงในสมการที่ (2.16)

$$L_\infty(F_i, F_j) = \max(|F_i^R - F_j^R|, |F_i^G - F_j^G|, |F_i^B - F_j^B|) \quad (2.16)$$

ตัวอย่างการแปลงข้อมูลสีไปเป็นค่าระดับความเป็นสมาชิกในแต่ละเทอมเซตของตัวแปรสัญญาณรบกวนอิมพัลส์ โดยดึงข้อมูลจากภาพประกอบที่ 2.12(ข) เป็นวินโดว์ 3×3 ซึ่งมีเวกเตอร์ $F_i(m, n) = [255, 43, 80]^T$ เป็นจุดศูนย์กลางในวินโดว์ โดยพิกัดจากภาพตัวอย่าง F_i คือ $(m = 11, n = 36)$ และ F_j เป็นจุดภาพใกล้เคียง F_i ดังนั้นสมการที่ (2.16) ค่า $L_\infty(F_i, F_j)$ ได้ดังนี้

$$|F_i^R - F_j^R| = \begin{bmatrix} |92 - 255| & |255 - 255| & |137 - 255| \\ |84 - 255| & |255 - 255| & |136 - 255| \\ |103 - 255| & |136 - 255| & |143 - 255| \end{bmatrix}$$

$$|F_i^G - F_j^G| = \begin{bmatrix} |26 - 43| & |41 - 43| & |61 - 43| \\ |17 - 43| & |43 - 43| & |79 - 43| \\ |30 - 43| & |60 - 43| & |86 - 43| \end{bmatrix}$$

$$|F_i^B - F_j^B| = \begin{bmatrix} |63 - 80| & |94 - 80| & |117 - 80| \\ |70 - 80| & |80 - 80| & |111 - 80| \\ |90 - 80| & |87 - 80| & |118 - 80| \end{bmatrix}$$

ซึ่งจะได้ค่า norms $L_\infty(F_i, F_j)$ คือ

$$L_\infty(F_i, F_j) = \begin{bmatrix} 163 & 14 & 118 \\ 171 & 0 & 119 \\ 152 & 115 & 112 \end{bmatrix}$$

ต่อมาทำการคำนวณ $ROD_s(F_i(11, 36))$ ในสมการที่ (2.15) จาก $L_\infty(F_i, F_j)$ โดยตัวกรอง SFR ได้กำหนดค่า $s = 2$

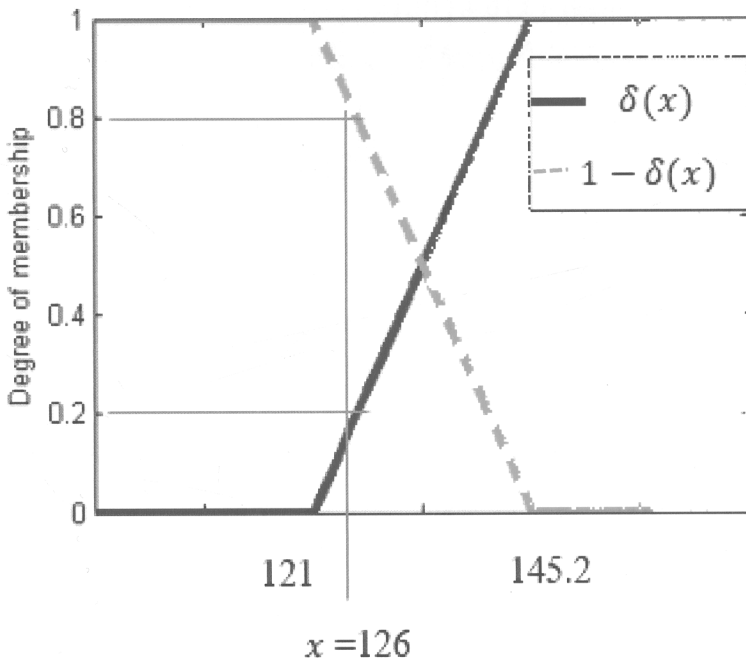
$$\begin{aligned} x = ROD_{s=2}(F_i) &= \{0, 14, 112, \dots, 171\} \\ &= 0 + 14 + 112 \\ x &= 126 \end{aligned}$$

จากสมการที่ (2.15) และ (2.16) ได้ผลลัพธ์คือค่า $x = 126$ ซึ่งจะนำไปคำนวณหาระดับความเป็นสมาชิกของเทอมเซต $\delta(x)$ ซึ่งเป็นฟังก์ชันความเป็นสมาชิก

ของเทอมเซตสัญญาณรบกวนอิมพัลส์ และ $1 - \delta(x)$ ซึ่งเป็นฟังก์ชันความเป็นสมาชิกของเทอมเซตที่ไม่มีสัญญาณรบกวน โดยฟังก์ชันความเป็นสมาชิกของเทอมเซตนี้ ได้กำหนดไว้ดังนี้

$$\delta(x) = \begin{cases} 0, & x \leq k_1 \\ \frac{x - k_1}{k_2 - k_1}, & k_1 < x < k_2 \\ 1, & k_2 \leq x \end{cases} \quad (2.17)$$

เมื่อตัวแปร $k_1 = 0.5 \times ROD_{max}$ และ $k_2 = 0.6 \times ROD_{max}$ โดยที่ $ROD_{max} = \max\{ROD_s(F_i); i = 1, 2, 3, \dots, M \times N\}$ ดังนั้นจะต้องคำนวณ $ROD_s(F_i)$ ครบทุกจุดภาพก็ได้ $ROD_{max} = 242$ และคำนวณ $k_1 = 121$ ส่วน $k_2 = 145.2$ จากสมการที่ (2.17) ทำให้สามารถสร้างฟังก์ชันความเป็นสมาชิกได้ดังภาพประกอบที่ 2-14



ภาพประกอบที่ 2-14 การคำนวณค่าความเป็นสมาชิกของเทอมเซต $\delta(x)$ และเทอมเซต $1 - \delta(x)$

จากค่า k_1 และ k_2 เทอมเซต $\delta(x)$ และ $1 - \delta(x)$ สามารถกำหนดได้ดังภาพที่ 2-14 และสำหรับค่า x จากตัวอย่างการคำนวณที่กำหนดไว้ในสมการที่ (2.16) $x = 126$ สามารถคำนวณ $\delta(x)$ ได้ดังนี้

$$\delta(x = 126) = \frac{x - k_1}{k_2 - k_1}$$

$$= \frac{126 - 121}{145.2 - 121}$$

$$\approx 0.20$$

และเทอมเซตที่ไม่มีสัญญาณรบกวนคือ

$$1 - \delta(x = 126) = 1 - 0.2 \approx 0.8$$

2) การแปลงเพื่อกำหนดค่าความคล้าย เป็นการแปลงค่าความเข้มที่ตำแหน่งเดียวกับการกำหนดเทอมเซตสัญญาณรบกวน $\delta(x)$ โดยการวัดความคล้ายกันระหว่างจุดภาพใกล้เคียงกับจุดภาพ F_i ด้วยค่านอร์ม L_1 ที่กำหนดไว้ดังนี้

$$L_1(F_i, F_j) = (|F_i^R - F_j^R| + |F_i^G - F_j^G| + |F_i^B - F_j^B|) \quad (2.18)$$

ตัวอย่างการแปลงค่าระดับความเป็นสมาชิกในแต่ละเทอมเซตของตัวแปรความคล้าย โดยใช้ข้อมูลจากภาพประกอบ 2-13(ข) ที่ $F_i = [255, 43, 80]^T$ ที่พิกัด (11, 36) และ F_j คือจุดภาพใกล้เคียง F_i ในวินโดว์ 3×3 จากสมการที่ (2.18) คำนวณค่า $L_1(F_i, F_j)$ ได้ดังนี้

$$L_1(F_i, F_j) = \begin{bmatrix} |92 - 255| & |255 - 255| & |137 - 255| \\ |84 - 255| & |255 - 255| & |136 - 255| \\ |103 - 255| & |136 - 255| & |143 - 255| \end{bmatrix} +$$

$$\begin{bmatrix} |26 - 43| & |41 - 43| & |61 - 43| \\ |17 - 43| & |43 - 43| & |79 - 43| \\ |30 - 43| & |60 - 43| & |86 - 43| \end{bmatrix} +$$

$$\begin{bmatrix} |63 - 80| & |94 - 80| & |117 - 80| \\ |70 - 80| & |80 - 80| & |111 - 80| \\ |90 - 80| & |87 - 80| & |118 - 80| \end{bmatrix}$$

ซึ่งจะได้

$$L_1(F_i, F_j) = \begin{bmatrix} 197 & 16 & 173 \\ 207 & 0 & 186 \\ 175 & 143 & 193 \end{bmatrix}$$

นำค่า $L_1(F_i, F_j)$ ของทุกจุดภาพในวินโดว์มาเรียงลำดับจากน้อยไปมาก เซตของค่า $L_1(F_i, F_j)$ ที่เรียงลำดับแล้ว กำหนดให้เป็นตัวแปร x_m ที่มีจำนวนสมาชิกของเซตนี้เท่ากับ m ตัว ซึ่งตัวกรอง SFR จะกำหนดให้ตัวแปร $m = 8$ จาก $L_1(F_i, F_j)$ จะได้

$$x_{m=8} = \{0, 16, 143, 173, 175, 186, 193, 197\};$$

สมาชิกทุกตัวของเซต $x_{m=8}$ ถูกนำไปคำนวณหาค่าระดับความเป็นสมาชิกในแต่ละเทอมเซตของตัวแปรความคล้าย ที่ประกอบไปด้วยฟังก์ชันความเป็นสมาชิกดังที่แสดงในสมการ (2.19), (2.20) และ (2.21)

$$gH(x) = \begin{cases} 1, & x \leq a \\ \frac{-x}{3a} + \frac{4}{3}, & a < x < 4a \\ 0, & 4a \leq x \end{cases} \quad (2.19)$$

$$gM(x) = \begin{cases} \frac{x-a}{a}, & a < x < 2a \\ 1, & 2a < x < 3a \\ \frac{4a-x}{a}, & 3a < x < 4a \\ 0, & elsewhere \end{cases} \quad (2.20)$$

$$gL(x) = 1 - gH(x) \quad (2.21)$$

ตัวแปร a ในสมการที่ (2.19) และ (2.20) สามารถกำหนดได้จาก $a = 0.98\sigma + 1.96$ เมื่อ σ คือระดับสัญญาณรบกวนที่กำหนดไว้ในตารางที่ 2.1 (Morillas et al, 2009) จากข้อมูลในภาพประกอบ 2.13(ข) ที่กำหนดค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของสัญญาณรบกวนเกาส์เซียนเท่ากับ 5 ดังนั้นจากตารางที่ 1 จะได้ค่า $\sigma = 50$

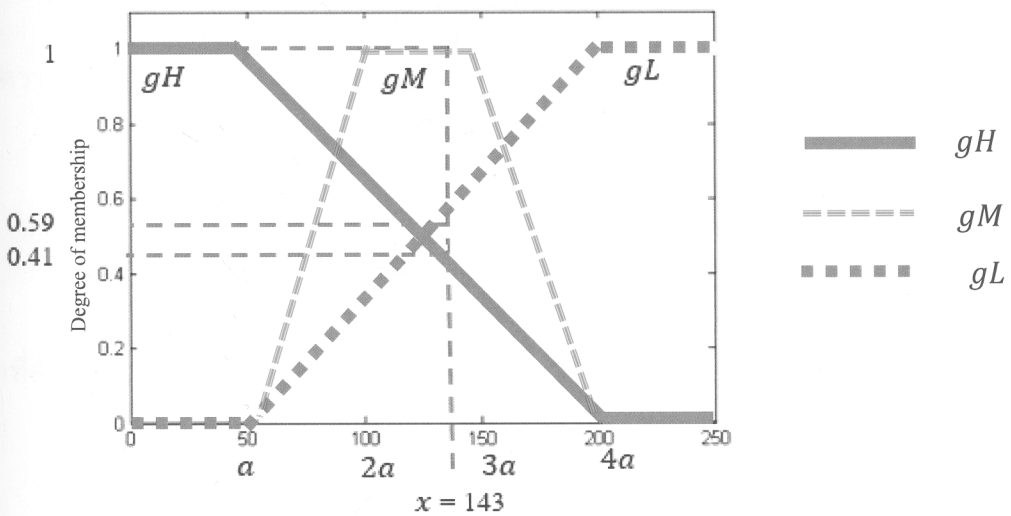
$$a = 0.98 \times 50 + 1.96$$

$$a = 51.76$$

ตารางที่ 2.1 ข้อมูลการกำหนดค่าของตัวแปร σ

ค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของสัญญาณรบกวนเกาส์เซียน	σ
ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานอยู่ในช่วง $[0,10]$	50
ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานอยู่ในช่วง $[10,20]$	100
ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานอยู่ในช่วง $[20,30]$	175

เมื่อนำค่า a ไปแทนในสมการที่ (2.19) และ (2.20) ก็สามารถกำหนดเทอมเซต gH , gM และ gL ที่แทนความคล้ายกันมาก, ความคล้ายกันปานกลาง และ ความคล้ายกันต่ำ ตามลำดับ ได้เทอมเซตต่าง ๆ ดังภาพประกอบที่ 2-15



ภาพประกอบที่ 2-15 แสดงการคำนวณค่าความเป็นสมาชิกของเทอมเซต gH , gM และ gL กรณี $x = 143$

จากสมการที่ (2.18) ที่วัดค่าความคล้ายไว้ในตัวแปร $x_{m=8}$ ถ้าเลือก $x = 143$ ซึ่งเป็นสมาชิกตัวที่สามของ $x_{m=8}$ จะคำนวณค่าความคล้ายของแต่ละเทอมเซตได้ดังนี้

$$gH(x = 143) = \frac{-143}{3 \times 51.76} + \frac{4}{3} = 0.41$$

$$gM(x = 143) = 1$$

$$gL(x = 143) = 0.59$$

จากภาพประกอบที่ 2-15 การคำนวณค่าความเป็นสมาชิกในแต่ละ
 เทอมเซตของตัวแปรคล้ายที่ $x = 143$ เมื่อคำนวณค่าความเป็นสมาชิกของทุกจุดภาพใน
 วินโดว์ โดยค่า x ที่สอดคล้องกับจุดภาพนั้นต้องเป็นสมาชิกของเซต $x_{m=8}$ ได้ผลลัพธ์ดังนี้

ค่าความเป็นสมาชิกของเทอมเซตความคล้ายสูง

$$gH(x) = \begin{bmatrix} 0.06 & 1 & 0.22 \\ (m-1, n) & 1 & 0.14 \\ 0.20 & 0.41 & 0.09 \end{bmatrix}$$

ค่าความเป็นสมาชิกของเทอมเซตความคล้ายปานกลาง

$$gM(x) = \begin{bmatrix} 0.19 & 0 & 0.66 \\ (m-1, n) & 0 & 0.41 \\ 0.62 & 1 & 0.27 \end{bmatrix}$$

และค่าความเป็นสมาชิกของเทอมเซตความคล้ายต่ำ

$$gL(x) = \begin{bmatrix} 0.94 & 0 & 0.78 \\ (m-1, n) & 0 & 0.86 \\ 0.79 & 0.59 & 0.91 \end{bmatrix}$$

จากการคำนวณค่าความคล้ายด้านบนไม่มีการคำนวณค่าความเป็น
 สมาชิกที่ตำแหน่ง $(m-1, n)$ เนื่องจาก ค่า $L_1(F_i, F_j)$ ที่พิกัดนี้ ไม่ได้เป็นสมาชิกของเซต
 $x_{m=8}$

หลังจากแปลงค่าตัวแปรอินพุตแล้วจะต้องกำหนดตัวแปรของเอาต์พุต
 โดยกำหนดให้ตัวแปรค่าถ่วงน้ำหนักประกอบไปด้วยสามเทอมเซตคือ vL แทนเทอมเซตค่าถ่วง
 น้ำหนักต่ำ vM แทนเทอมเซตค่าถ่วงน้ำหนักปานกลาง และ vH แทนเทอมเซตค่าถ่วงน้ำหนัก
 สูง ดังที่แสดงในสมการที่ (2.22), (2.23) และ (2.24) ตามลำดับ เมื่อกำหนดให้ค่าพารามิเตอร์
 $b = 0.9$ และ w_i คือค่าถ่วงน้ำหนักตำแหน่งที่ i ในวินโดว์ 3×3 สำหรับค่าความเป็นสมาชิก
 ทั้งสามเทอมเซตได้แสดงไว้ในภาพประกอบที่ 2-16

$$vL(w_i) = \begin{cases} \frac{(w_i - 1)}{b - 1} + 1, & b < w_i \leq 1 \\ 0, & \text{elsewhere} \end{cases} \quad (2.22)$$

$$vM(w_i) = \begin{cases} \frac{(2w_i - 1)}{2b - 1} + 1, & 1 - b < w_i \leq 0.5 \\ \frac{(1 - 2w_i)}{2b - 1} + 1, & 0.5 < w_i < b \\ 0, & \text{elsewhere} \end{cases} \quad (2.23)$$

$$vS(w_i) = \begin{cases} \frac{w_i}{b - 1} + 1, & 0 \leq w_i \leq 1 \\ 0, & \text{elsewhere} \end{cases} \quad (2.24)$$

2.7.2 การคำนวณค่าถ่วงน้ำหนัก

ตัวแปร F_i และ F_j ที่เป็นค่าความเข้มของจุดภาพในแต่ละแบนด์สี เป็นตัวแปรที่ถูกแปลงให้เป็นระดับค่าความเป็นสมาชิกในระบบฟัซซี่ ด้วยฟังก์ชันความเป็นสมาชิกสามฟังก์ชัน สองฟังก์ชันใช้แปลงตัวแปรอินพุตของระบบฟัซซี่ คือ ฟังก์ชันความเป็นสมาชิกของสัญญาณรบกวนที่ประกอบไปด้วยสองเทอมเซตคือ $\{\delta(x), 1 - \delta(x)\}$ ส่วนฟังก์ชันอีกชุดหนึ่งใช้คำนวณค่าความเป็นสมาชิกของความคล้าย ที่ประกอบด้วยสมาชิกสามเทอมเซตคือ $\{gL(x), gM(x), gH(x)\}$ และฟังก์ชันอีกชุดใช้แปลงค่าตัวแปรเอาต์พุต ซึ่งเป็นฟังก์ชันความเป็นสมาชิกที่ใช้กำหนดค่าถ่วงน้ำหนักที่ประกอบด้วยเทอมเซต $\{vL(w_i), vM(w_i), vM(w_i)\}$ เมื่อ $w_i = \{w_1, w_2, w_3, \dots, w_8\}$ โดยจะกำหนดค่าถ่วงน้ำหนักเฉพาะจุดภาพที่ค่า $L_1(F_i, F_j)$ เป็นสมาชิกของเซต $x_{m=8}$ เท่านั้น

การคำนวณค่าถ่วงน้ำหนักตัวกรอง SFR ได้ออกแบบกฎฟัซซี่ไว้สามข้อดังนี้ โดยกำหนดให้

1) IF $(1 - \delta(x = ROD_s(F_j)))$ AND $\delta(x = ROD_s(F_i))$ AND $gM(x = L_1(F_i, F_j))$
 THEN $vM(w_k)$

2) IF $(1 - \delta(x = ROD_s(F_j)))$ AND $\delta(x = ROD_s(F_i))$ AND $gL(x = L_1(F_i, F_j))$)
 OR $(1 - \delta(x = ROD_s(F_j)))$ AND $1 - \delta(x = ROD_s(F_i))$ AND $gH(x = L_1(F_i, F_j))$)
 THEN $vL(w_k)$

3) IF $\delta(x = ROD_s(F_j))$
 OR $(1 - \delta(x = ROD_s(F_j)))$ AND $\delta(x = ROD_s(F_i))$ AND $gH(x = L_1(F_i, F_j))$)
 OR $(1 - \delta(x = ROD_s(F_j)))$ AND $1 - \delta(x = ROD_s(F_i))$ AND $gM(x = L_1(F_i, F_j))$)
 OR $(1 - \delta(x = ROD_s(F_j)))$ AND $1 - \delta(x = ROD_s(F_i))$ AND $gL(x = L_1(F_i, F_j))$)
 THEN $vS(w_k)$

จากกฎทั้งสามข้อ จะเห็นว่าส่วนของเหตุใน IF มีการเชื่อมต่อกันด้วยตัวเชื่อม AND และ OR โดยตัวกรอง SFR ได้กำหนดตัวเชื่อม AND ด้วย T-norm ส่วนตัวเชื่อม OR ถูกกำหนดด้วยตัวดำเนินการ การบวกค่าความน่าจะเป็น

T-norm หรือ Product T-norm เป็นตัวเชื่อมที่นิยมใช้ในระบบฟัซซี่ โดยมีนิยามในสมการที่ (2.25)

$$T_{prod}(a, b) = a \cdot b \quad (2.25)$$

S-norm หรือ Probabilistic Sum เป็นตัวเชื่อมที่ใช้คู่กับ Product T-norm ที่สามารถคำนวณได้ดังนี้

$$\perp_{sum}(a, b) = a + b - a \cdot b \quad (2.26)$$

จากกฎฟัซซี่ของตัวกรอง SFR สามารถนำมาเขียนเป็นเมทริกซ์ที่แสดงความสัมพันธ์ร่วมกันของตัวแปร เรียกเมทริกซ์นี้ว่า Fuzzy Associative Memory (FAM) (Cox, 1994)

จากตารางที่ 2.2 ประกอบไปด้วยอินพุตคือตัวแปรสัญญาณรบกวนอิมพัลส์ และ

ตัวแปรความคล้ายกัน

โดยตัวแปรสัญญาณรบกวนอิมพัลส์จะแบ่งเป็น

- $\delta(x = ROD_s(F_i))$ แทนเทอมเซตสัญญาณรบกวนอิมพัลส์ของจุดภาพตรงกลางในวินโดว์
 $1 - \delta(x = ROD_s(F_i))$ แทนเทอมเซตไม่เป็นสัญญาณรบกวนอิมพัลส์ของจุดภาพตรงกลาง
 $\delta(x = ROD_s(F_j))$ แทนเทอมเซตสัญญาณรบกวนอิมพัลส์ของจุดภาพใกล้เคียงในวินโดว์
 $1 - \delta(x = ROD_s(F_j))$ แทนเทอมเซตไม่เป็นสัญญาณรบกวนอิมพัลส์ของจุดภาพใกล้เคียง

ส่วนตัวแปรความคล้ายกันจะประกอบด้วย

- $gL(x)$ แทนเทอมเซตความคล้ายกันสูง
 $gM(x)$ แทนเทอมเซตความคล้ายกันสูงปานกลาง
 $gH(x)$ แทนเทอมเซตความคล้ายกันต่ำ ตามลำดับ

เทอมเซตของตัวแปรเอาต์พุต คือ

- $vS(w_i)$ แทนเทอมเซตค่าถ่วงน้ำหนักต่ำ
 $vM(w_i)$ แทนเทอมเซตค่าถ่วงน้ำหนักปานกลาง
 $vL(w_i)$ แทนเทอมเซตค่าถ่วงน้ำหนักมาก

ตารางที่ 2.2 แสดงเมทริกซ์ FAM ของระบบตัวกรอง SFR

ตัวแปรอิมพัลส์		ตัวแปรความคล้ายกัน		$gL(x)$	$gM(x)$	$gH(x)$
F_j	$\delta(x = ROD_s(F_j))$	F_i	$\delta(x = ROD_s(F_i))$	$vS(x)$	$vS(x)$	$vS(x)$
			$1 - \delta(x = ROD_s(F_i))$	$vS(x)$	$vS(x)$	$vS(x)$
	$1 - \delta(x = ROD_s(F_j))$	F_i	$\delta(x = ROD_s(F_i))$	$vL(x)$	$vM(x)$	$vS(x)$
			$1 - \delta(x = ROD_s(F_i))$	$vS(x)$	$vS(x)$	$vL(x)$

ต่อมาเป็นการอนุมานกฎพีชชี กำหนดวินโดว์ 3×3 มีจุดภาพคือ

$$\begin{bmatrix} F_j(m-1, n-1) & F_j(m, n-1) & F_j(m+1, n-1) \\ F_j(m-1, n) & F_i(m, n) & F_j(m+1, n) \\ F_j(m-1, n+1) & F_j(m, n+1) & F_j(m+1, n+1) \end{bmatrix}$$

โดย $F_i(m, n)$ คือจุดภาพต้องประมาณค่า และจุดภาพใกล้เคียงคือ $F_j =$

$$\{F_j(m-1, n-1), F_j(m, n-1), F_j(m+1, n-1), \dots, F_j(m+1, n+1)\}$$

จากตัวอย่างที่แสดงการคำนวณค่าความเป็นสมาชิกของเทอมเซตต่างๆ ไว้แล้ว

ในหัวข้อก่อนหน้าคือ $\delta(x)$, $1 - \delta(x)$, $gS(x)$, $gM(x)$ และ $gL(x)$ ต่อไปจะใช้ข้อมูลต่างๆ ที่ได้คำนวณไว้แล้ว มาแสดงตัวอย่างการอนุมานกฎพีชชีของภาพ LENNA ที่แสดงไว้ในภาพประกอบที่ 2-13(ข) ข้อมูลต่างๆ ที่คำนวณได้จากจุดภาพ $F_j(m-1, n)$ ไม่ถูกนำมาคำนวณเพื่อกำหนดค่าถ่วงน้ำหนักเนื่องจาก ค่า $L_1(F_i, F_j)$ ที่คำนวณจากจุดภาพ $F_j(m-1, n)$ ไม่เป็นสมาชิกของเซต $x_{m=8}$ ค่าความเป็นสมาชิกของเทอมเซตต่างๆ ที่จะถูกนำมาแสดง ตัวอย่างการอนุมานกฎพีชชีมีดังต่อไปนี้

ค่าของเทอมเซตความเป็นสัญญาณรบกวน

$$\delta(x = ROD_5(F_i)) = \begin{bmatrix} 0 & 0.45 & 0 \\ - & 0.20 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

เทอมเซตความไม่เป็นสัญญาณรบกวน

$$1 - \delta(x = ROD_5(F_i)) = \begin{bmatrix} 1 & 0.55 & 1 \\ - & 0.80 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

เทอมเซตความคล้ายทั้งสามเทอม คือ

$$gH(x = L_1(F_i, F_j)) = \begin{bmatrix} 0.06 & 1 & 0.22 \\ - & 1 & 0.14 \\ 0.20 & 0.41 & 0.09 \end{bmatrix}$$

$$gM(x = L_1(F_i, F_j)) = \begin{bmatrix} 0.19 & 0 & 0.66 \\ - & 0 & 0.41 \\ 0.62 & 1 & 0.27 \end{bmatrix}$$

$$gL(x = L_1(F_i, F_j)) = \begin{bmatrix} 0.94 & 0 & 0.78 \\ - & 0 & 0.86 \\ 0.79 & 0.59 & 0.91 \end{bmatrix}$$

ตัวอย่างการคำนวณการอนุมานกฎฟัซซีโดยกำหนดให้ F_i คือจุดภาพตรงกลางวินโดว์ที่พิกัด (11,36) และ จุดภาพใกล้เคียง F_j ($m - 1, n - 1$) ของ F_i

จากกฎฟัซซีข้อแรก ส่วนของ IF คือ

$$IF(1 - \delta(x = ROD_s(F_j)) \text{ AND } \delta(x = ROD_s(F_i)) \text{ AND } gM(x = L_1(F_i, F_j)))$$

ก็จะได้ค่าความเป็นฟัซซีในส่วนของเหตุใน IF เท่ากับ

$$IF(1 - \delta(x = ROD_s(F_j)) = 1 \text{ AND } (\delta(x = ROD_s(F_i)) = 0.2 \text{ AND } gM(x = L_1(F_i, F_j)) = 0.19 \text{ ซึ่งคำนวณได้ดังนี้$$

$$1 \times 0.2 \times 0.19 = 0.04$$

$$1 \times 0.2 \times 0.19 = 0.04$$

จากกฎฟัซซีข้อสอง ส่วนของ IF อยู่ในรูป A OR B โดยที่

$$\begin{aligned} A &= IF(1 - \delta(x = ROD_s(F_j)) = 1 \text{ AND } (\delta(x = ROD_s(F_i)) = 0.2 \text{ AND } gL(x = L_1(F_i, F_j)) = 0.94 \\ &= 1 \times 0.2 \times 0.94 \\ &= 0.19 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 B &= IF(1 - \delta(x = ROD_s(F_j))) = 1 \text{ AND } (1 - \delta(x = ROD_s(F_i))) = \\
 &0.8 \text{ AND } gH(x = L_1(F_i, F_j)) = 0.06 \\
 &= 1 \times 0.8 \times 0.06 \\
 &= 0.05
 \end{aligned}$$

$$\text{และ } A \text{ AND } B = (1 \times 0.2 \times 0.94) \times (1 \times 0.8 \times 0.06) = 0.01$$

$$\begin{aligned}
 \text{ดังนั้น } A \text{ OR } B &= (A + B) - (A \text{ AND } B) \\
 &= 0.19 + 0.05 - 0.01 = 0.23
 \end{aligned}$$

กฎข้อที่ 3 ส่วนของ IF อยู่ในรูป $A \text{ OR } B \text{ OR } C \text{ OR } D$

$$A = IF(\delta(x = ROD_s(F_j))) = 0$$

$$\begin{aligned}
 B &= IF(1 - \delta(x = ROD_s(F_j))) = 1 \text{ AND } (\delta(x = ROD_s(F_i)) = 0.2 \text{ AND } gH(x = \\
 &L_1(F_i, F_j)) = 0.06 \\
 &= 1 \times 0.2 \times 0.06 \\
 &= 0.01
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 C &= IF(1 - \delta(x = ROD_s(F_j))) = 1 \text{ AND } (1 - \delta(x = ROD_s(F_i))) = \\
 &0.8 \text{ AND } gM(x = L_1(F_i, F_j)) = 0.19 \\
 &= 1 \times 0.8 \times 0.19 \\
 &= 0.15
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 D &= IF(1 - \delta(x = ROD_s(F_j))) = 1 \text{ AND } (\delta(x = ROD_s(F_i)) = 0.8 \text{ AND } gL(x = \\
 &L_1(F_i, F_j)) = 0.94 \\
 &= 1 \times 0.8 \times 0.94 \\
 &= 0.75
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 E &= A \text{ OR } B \\
 &= (0 + 0.01) - (0 \times 0.01) \\
 &= 0.01
 \end{aligned}$$

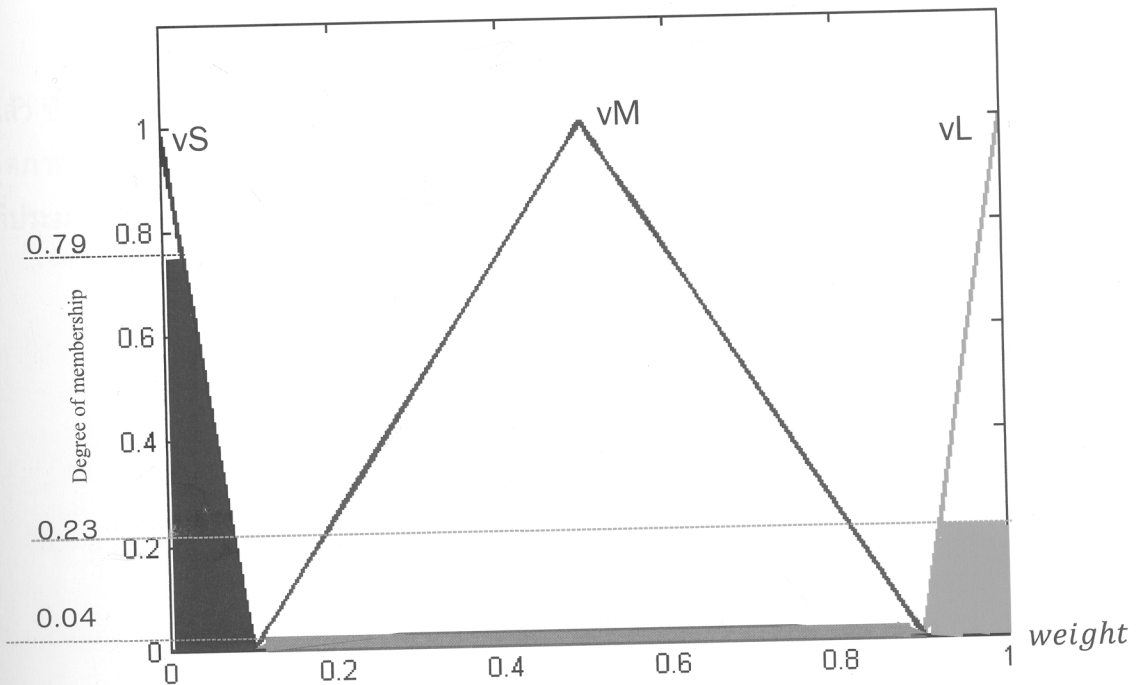
$$\begin{aligned}
 F &= E \text{ OR } C \\
 &= (0.01 + 0.15) - (0.01 \times 0.15)
 \end{aligned}$$

$$= 0.16$$

ดังนั้นกฎข้อ 3 คำนวณ $A \text{ OR } B \text{ OR } C \text{ OR } D$ ได้ผลลัพธ์ดังนี้

$$\begin{aligned} A \text{ OR } B \text{ OR } C \text{ OR } D &= F \text{ OR } D \\ &= (0.16 + 0.75) - (0.16 \times 0.75) \\ &= 0.79 \end{aligned}$$

ค่าที่ได้จากส่วนของ IF ของกฎทั้ง 3 ข้อคือ 0.04, 0.23, และ 0.79 ตามลำดับ ค่าถ่วงน้ำหนัก $w_i(m-1, n-1)$ ที่คำนวณจาก $F_j(m-1, n-1)$ และ $F_i(m, n)$ เมื่อ $m = 11$ และ $n = 36$ แสดงในภาพประกอบที่ 2-15 โดยค่าความเป็นสมาชิกที่ได้จากส่วนของ IF จะถูกกำหนดตามกฎแต่ละข้อ เช่น กฎข้อที่ 1 ค่าถ่วงน้ำหนัก $w_i(m-1, n-1)$ จะถูกกำหนดจากเทอมเซต vM ด้วยค่าความเป็นสมาชิกเท่ากับ 0.04 กฎข้อที่ 2 ค่าถ่วงน้ำหนัก $w_i(m-1, n-1)$ ถูกกำหนดมาจากเทอมเซต vL ด้วยค่าความเป็นสมาชิก 0.23 และ กฎข้อที่ 3 ค่าถ่วงน้ำหนัก $w_i(m-1, n-1)$ ถูกกำหนดมาจากเทอมเซต vS ด้วยค่าความเป็นสมาชิก 0.79



ภาพประกอบที่ 2-16 แสดงการ Defuzzification โดยใช้วิธี Center of Gravity

จากภาพประกอบที่ 2-16 บริเวณที่แรเงาคือส่วนที่ใช้ในการประมาณค่าถ่วงน้ำหนัก $w_i(m-1, n-1)$ ที่มีการคำนวณดังนี้

$$w_i(m-1, n-1) = \frac{\int_0^1 z \mu_{\bar{A}}(z) dz}{\int_0^1 \mu_{\bar{A}}(z) dz} = \frac{\int_0^{0.1} z 0.79 dz + \int_{0.1}^{0.9} z 0.04 dz + \int_{0.9}^1 0.23 dz}{\int_0^{0.1} 0.79 dz + \int_{0.1}^{0.9} 0.04 dz + \int_{0.9}^1 0.23 dz}$$

$$w_i(m-1, n-1) \approx \frac{0.00395 + 0.016 + 0.02185}{0.0790 + 0.032 + 0.023}$$

$$w_i(m-1, n-1) \approx 0.37$$

เมื่อกำหนดให้ $\mu_{\bar{A}}$ แทนค่าความเป็นสมาชิกที่ใช้กำหนดค่าถ่วงน้ำหนักของ

เอาต์พุต

การคำนวณค่าถ่วงน้ำหนักของจุดภาพอื่นที่เหลือก็ใช้วิธีคำนวณแบบเดียวกัน

เมื่อกำหนดทั้งวินโดว์จะได้ผลลัพธ์จากการคำนวณดังนี้ $w_i = \begin{bmatrix} 0.37 & 0.47 & 0.44 \\ - & 0.60 & 0.41 \\ 0.44 & 0.46 & 0.39 \end{bmatrix}$

2.7.3 การประมาณค่าคำตอบโดยการหาค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนัก

เมื่อกำหนดค่าถ่วงน้ำหนักสำหรับแต่ละจุดภาพในหน้าต่างที่กำลังประมวลผลแล้ว ขั้นตอนต่อไปจะเป็นการหาค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักดังสมการที่ (2.27) เมื่อกำหนดให้ F_i แทนจุดภาพที่ i ในหน้าต่างที่กำลังประมวลผล และ ค่าถ่วงน้ำหนัก w_i อยู่ในช่วงปิด $[0, 1]$ จุดภาพที่ประมาณขึ้นมาใหม่ \hat{F}_i จะถูกนำไปแทนที่จุดภาพที่กำลังประมวลผลในหน้าต่าง

$$\hat{F}_i = \left(\sum_{i=1}^8 w_i \cdot F_i \right) / \sum_{i=1}^8 w_i \quad (2.27)$$

$$w_i = \begin{bmatrix} 0.37 & 0.47 & 0.44 \\ - & 0.60 & 0.41 \\ 0.44 & 0.46 & 0.39 \end{bmatrix}$$

$$\hat{F}_0^R = \frac{(0.37 \times 92) + (0.47 \times 255) + (0.44 \times 137) + (0.60 \times 255) + (0.41 \times 136) + (0.44 \times 103) + (0.46 \times 136) + (0.39 \times 143)}{3.58}$$

$$= 164$$

$$\hat{F}_0^G = \frac{(0.37 \times 26) + (0.47 \times 41) + (0.44 \times 61) + (0.60 \times 43) + (0.41 \times 79) + (0.44 \times 30) + (0.46 \times 60) + (0.39 \times 86)}{3.58}$$

$$= 53$$

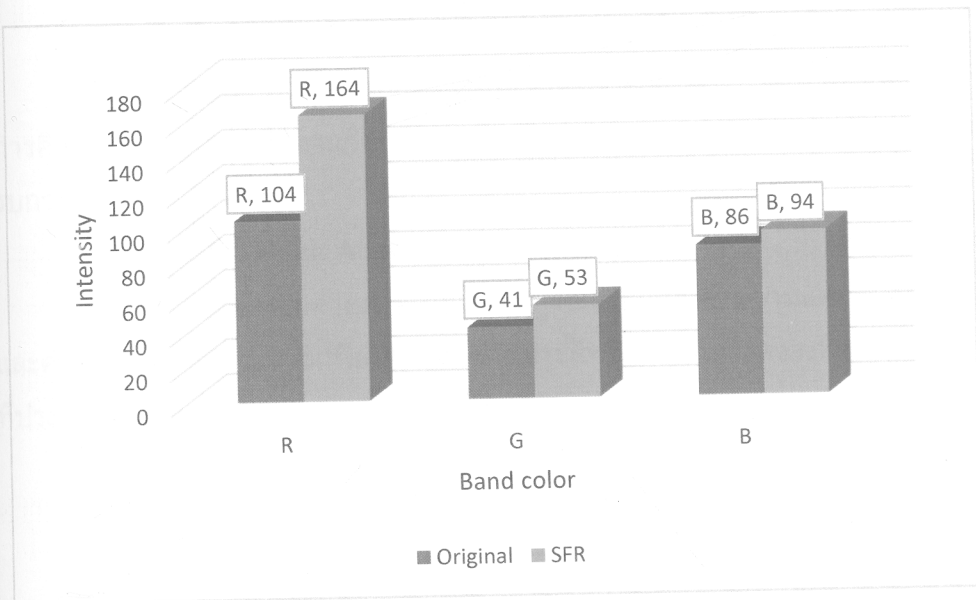
$$\hat{F}_0^B = \frac{(0.37 \times 63) + (0.47 \times 94) + (0.44 \times 117) + (0.60 \times 80) + (0.41 \times 111) + (0.44 \times 90) + (0.46 \times 87) + (0.39 \times 118)}{3.58}$$

$$= 94$$

ดังนั้น $\hat{F}_i^{RGB} = [164, 53, 94]^T$ ซึ่งจากข้อมูลภาพประกอบที่ 2-13(ก) จุดภาพตรงกลางวินโดว์ที่ตำแหน่ง (11,36) คือ $F = [104, 41, 86]^T$ เมื่อเปรียบเทียบแต่ละแบนด์สีจะมีค่าคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ ดังนี้

$$Absolute\ ERROR = \begin{bmatrix} 164 \\ 53 \\ 94 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 104 \\ 41 \\ 86 \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} 60 \\ 12 \\ 8 \end{bmatrix}$$



ภาพประกอบที่ 2-17 แสดงความแตกต่างของค่าที่ประมาณได้โดย SFR

จากภาพประกอบที่ 2-17 ในแต่ละแบนด์สีจะมีค่าคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์สูง โดยเฉพาะในแบนด์สีแดงเนื่องจากการกำหนดค่าถ่วงน้ำหนักที่ไม่เหมาะสม ดังนั้นจึงได้พัฒนาตัวกรองที่เพิ่มประสิทธิภาพการทำงานของตัวกรอง SFR โดยใช้เปลือกหุ้มคอนเว็กซ์และค่าเฉลี่ย Alpha Trimmed มาช่วยในการประมาณค่า ซึ่งจะอธิบายการทำงานในบทถัดไป

2.8 การวัดและการประเมินคุณภาพภาพ

ในการวัดและประเมินคุณภาพของภาพที่คืนสภาพแล้วนั้น จะใช้ตัววัดดังต่อไปนี้

2.8.1 Peak Signal to Noise Ratio (PSNR)

PSNR คือ อัตราส่วนของสัญญาณต่อสัญญาณรบกวนสูงสุด ซึ่งเป็นวิธีที่ได้รับความนิยมในการวัดคุณภาพของภาพ PSNR สามารถหาค่าโดยใช้สมการ

$$PSNR = 10 \cdot \log_{10} \left(\frac{MAX_f^2}{MSE} \right) \quad (2.28)$$

โดยที่ MAX_f คือค่าสูงสุดของข้อมูลภาพ เช่น ภาพ RGB ขนาด 8 บิตค่าสูงสุดของข้อมูลภาพเท่ากับ 255 และ MSE (Mean Square Error) คือค่าความผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ยสามารถคำนวณได้จากสมการ

$$MSE = \frac{1}{NML} \sum_{i=0}^N \sum_{j=0}^M \sum_{l=0}^L (f^l(i,j) - \hat{f}^l(i,j))^2 \quad (2.29)$$

โดยที่ f คือภาพสีต้นฉบับขนาด $N \times M \times L$ จุดภาพ และ \hat{f} คือภาพที่ผ่านการคืนสภาพภาพแล้ว ในงานวิจัยนี้ใช้ค่า PSNR ในการประเมินประสิทธิภาพในขจัดสัญญาณรบกวน

2.8.2 Mean Absolute Error (MAE)

MAE หรือค่าคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ยคือ ค่าความแตกต่างระหว่างข้อมูลจริงและค่าที่ได้จากการประมาณ นิยมนำมาใช้วัดประสิทธิภาพในการคงสภาพรายละเอียดของภาพที่ประมาณค่าขึ้นมาใหม่ สามารถคำนวณโดยใช้สมการ

$$MAE = \frac{1}{NML} \sum_{i=0}^N \sum_{j=0}^M \sum_{l=0}^L \|f^l(i,j) - \hat{f}^l(i,j)\| \quad (2.30)$$

ค่า MAE ใช้ในการประเมินค่าความผิดพลาดในการประมาณค่าสัญญาณภาพเมื่อเปรียบเทียบกับภาพต้นฉบับ

2.8.3 Normalize Color Difference (NCD)

ภาพสีดิจิทัลที่แสดงในคอมพิวเตอร์แสดงผลในโมเดลสี RGB อย่างไรก็ตามการมองเห็นสีของมนุษย์ไม่สามารถอธิบายโดยใช้โมเดลสี RGB ได้ ดังนั้นจึงต้องใช้โมเดลสีที่มี

ความใกล้เคียงกับระบบการมองเห็นของมนุษย์ ตั้ววัดผล NCD ได้ใช้โมเดลสี $L^*U^*V^*$ มาใช้ในการประเมินคุณภาพการคงสภาพสี โดยสามารถนิยามได้ดังสมการ

$$NCD = \frac{\sum_{i=0}^N \sum_{j=0}^M \|\Delta E_{LUV}\|}{\sum_{i=0}^N \sum_{j=0}^M \|E^*_{LUV}\|} \quad (2.31)$$

$$\Delta E_{LUV} = [(\Delta L^*)^2 + (\Delta U^*)^2 + (\Delta V^*)^2]^{\frac{1}{2}} \quad (2.32)$$

$$E^*_{LUV} = [(L^*)^2 + (U^*)^2 + (V^*)^2]^{\frac{1}{2}} \quad (2.33)$$

เมื่อ ΔE_{LUV} คือนอร์มของความผิดเพี้ยนของสีระหว่างจุดภาพที่ประมาณค่ากับจุดภาพต้นฉบับ ΔL^* , ΔU^* , และ ΔV^* คือค่าความคลาดเคลื่อนของแต่ละองค์ประกอบในโมเดลสี $L^*U^*V^*$ ค่า ΔE_{LUV} สามารถคำนวณโดยใช้สมการ (2.32) และ E^*_{LUV} คือนอร์มของจุดภาพต้นฉบับซึ่งคำนวณโดยใช้สมการ (2.33)

2.8.4 Quaternion Structural Similarity (QSSIM)

QSSIM (Koloman and Yadid-Pecht, 2012) เป็นวิธีการที่พัฒนาขึ้นเพื่อวัดคุณภาพของภาพ โดยวัดคอนทราสต์ ความเบลอ และความผิดเพี้ยนของสีในภาพผลลัพธ์เมื่อเปรียบเทียบกับภาพต้นฉบับ ซึ่งสามารถคำนวณได้ดังสมการที่ (2.34)

$$QSSIM_{ref,deg} = \left| \left(\frac{2\mu_{qref} \cdot \mu_{qdeg}}{\mu^2_{qref} + \mu^2_{qdeg}} \right) \left(\frac{\sigma_{qref,deg}}{\sigma^2_{qref} + \sigma^2_{qdeg}} \right) \right| \quad (2.34)$$

โดยที่ μ_{qref} และ μ_{qdeg} คือค่าเฉลี่ยของค่าความสว่างภาพต้นฉบับและภาพที่ถูกลดทอนคุณภาพ ตามลำดับ σ_{qref} และ σ_{qdeg} คือค่าเฉลี่ยของขนาดของเวกเตอร์ของค่าความสว่างเมื่อวัดจากค่าเฉลี่ยของค่าความสว่างของภาพต้นฉบับและภาพที่ถูกลดทอนคุณภาพ ตามลำดับ

เมื่อใช้ QSSIM วัดความผิดเพี้ยนของสีและความเบลอของภาพที่ผ่านกระบวนการลดทอนคุณภาพในภาพประกอบที่ 2-16 ที่แสดงการเปรียบเทียบภาพต้นฉบับและภาพสีที่ผ่านกระบวนการลดทอนคุณภาพของของภาพเพื่อทำให้ภาพเบลอ ลดคอนทราสต์ของภาพ ลดความอิมพัชของสี แสดงผลลัพธ์ดังตารางที่ 2-3



(ก) ภาพต้นฉบับ

(ข) $\sigma_{blur} = 2$ (ค) $\sigma_{blur} = 2$ (ง) $\sigma_{blur} = 2$ *saturation* × 1*saturation* × 0.4*saturation* × 0.1(ฉ) $\sigma_{blur} = 15$ (ฅ) $\sigma_{blur} = 15$ (ช) $\sigma_{blur} = 15$ *saturation* × 1*saturation* × 0.4*saturation* × 0.1

ภาพประกอบที่ 2-18 ภาพต้นฉบับและภาพที่ผ่านการลดทอนคุณภาพ

ตารางที่ 2-3 แสดงค่าจากการวัดการประเมินด้วยวิธี QSSIM ของภาพที่ลดคุณภาพเทียบกับภาพต้นฉบับ

	2-17(ข)	2-17(ค)	2-17(ง)	2-17(จ)	2-17(ฉ)	2-17(ช)
QSSIM	0.8983	0.8324	0.7801	0.6122	0.5594	0.5226

2.9 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ในปี ค.ศ. 1990 Jakko Astola และคณะ ได้นำเสนอตัวกรองสัญญาณ Vector Median Filter (VMF) ที่พัฒนามาจากตัวกรองมัธยฐาน ตัวกรอง VMF จึงสามารถลดสัญญาณรบกวนในขณะที่ยังคงสภาพขอบภาพของวัตถุในภาพไว้ได้เช่นเดียวกับตัวกรองมัธยฐาน สิ่งที่แตกต่างจากตัวกรองมัธยฐานคือ VMF ประมวลผลเป็นเวกเตอร์ จึงเหมาะกับการนำไปใช้กับข้อมูลภาพสี ซึ่งมีข้อมูลเป็นเวกเตอร์

ในปี ค.ศ. 1999 Yinning Deng และคณะ ได้นำเสนอวิธีการขจัดสัญญาณรบกวนอิมพัลส์ในภาพสี โดยใช้วิธีการ Peer group filtering and Perceptual color image quantization ซึ่งเป็นการแทนที่แต่ละจุดภาพด้วยค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักที่คำนวณได้จาก Peer Group เดียวกับจุดภาพนั้น โดยสามารถแบ่งจุดภาพออกเป็น Peer Group ที่ใช้ความคล้ายกันของจุดภาพสีในภาพอินพุตเป็นเกณฑ์ในการจัดกลุ่ม

ในปี ค.ศ. 1999 Konstantinos N. Plataniotis และคณะ ได้นำเสนอวิธีการกำหนดค่าถ่วงน้ำหนักแบบปรับตัวได้สำหรับตัวกรองด้วยระบบพีชชีใน Multichannel Signal Processing ซึ่งเป็นการผสมผสานระหว่าง ตัวกรองที่ไม่เป็นเชิงเส้น ฟังก์ชันความเป็นสมาชิก และการวัดระยะห่างระหว่างเวกเตอร์ เพื่อกำหนดค่าถ่วงน้ำหนักสำหรับตัวกรองเพื่อขจัดสัญญาณรบกวน

ในปี ค.ศ. 2009 Samuel Morillas และคณะ ได้นำเสนอวิธีการขจัดสัญญาณรบกวนแบบผสมเกาส์เซียน-อิมพัลส์ โดยใช้วิธีการ Fuzzy Peer Group โดยได้นำทฤษฎีพีชชีที่ลอจิกในการสร้าง Fuzzy Peer Group ซึ่งระดับความเป็นสมาชิกของจุดภาพใกล้เคียงจะขึ้นอยู่กับความคล้ายกับจุดภาพที่กำลังประมวลผล หลังจากนั้นใช้ Fuzzy Peer Group ในการกรองสัญญาณรบกวนแบบผสมเกาส์เซียน-อิมพัลส์

ในปี ค.ศ. 2014 Faruk และคณะ ได้นำเสนอวิธีการขจัดสัญญาณรบกวนอิมพัลส์ที่มีระดับสัญญาณรบกวนสูงโดยใช้ ตัวกรอง Fuzzy Alpha-Trimmed Mean โดยแบ่งกลไกการทำงานออกเป็นสองขั้นตอน ขั้นตอนแรกจับสัญญาณรบกวนอิมพัลส์ด้วยพีชชี และขั้นตอนที่สองขจัดสัญญาณรบกวนโดยใช้ Alpha-Trimmed Mean

2.10 สรุป

ในบทนี้ได้นำเสนอทฤษฎี หลักการที่เกี่ยวข้องกับงานวิจัยนี้ ตลอดจนนำเสนอตัวอย่างงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการขจัดสัญญาณรบกวนแบบผสมเกาส์เซียน-อิมพัลส์โดยใช้กฎพีชชี ในบทถัดไปจะนำเสนอในส่วนของการออกแบบและพัฒนาขั้นตอนวิธีที่ใช้ในการขจัดสัญญาณรบกวนแบบผสมเกาส์เซียน-อิมพัลส์

บทที่ 3

การวิเคราะห์ห่อแบบและพัฒนา

3.1 ข้อจำกัดของตัวกรอง Simple Fuzzy Rule

จากบทที่ 2 ได้อธิบายการหลักการและขั้นตอนทำงานของตัวกรอง SFR ซึ่งเป็นตัวกรองที่ใช้ในการขจัดสัญญาณรบกวนแบบผสมเกาส์เซียน-อิมพัลส์ที่มีประสิทธิภาพที่ดีในการขจัดสัญญาณรบกวนแบบผสมเกาส์เซียน-อิมพัลส์เมื่อเทียบกับตัวกรองอื่นๆ ดังที่แสดงใน

ตารางที่ 3.1 แสดงผลลัพธ์ของวิธีการ SFR เมื่อใช้ภาพ Lenna ในการทดสอบ (Camarena et al, 2013)

Filter	$\sigma = 5$ Gaussian and $p = 0.05$ impulse			$\sigma = 10$ Gaussian and $p = 0.1$ impulse			$\sigma = 20$ Gaussian and $p = 0.2$ impulse			$\sigma = 30$ Gaussian and $p = 0.3$ impulse		
	MAE	PSNR	NCD	MAE	PSNR	NCD	MAE	PSNR	NCD	MAE	PSNR	NCD
Lenna												
None	7.88	20.79	8.24	11.27	18.26	15.23	27.68	14.76	28.24	37.43	13.17	38.40
VMF	6.77	27.02	5.01	8.31	25.91	6.55	11.64	23.68	9.99	15.24	21.84	13.52
AMF	8.99	25.59	7.10	11.09	24.09	9.85	16.74	21.06	15.36	21.29	19.23	19.29
ANMF	6.81	26.99	4.41	7.42	26.63	5.21	9.38	25.38	7.45	12.29	23.60	10.04
PGA	5.92	28.58	4.49	7.44	27.30	6.23	10.11	24.86	8.71	12.73	23.07	10.73
TF	4.71	27.12	5.08	7.14	26.15	6.31	9.70	24.44	8.12	12.12	23.23	10.32
TF _{5×5}	6.13	24.06	6.57	8.39	23.02	8.59	13.55	20.34	13.11	16.59	19.92	15.63
FVMF	6.59	27.05	4.81	7.77	26.09	5.80	9.68	24.81	7.88	11.93	23.47	9.54
EPGA	4.10	31.13	3.21	6.02	28.23	4.60	8.24	26.11	6.77	10.56	24.56	9.00
SFRF	3.86	32.65	3.00	5.42	29.28	4.83	8.30	26.17	6.83	11.78	23.49	9.85
SFRF _{5×5}	3.64	32.35	3.00	5.64	29.90	5.65	9.95	25.28	8.91	12.84	23.28	10.96
SFRF _{7×7}	4.05	30.53	3.28	6.20	27.73	5.30	10.93	24.07	9.57	14.66	22.12	12.92

ดังนั้นทางผู้วิจัยจึงศึกษาการกลไกทำงานของตัวกรอง SFR เพื่อนำมาพัฒนาตัวกรองที่มีความสามารถในการขจัดสัญญาณรบกวนแบบผสมได้ดียิ่งขึ้น จากตัวอย่างการคำนวณในบทที่ 2 แสดงให้เห็นว่าจะมีบางกรณีที่มีค่าประมาณที่คำนวณได้ ยังมีความคลาดเคลื่อนที่อยู่ในระดับที่สามารถปรับลดลงได้ จากการศึกษาตัวกรอง SFR พบว่ามีบางกรณีที่การกำหนดค่าถ่วงน้ำหนักที่ยังไม่สอดคล้องกับข้อมูลในวินโดว์ ซึ่งสาเหตุที่พบมาจากขั้นตอนการแปลงอินพุตไปเป็นเทอมเซตของตัวแปรสัญญาณรบกวนอิมพัลส์และตัวแปรความคล้ายกัน โดยมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

3.1.1 ขั้นตอนการแปลงค่าอินพุตไปเป็นเทอมเซตของตัวแปรสัญญาณรบกวนอิมพัลส์

ในขั้นตอนนี้ตัวกรอง SFR ทำการตรวจจับสัญญาณรบกวนอิมพัลส์ โดยแปลงข้อมูลอินพุตไปเป็นค่าความเป็นสมาชิกของเทอมเซตสัญญาณรบกวนอิมพัลส์ และเทอมเซตไม่เป็นสัญญาณรบกวนอิมพัลส์ ซึ่งความผิดพลาดในขั้นตอนนี้แบ่งได้ออกเป็น 2 กรณีคือ

1) กรณีจุดภาพเป็นสัญญาณรบกวนอิมพัลส์ แต่ตัวกรอง SFR ไม่สามารถตรวจจับสัญญาณรบกวนอิมพัลส์ได้ เนื่องจากค่าความเป็นสมาชิกของแต่ละเทอมเซต

ของตัวแปรสัญญาณอิมพัลส์ไม่สอดคล้องกับความเป็นจริง จากตัวอย่างการคำนวณในบทที่ 2 ที่ใช้กรองสัญญาณรบกวนอิมพัลส์ของภาพประกอบที่ 2-13 (ข)

กำหนดวินโดว์ 3×3 จุดภาพ คือ

$$\begin{bmatrix} F_1 & F_2 & F_3 \\ F_4 & F_0 & F_5 \\ F_6 & F_7 & F_8 \end{bmatrix}$$

โดยที่ F_0 ในวินโดว์คือ F_i ที่ต้องประมาณค่า และจุดภาพใกล้เคียงคือ

$F_j = \{F_1, F_2, F_3, \dots, F_8\}$ ซึ่งจะได้ค่าความเป็นสมาชิกของเทอมเซตเป็นสัญญาณรบกวนอิมพัลส์ คือ

$$\delta(x = ROD_s(F_i)) = \begin{bmatrix} 0 & 0.45 & 0 \\ 0 & 0.20 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

และค่าความเป็นสมาชิกของเทอมเซตไม่เป็นสัญญาณรบกวนอิมพัลส์ คือ

$$1 - \delta(x = ROD_s(F_i)) = \begin{bmatrix} 1 & 0.55 & 1 \\ 1 & 0.80 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

เมื่อพิจารณาข้อมูลในวินโดว์ในแบนด์สีแดงจากภาพประกอบที่ 2-13(ข) ที่ตำแหน่ง (11, 36) ซึ่งมีข้อมูลภาพที่มีสัญญาณรบกวนดังนี้

$$\begin{bmatrix} 92 & 255 & 137 \\ 84 & 255 & 136 \\ 103 & 136 & 143 \end{bmatrix}$$

จากค่าความเป็นสมาชิกของเทอมเซต $\delta(x)$ แสดงให้เห็นว่าจุดภาพที่มีสัญญาณรบกวนอิมพัลส์คือ F_2 และ F_0 มีค่าความเป็นสมาชิกของเทอมเซตความไม่เป็นสัญญาณรบกวนสูงกว่า เทอมเซตเป็นสัญญาณรบกวน $\delta(x = ROD_s(F_2)) = 0.45 < 1 - \delta(x = ROD_s(F_2)) = 0.55$ และ $\delta(x = ROD_s(F_0)) = 0.20 < 1 - \delta(x = ROD_s(F_0)) = 0.80$ ซึ่งไม่สอดคล้องกับ

ความเป็นจริง จากข้อมูลเห็นได้ชัดเจนแล้วว่าที่ตำแหน่ง F_2 และ F_0 เป็นสัญญาณรบกวน ซึ่งกฎที่สมเหตุสมผลตามความเป็นจริง ค่าความเป็นสมาชิกของ $\delta(F_2)$ และ $\delta(F_0)$ ควรมีค่าสูงกว่า $1 - \delta(F_2)$ และ $1 - \delta(F_0)$ ตามลำดับ ดังนั้นเมื่อถึงขั้นตอนการกำหนดค่าถ่วงน้ำหนักจึงกำหนดค่าถ่วงน้ำหนักไม่เหมาะสม ดังที่แสดงในตัวอย่างการคำนวณจากหัวข้อ 2.7.3

2) กรณีจุดภาพไม่เป็นสัญญาณรบกวนอิมพัลส์ แต่ตัวกรอง SFR ตรวจจับว่าเป็นสัญญาณรบกวนอิมพัลส์ ในกรณีนี้จุดภาพที่ตรวจจับสัญญาณรบกวนอิมพัลส์ ผิดพลาดจะส่งผลให้การคำนวณค่าความเป็นพัชชีในส่วนของเหตุของกฎแต่ละข้อผิดพลาดจากความเป็นจริง จึงส่งผลให้ค่าถ่วงน้ำหนักที่คำนวณได้ไม่มีความเหมาะสมในการนำไปประมาณค่าคำตอบ

จากกรณีดังกล่าว สามารถแสดงให้เห็นได้จากภาพประกอบที่ 2-13 (ข) ที่ตำแหน่ง (112, 57) ในวินโดว์ 3×3 ซึ่งมีข้อมูลภาพที่มีสัญญาณรบกวนดังนี้
ค่าความเข้มในแบนด์สีแดง คือ

$$\begin{bmatrix} 138 & 0 & 125 \\ 150 & 107 & 114 \\ 96 & 60 & 112 \end{bmatrix}$$

ค่าความเข้มในแบนด์สีเขียว คือ

$$\begin{bmatrix} 45 & 28 & 12 \\ 18 & 30 & 13 \\ 26 & 15 & 8 \end{bmatrix}$$

และค่าความเข้มในแบนด์สีน้ำเงิน คือ

$$\begin{bmatrix} 26 & 56 & 51 \\ 55 & 152 & 255 \\ 83 & 255 & 55 \end{bmatrix}$$

เมื่อนำข้อมูลภาพที่ตำแหน่งนี้มาประมวลผลตามขั้นตอนของ SFR ค่าความเป็นสมาชิกของเทอมเซตเป็นสัญญาณรบกวนอิมพัลส์ คือ

$$\delta(x = ROD_s(F_i)) = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

ค่าความเป็นสมาชิกของเทอมเซตไม่เป็นสัญญาณรบกวนอิมพัลส์ คือ

$$1 - \delta(x = ROD_s(F_i)) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

จากข้อมูลข้างต้นจุดภาพ F_2 F_0 และ F_5 มีค่าความเป็นสมาชิกของเทอมเซตสัญญาณรบกวนอิมพัลส์ สูงกว่าเทอมเซตไม่เป็นสัญญาณรบกวนอิมพัลส์ นั่นคือ $\delta(x = ROD_s(F_2)) = 1 > 1 - \delta(x = ROD_s(F_2)) = 0$, $\delta(x = ROD_s(F_0)) = 1 > 1 - \delta(x = ROD_s(F_0)) = 0$ และ $\delta(x = ROD_s(F_5)) = 1 > 1 - \delta(x = ROD_s(F_5)) = 0$ เมื่อพิจารณาข้อมูลภาพในวินโดว์ จุดภาพ F_0 ไม่เป็นสัญญาณรบกวนอิมพัลส์ในทุกแบนด์สี่ ดังนั้นค่าความเป็นสมาชิกของทั้ง 2 เทอมเซตของจุดภาพ F_0 จึงไม่สอดคล้องกับความเป็นจริง

ในขั้นตอนการกำหนดค่าถ่วงน้ำหนัก ตัวกรอง SFR กำหนดค่าถ่วงน้ำหนักของทุกจุดภาพในวินโดว์ ดังนี้

$$w_i = \begin{bmatrix} 0.03 & 0.03 & 0.03 \\ 0.03 & 0.03 & 0.03 \\ 0.03 & 0.03 & 0.03 \end{bmatrix}$$

เนื่องจากทุกจุดภาพในวินโดว์ตรงกับเงื่อนไขของกฎพีชคณิตข้อที่ 3 จึงกำหนดให้ค่าถ่วงน้ำหนักมีค่าน้อย ตัวกรอง SFR ประมาณค่าคำตอบของทั้งสามแบนด์ $F_i = [113, 21, 117]^T$ ซึ่งจากข้อมูลภาพประกอบ 2.13(ก) จุดภาพตรงกลางวินโดว์ที่ตำแหน่ง (112, 57) คือ $F = [102, 25, 65]^T$

$$\begin{aligned} \text{Absolute ERROR} &= \left\| \begin{bmatrix} 113 \\ 21 \\ 117 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 102 \\ 25 \\ 65 \end{bmatrix} \right\| \\ &= \begin{bmatrix} 11 \\ 4 \\ 52 \end{bmatrix} \end{aligned}$$

จากตัวอย่างการคำนวณ มีค่าคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์สูง เนื่องจากการกำหนดค่าถ่วงน้ำหนักที่ไม่เหมาะสม

3.1.2 ความผิดพลาดในขั้นตอนการแปลงค่าอินพุตไปเป็นเทอมเซตของตัวแปรความคล้ายกัน

หากตัวกรองคำนวณค่าความเป็นสมาชิกของแต่ละเทอมเซตของตัวแปรความคล้ายกันไม่สมเหตุสมผลแล้ว ค่าความเป็นพัชชีในส่วนของเหตุของกฎพัชชีในแต่ละข้อจะไม่สมเหตุสมผลด้วย และทำให้การกำหนดค่าถ่วงน้ำหนักไม่มีความเหมาะสมกับข้อมูลในวินโดว์ที่กำลังประมวลผลอยู่

จากกรณีนี้ สามารถแสดงให้เห็นได้จากภาพประกอบที่ 2-13(ข) ที่ตำแหน่ง (43,12) ในวินโดว์ 3×3 ซึ่งมีข้อมูลภาพที่มีสัญญาณรบกวนผสมเกาส์เซียน-อิมพัลส์ ดังนี้

ค่าความเข้มของแสงในแบนด์สีแดง คือ

$$\begin{bmatrix} 146 & 193 & 206 \\ 174 & 0 & 197 \\ 204 & 211 & 174 \end{bmatrix}$$

ค่าความเข้มของแสงในแบนด์สีเขียว คือ

$$\begin{bmatrix} 90 & 118 & 130 \\ 117 & 152 & 98 \\ 137 & 136 & 73 \end{bmatrix}$$

และค่าความเข้มของแสงในแบนด์สีน้ำเงิน คือ

$$\begin{bmatrix} 115 & 128 & 110 \\ 121 & 136 & 80 \\ 125 & 130 & 85 \end{bmatrix}$$

จากข้อมูลชุดนี้ เมื่อค่าไปคำนวณค่าความเป็นสมาชิกของแต่ละเทอมเซตในตัวแปรความคล้ายกัน ตามขั้นตอนของ SFR ก็จะได้ค่าความเป็นสมาชิกของแต่ละเทอมเซต ดังนี้

ค่าของเทอมเซตความคล้ายกันมาก คือ

$$gH(x) = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

ค่าของเทอมเซตความคล้ายกันปานกลาง คือ

$$gM(x) = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

ค่าของเทอมเซตความคล้ายกันต่ำ คือ

$$gL(x) = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

จากการอนุมาน ค่าความเป็นสมาชิกเทอมเซต $gL(x)$ ของจุดภาพใกล้เคียงทุกจุดในวินโดว์มีค่าเท่ากับ 1 เนื่องจากจุดภาพ F_0 ในแบนด์สีแดงเป็นสัญญาณรบกวนอิมพัลส์ เมื่อคำนวณค่าความคล้ายด้วยค่า นอร์ม L_1 ในสมการที่ (2.6) ค่าที่ได้จึงแตกต่างจากจุดภาพใกล้เคียงในวินโดว์ เมื่อนำค่า $L_1(F_i, F_j)$ ไปแปลงเป็นค่าความเป็นสมาชิกของแต่ละเทอมเซตในตัวแปรความคล้าย จึงทำให้ค่าความเป็นสมาชิกของเทอมเซต $gL(x)$ มีค่ามากกว่าเทอมเซตอื่น

เมื่อตัวกรอง SFR คำนวณค่าถ่วงน้ำหนักของจุดภาพที่ตำแหน่งนี้ ก็จะได้ค่าถ่วงน้ำหนักคือ

$$w_i = \begin{bmatrix} 0.97 & 0.97 & 0.97 \\ 0.97 & 0.03 & 0.97 \\ 0.97 & 0.97 & 0.97 \end{bmatrix}$$

จะเห็นว่าได้ค่าถ่วงน้ำหนักของจุดภาพใกล้เคียงมีค่าเท่ากันเกือบทุกจุดคือ 0.97 และค่านี้มีค่าใกล้เคียงกับ 1 ดังนั้นเมื่อนำค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักไปค่าประมาณค่าคำตอบที่ได้จึงมีค่าใกล้เคียงกับค่าเฉลี่ยเลขคณิต ซึ่งในบริบทของการกำจัดสัญญาณรบกวนแบบผสม ค่าประมาณที่ได้จากค่าเฉลี่ยเลขคณิตจะมีความคลาดเคลื่อนสูง

ตัวกรอง SFR ประมาณค่าคำตอบของทั้งสามแบนด์ที่ตำแหน่งนี้คือ $\hat{F}_i = [186, 115, 116]^T$ ซึ่งจากข้อมูลภาพประกอบ 2-13(ก) จุดภาพตรงกลางวินโดว์ที่ตำแหน่ง (43, 12) คือ $F = [215, 147, 137]^T$ จะได้ค่าความผิดพลาดสัมบูรณ์ดังนี้

$$\begin{aligned} \text{Absolute ERROR} &= \left| \begin{bmatrix} 186 \\ 115 \\ 116 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 215 \\ 147 \\ 137 \end{bmatrix} \right| \\ &= \begin{bmatrix} 29 \\ 32 \\ 21 \end{bmatrix} \end{aligned}$$

จากข้อจำกัดดังกล่าวจึงได้พัฒนาตัวกรอง RMRMN (Resourceful Method to Remove Mixed Noise: RMRMN) ที่ลดความผิดพลาดในการประมาณค่าสัญญาณภาพใหม่ของตัวกรอง SFR โดยมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

3.2 แนวคิดในการลดข้อจำกัดของตัวกรอง SFR

3.2.1) ความผิดพลาดในขั้นตอนการแปลงค่าอินพุตไปเป็นเทอมเซตของตัวแปรสัญญาณรบกวนอิมพัลส์

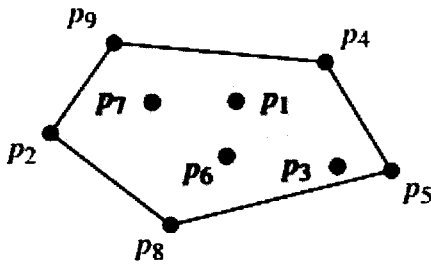
สัญญาณรบกวนอิมพัลส์ที่ได้ทำการศึกษา คือสัญญาณรบกวนอิมพัลส์แบบ Salt and Pepper โดยสัญญาณรบกวนจะมีค่า 0 หรือ 255 เท่านั้น เพื่อลดความผิดพลาดจากการแปลงค่าอินพุตเป็นค่าความเป็นสมาชิกของตัวแปรสัญญาณรบกวนอิมพัลส์ จึงใช้การ

ตรวจจับจุดภาพที่ต้องสงสัยว่าเป็นสัญญาณรบกวนอิมพัลส์ในแต่ละแบนด์ แทนที่การแปลงอินพุตไปเป็นค่าความเป็นสมาชิกของแต่ละเทอมเซตของตัวแปรสัญญาณรบกวนอิมพัลส์ โดยจุดภาพต้องสงสัยเหล่านี้ไม่ถูกนำมาคำนวณเพื่อประมาณค่าคำตอบ

3.2.2) ความผิดพลาดในขั้นตอนการแปลงค่าอินพุตไปเป็นเทอมเซตของตัวแปรความคล้ายกัน

ในกรณีที่ค่าความคล้ายที่วัดได้มีค่าเท่ากันทุกจุดภาพในวินโดว์ มักส่งผลให้การประมาณค่าคำตอบจะมีความคลาดเคลื่อนไปด้วย ดังนั้นเพื่อลดความผิดพลาดในกรณีนี้ จึงต้องมีการคัดเลือกว่า ควรใช้จุดภาพใดบ้างในการนำมาประมาณค่าคำตอบ ดังนั้นจึงนำทฤษฎีเรื่องเปลือกหุ้มคอนเวกซ์มาช่วยในการเลือกจุดภาพที่จะนำมาประมาณค่า

เมื่อกำหนดให้ p_n เป็นจุด และ เซต $S_n = \{p_1, p_2, p_3, \dots, p_n\}$ อยู่ในปริภูมิยูคลิดีียน เปลือกหุ้มคอนเวกซ์ของเซต S_n คือจุด p_n ใดๆ โดยที่ $p_n \in S_n$ ที่เชื่อมต่อกันเป็นรูปหลายเหลี่ยมคอนเวกซ์ที่มีขนาดเล็กที่สุดที่สามารถครอบคลุมจุดทั้งหมดที่เป็นสมาชิกของเซต S_n ได้ เขียนแทนด้วยสัญลักษณ์ $CH(S_n)$ ดังที่แสดงในภาพประกอบที่ 3-1



$$S_9 = \{p_1, p_2, p_3, \dots, p_9\}$$

$$CH(S_9) = \{p_2, p_4, p_5, p_8, p_9\}$$

ภาพประกอบ 3-1 เปลือกหุ้มคอนเวกซ์

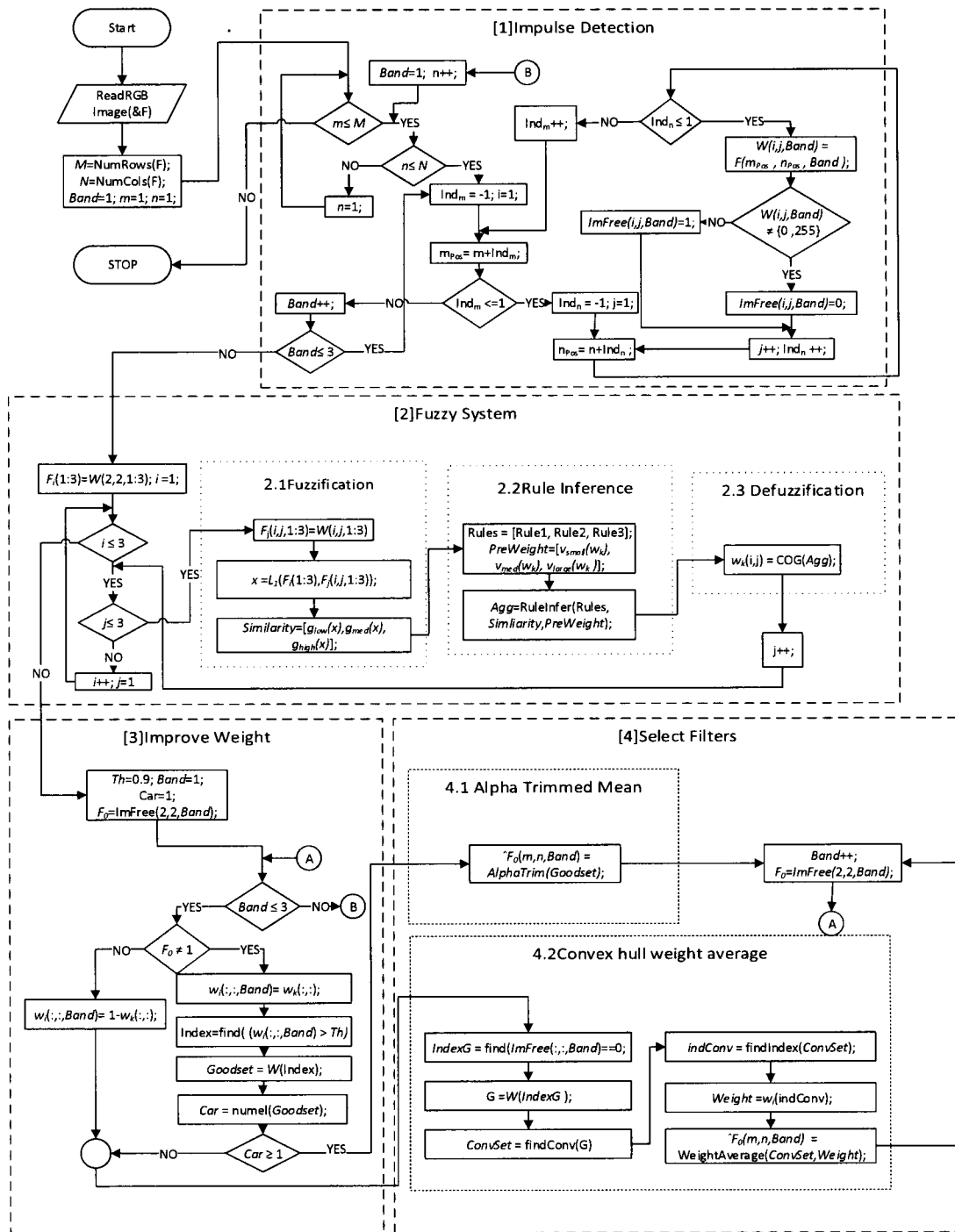
โดยจุดที่เป็นสมาชิกในเซต S_n สามารถประมาณค่าได้ด้วยค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักของสมาชิกในเซต $CH(S_n)$ ดังนั้นเพื่อลดข้อจำกัดในกรณีนี้ จึงเลือกเฉพาะจุดภาพที่เป็นสมาชิกของเซตเปลือกหุ้มคอนเวกซ์ของจุดภาพในวินโดว์ เนื่องจากจุดภาพที่เป็นเปลือกหุ้มคอนเวกซ์สามารถนำมาประมาณค่าจุดภาพอื่นในวินโดว์ได้

3.2.3) การประมาณค่าด้วยค่าเฉลี่ย Alpha Trimmed ในกรณีที่จุดภาพใกล้เคียงและจุดภาพตรงกลางในวินโดว์มีความคล้ายกันมาก แสดงว่าจุดภาพเหล่านั้นมีความเหมาะสมในการนำมาประมาณค่าคำตอบสูง ดังนั้นเพื่อเป็นการลดขั้นตอนการทำงานของ

ตัวกรองจึงนำเซตของจุดภาพที่มีความคล้ายกันมาก มาประมาณค่าด้วยค่าเฉลี่ย Alpha Trimmed (Astola et al., 1990) ซึ่งรายละเอียดการทำงานได้อธิบายไว้ในหัวข้อที่ 3.7

3.3 ตัวกรอง Resourceful Method to Remove Mixed-Noise (RMRMN)

ตัวกรอง RMRMN ประกอบด้วย 4 ขั้นตอนหลัก คือ ขั้นตอนที่ 1 การตรวจจับสัญญาณรบกวนอิมพัลส์ ขั้นตอนที่ 2 การคำนวณค่าถ่วงน้ำหนักเบื้องต้นด้วยระบบฟัซซี่ ขั้นตอนที่ 3 การปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักเบื้องต้น ขั้นตอนที่ 4 เลือกวิธีการประมาณค่าจุดภาพ ซึ่งจะเลือกตัวประมาณค่าที่ประกอบด้วยค่าเฉลี่ย Alpha Trimmed หรือค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนัก เปลือกหุ้มคอนเว็กซ์ ขั้นตอนวิธีของตัวกรอง RMRMN ได้แสดงไว้ ดังภาพประกอบที่ 3-2



หมายเหตุ เครื่องหมาย : หมายถึงสมาชิกทุกตัว เช่น $w_k(:, :)$ หมายถึงสมาชิกตัวทุก $i = 1,2,3, j = 1,2,3$ เป็นต้น

ภาพประกอบ 3-2 แสดงผังการทำงานของตัวกรอง RMRMN

3.4 การตรวจจับสัญญาณรบกวนอิมพัลส์

ในขั้นแรกจะตรวจหาสัญญาณรบกวนอิมพัลส์ เพื่อใช้เป็นเงื่อนไขเบื้องต้นในการกำหนดค่าถ่วงน้ำหนักให้กับแต่ละแบนด์ ขั้นตอนนี้จะตรวจหาสัญญาณรบกวนในวินโดว์ขนาด 3×3 จุดภาพ โดยเก็บค่าความเข้มของแต่ละแบนด์สีไว้ในตัวแปร $W(i, j, Band)$ เมื่อภาพ RGB ถูกอ่านมาเก็บไว้ในตัวแปร F ที่มีขนาดของภาพ $M \times N$ จุดภาพ จุดภาพแต่ละตำแหน่ง ถูกกำหนดด้วยพิกัด (m, n) โดยที่ $m = 1, 2, 3, \dots, M$ $n = 1, 2, 3, \dots, N$ แต่ละตำแหน่งในวินโดว์ถูกกำหนดด้วยพิกัด (i, j) โดยที่ $i = 1, 2, 3$ $j = 1, 2, 3$ และ $Band = 1, 2, 3$ ในบางครั้งแทนด้วย 1:3 ใช้กำหนดภาพแบนด์สีแดง, สีเขียว และสีน้ำเงิน โดยลำดับ เช่น ข้อมูลภาพแบนด์สีแดงสามารถกำหนดได้ด้วย

$$W(i, j, 1) = \begin{bmatrix} F(m-1, n-1, 1) & F(m, n-1, 1) & F(m+1, n-1, 1) \\ F(m-1, n, 1) & F(m, n, 1) & F(m+1, n, 1) \\ F(m-1, n+1, 1) & F(m, n+1, 1) & F(m+1, n+1, 1) \end{bmatrix} \quad (3.1)$$

เพื่อความสะดวกในการทำความเข้าใจจึงกำหนดตำแหน่งของจุดภาพในวินโดว์ของแบนด์ใดๆ เป็นดังนี้

$$Wmask(i, j) = \begin{bmatrix} F_1 & F_2 & F_3 \\ F_4 & F_0 & F_5 \\ F_6 & F_7 & F_8 \end{bmatrix} \quad (3.2)$$

เมื่อ $F_0 = F(m, n)$, $F_1 = F(m-1, n-1)$, $F_2 = F(m, n-1)$, ..., $F_8 = F(m+1, n+1)$ ตามลำดับ

เมื่อกำหนดวินโดว์ของแต่ละแบนด์ได้แล้ว ก็จะตรวจหาสัญญาณรบกวนของแต่ละแบนด์จากวินโดว์นี้ แล้วกำหนดไว้ในตัวแปร

$$ImFree(i, j, Band) = \{ \forall F_k | F_k \notin \{0, 255\}; k = 0, 1, 2, \dots, 8 \} \quad (3.3)$$

จากตัวอย่างในหัวข้อ 3.1.1 ในกรณีที่ (1) ค่าความเข้มของแสงในแบนด์สีแดง คือ

$$\begin{bmatrix} 146 & 193 & 206 \\ 174 & 0 & 197 \\ 204 & 211 & 174 \end{bmatrix}$$

ค่าความเข้มของแสงในแบนด์สี่เขียว คือ

$$\begin{bmatrix} 90 & 118 & 130 \\ 117 & 152 & 98 \\ 137 & 136 & 73 \end{bmatrix}$$

และค่าความเข้มของแสงในแบนด์สีน้ำเงิน คือ

$$\begin{bmatrix} 115 & 128 & 110 \\ 121 & 136 & 80 \\ 125 & 130 & 85 \end{bmatrix}$$

สมาชิกของเซต $ImFree$ ในแบนด์สี่จะถูกกำหนดดังนี้

ในแบนด์สีแดง จุดภาพ F_0 ถูกสงสัยว่าเป็นสัญญาณรบกวนอิมพัลส์

$$ImFree(i, j, 1) = \{F_1, F_2, F_3, F_4, F_5, F_6, F_7, F_8\}$$

แต่ในแบนด์สี่เขียวและน้ำเงินไม่มีจุดภาพต้องสงสัย

$$ImFree(i, j, 2) = \{F_0, F_1, F_2, F_3, F_4, F_5, F_6, F_7, F_8\}$$

$$ImFree(i, j, 3) = \{F_0, F_1, F_2, F_3, F_4, F_5, F_6, F_7, F_8\}$$

3.5 การคำนวณค่าถ่วงน้ำหนักเบื้องต้นด้วยระบบฟัซซี่

เมื่อตรวจหาสัญญาณอิมพัลส์ในบล็อกแรกเสร็จแล้ว บล็อกต่อไปจะกำหนดค่าถ่วงน้ำหนักเบื้องต้นโดยทุกแบนด์สี่จะใช้ค่าเดียวกันที่จะถูกกำหนดไว้ในตัวแปร $w_k(i, j)$ ซึ่งเป็นวินโดว์ขนาด 3×3 จุดภาพ ค่าถ่วงน้ำหนักเบื้องต้นจะถูกกำหนดโดยระบบฟัซซี่ การทำงานของระบบฟัซซี่แบ่งออกเป็น 3 ขั้นตอน คือ ขั้นตอนที่ 1 การแปลงอินพุตเป็นค่าความเป็นสมาชิกของแต่ละเทอมเซตของตัวแปรฟัซซี่ (Fuzzification) ขั้นตอนที่ 2 การอนุมานกฎฟัซซี่ (Rule Inference) และ ขั้นตอนที่ 3 Defuzzification โดยมีรายละเอียดการทำงานดังต่อไปนี้

3.5.1 Fuzzification เป็นขั้นตอนการแปลงอินพุตไปเป็นระดับความค่าความเป็นสมาชิกของแต่ละเทอมเซตของตัวแปรฟัซซี่ ตัวกรอง RMRMN ใช้ตัวแปรความคล้ายเพียง

ตัวเดียว เนื่องจากได้มีกรตรวจสอบจับสัญญาณอิมพัลส์ดังที่อธิบายในหัวข้อที่ 3.4 แล้ว ดังนั้นจึงแปลงอินพุตให้เป็นค่าความเป็นสมาชิกของแต่ละเทอมเซตของตัวแปรความคล้ายเท่านั้น

จากสมการที่ (3.2) กำหนดให้ F_i แทนเวกเตอร์ที่กำลังประมวลผลซึ่งเป็นจุดภาพที่พิกัด F_0 ของวินโดวในแต่ละแบนด์ และ F_j คือเวกเตอร์ใกล้เคียงของ F_i ที่พิกัดตำแหน่ง $F_1, F_2, F_3, \dots, F_8$ ตามลำดับเมื่อ $k = 1, 2, \dots, 8$

$$F_i = W(i = 2, j = 2, Band = 1:3)$$

$$F_j = W(i = 1:3, j = 1:3, Band = 1:3)$$

จากตัวอย่างในหัวข้อ 3.1.1 ในกรณีนี้ (1) จุดภาพตรงกลาง F_0 คือ

$$F_i = [0, 152, 136]^T$$

จุดภาพใกล้เคียงมีดังนี้

$$\begin{aligned} F_1 &= F_j (i = 1, j = 1, Band = 1:3) = [146, 90, 115]^T \\ F_2 &= F_j (i = 1, j = 2, Band = 1:3) = [198, 128, 118]^T \\ F_3 &= F_j (i = 1, j = 3, Band = 1:3) = [206, 130, 110]^T \\ F_4 &= F_j (i = 2, j = 1, Band = 1:3) = [174, 117, 121]^T \\ F_5 &= F_j (i = 2, j = 3, Band = 1:3) = [197, 98, 80]^T \\ F_6 &= F_j (i = 3, j = 1, Band = 1:3) = [204, 137, 125]^T \\ F_7 &= F_j (i = 3, j = 2, Band = 1:3) = [211, 130, 130]^T \\ F_8 &= F_j (i = 3, j = 3, Band = 1:3) = [174, 83, 75]^T \end{aligned}$$

การวัดความคล้ายกันระหว่างเวกเตอร์ใกล้เคียง F_i กับเวกเตอร์ F_j แต่ละตำแหน่งในวินโดวโดยใช้ค่านอร์ม L_1 ที่กำหนดไว้ในสมการ (2.18) โดยกำหนดให้ค่าของตัวแปร m ของสมการนี้เท่ากับ 9

$$\begin{aligned} x_{(F_1)} &= L_1(F_i, F_j (i = 1, j = 1, Band = 1:3)) = |0 - 146| + |152 - 90| + |136 - 115| \\ x_{(F_2)} &= L_1(F_i, F_j (i = 1, j = 2, Band = 1:3)) = |0 - 198| + |152 - 128| + |136 - 118| \\ x_{(F_3)} &= L_1(F_i, F_j (i = 1, j = 3, Band = 1:3)) = |0 - 206| + |152 - 130| + |136 - 110| \\ x_{(F_4)} &= L_1(F_i, F_j (i = 2, j = 1, Band = 1:3)) = |0 - 174| + |152 - 117| + |136 - 121| \\ x_{(F_0)} &= L_1(F_i, F_j (i = 2, j = 2, Band = 1:3)) = |0 - 0| + |152 - 152| + |136 - 136| \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 x_{(F_5)} &= L_1(F_i, F_j (i = 2, j = 3, Band = 1:3)) = |0 - 197| + \\
 &|152 - 98| + |136 - 80| \\
 x_{(F_6)} &= L_1(F_i, F_j (i = 3, j = 1, Band = 1:3)) = |0 - 204| + \\
 &|152 - 137| + |136 - 125| \\
 x_{(F_7)} &= L_1(F_i, F_j (i = 3, j = 2, Band = 1:3)) = |0 - 211| + \\
 &|152 - 130| + |136 - 135| \\
 x_{(F_8)} &= L_1(F_i, F_j (i = 3, j = 3, Band = 1:3)) = |0 - 074| + \\
 &|152 - 83| + |136 - 75|
 \end{aligned}$$

ซึ่งจะได้

$$x_{(F_{0:8})} = L_1(F_i, F_j) = \begin{bmatrix} 197 & 16 & 173 \\ 207 & 0 & 186 \\ 175 & 143 & 193 \end{bmatrix}$$

ค่า x ที่ได้จากสมการ (2.18) คืออินพุตที่ต้องแปลงเป็นค่าความเป็นสมาชิกของแต่ละเทอมเซตของตัวแปรความคล้าย ซึ่งประกอบไปด้วย 3 เทอมเซต คือ $g_{high}(x)$, $g_{med}(x)$ และ $g_{low}(x)$ ดังที่นิยามในสมการ (2.19), (2.20) และ (2.21) ตามลำดับ

จากสมการที่ (2.18) ที่วัดค่าความคล้ายไว้ในตัวแปร x ถ้าเลือก $x_{(F_7)} = 143$ จะคำนวณค่าความคล้ายของแต่ละเทอมเซตได้ดังนี้

$$\begin{aligned}
 g_{high}(x = 143) &= \frac{-143}{3 \times 51.76} + \frac{4}{3} = 0.41 \\
 g_{med}(x = 143) &= 1 \\
 g_{low}(x = 143) &= 0.59
 \end{aligned}$$

เมื่อคำนวณค่าความเป็นสมาชิกของทุกจุดภาพในวินโดว์ ได้ผลลัพธ์ดังนี้

ค่าความเป็นสมาชิกของเทอมเซตความคล้ายสูง

$$g_{high}(x_{(F_{0:8})}) = \begin{bmatrix} 0.06 & 1 & 0.22 \\ 0 & 1 & 0.14 \\ 0.20 & 0.41 & 0.09 \end{bmatrix}$$

ค่าความเป็นสมาชิกของเทอมเซตความคล้ายปานกลาง

$$g_{med}(x_{(F_{0:8})}) = \begin{bmatrix} 0.19 & 0 & 0.66 \\ 0 & 0 & 0.41 \\ 0.62 & 1 & 0.27 \end{bmatrix}$$

และค่าความเป็นสมาชิกของเทอมเซตความคล้ายต่ำ

$$g_{low}(x_{(F_{0:8})}) = \begin{bmatrix} 0.94 & 0 & 0.78 \\ 1 & 0 & 0.86 \\ 0.79 & 0.59 & 0.91 \end{bmatrix}$$

3.5.2 ขั้นตอน Rule Inference การคำนวณค่าถ่วงน้ำหนักตัวกรอง RMRMN

ได้ออกแบบกฎฟัซซี่ไว้สามข้อดังนี้ โดยกำหนดให้

$$\text{Rule1} = \text{IF } g_{low}(x = L_1(F_i, F_j)) \text{ THEN } v_{small}(w_k)$$

$$\text{Rule2} = \text{IF } g_{med}(x = L_1(F_i, F_j)) \text{ THEN } v_{med}(w_k)$$

$$\text{Rule3} = \text{IF } g_{high}(x = L_1(F_i, F_j)) \text{ THEN } v_{large}(w_k)$$

จากกฎฟัซซี่ของตัวกรอง RMRMN สามารถนำมาเขียนเป็นเมทริกซ์ที่แสดงความสัมพันธ์ร่วมกันของตัวแปร เรียกเมทริกซ์นี้ว่า Fuzzy Associative Memory (FAM) ได้ดังนี้

ตารางที่ 3.2 แสดงเมทริกซ์ FAM ของระบบตัวกรอง RMRMN

ตัวแปรความคล้ายกัน	ค่าถ่วงน้ำหนัก
$g_{low}(x)$	$v_{small}(w_k)$
$g_{med}(x)$	$v_{med}(w_k)$
$g_{high}(x)$	$v_{large}(w_k)$

กำหนดให้ตัวแปรอินพุตคือ *Similarity* ประกอบด้วยเทอมเซต $g_{low}(x)$, $g_{med}(x)$ และ $g_{high}(x)$ แทนเทอมเซตความคล้ายกันต่ำ ปานกลาง และความคล้ายกันสูงตามลำดับ และตัวแปรเอาต์พุตคือ *PreWeight* ประกอบด้วยเทอมเซต คือ $v_{small}(w_k)$, $v_{med}(w_k)$ และ $v_{large}(w_k)$ แทนเทอมเซตค่าถ่วงน้ำหนักเบื้องต้นน้อย ปานกลาง และมากตามลำดับ ดังที่นิยามในสมการที่ (2.22), (2.23) และ (2.24)

ตัวอย่างการคำนวณการอนุมานกฎฟัซซี่ โดยกำหนดให้ได้ F_i คือจุดภาพตรงกลางวินโดว์ที่พิกัด (11,36) และ จุดภาพใกล้เคียง $F_{j=1}$

จากกฎฟัซซี่ข้อแรก ส่วนของ IF คือ

$$\text{IF } g_{low}(x = L_1(F_i, F_{j=1}))$$

ก็จะได้ค่าความเป็นฟัซซีในส่วนของเหตุใน IF เท่ากับ 0.94
จากกฎฟัซซีข้อที่สอง ส่วนของ IF คือ

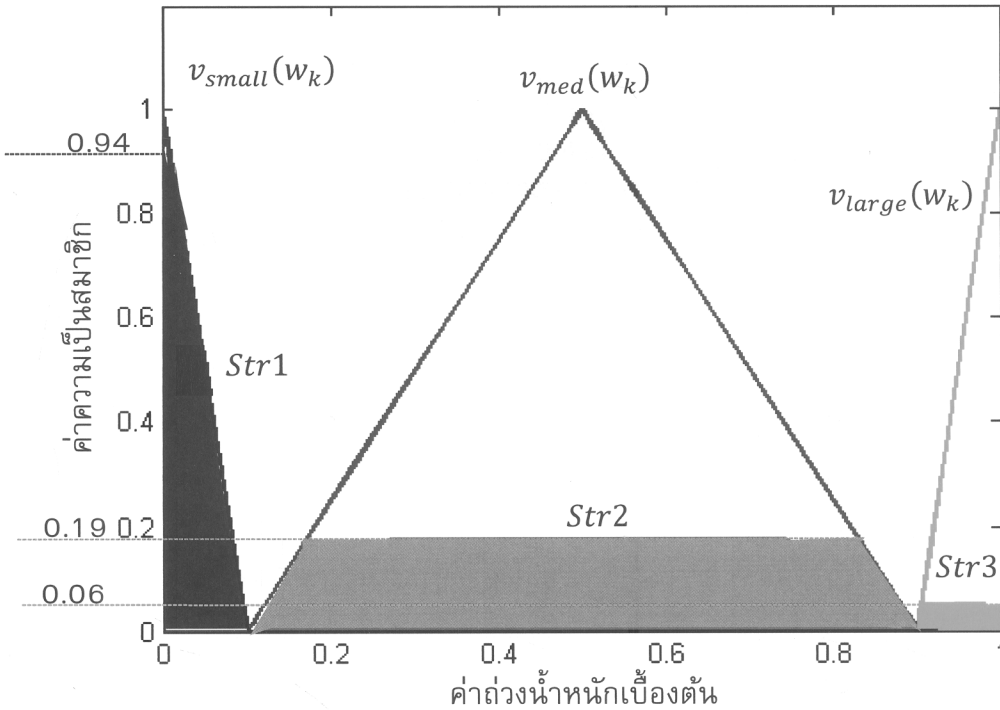
$$\text{IF } g_{med}(x = L_1(F_i, F_{j=1}))$$

ก็จะได้ค่าความเป็นฟัซซีในส่วนของเหตุใน IF เท่ากับ 0.19
จากกฎฟัซซีข้อที่สาม ส่วนของ IF คือ

$$\text{IF } g_{high}(x = L_1(F_i, F_{j=1}))$$

ก็จะได้ค่าความเป็นฟัซซีในส่วนของเหตุใน IF เท่ากับ 0.06

ค่าที่ได้จากส่วนของ IF ของกฎทั้ง 3 ข้อคือ 0.94 , 0.19 และ 0.06 ตามลำดับ
ค่าถ่วงน้ำหนักเบื้องต้น $w_k(i = 1, j = 1)$ ที่คำนวณจาก F_j และ F_i เมื่อ $m = 11$ และ $n = 36$
แสดงในภาพประกอบที่ 3-3 โดยค่าความเป็นสมาชิกที่ได้จากส่วนของ IF จะถูกกำหนดตามกฎ
แต่ละข้อ เช่น กฎข้อที่ 1 ค่าถ่วงน้ำหนักเบื้องต้น $w_k(i = 1, j = 1)$ จะถูกกำหนดจากเทอมเซต
 $v_{small}(w_k)$ ด้วยค่าความเป็นสมาชิกเท่ากับ 0.94 กฎข้อที่ 2 ค่าถ่วงน้ำหนักเบื้องต้น $w_k(i =$
 $1, j = 1)$ ถูกกำหนดมาจากเทอมเซต $v_{med}(w_k)$ ด้วยค่าความเป็นสมาชิก 0.19 และ กฎข้อที่
3 ค่าถ่วงน้ำหนักเบื้องต้น $w_k(i = 1, j = 1)$ ถูกกำหนดมาจากเทอมเซต $v_{large}(w_k)$ ด้วยค่า
ความเป็นสมาชิก 0.06



ภาพประกอบที่ 3-3 แสดงการ Defuzzification โดยใช้วิธี Center of Gravity

จากภาพประกอบที่ 3-3 ตัวแปร $Str1$, $Str2$ และ $Str3$ คือพื้นที่ส่วนที่แรงงาของเทอมเซต vS , vM และ vM ตามลำดับ ที่ได้มาจากการบวนการ Rule Inference หลังจากนั้นจะทำการรวมพื้นที่บริเวณที่แรงงาทัน้หมดเก็บไว้ในตัวแปร

$$Agg = area(Str1) + area(Str2) + area(Str3)$$

โดยพื้นที่นี้จะถูกนำไปคำนวณในขั้นตอน Defuzzification

3.5.3 ขั้นตอน Defuzzification จากภาพประกอบที่ 3-3 บริเวณที่แรงงาคือส่วนที่ใช้ในการประมาณค่าถ่วงน้ำหนัก $w_k(i, j)$ ที่มีการคำนวณดังนี้

$$w_k(i = 1, j = 1) = \frac{\int_0^1 z \mu_{\bar{A}}(z) dz}{\int_0^1 \mu_{\bar{A}}(z) dz} = \frac{\int_0^{0.1} z 0.94 dz + \int_{0.1}^{0.9} z 0.19 dz + \int_{0.9}^1 0.06 dz}{\int_0^{0.1} 0.94 dz + \int_{0.1}^{0.9} 0.19 dz + \int_{0.9}^1 0.06 dz}$$

$$w_k(i = 1, j = 1) \approx \frac{0.0047 + 0.076 + 0.0057}{0.094 + 0.152 + 0.006}$$

$$w_k(i = 1, j = 1) \approx 0.40$$

เมื่อกำหนดให้ $\mu_{\bar{A}}$ แทนค่าความเป็นสมาชิกของเอาต์พุต การคำนวณค่าถ่วงน้ำหนักของจุดภาพอื่นที่เหลือก็ใช้วิธีคำนวณแบบเดียวกัน เมื่อคำนวณทั้งวินโดว์จะได้ผลลัพธ์

$$\text{จากการคำนวณดังนี้ } w_k = \begin{bmatrix} 0.40 & 0.97 & 0.47 \\ 0.04 & 0.97 & 0.45 \\ 0.47 & 0.50 & 0.42 \end{bmatrix}$$

เนื่องจากขั้นตอนนี้ได้คำนวณจุดภาพทั้งเวกเตอร์ ดังนั้นค่าถ่วงน้ำหนักเบื้องต้น $w_k(i, j)$ จึงมีค่าเพียงชุดเดียวที่ใช้ออกถึงความคล้ายกันในแต่ละแบนด์สี

3.6 การปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักเบื้องต้น

ในขั้นตอนนี้จะเป็นการปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักเบื้องต้น w_k ที่คำนวณได้จากขั้นตอนที่ 3.5 โดยใช้เงื่อนไขเบื้องต้นจากขั้นตอนที่ 3.4 ซึ่งค่าถ่วงน้ำหนักที่ปรับปรุงแล้ว จะเก็บไว้ในตัวแปร $w_i(i, j, \text{Band})$

เงื่อนไขในการปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนัก มีการกำหนดไว้ดังนี้

IF $F_0 \in \text{ImFree}(i, j, \text{Band})$ **Then**

$$w_i(i, j, \text{Band}) = w_k(i, j)$$

Else

$$w_i(i, j, \text{Band}) = 1 - w_k(i, j)$$

จากตัวอย่างในหัวข้อ 3.1.1 ในกรณีนี้ที่ (1)

ในแบนด์สีแดง $F_0 \notin \text{ImFree}(i, j, 1)$ ดังนั้น $w_i(i, j, 1) = 1 - w_k(i, j)$

$$w_i(i, j, 1) = \begin{bmatrix} 1 - 0.40 & 1 - 0.97 & 1 - 0.47 \\ 1 - 0.04 & 1 - 0.97 & 1 - 0.45 \\ 1 - 0.47 & 1 - 0.05 & 1 - 0.42 \end{bmatrix}$$

$$w_i(i, j, 1) = \begin{bmatrix} 0.60 & 0.03 & 0.53 \\ 0.96 & 0.03 & 0.55 \\ 0.53 & 0.95 & 0.58 \end{bmatrix}$$

ในแบนด์สีเขียว $F_0 \in \text{ImFree}(i, j, 2)$ ดังนั้น $w_i(i, j, 2) = w_k(i, j)$

$$w_i(i, j, 2) = \begin{bmatrix} 0.40 & 0.97 & 0.47 \\ 0.04 & 0.97 & 0.45 \\ 0.47 & 0.50 & 0.42 \end{bmatrix}$$

ในแบนด์สีน้ำเงิน $F_0 \in \text{ImFree}(i, j, 3)$ ดังนั้น $w_i(i, j, 3) = w_k(i, j)$

$$w_i(i, j, 3) = \begin{bmatrix} 0.40 & 0.97 & 0.47 \\ 0.04 & 0.97 & 0.45 \\ 0.47 & 0.50 & 0.42 \end{bmatrix}$$

จากตัวอย่างในหัวข้อ 3.1.1 กรณีที่ (2) ค่าถ่วงน้ำหนักเบื้องต้น คือ
ในแบนด์สี่แดง $F_0 \in \text{ImFree}(i, j, 1)$ ดังนั้น $w_i(i, j, 1) = w_k(i, j)$

$$w_i(i, j, 1) = \begin{bmatrix} 0.53 & 0.52 & 0.56 \\ 0.54 & 0.97 & 0.58 \\ 0.97 & 0.53 & 0.59 \end{bmatrix}$$

ในแบนด์สี่เขียว $F_0 \in \text{ImFree}(i, j, 2)$ ดังนั้น $w_i(i, j, 2) = w_k(i, j)$

$$w_i(i, j, 2) = \begin{bmatrix} 0.53 & 0.52 & 0.56 \\ 0.54 & 0.97 & 0.58 \\ 0.97 & 0.53 & 0.59 \end{bmatrix}$$

ในแบนด์สีน้ำเงิน $F_0 \in \text{ImFree}(i, j, 3)$ ดังนั้น $w_i(i, j, 3) = w_k(i, j)$

$$w_i(i, j, 3) = \begin{bmatrix} 0.53 & 0.52 & 0.56 \\ 0.54 & 0.97 & 0.58 \\ 0.97 & 0.53 & 0.59 \end{bmatrix}$$

และจากตัวอย่างในหัวข้อ 3.1.2 ค่าถ่วงน้ำหนักเบื้องต้น คือ

$$w_k = \begin{bmatrix} 0.52 & 0.51 & 0.03 \\ 0.51 & 0.97 & 0.03 \\ 0.50 & 0.54 & 0.03 \end{bmatrix}$$

ในแบนด์สี่แดง $F_0 \notin \text{ImFree}(i, j, 1)$ ดังนั้น $w_i(i, j, 1) = 1 - w_k(i, j)$

$$w_i(i, j, 1) = \begin{bmatrix} 1 - 0.52 & 1 - 0.51 & 1 - 0.03 \\ 1 - 0.51 & 1 - 0.97 & 1 - 0.03 \\ 1 - 0.50 & 1 - 0.54 & 1 - 0.03 \end{bmatrix}$$

$$w_i(i, j, 1) = \begin{bmatrix} 0.48 & 0.49 & 0.97 \\ 0.49 & 0.03 & 0.97 \\ 0.50 & 0.46 & 0.97 \end{bmatrix}$$

ในแบนด์สี่เขียว $F_0 \in \text{ImFree}(i, j, 2)$ ดังนั้น $w_i(i, j, 2) = w_k(i, j)$

$$w_i(i, j, 2) = \begin{bmatrix} 0.52 & 0.51 & 0.03 \\ 0.51 & 0.97 & 0.03 \\ 0.50 & 0.54 & 0.03 \end{bmatrix}$$

ในแบนด์สี่น้ำเงิน $F_0 \in ImFree(i, j, 3)$ ดังนั้น $w_i(i, j, 3) = w_k(i, j)$

$$w_i(i, j, 3) = \begin{bmatrix} 0.52 & 0.51 & 0.03 \\ 0.51 & 0.97 & 0.03 \\ 0.50 & 0.54 & 0.03 \end{bmatrix}$$

3.7 เลือกวิธีการประมาณค่า

ในขั้นตอนนี้เป็นการตัดสินใจว่าควรประมาณค่าคำตอบด้วยค่าเฉลี่ย Alpha Trimmed หรือค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักเปลือกหุ้มคอนเว็กซ์ โดยนำค่าถ่วงน้ำหนัก $w_i(i, j, Band)$ ที่คำนวณได้จากขั้นตอนที่ 3.6 มาเป็นเงื่อนไขในการตัดสินใจ เมื่อกำหนดให้ Th แทนขีดแบ่งของค่าถ่วงน้ำหนัก $w_i(i, j, Band)$ Goodset แทนเซตของจุดภาพที่ถูกกำหนดค่าถ่วงน้ำหนักมากกว่าขีดแบ่ง Th และตัวแปร Car (Cardinality) แทนจำนวนสมาชิกของเซต Goodset

ถ้า $F_0 \in ImFree$ และ $Car \geq 1$ ตัวกรอง RMRMN จะตัดสินใจว่า ควรประมาณค่าคำตอบของวินโดวในแบนด์สีนั้น ด้วยค่าเฉลี่ย Alpha Trimmed เนื่องจากในวินโดวนี้สัญญาณรบกวนไม่หนาแน่นมากนัก จึงใช้ Alpha Trimmed Mean สำหรับประมาณค่าได้ดี แต่ถ้า $Car < 1$ จะใช้ค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักของจุดภาพที่เป็นเปลือกหุ้มคอนเว็กซ์ในการประมาณค่าที่เลือกกรณีนี้เพราะในวินโดวมีประมาณสัญญาณรบกวนอยู่มาก

3.7.1 ค่าเฉลี่ย Alpha Trimmed

ค่าเฉลี่ย Alpha Trimmed มีนิยามดังสมการ (3.4)

$$AlphaTrim(Goodset(i, j, Band)) = \frac{1}{Car - k} \sum_{i=k+1}^{Car-k} Goodset(i, j, Band)_i \quad (3.4)$$

เมื่อกำหนดให้ $k = Car \times (\alpha)/2$ และตัวแปร α อยู่ในช่วง $[0, 1]$ โดยค่าตั้งต้นที่ใช้ในการทดลองคือ $\alpha = 0.35$ และ $Th = 0.9$

จากตัวอย่างในหัวข้อ 3.1.1 ในกรณีที่ (1)

ในแบนด์สีแดง $F_0 \notin ImFree(i, j, 1)$ ซึ่งไม่สอดคล้องกับเงื่อนไขที่กำหนดไว้ ดังนั้นจึงไม่ประมาณค่าด้วยค่าเฉลี่ย Alpha Trimmed

ในแบนด์สีเขียว $F_0 \in ImFree(i, j, 2)$ และ $Goodset(i, j, 2) = \{42, 43\}$ ซึ่งเป็นจุดภาพที่ค่าถ่วงน้ำหนักมากกว่าขีดแบ่ง $Th = 0.9$ ดังนั้น $Car = 2$ ซึ่งสอดคล้องกับเงื่อนไขที่กำหนดไว้ ดังนั้นจึงประมาณค่าด้วยค่าเฉลี่ย Alpha Trimmed

$$\begin{aligned}
 k &= 2 \times \frac{0.35}{2} \\
 k &= 0.35 \\
 k &= [0.35] \\
 k &= 0
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \text{AlphaTrim}(\text{Goodset}(i, j, 2)) &= \frac{1}{2-0} \sum_{i=(0)+1}^{2-(0)} \text{Goodset}(i, j, 2)_i \\
 \text{AlphaTrim}(\text{Goodset}(i, j, 2)) &= \frac{1}{2-0} \times (42 + 43) \\
 \text{AlphaTrim}(\text{Goodset}(i, j, 2)) &= 42 \\
 \text{OutputPixel}(i, j, 2) &= 42
 \end{aligned}$$

ดังนั้นในแบนด์สี่เขียวจึงใช้ค่าคำตอบคือ 42

ในแบนด์สีน้ำเงิน $F_0 \in \text{ImFree}(i, j, 3)$ และ $\text{Goodset}(i, j, 3) = \{94, 80\}$ ซึ่งเป็นจุดภาพที่ค่าถ่วงน้ำหนักมากกว่าขีดแบ่ง $Th = 0.9$ ดังนั้น $Car = 2$ โดยสมาชิกของเซต ซึ่งสอดคล้องกับเงื่อนไขที่กำหนดไว้ ดังนั้นจึงประมาณค่าด้วยค่าเฉลี่ย Alpha Trimmed

$$\begin{aligned}
 k &= 2 \times \frac{0.35}{2} \\
 k &= 0.35 \\
 k &= [0.35] \\
 k &= 0
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \text{AlphaTrim}(\text{Goodset}(i, j, 3)) &= \frac{1}{2-0} \sum_{i=(0)+1}^{2-(0)} \text{Goodset}(i, j, 3)_i \\
 \text{AlphaTrim} &= 87 \\
 \text{OutputPixel}(i, j, 3) &= 87
 \end{aligned}$$

ดังนั้นในแบนด์สีน้ำเงินจึงใช้ค่าคำตอบคือ 87

จากตัวอย่างในหัวข้อ 3.1.1 ในกรณีที่ (2) ที่ SFR ประมาณค่าคำตอบได้ $F_i = [113, 21, 117]^T$ RMRMN สามารถประมาณค่าได้ดังนี้

ในแบนด์สีแดง $F_0 \in \text{ImFree}(i, j, 1)$ และ $\text{Goodset}(i, j, 1) = \{96, 107\}$ ซึ่งเป็นจุดภาพที่ค่าถ่วงน้ำหนักมากกว่าขีดแบ่ง $Th = 0.9$ ดังนั้น $Car = 2$ ซึ่งสอดคล้องกับเงื่อนไขที่กำหนดไว้ ดังนั้นจึงประมาณค่าด้วยค่าเฉลี่ย Alpha Trimmed

$$\begin{aligned}
 k &= 2 \times \frac{0.35}{2} \\
 k &= 0.35 \\
 k &= [0.35] \\
 k &= 0
 \end{aligned}$$

$$\text{AlphaTrim}(\text{Goodset}(i, j, 1)) = \frac{1}{2-0} \sum_{i=(0)+1}^{2-(0)} \text{Goodset}(i, j, 1)_i$$

$$\text{AlphaTrim}(\text{Goodset}(i, j, 1)) = \frac{1}{2-0} \times (96 + 107)$$

$$\text{AlphaTrim}(\text{Goodset}(i, j, 1)) = 102$$

$$\text{OutputPixel}(i, j, 2) = 102$$

ดังนั้นในแบนด์สีแดงจึงใช้ค่าคำตอบคือ 102

ในแบนด์สีเขียว $F_0 \in \text{ImFree}(i, j, 2)$ และ $\text{Goodset}(i, j, 2) = \{26, 30\}$ ซึ่งเป็นจุดภาพที่ค่าถ่วงน้ำหนักมากกว่าขีดแบ่ง $Th = 0.9$ ดังนั้น $Car = 2$ ซึ่งสอดคล้องกับเงื่อนไขที่กำหนดไว้ ดังนั้นจึงประมาณค่าด้วยค่าเฉลี่ย Alpha Trimmed

$$k = 2 \times \frac{0.35}{2}$$

$$k = 0.35$$

$$k = [0.35]$$

$$k = 0$$

$$\text{AlphaTrim}(\text{Goodset}(i, j, 2)) = \frac{1}{2-0} \sum_{i=(0)+1}^{2-(0)} \text{Goodset}(i, j, 2)_i$$

$$\text{AlphaTrim}(\text{Goodset}(i, j, 2)) = \frac{1}{2-0} \times (36 + 30)$$

$$\text{AlphaTrim}(\text{Goodset}(i, j, 2)) = 28$$

$$\text{OutputPixel}(i, j, 2) = 28$$

ดังนั้นในแบนด์สีเขียวจึงใช้ค่าคำตอบคือ 28

ในแบนด์สีน้ำเงิน $F_0 \in \text{ImFree}(i, j, 3)$ และ $\text{Goodset}(i, j, 3) = \{83, 152\}$ ซึ่งเป็นจุดภาพที่ค่าถ่วงน้ำหนักมากกว่าขีดแบ่ง $Th = 0.9$ ดังนั้น $Car = 2$ ซึ่งสอดคล้องกับเงื่อนไขที่กำหนดไว้ ดังนั้นจึงประมาณค่าด้วยค่าเฉลี่ย Alpha Trimmed

$$k = 2 \times \frac{0.35}{2}$$

$$k = 0.35$$

$$k = [0.35]$$

$$k = 0$$

$$\text{AlphaTrim}(\text{Goodset}(i, j, 3)) = \frac{1}{2-0} \sum_{i=(0)+1}^{2-(0)} \text{Goodset}(i, j, 3)_i$$

$$\text{AlphaTrim}(\text{Goodset}(i, j, 3)) = \frac{1}{2-0} \times (83 + 152)$$

$$\text{AlphaTrim}(\text{Goodset}(i, j, 3)) = 118$$

$$\text{OutputPixel}(i, j, 3) = 118$$

ดังนั้นในแบนด์สีเขียวยังใช้ค่าคำตอบคือ 118

ดังนั้น $F_i = [102, 28, 118]^T$ ซึ่งจากข้อมูลภาพประกอบ 2-12(ก) จุดภาพตรงกลางวินโดว์ที่ตำแหน่ง (112,57) คือ $F = [215, 147, 137]^T$ เมื่อเปรียบเทียบแต่ละแบนด์สีจะมีค่าคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ ดังนี้

$$\begin{aligned} \text{Absolute ERROR} &= \left| \begin{bmatrix} 102 \\ 28 \\ 118 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 102 \\ 25 \\ 65 \end{bmatrix} \right| \\ &= \begin{bmatrix} 0 \\ 3 \\ 53 \end{bmatrix} \end{aligned}$$

จากตัวอย่างการคำนวณ ในแต่ละแบนด์จะมีค่าคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ต่ำกว่าค่าประมาณคำตอบของตัวกรอง SFR

จากตัวอย่างในหัวข้อ 3.1.2 ในแบนด์สีแดง $F_0 \notin \text{ImFree}(i, j, 1)$ ซึ่งไม่สอดคล้องกับเงื่อนไขที่กำหนดไว้ ดังนั้นจึงไม่ประมาณค่าด้วยค่าเฉลี่ย Alpha Trimmed

ในแบนด์สีเขียว $F_0 \in \text{ImFree}(i, j, 2)$ และ $\text{Goodset}(i, j, 2) = \{152\}$ ซึ่งเป็นจุดภาพที่ค่าถ่วงน้ำหนักมากกว่าขีดแบ่ง $Th = 0.9$ ดังนั้น $Car = 1$ ซึ่งสอดคล้องกับเงื่อนไขที่กำหนดไว้ ดังนั้นจึงประมาณค่าด้วยค่าเฉลี่ย Alpha Trimmed

$$\begin{aligned} k &= 1 \times \frac{0.35}{1} \\ k &= 0.35 \\ k &= [0.35] \\ k &= 0 \end{aligned}$$

$$\text{AlphaTrim}(\text{Goodset}(i, j, 2)) = \frac{1}{1-0} \sum_{i=(0)+1}^{1-(0)} \text{Goodset}(i, j, 2)_i$$

$$\text{AlphaTrim}(\text{Goodset}(i, j, 2)) = \frac{1}{1-0} \times (152)$$

$$\text{AlphaTrim}(\text{Goodset}(i, j, 2)) = 152$$

$$\text{OutputPixel}(i, j, 2) = 152$$

ดังนั้นในแบนด์สีเขียวจึงใช้ค่าคำตอบคือ 152

ในแบนด์สีน้ำเงิน $F_0 \in \text{ImFree}(i, j, 3)$ และ $\text{Goodset}(i, j, 3) = \{136\}$ ซึ่งเป็นจุดภาพที่ค่าถ่วงน้ำหนักมากกว่าขีดแบ่ง $Th = 0.9$ ดังนั้น $Car = 1$ ซึ่งสอดคล้องกับเงื่อนไขที่กำหนดไว้ ดังนั้นจึงประมาณค่าด้วยค่าเฉลี่ย Alpha Trimmed

$$\begin{aligned} k &= 1 \times \frac{0.35}{1} \\ k &= 0.35 \\ k &= [0.35] \end{aligned}$$

$$k = 0$$

$$\text{AlphaTrim}(\text{Goodset}(i, j, 3)) = \frac{1}{1-0} \sum_{i=(0)+1}^{1-(0)} \text{Goodset}(i, j, 3)_i$$

$$\text{AlphaTrim}(\text{Goodset}(i, j, 3)) = \frac{1}{1-0} \times (136)$$

$$\text{AlphaTrim}(\text{Goodset}(i, j, 3)) = 136$$

$$\text{OutputPixel}(i, j, 3) = 136$$

ดังนั้นในแบนด์สีน้ำเงินจึงใช้ค่าคำตอบคือ 136

3.7.2 ค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักเลือกหุ้มคอนเวกซ์

ในกรณีที่ค่าของ $Car \leq 1$ หรือ $F_0 \notin \text{ImFree}(i, j, \text{Band})$ ตัวกรอง RMRMN จะประมาณค่าคำตอบด้วยค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักของจุดภาพในวินโดว์ที่เป็นเปลือกหุ้มคอนเวกซ์ กระบวนการทำงานเริ่มจากเลือกจุดภาพในวินโดว์ที่ไม่เป็นสัญญาณรบกวนอิมพัลส์มาเก็บไว้ในตัวแปร $G(i, j, \text{Band})$

ต่อมาทำการคัดเลือกจุดภาพที่เป็นสมาชิกของเซต $G(i, j, \text{Band})$ และมีคุณสมบัติเป็นเปลือกหุ้มคอนเวกซ์ วิธีการคำนวณหาเปลือกหุ้มคอนเวกซ์สามารถอ่านได้ใน (Bert et al, 2008) กำหนดให้ตัวแปร $\text{ConvSet}(i, j, \text{Band})$ แทนเซตของจุดภาพที่เป็นเปลือกหุ้มคอนเวกซ์ และ $\text{Weight}(i, j, \text{Band})$ แทนค่าถ่วงน้ำหนัก $w_i(i, j, \text{Band})$ ของจุดภาพที่เป็นสมาชิกในเซต $\text{ConvSet}(i, j, \text{Band})$

เมื่อได้เซต $\text{ConvSet}(i, j, \text{Band})$ แล้ว ประมาณค่าคำตอบด้วยค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักของสมาชิกในเซต ดังที่นิยามไว้ในสมการ (2.27)

จากตัวอย่างในหัวข้อ 3.1.1 ในกรณีที่ (1) ในแบนด์สีแดง

$$\text{ConvSet}(i, j, 1) = \{92, 84, 136, 136, 143\}$$

$$\text{Weight}(i, j, 1) = \{0.60, 0.69, 0.51, 0.55, 0.58\}$$

$$\hat{F}_i(i, j, 1) = \frac{92 \times 0.60 + 84 \times 0.69 + 136 \times 0.51 + 136 \times 0.55 + 143 \times 0.58}{0.60 + 0.69 + 0.51 + 0.55 + 0.58}$$

$$\hat{F}_i(i, j, 1) = 113$$

เมื่อคำนวณค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนัก ค่าประมาณคำตอบคือ 113

ดังนั้น $\hat{F}_i = [113, 42, 87]^T$ ซึ่งจากข้อมูลภาพประกอบ 2-12(ก) จุดภาพตรงกลางวินโดว์ที่ตำแหน่ง (11,36) คือ $F = [104, 41, 86]^T$ เมื่อเปรียบเทียบแต่ละแบนด์สีจะมีค่าคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ ดังนี้

$$\begin{aligned} \text{Absolute ERROR} &= \left| \begin{bmatrix} 113 \\ 42 \\ 87 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 104 \\ 41 \\ 86 \end{bmatrix} \right| \\ &= \begin{bmatrix} 9 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} \end{aligned}$$

จากตัวอย่างการคำนวณ ในแต่ละแบนด์จะมีค่าคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ต่ำกว่าค่าประมาณคำตอบของตัวกรอง SFR

จากตัวอย่างในหัวข้อ (3.12) ในแบนด์สีแดง

$$\text{ConvSet}(i, j, 1) = \{146, 211, 206, 197, 174\}$$

$$\text{Weight}(i, j, 1) = \{0.48, 0.46, 0.97, 0.97, 0.97\}$$

$$\hat{F}_i(i, j, 1) = \frac{146 \times 0.48 + 211 \times 0.46 + 206 \times 0.97 + 197 \times 0.97 + 174 \times 0.97}{0.48 + 0.46 + 0.97 + 0.97 + 0.97}$$

$$\hat{F}_i(i, j, 1) = 189$$

เมื่อคำนวณค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนัก ค่าประมาณคำตอบคือ 189

ดังนั้น $\hat{F}_i = [189, 152, 136]^T$ ซึ่งจากข้อมูลภาพประกอบ 2-12(ก) จุดภาพตรงกลางวินโดว์ที่ตำแหน่ง (43,12) คือ $F = [215, 147, 137]^T$ เมื่อเปรียบเทียบแต่ละแบนด์สีจะมีค่าคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ ดังนี้

$$\begin{aligned} \text{Absolute ERROR} &= \left| \begin{bmatrix} 215 \\ 147 \\ 137 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 189 \\ 152 \\ 136 \end{bmatrix} \right| \\ &= \begin{bmatrix} 26 \\ 5 \\ 1 \end{bmatrix} \end{aligned}$$

เมื่อเปรียบเทียบกับวิธี SFR แล้ว *Absolute ERROR* ที่ได้จากวิธี RMRMN มีค่าน้อยกว่า

3.8 สรุป

จากการศึกษาวิเคราะห์และออกแบบวิธีการกำจัดสัญญาณรบกวนแบบผสมเกาส์เซียน-อิมพัลส์ ที่ได้แสดงให้เห็นถึงสิ่งที่สามารถจะพัฒนาตัวกรอง SFR ได้ พร้อมทั้งแสดงแนวคิดในการพัฒนาตัวกรอง RMRMN เพื่อให้ได้ค่าถ่วงน้ำหนักที่เหมาะสมในการประมาณค่าตัวกรอง RMRMN ได้แบ่งภาพออกเป็นวินโดว์ขนาด 3×3 จุดภาพและทำการคำนวณค่าถ่วงน้ำหนักที่เหมาะสมสำหรับแต่ละจุดภาพในวินโดว์ เพื่อประมาณค่าสัญญาณภาพใหม่แทนสัญญาณภาพเดิมที่ถูกลดทอนคุณภาพด้วยสัญญาณรบกวน ขั้นตอนวิธีการทำงานของตัวกรอง RMRMN แบ่งออกเป็น 4 ขั้นตอนคือ 1 การตรวจจับสัญญาณรบกวนอิมพัลส์ ขั้นตอนที่ 2 การคำนวณค่าถ่วงน้ำหนักเบื้องต้นด้วยระบบฟัซซี่ ขั้นตอนที่ 3 การปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักเบื้องต้น ขั้นตอนที่ 4 เลือกตัวประมาณค่า ด้วยค่าเฉลี่ย Alpha Trimmed หรือค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักเปลือกหุ้มคอนเว็กซ์ โดยในบทความนี้จะกล่าวถึงผลการทดลองในการกำจัดสัญญาณรบกวนแบบผสมเกาส์เซียน-อิมพัลส์ โดยเปรียบเทียบกับตัวกรองอื่นๆ

บทที่ 4

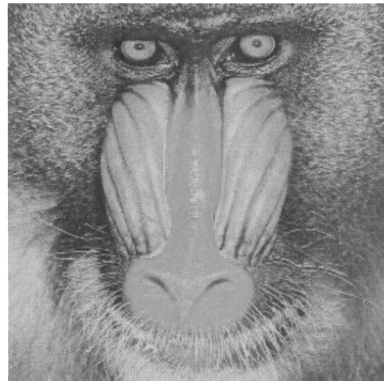
ผลการทดลองและวิจารณ์

4.1 ชุดข้อมูลที่ใช้ในการทดลอง

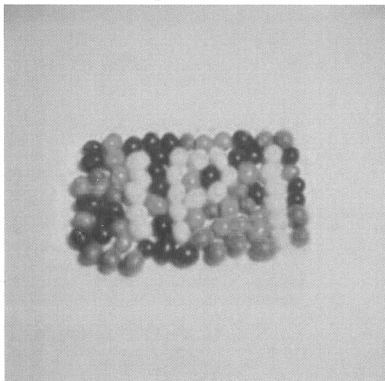
สำหรับการทดสอบขั้นตอนวิธีที่นำเสนอจะใช้ภาพสี LENNA, BABOON, JELLY BEAN และ HOUSE จากฐานข้อมูล SIFP (USC_SIFI, 1977) ดังภาพประกอบที่ 4-1 (ก) – (ง) ตามลำดับ ภาพต้นฉบับเหล่านี้ถูกเพิ่มสัญญาณรบกวนแบบผสมเกาส์เซียน-อิมพัลส์ที่มีสัดส่วนของสัญญาณรบกวนแตกต่างกัน โดยความน่าจะเป็นของการเกิดสัญญาณรบกวนอิมพัลส์ p ในช่วง $[0.5, 0.30]$ และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน σ ของสัญญาณรบกวนเกาส์เซียนมีค่า 5, 10, 20 และ 30 ตามลำดับ



(ก) รูป LENNA



(ข) รูป BABOON



(ค) รูป JELLY BEAN



(ง) รูป HOUSE

ภาพประกอบที่ 4-1 ภาพที่ใช้ในการทดลอง

4.2 การกำหนดค่าตัวแปร Th ในขั้นตอนวิธีที่นำเสนอ

จากขั้นตอนวิธีที่ได้นำเสนอมีตัวแปรที่มีความสำคัญในการควบคุมคุณภาพของการขจัดสัญญาณรบกวนแบบผสม ซึ่งก็คือการกำหนดตัวแปร Th โดยตัวแปร Th นั้นมีความสำคัญในการตัดสินใจว่าควรใช้วิธีการ Alpha trimmed หรือ ค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักเปลือกหุ้มคอนเว็กซ์ในการประมาณค่าคำตอบของวินโดว์ที่กำลังประมวลผล ค่าตัวแปร $Th \in [0.1, 0.9]$ ถูกกำหนดโดยผู้ใช้ เพื่อหาเซตของจุดภาพที่ถูกกำหนดค่าถ่วงน้ำหนักมากกว่าขีดแบ่ง Th แทนด้วย $Goodset(i, j, Band)$ ซึ่งจุดภาพที่เป็นสมาชิกของเซตนี้เป็นจุดภาพที่มีความเหมาะสมในการนำไปประมาณค่าด้วยวิธีการ Alpha trimmed หากสมาชิกของเซต $Goodset(i, j, Band)$ มีจำนวนน้อยกว่า 1 จะใช้ค่าเฉลี่ยเปลือกหุ้มคอนเว็กซ์ในการประมาณค่าแทน แต่ถ้ากำหนดให้ค่า Th สูงจะส่งผลให้จำนวนสมาชิกของเซตมีจำนวนน้อยลง



(ก) ภาพต้นฉบับ



(ข) กำหนด $Th = 0.1$



(ค) กำหนด $Th = 0.5$



(ง) กำหนด $Th = 0.9$

ภาพประกอบที่ 4-2 แสดงภาพผลลัพธ์จากการกำหนดค่า Th ที่แตกต่างกัน

จากภาพประกอบที่ 4-2 (ก) เป็นภาพ LENA ที่ถูกลดทอนคุณภาพด้วยสัญญาณรบกวนผสมเกาส์เซียน-อิมพัลส์ โดยส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของสัญญาณรบกวนเกาส์เซียนเท่ากับ 20 และความน่าจะเป็นในการเกิดสัญญาณรบกวนอิมพัลส์เท่ากับ 0.2 เมื่อนำ

ภาพประกอบที่ 4-2 (ก) เข้าสู่กระบวนการฟื้นฟูสภาพด้วยวิธี RMRMN โดยกำหนดค่าตัวแปร Th ที่แตกต่างกัน ภาพที่ผ่านการฟื้นฟูสภาพแล้วแสดงได้ดังภาพประกอบที่ 4-2 (ข)-(ง) เมื่อวัดคุณภาพของภาพด้วยตัววัด PSNR, MAE, NCD และ QSSIM ได้ค่าผลลัพธ์ดังที่แสดงในตารางที่ 4-1

ตารางที่ 4-1 แสดงค่าต่างๆ ที่ได้จากตัววัดคุณภาพของภาพ

ภาพประกอบที่	PSNR	MAE	NCD	QSSIM
4-2 (ก) $\sigma = 20, p = 0.20$	15.2571	24.7112	34.40	0.2241
4-2 (ข) $Th = 0.1$	26.2694	8.8517	10.37	0.6872
4-2 (ค) $Th = 0.5$	26.2961	8.8389	10.38	0.6864
4-2 (ง) $Th = 0.9$	26.9900	8.4636	10.57	0.6961

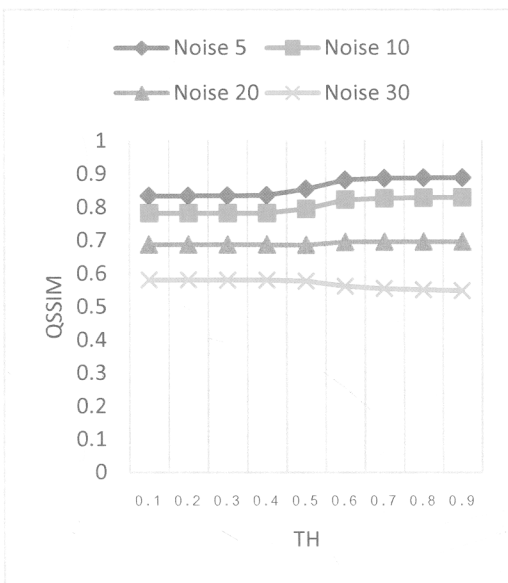
จากกราฟในภาพประกอบที่ 4-3 แสดงค่า QSSIM ของภาพ LENA, BABOON, JELLY BEAN และ HOUSE เมื่อใช้ตัวกรอง RMRMN ในการขจัดสัญญาณรบกวนผสม โดยกำหนดให้ตัวแปร $Th \in [0.1, 0.9]$ เมื่ออัตราส่วนของสัญญาณรบกวนมีค่าดังนี้ $Noise5 = [\sigma = 5, p = 0.05]$, $Noise10 = [\sigma = 10, p = 0.10]$, $Noise20 = [\sigma = 20, p = 0.020]$ และ $Noise30 = [\sigma = 30, p = 0.30]$ ซึ่งการกำหนดค่าตัวแปร Th ที่แตกต่างกันทำให้ค่า QSSIM แตกต่างกันไปด้วย

ตารางที่ 4-2 ข้อมูลการกำหนดค่าของตัวแปร Th

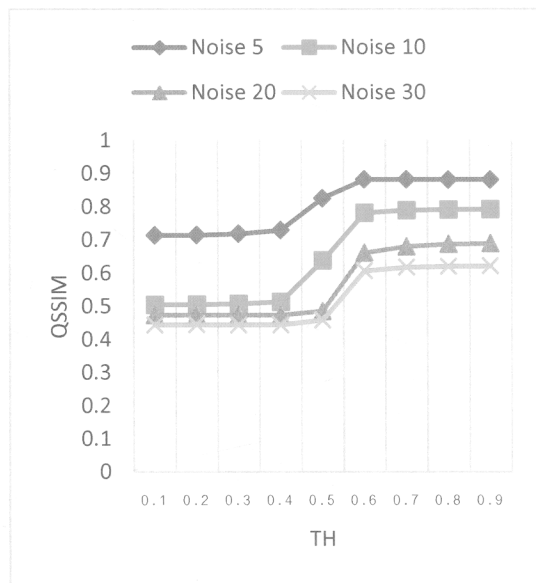
ระดับสัญญาณรบกวนในภาพ	Th
$Noise5 = [\sigma = 5, p = 0.05]$	0.9
$Noise10 = [\sigma = 10, p = 0.10]$	0.9
$Noise20 = [\sigma = 20, p = 0.020]$	0.6
$Noise30 = [\sigma = 30, p = 0.30]$	0.3

ในภาพประกอบที่ 4-3 (ก) ค่า QSSIM จะมีค่าสูงเมื่อกำหนดให้ $Th \geq 0.6$ ยกเว้นในกรณี $Noise30$ QSSIM มีค่าสูงเมื่อกำหนด $Th \leq 0.3$ ในภาพประกอบที่ 4-3(ข) ค่า QSSIM มีค่าสูงเมื่อกำหนด $Th \geq 0.6$ ในทุกอัตราส่วนของสัญญาณรบกวน เป็นที่สังเกตได้ว่าเมื่อกำหนดค่า Th ในช่วง 0.4 ถึง 0.6 จะส่งผลให้ค่า QSSIM มีการเปลี่ยนแปลงในระดับสูงเนื่องจากในภาพ BABOON เป็นภาพที่มีรายละเอียดสูงเมื่อเทียบกับภาพอื่นที่นำมาทดลอง ใน

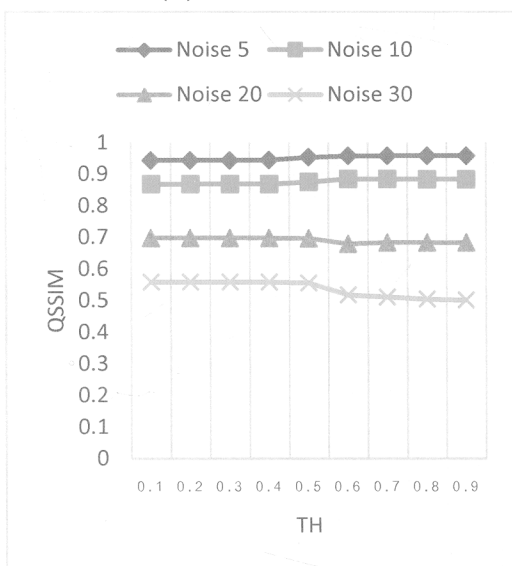
ภาพประกอบที่ 4-3(ค) ในอัตราส่วนสัญญาณรบกวน $Noise5$ และ $Noise10$ QSSIM มีค่าสูงเมื่อกำหนด $Th \geq 0.6$ ในอัตราส่วนสัญญาณรบกวน $Noise20$ และ $Noise30$ QSSIM มีค่าสูงเมื่อกำหนดให้ $Th \leq 0.3$ ในภาพประกอบที่ 4-3(ง) QSSIM มีค่าสูงเมื่อกำหนด $Th \geq 0.6$ ยกเว้นกรณี $Noise30$ $Th \leq 0.3$ จากผลการทดลองในภาพประกอบที่ 4-3 งานวิจัยชิ้นนี้จึงกำหนดให้ตัวแปร Th ดังตารางที่ 4-2 ส่วนตัวแปร Car ในการทดลองนี้กำหนดให้เท่ากับ 1 และตัวแปร $Alp = 0.35$



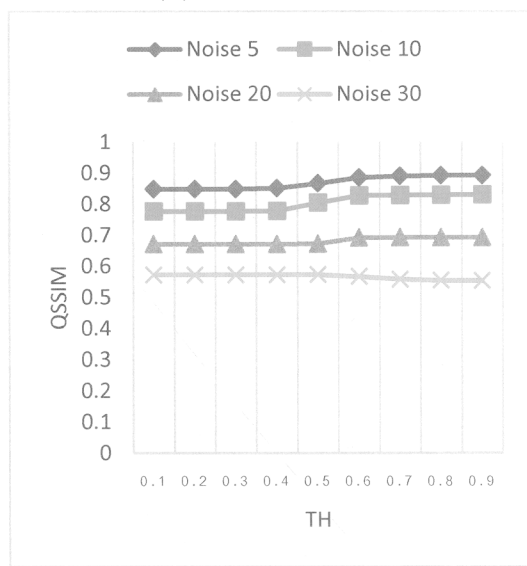
(ก) ภาพ LENA



(ข) ภาพ BABOON



(ค) ภาพ JELLY BEAN



(ง) ภาพ HOUSE

ภาพประกอบ 4-3 แสดงกราฟของค่า QSSIM ที่ได้จากวิธีการที่นำเสนอ เมื่อกำหนดค่า Th แตกต่างกัน

4.3 การวัดและการประเมินประสิทธิภาพ

การวัดและประเมินคุณภาพนั้น ใช้การวัดประสิทธิภาพในการขจัดสัญญาณรบกวนด้วย PSNR สามารถคำนวณได้ตามสมการที่ (2.28) แสดงค่าไว้ในตารางที่ 4-3 วัดประสิทธิภาพของการคงรายละเอียดภาพด้วย MAE สามารถคำนวณได้ตามสมการที่ (2.30) แสดงค่าไว้ในตารางที่ 4-4 วัดประสิทธิภาพในการคงสภาพสีด้วย NCD สามารถคำนวณได้ตามสมการที่ (2.31) แสดงค่าไว้ในตารางที่ 4-5 และ การวัดความเบลอของภาพ การวัดคอนทราสต์ของภาพ และการวัดการผิดเพี้ยนของสี โดยใช้วิธี QSSIM สามารถคำนวณได้ตามสมการ (2.34) แสดงค่าไว้ในตารางที่ 4-5

4.4 ผลการทดลองและการเปรียบเทียบ

การเปรียบเทียบผลลัพธ์ของวิธีการที่นำเสนอ ได้เปรียบเทียบกับวิธี VMF เปรียบเทียบกับวิธีการ SFR ที่ได้กล่าวไปแล้วในบทที่ 2 ภาพผลลัพธ์ของวิธีการที่นำเสนอ เปรียบเทียบกับภาพผลลัพธ์ของวิธี VMF และ SFR แสดงในภาพประกอบที่ 4-4 จนถึงภาพประกอบที่ 4-19



(ก) $Noise5 = [\sigma = 5, p = 0.05]$



(ข) ผลลัพธ์จากวิธี VMF



(ค) ผลลัพธ์จากวิธี SFR



(ง) ผลลัพธ์จากวิธีที่นำเสนอ

ภาพประกอบที่ 4-4 เปรียบเทียบผลลัพธ์วิธีการที่นำเสนอกับวิธีต่างๆ ที่สัญญาณรบกวน $Noise5$

(ก) $Noise_{10} = [\sigma = 10, p = 0.10]$ 

(ข) ผลลัพธ์จากวิธี VMF



(ค) ผลลัพธ์จากวิธี SFR



(ง) ผลลัพธ์จากวิธีที่นำเสนอ

ภาพประกอบที่ 4-5 เปรียบเทียบผลลัพธ์วิธีการที่นำเสนอกับวิธีต่างๆ ที่สัญญาณรบกวน $Noise_{10}$

(ก) $Noise_{20} = [\sigma = 20, p = 0.20]$ 

(ข) ผลลัพธ์จากวิธี VMF



(ค) ผลลัพธ์จากวิธี SFR



(ง) ผลลัพธ์จากวิธีที่นำเสนอ

ภาพประกอบที่ 4-6 เปรียบเทียบผลลัพธ์วิธีการที่นำเสนอกับวิธีต่างๆ ที่สัญญาณรบกวน $Noise_{20}$



ก) $Noise30 = [\sigma = 30, p = 0.30]$



ข) ผลลัพธ์จากวิธี VMF

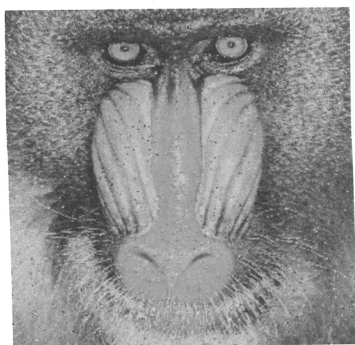


ค) ผลลัพธ์จากวิธี SFR

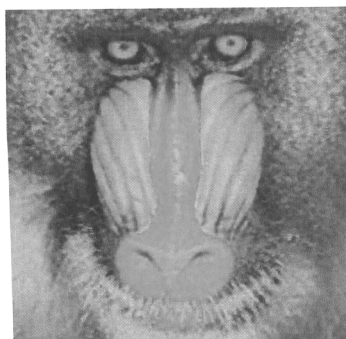


ง) ผลลัพธ์จากวิธีที่นำเสนอ

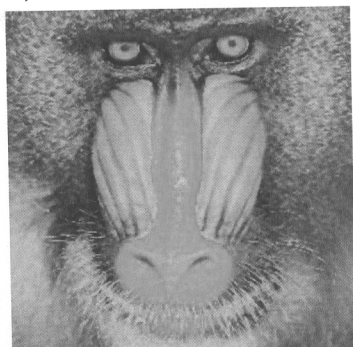
ภาพประกอบที่ 4-7 เปรียบเทียบผลลัพธ์วิธีการที่นำเสนอกับวิธีต่างๆ ที่สัญญาณรบกวน $Noise30$



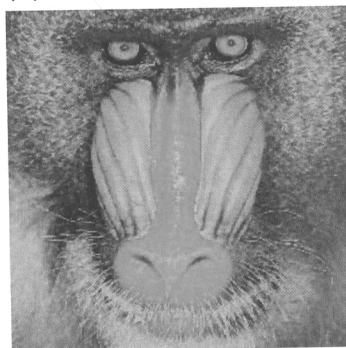
ก) $Noise5 = [\sigma = 5, p = 0.05]$



ข) ผลลัพธ์จากวิธี VMF

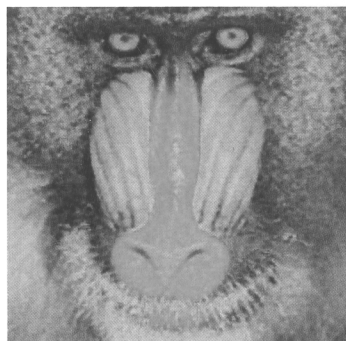
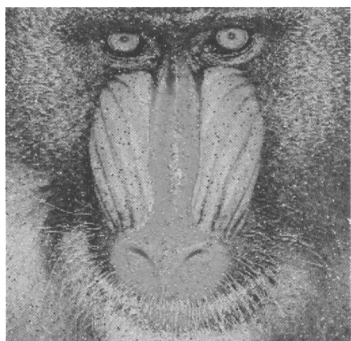


ค) ผลลัพธ์จากวิธี SFR

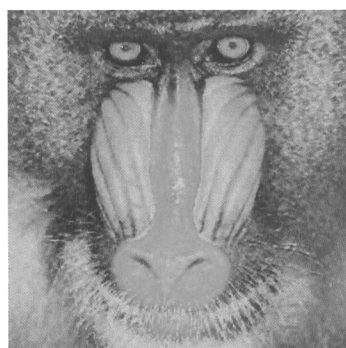
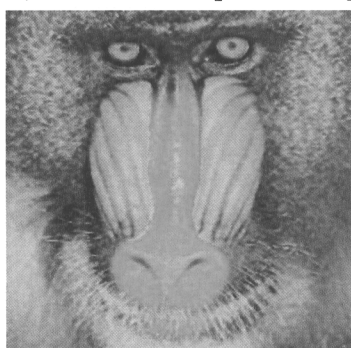


ง) ผลลัพธ์จากวิธีที่นำเสนอ

ภาพประกอบที่ 4-8 เปรียบเทียบผลลัพธ์วิธีการที่นำเสนอกับวิธีต่างๆ ที่สัญญาณรบกวน *Noise5*

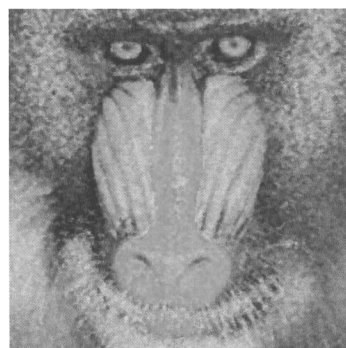
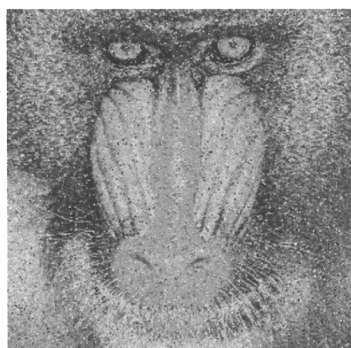


ก) $Noise_{10} = [\sigma = 10, p = 0.10]$ (ข) ผลลัพธ์จากวิธี VMF

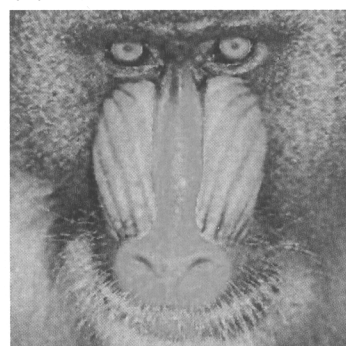
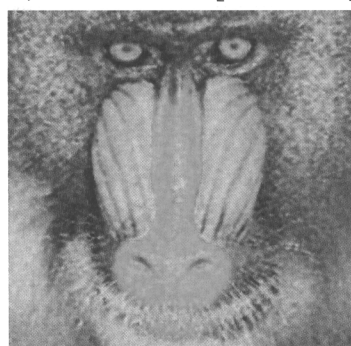


(ค) ผลลัพธ์จากวิธี SFR (ง) ผลลัพธ์จากวิธีที่นำเสนอ

ภาพประกอบที่ 4-9 เปรียบเทียบผลลัพธ์วิธีการที่นำเสนอกับวิธีต่างๆ ที่สัญญาณรบกวน *Noise10*

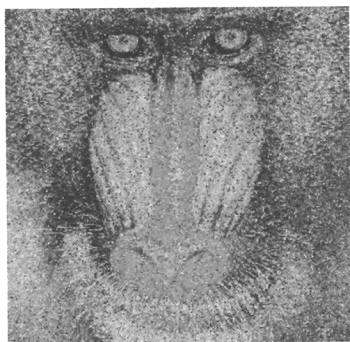


ก) $Noise_{20} = [\sigma = 20, p = 0.20]$ (ข) ผลลัพธ์จากวิธี VMF

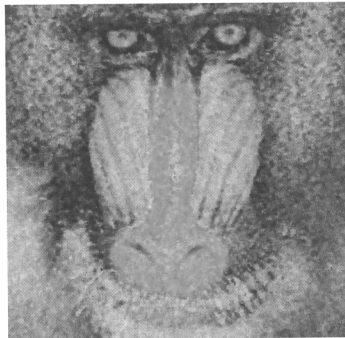


(ค) ผลลัพธ์จากวิธี SFR (ง) ผลลัพธ์จากวิธีที่นำเสนอ

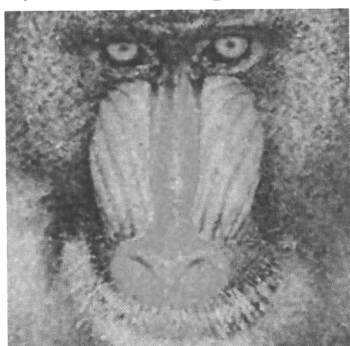
ภาพประกอบที่ 4-10 เปรียบเทียบผลลัพธ์วิธีการที่นำเสนอกับวิธีต่างๆ ที่สัญญาณรบกวน *Noise20*



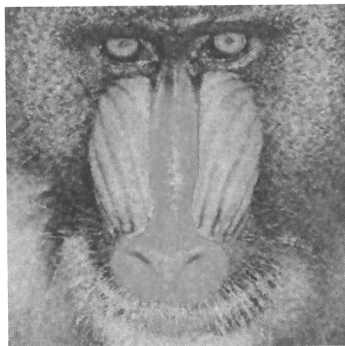
ก) $Noise20 = [\sigma = 20, p = 0.20]$



ข) ผลลัพธ์จากวิธี VMF

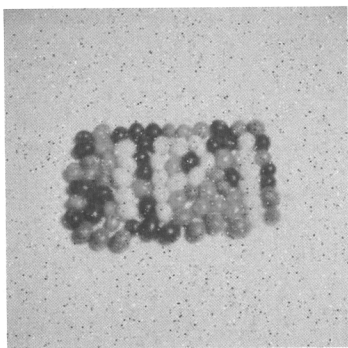


ค) ผลลัพธ์จากวิธี SFR

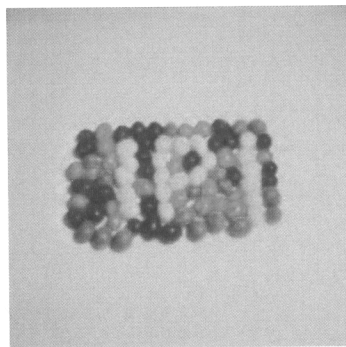


ง) ผลลัพธ์จากวิธีที่นำเสนอ

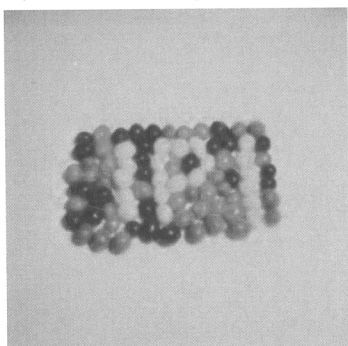
ภาพประกอบที่ 4-11 เปรียบเทียบผลลัพธ์วิธีการที่นำเสนอกับวิธีต่างๆ ที่สัญญาณรบกวน *Noise30*



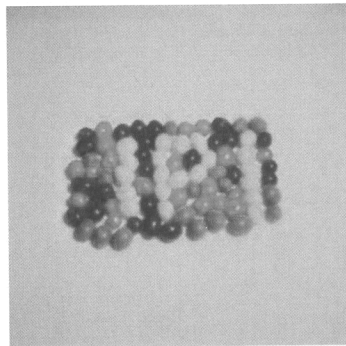
ก) $Noise5 = [\sigma = 5, p = 0.05]$



ข) ผลลัพธ์จากวิธี VMF

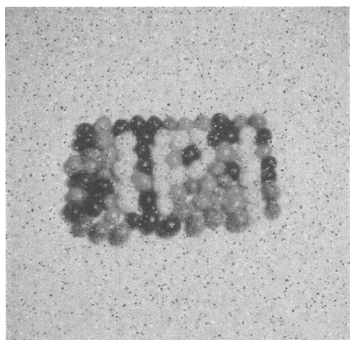


ค) ผลลัพธ์จากวิธี SFR

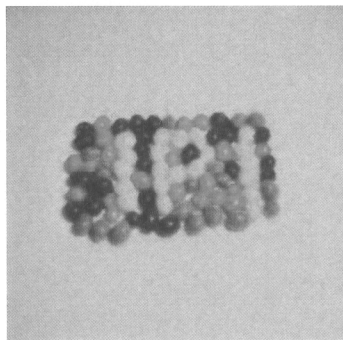


ง) ผลลัพธ์จากวิธีที่นำเสนอ

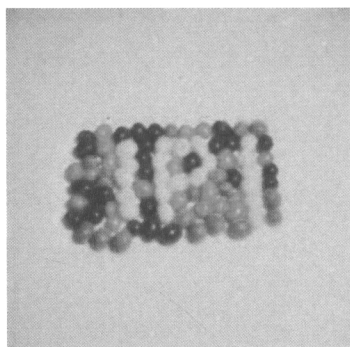
ภาพประกอบที่ 4-12 เปรียบเทียบผลลัพธ์วิธีการที่นำเสนอกับวิธีต่างๆ ที่สัญญาณรบกวน *Noise5*



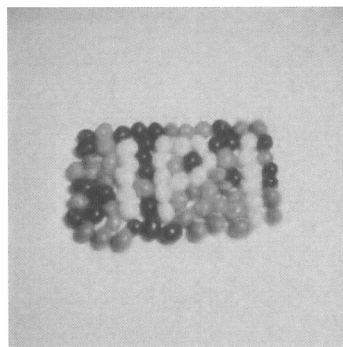
(ก) $Noise_{10} = [\sigma = 10, p = 0.10]$



(ข) ผลลัพธ์จากวิธี VMF

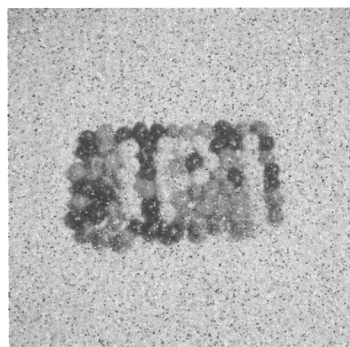


(ค) ผลลัพธ์จากวิธี SFR

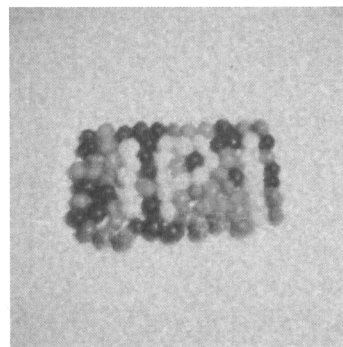


(ง) ผลลัพธ์จากวิธีที่นำเสนอ

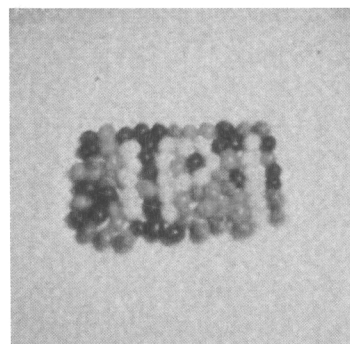
ภาพประกอบที่ 4-13 เปรียบเทียบผลลัพธ์วิธีการที่นำเสนอกับวิธีต่างๆ ที่สัญญาณรบกวน *Noise10*



(ก) $Noise_{20} = [\sigma = 20, p = 0.20]$



(ข) ผลลัพธ์จากวิธี VMF

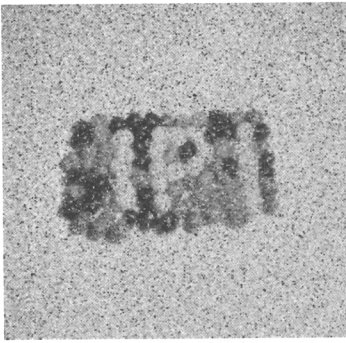


(ค) ผลลัพธ์จากวิธี SFR

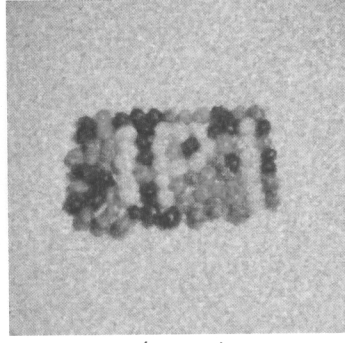


(ง) ผลลัพธ์จากวิธีที่นำเสนอ

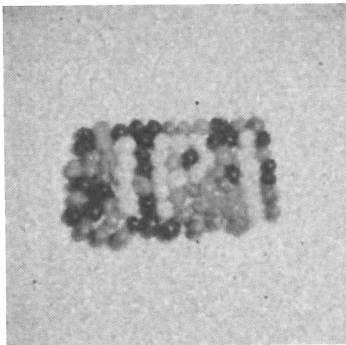
ภาพประกอบที่ 4-14 เปรียบเทียบผลลัพธ์วิธีการที่นำเสนอกับวิธีต่างๆ ที่สัญญาณรบกวน *Noise20*



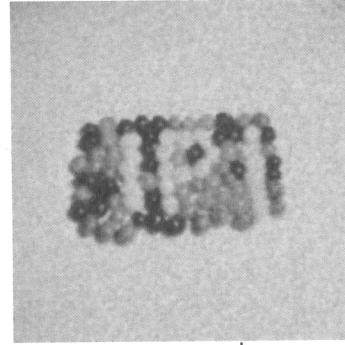
(ก) $Noise30 = [\sigma = 30, p = 0.30]$



(ข) ผลลัพธ์จากวิธี VMF

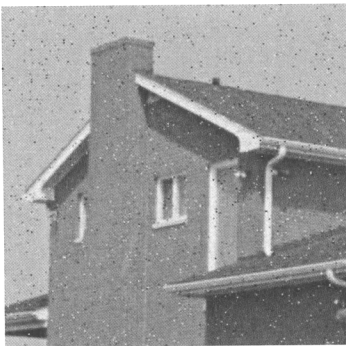


(ค) ผลลัพธ์จากวิธี SFR

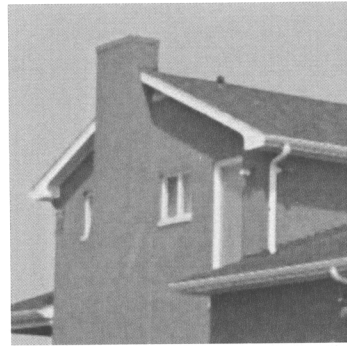


(ง) ผลลัพธ์จากวิธีที่นำเสนอ

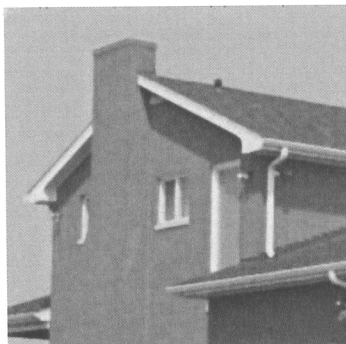
ภาพประกอบที่ 4-15 เปรียบเทียบผลลัพธ์วิธีการที่นำเสนอกับวิธีต่างๆ ที่สัญญาณรบกวน *Noise30*



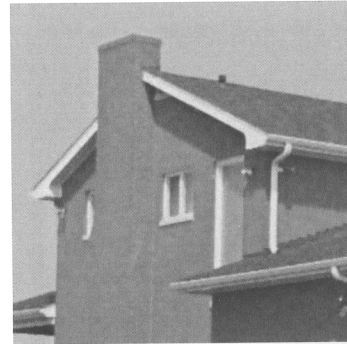
(ก) $Noise5 = [\sigma = 5, p = 0.05]$



(ข) ผลลัพธ์จากวิธี VMF



(ค) ผลลัพธ์จากวิธี SFR

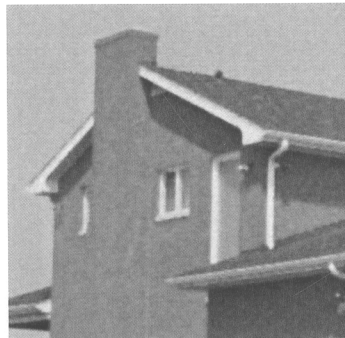


(ง) ผลลัพธ์จากวิธีที่นำเสนอ

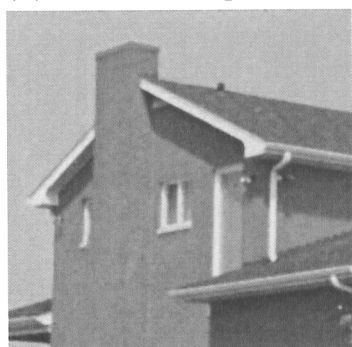
ภาพประกอบที่ 4-16 เปรียบเทียบผลลัพธ์วิธีการที่นำเสนอกับวิธีต่างๆ ที่สัญญาณรบกวน *Noise5*



(ก) $Noise_{10} = [\sigma = 10, p = 0.10]$



(ข) ผลลัพธ์จากวิธี VMF



(ค) ผลลัพธ์จากวิธี SFR



(ง) ผลลัพธ์จากวิธีที่นำเสนอ

ภาพประกอบที่ 4-17 เปรียบเทียบผลลัพธ์วิธีการที่นำเสนอกับวิธีต่างๆ ที่สัญญาณรบกวน



(ก) $Noise_{20} = [\sigma = 20, p = 0.20]$



(ข) ผลลัพธ์จากวิธี VMF



(ค) ผลลัพธ์จากวิธี SFR

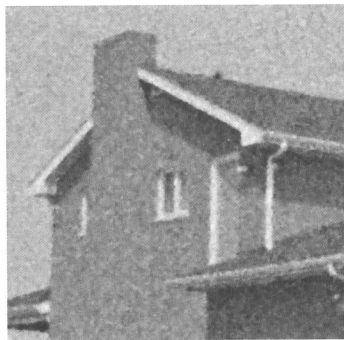


(ง) ผลลัพธ์จากวิธีที่นำเสนอ

ภาพประกอบที่ 4-18 เปรียบเทียบผลลัพธ์วิธีการที่นำเสนอกับวิธีต่างๆ ที่สัญญาณรบกวน Noise20



(ก) Noise30 = $[\sigma = 30, p = 0.30]$



(ข) ผลลัพธ์จากวิธี VMF



(ค) ผลลัพธ์จากวิธี SFR



(ง) ผลลัพธ์จากวิธีที่นำเสนอ

ภาพประกอบที่ 4-19 เปรียบเทียบผลลัพธ์วิธีการที่นำเสนอกับวิธีต่างๆ ที่สัญญาณรบกวน Noise30

ตารางที่ 4-3 แสดงค่า PSNR ของภาพที่ถูกลดทอนคุณภาพและภาพผลลัพธ์จากวิธีต่างๆ

ภาพประกอบที่	Noise Image (ก)	VMF (ข)	SFR (ค)	RMRMN (ง)
4-4	21.9500	31.9550	34.1238	34.6953
4-5	18.6647	29.5298	31.6232	25.2221
4-6	15.3105	25.2221	27.4781	27.9195
4-7	13.2651	21.9889	24.3760	25.7872
4-8	22.0777	19.6636	24.3598	25.9423
4-9	18.6805	19.4280	22.1887	23.6695
4-10	15.2309	18.6141	20.2843	21.5770
4-11	13.2766	17.5437	18.9879	20.3877
4-12	21.7975	35.2474	37.9546	38.5333
4-13	18.6730	31.2904	33.7529	34.8301
4-14	15.2815	25.8592	28.5232	29.6682

4-15	13.2093	22.1745	24.9258	27.0576
4-16	22.0396	31.7067	33.7254	34.1746
4-17	18.9189	29.2727	31.3103	31.8851
4-18	15.4123	24.9640	26.9729	28.1972
4-19	13.3712	21.7189	23.9587	25.6575

ตารางที่ 4-4 แสดงค่า MAE ของภาพที่ถูกลดทอนคุณภาพและภาพผลลัพธ์จากวิธีต่างๆ

ภาพประกอบที่	Noise Image (ก)	VMF (ข)	SFR (ค)	RMRMN (ง)
4-4	6.4288	4.5148	3.5665	3.4562
4-5	12.7143	6.3827	4.8748	4.7158
4-6	24.5507	10.9072	8.0528	7.7115
4-7	35.4751	15.9351	11.5570	10.2882
4-8	6.3724	17.5799	10.7199	9.0385
4-9	12.7493	18.7784	14.0966	11.8370
4-10	24.8535	21.7732	17.7406	15.8945
4-11	35.5941	25.5147	20.7042	18.4308
4-12	6.4829	2.8041	2.0142	1.9350
4-13	12.7055	5.1393	3.6894	3.3458
4-14	24.7497	10.1477	7.2288	6.4174
4-15	35.9794	15.6327	11.0080	8.8642
4-16	6.4756	4.5292	3.6583	3.5623
4-17	12.6132	6.4839	5.0492	4.8064
4-18	24.6904	11.1032	8.3891	7.5429
4-19	35.6741	16.3527	12.0800	10.3163

ตารางที่ 4-5 แสดงค่า NCD ของภาพที่ถูกลดทอนคุณภาพและภาพผลลัพธ์จากวิธีต่างๆ

ภาพประกอบที่	Noise Image (ก)	VMF (ข)	SFR (ค)	RMRMN (ง)
4-4	9.42	5.56	4.42	4.36
4-5	18.30	8.17	6.12	5.88

4-6	34.26	14.53	10.58	10.09
4-7	48.12	21.48	15.47	13.57
4-8	9.33	15.12	10.92	10.12
4-9	18.24	16.81	13.20	12.22
4-10	34.57	21.40	16.73	15.93
4-11	48.17	27.04	20.72	19.67
4-12	7.04	2.70	1.99	1.91
4-13	13.64	4.87	3.50	3.17
4-14	25.87	9.54	6.69	6.03
4-15	36.81	14.81	10.12	8.32
4-16	8.84	4.68	3.71	3.68
4-17	16.97	7.17	5.36	5.02
4-18	32.15	12.99	9.58	8.40
4-19	45.75	19.68	14.35	11.54

ตารางที่ 4-6 แสดงค่า QSSIM ของภาพที่ถูกลดทอนคุณภาพและภาพผลลัพธ์จากวิธีต่างๆ

ภาพประกอบที่	Noise Image (ก)	VMF (ข)	SFR (ค)	RMRMN (ง)
4-4	0.6922	0.9496	0.9665	0.9730
4-5	0.5459	0.8852	0.9182	0.9341
4-6	0.3936	0.7119	0.7724	0.8151
4-7	0.3099	0.5587	0.6304	0.7107
4-8	0.7842	0.4932	0.7924	0.8659
4-9	0.6331	0.4718	0.6733	0.7668
4-10	0.4471	0.4133	0.5400	0.6268
4-11	0.3412	0.3577	0.4657	0.5764
4-12	0.3766	0.9049	0.9453	0.9599
4-13	0.2164	0.7384	0.8413	0.8806
4-14	0.2164	0.4495	0.6051	0.6586
4-15	0.0854	0.2921	0.4339	0.5317

4-16	0.4663	0.8035	0.8655	0.8735
4-17	0.2965	0.6895	0.7867	0.8036
4-18	0.1740	0.4716	0.5971	0.6513
4-19	0.1232	0.3314	0.4543	0.5366

4.5 สรุป

ในบทนี้ได้กล่าวถึงผลการทดลองของวิธีการขจัดสัญญาณรบกวนแบบผสมเกาส์เซียน-อิมพัลส์ที่ได้นำเสนอ ในการทดลองได้ทำการวัดและประเมินประสิทธิภาพในด้านต่างๆ ดังนี้ วัดประสิทธิภาพในการขจัดสัญญาณรบกวนด้วย PSNR วัดประสิทธิภาพในการคงรายละเอียดของภาพด้วย MAE วัดการคงสภาพสีด้วย NCD วัดความเบลของภาพ วัดคอนทราสต์ และความผิดเพี้ยนของสีด้วย QSSIM จากผลการทดลองที่ได้นำเสนอไปแล้วนั้น ปรากฏว่า ภาพที่ฟื้นฟูสภาพด้วยตัวกรอง VMF ยังคงมีสัญญาณรบกวนสูง โดยเฉพาะภาพที่มีรายละเอียดมากเช่นภาพ BABOON และการคงสภาพสียังทำได้ไม่ดี ทำให้ค่าจากตัววัดอื่นๆ มีค่าน้อยทุกตัววัด เนื่องจากไม่ได้เป็นตัวกรองที่ออกแบบมาเพื่อขจัดสัญญาณรบกวนแบบผสม โดยเฉพาะ ต่อมาภาพที่ฟื้นฟูสภาพด้วย SFR ภาพผลลัพธ์มีคุณภาพมากกว่าภาพผลลัพธ์ของตัวกรอง VMF แต่เมื่ออัตราส่วนของสัญญาณรบกวนอยู่ในระดับสูง ภาพผลลัพธ์ที่ได้มีคุณภาพลดลงมาก เมื่อวัดด้วย QSSIM ค่าจะต่ำกว่า 0.5 ในทุกผลการทดลอง ที่ระดับสัญญาณรบกวน Noise20 เป็นต้นไป

เมื่อเปรียบเทียบกับวิธีการ RMRMN ที่มีแนวทางมาจากการศึกษาตัวกรอง SFR ภาพผลลัพธ์ของ RMRMN เมื่อวัดด้วยตัววัดทั้งสี่ตัวแล้ว มีคุณภาพสูงกว่าภาพผลลัพธ์ของตัวกรอง SFR และ VMF ในทุกตัววัดประสิทธิภาพ โดยในภาพที่มีรายละเอียดมากเช่นภาพ BABOON จะมีคุณภาพน้อยกว่าภาพที่มีรายละเอียดน้อยอย่างภาพ JELLY BEAN สำหรับภาพที่มีอัตราส่วนของสัญญาณรบกวนสูง ที่ระดับสัญญาณรบกวน Noise20 เป็นต้นไป ค่า QSSIM ของตัวกรอง RMRMN จะมีค่าโดยประมาณมากกว่า 0.6 ซึ่งสูงกว่าภาพผลลัพธ์ของตัวกรอง SFR และ VMFs ที่เป็นเช่นนี้เนื่องจาก วิธี RMRMN ได้มีการประเมินสัญญาณรบกวนก่อน เพื่อนำมาเป็นค่าถ่วงน้ำหนักเบื้องต้น แล้วจึงทำการตัดสินใจอีกครั้ง ถ้ามีข้อมูลเพียงพอจะใช้ตัวประมาณค่า Alpha trimmed mean ซึ่งจะได้ค่าประมาณที่ดีกว่า แต่ถ้ามีระดับสัญญาณรบกวนอยู่มากเกินไปจนไม่เหลือสารสนเทศที่เพียงพอ ก็จะประมาณค่าด้วยคอนเว็กซ์

บทที่ 5

สรุป ปัญหาและข้อเสนอแนะ

5.1 สรุปผลการวิจัย

งานวิจัยนี้ได้นำเสนอตัวกรองขจัดสัญญาณรบกวนแบบผสมเกาส์เซียน-อิมพัลส์ ในภาพสีดิจิทัล เมื่อสัญญาณรบกวนเกาส์เซียนและอิมพัลส์เกิดขึ้นในภาพเดียวกัน โดยสัญญาณรบกวนเกาส์เซียนเกิดจากความผิดพลาดในการทำงานของตัวรับสัญญาณภาพของอุปกรณ์ถ่ายภาพ และสัญญาณรบกวนอิมพัลส์เกิดจากความผิดพลาดในกระบวนการรับส่งข้อมูล ขั้นตอนวิธีที่นำเสนอในที่นี้ได้มาจากการศึกษา วิเคราะห์ขั้นตอนวิธีการขจัดสัญญาณรบกวนแบบผสมเกาส์เซียน-อิมพัลส์ด้วยตัวกรอง SFR (Camarena et al, 2013) โดยได้พัฒนาตัวกรอง SFR และปรับปรุงเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการขจัดสัญญาณรบกวนแบบผสมเกาส์เซียน-อิมพัลส์

ในการขจัดสัญญาณรบกวนแบบผสมเกาส์เซียน-อิมพัลส์ ในอดีตได้ใช้ตัวกรองสำหรับสัญญาณรบกวนแต่ละประเภทประมวลผลต่อเนื่องกัน แต่ไม่ได้รับความนิยมเนื่องจากความซับซ้อนในการคำนวณ และไม่สามารถขจัดสัญญาณรบกวนได้ดีเท่าที่ควร ต่อมาได้มีการพัฒนาตัวกรองสำหรับสัญญาณรบกวนแบบผสมเกาส์เซียน-อิมพัลส์โดยเฉพาะ SFR เป็นตัวกรองที่มีประสิทธิภาพในการขจัดสัญญาณรบกวนแบบผสม โดยได้นำทฤษฎีฟัซซีมาใช้เพื่อคำนวณค่าถ่วงน้ำหนักของแต่ละจุดภาพในวินโดว์ที่กำลังประมวลผล เพื่อใช้ในการประมาณค่าคำตอบด้วยค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนัก ผลจากการศึกษาทำให้สามารถออกแบบขั้นตอนวิธี RMRMN ที่ทำให้ได้ค่าถ่วงน้ำหนักที่สอดคล้องกับความเป็นจริง และเมื่อนำไปประมาณค่าคำตอบทำให้มีความคลาดเคลื่อนจากภาพต้นฉบับต่ำลง

ขั้นตอนวิธี RMRMN เป็นตัวกรองเชิงพื้นที่ (Spatial Filter) โดยประมวลผลในวินโดว์ขนาด 3×3 จุดภาพ แล้วคำนวณค่าถ่วงน้ำหนักเบื้องต้นสำหรับแต่ละจุดภาพในวินโดว์ด้วยระบบฟัซซี เพื่อนำไปประมาณค่าคำตอบด้วยค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนัก RMRMN มีขั้นตอนการทำงานออกเป็น 4 ขั้นตอนคือ ขั้นตอนที่ 1 การตรวจจับสัญญาณรบกวนอิมพัลส์ ขั้นตอนที่ 2 การคำนวณค่าถ่วงน้ำหนักเบื้องต้นด้วยระบบฟัซซี ขั้นตอนที่ 3 การปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักเบื้องต้น ขั้นตอนที่ 4 เลือกตัวประมาณค่าว่าจะใช้ค่าเฉลี่ย Alpha Trimmed หรือค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักเลือกหุ้มคอนเว็กซ์

จากการประเมินประสิทธิภาพของตัวกรอง RMRMN ที่ได้นำเสนอไปแล้วนั้น ภาพผลลัพธ์ถูกเปรียบเทียบกับตัวกรอง VMF ซึ่งเป็นตัวกรองที่ได้รับความนิยมในการขจัดสัญญาณรบกวนในภาพสี และตัวกรอง SFR โดยมีการวัดค่าคุณภาพเชิงตัวเลขด้วยตัววัด

PSNR ที่ใช้วัดประสิทธิภาพของการขจัดสัญญาณรบกวน MAE ใช้วัดความผิดเพี้ยนไปจากภาพต้นฉบับ NCD ใช้วัดความผิดเพี้ยนของสี และ QSSIM ใช้วัดความเบลอ วัดคอนทราสต์ของภาพ รวมถึงความผิดเพี้ยนของสี จากผลการเปรียบเทียบค่าของตัววัดทั้งสี่ ภาพผลลัพธ์ของตัวกรอง RMRMN มีคุณภาพสูงกว่าภาพผลลัพธ์ที่ได้จากตัวกรอง VMF และ SFR เมื่อระดับสัญญาณรบกวนสูงกว่า Noise20 เป็นต้นไป ดังที่ได้เห็นจากตารางที่แสดงในบทที่สี่ ส่วนที่ระดับสัญญาณต่ำลงมา ค่าจากตัววัดทั้งสี่จะไม่แตกต่างกันมากนัก

5.2 ปัญหาและอุปสรรคในการวิจัย

เนื่องจากการวิจัยนี้ ต้องศึกษาทฤษฎีและใช้ความรู้ทางด้านคณิตศาสตร์และสถิติเป็นส่วนใหญ่ ผู้วิจัยมีความจำเป็นในการศึกษาความรู้และทฤษฎีต่างๆ เพื่อให้สามารถวิเคราะห์ และตีความหมายได้

5.3 ข้อเสนอแนะ

5.3.1 ในตัวกรอง RMRMN ต้องมีการกำหนดค่าตัวแปร Th ซึ่งมีผลต่อคุณภาพของภาพผลลัพธ์ โดยการกำหนดค่าในงานวิจัยชิ้นนี้เป็นการกำหนดค่าโดยประมาณ ซึ่งหากมีผู้สนใจนำไปพัฒนาต่อ สามารถพัฒนาวิธีการในการกำหนดค่าตัวแปร Th ที่เหมาะสมกับภาพอินพุตโดยอัตโนมัติได้

5.3.2 ในงานวิจัยชิ้นนี้ตัวกรอง RMRMN ใช้วินโดวขนาด 3×3 เท่านั้น เมื่อความน่าจะเป็นของการเกิดสัญญาณอิมพัลส์สูงขึ้น อาจส่งผลให้จุดภาพทั้งหมดในวินโดวเป็นสัญญาณรบกวนอิมพัลส์ทั้งหมด จึงควรมีวิธีการในการขยายขนาดวินโดวให้เหมาะสมกับข้อมูลที่กำลังประมวลผล หากมีผู้สนใจสามารถพัฒนาต่อในส่วนนี้ได้

บรรณานุกรม

- Rafael C. Gonzalez., and Richard E. Woods. 2009. Digital Image Processing, 3rd Edition. Prentice Hall: New Jersey.
- Konstantinos N. Plataniotis., and Anastasios N. Venetsanopoulos. 2000. Color Image Processing and Applications. Springer:-Verlag: Berlin.
- Ming Yan. 2013. Restoration of Images Corrupted by Impulse Noise and Mixed Gaussian Impulse Noise Using Blind Inpainting. SIAM J., Imaging Sciences, Vol.6, no.3, pp. 1227-1245.
- Jaakko Astola., Petri Haavisto., and Yrjo Neuvo. 1990. Vector median filters. Proceeding of the IEEE, Vol.78, no.6, pp.648-689.
- Yining Deng., Charles Kenney., Michael S. Moore., and B. S. Manjunath. 1999. Peer group filtering and perceptual color image quantization. Circuits and Systems, IEEE International Symposium VLSI, Vol.4, pp. 21-24.
- Samuel Morillas., Valentin Gregori., and Antonio Hervas. 2009. Fuzzy Peer Groups for Reducing Mixed Gaussian-Impulse Noise From Color Images. Image Processing, IEEE Transactions, Vol.18, no.7, pp.1452-1466.
- Bednar, J., and Watt, T. 1984. Alpha-trimmed means and their relationship to median filters. Acoustics, Speech, and Signal Processing, IEEE Transactions, Vol.32, no.1, pp.145-153.
- Lotfi A. Zadeh. Fuzzy sets. 1965. Information and Control, Vol.8 , pp.338-353.
- Lotfi A. Zadeh. 1975. The Concept of The Linguistic Variable and Its Application to Approximate Resoning, Part 1. Information Sciences, Vol.8, pp.199-249.
- Cox, E. 1994. The Fuzzy Systems Handbook: A Practitioner's Guide to Building, Using, and Maintaining Fuzzy Systems. Academic Press Professional, Inc : San Diego.
- Mark de Berg., Otfried Cheong., Marc van Kreveld., and Mark Overmars. 2008. Computational Geometry: Algorithms and Applications, 3rd Edition. Springer-Verlag : TELOS.
- Joan-Gerard Camarena., Valentin Gregori., Samuel Marillas., and Almanzor Sapena. 2013. A simple fuzzy method to remove mixed gaussian-impulsive noise from color images. Fuzzy Systems, IEEE Transactions, Vol.21, no.5, pp.971-978.

- Roman Garnett., Timothy Huegerich., Charles Chui., and Wenjie He. 2005. A universal noise removal algorithm with an impulse detector. Image Processing, IEEE Transactions, Vol.14, no.11, pp.1747-1754.
- Amir Kolaman., and Orly Yadid-Pecht. 2012. Quaternion Structural Similarity: A New Quality Index for Color Images. Image Processing, IEEE Transactions, Vol.21, No.4, April. 2012, pp. 1526-1536.
- USC_SIPi image database. 1977. <http://sipi.usc.edu/database/>.
- Konstantinos N. Plataniotis., Dimitrios Androutsos., and Anastasios N. Venetsanopoulos. 1999. Adaptive Fuzzy Systems for Multichannel Signal Processing. Proceedings of the IEEE, Vol 87, no.9, pp.1601-1622.
- C. Kenney., Y. Deng., B. S. Manjunath., and G. Hwer. 2001. Peer Group Image Enhancement. IEEE Transactions on Image Processing, Vol. 10, no.2, pp.326-334.

ภาคผนวก

ภาคผนวก**ผลงานตีพิมพ์**

เรื่อง	Resourceful Method to Remove Mixed Gaussian-Impulse Noise in Color Image
งานประชุมวิชาการ	The 12 th International Joint Conference on Computer Science and Software Engineering (JCSSE 2015)
สถานที่	Prince of Songkla University, Hatyai, Songkhla, Thailand
วันที่	22-24 July 2015

Resourceful Method to Remove Mixed Gaussian-Impulse Noise in Color Images

Sakon Chankhachon¹ and Sathit Intajag²

Artificial Intelligence Research Laboratory,

Department of Computer Science, Faculty of Science, Prince of Songkla University, Thailand.

¹(5510220110@psu.ac.th), ²(sathit.i@psu.ac.th) * Corresponding author.

Abstract—It is a challenging task to suppress mixed noise in a color image. Simple fuzzy method could reduce the mixed Gaussian-Impulse noise with preservable edge and detail of image; however, the method provides some drawbacks and led to inappropriate outputs. This paper proposed a resourceful method to remove the mixed Gaussian-Impulse noise by designing the sequential cases to estimate the optimal weights in small window for filtering the noise signals. The sequential cases consisted of impulse detection, fuzzy system for initial weights, improving the weights and optimizing the weights, and finally the output pixels estimated by either alpha trimmed mean or convex hull techniques. As depicted in the experimental results, the proposed algorithm provided the best solutions when comparison with the vector median filter and the simple fuzzy method.

Keywords—Color image; Mixed Gaussian-Impulse Noise; Fuzzy systems; Fuzzy rules; Resourceful Method, Vector Median Filter.

I. INTRODUCTION

Color image processing applications require the estimator of the original signal from its contaminated version [1]. The contamination can be introduced into the signal during the data acquisition, storage and transmission processes. With growing demand for high quality of color images, the restoration processes need to operate these pictures. The restoring processes have to preserve as much as possible the image details that consist of edge, sharpness, contrast, and color balance.

Prior knowledge of noise has necessity for modelling the removal noise algorithms. Two types of noise are usually encountered, which comprise of additive white Gaussian noise and impulse noise [1], [2]. The Gaussian noise is corrupted due to the thermal motion of electron in camera sensors and circuits [2], [3]. The impulse noise might be occurred by malfunctioning pixels in a photoreceptor, memory location fault or transmission error [4]. The mixture of Gaussian and Impulse noise may be confronted in practice causes by multiple sources of noise.

In recent decade, many methods have been proposed to remove the mixed noise. The *Peer Group Averaging* (PGA) [5] removes the mixed noise by using statistic method for impulse noise detection and replaces contaminated pixels with averaging of pixels in peer group. *Fuzzy Peer Group Averaging* (FPGA) [6] is based on PGA. The difference between these methods depends on how to build peer group. *Adaptive Nearest Neighbor Filter* (ANNF) [7] uses fuzzy membership functions based on difference distance measures among the image vector and fuzzy aggregators to determine the weights in a filter

structure. From development of the classical median filter, *Vector Median Filter* (VMF) [8] is extend to The *Fuzzy Vector Median Filter* (FVMF) [9]. These filters compute the weights depending on the similarity between each image vector and vector median of the neighborhood vector.

Motivation of the proposed method is *Simple Fuzzy Rule* (SFR) [10]. SFR method uses a weight averaging, which is formulated by a fuzzy rule based system. Inputs of the system consist of degree of noisiness and degree of similarity in each window. From our investigation, SFR has some drawbacks for producing the weight average to estimate the output pixels.

Resourceful Method to Remove Mixed-Noise (RMRMN) is proposed to solve the drawbacks of SFR. In our method, the input data are analysed by the fuzzy system to evaluate the noise quantity and to assign the initial weights. The analysed results are employed to select the methods for filtering the noise signals. The filter methods consist of alpha trimmed mean [11] and convex hull [12]. If the data have enough information then the trimmed mean is chosen, otherwise the convex hull technique is operated to estimate the optimum weights of each color band. To evaluate RMRMN, *Mean Absolute Error* (MAE) and *Peak Signal to Noise Ratio* (PSNR) are used to measure errors between the resulted images and the original images. *Normalized Color Difference* (NCD) [1] and *Quaternion Structural SIMilarity* (QSSIM) [13] are employed to assess the preservation of color image details. From the experimentations, the proposed algorithm provides the image results better than VMF and SFR methods.

This paper is organized as follows. Section II describes the *Simple Fuzzy Rule* concepts. The drawbacks of SFR are investigated in Section III. RMRMN algorithm is explained in Section IV. Section V demonstrates some experimental results. Finally, conclusions are described.

II. RELATED WORK

Simple fuzzy rule [10] is a method for removing the mixed noise from a color image, \mathcal{F} , by using fuzzy system [14]. Input data of SFR are a subimage in window, W , size 3×3 pixels of each band; thus, $W = \{F_i, F_j\}$. F_i denotes centered pixel at coordinate i^{th} of the window W . For the color image, $F_i = [F_i^R, F_i^G, F_i^B]$, when the superscript R, G, B stand for color bands Red, Green, Blue, respectively. The coordinate $i = 1, 2, 3, \dots, M \times N$, where $M \times N$ denotes size of the image \mathcal{F} . F_j represents the neighborhood pixels of F_i .

SFR method employs the fuzzy system to approximate a weight filter from the subimage data, W . The filter is provided to estimate the desired denoised pixels in each band of the color image. The following subsection will be described the algorithm of SFR.

A. SFR Fuzzification

In fuzzification process, the pixel data in W are fuzzify to noisy degree, $\delta_{noise}(x)$, and similarity degree, $g(x)$, by using norm between F_i and F_j . Later tasks of the fuzzy system that consist of inference and defuzzification processes use $\delta_{noise}(x)$ and $g(x)$ to synthesize weight \hat{w}_i for estimating noise free pixel from the input pixel data, F^i .

SFR method uses rank order distance (ROD) statistic [15] to convert vector W to degree of noisiness by considering $s + 1$ first pixels $F_{(0)}, F_{(1)}, \dots, F_{(s)}$, as following

$$ROD_s(F_i) = \sum_{j=0}^s L_\infty(F_i, F_{(j)}) \quad (1)$$

The method uses L_∞ norm to measure distance that is given by

$$L_\infty(F_i, F_j) = \max\{|F_i^R - F_j^R|, |F_i^G - F_j^G|, |F_i^B - F_j^B|\} \quad (2)$$

The SFR declares $x = ROD_s(F_i)$ to calculate the noisiness degree for the vague statement " F_i is noisy" by

$$\delta_{noise}(x) = \begin{cases} 0, & \text{for } x \leq k_1 \\ \frac{x - k_1}{k_2 - k_1}, & \text{for } k_1 < x < k_2 \\ 0, & \text{for } x \geq k_2 \end{cases} \quad (3)$$

For the non-noisiness degree, the vague statement " F_i is not noisy" is given by

$$\delta_{notnoise}(x) = 1 - \delta_{noise}(x) \quad (4)$$

where $k_1 = 0.5 \times ROD_{max}$ and $k_2 = 0.6 \times ROD_{max}$. $ROD_{max} = ROD_s(F_i : F_i \in \mathcal{F})$.

Similarities in the window W are calculated by three term sets. There are *High*, *Medium* and *Low*, which the membership functions of each term set is given by $g_{high}(x)$, $g_{med}(x)$ and $g_{low}(x)$, respectively.

$$g_{high}(x) = \begin{cases} 1, & \text{for } x \leq a \\ \frac{-x}{3a} + \frac{4}{3}, & \text{for } a < x < 4a \\ 0, & \text{for } 4a \leq x \end{cases} \quad (5)$$

$$g_{med}(x) = \begin{cases} \frac{x - a}{a}, & \text{for } a < x < 2a \\ 1, & \text{for } 2a < x < 3a \\ \frac{4a - x}{a}, & \text{for } 3a < x < 4a \\ 0, & \text{elsewhere} \end{cases} \quad (6)$$

$$g_{low}(x) = 1 - g_{high}(x) \quad (7)$$

where x represents L_1 norm to measure similarities between

F_i and F_j .

$$L_1(F_i, F_j) = |F_i^R - F_j^R| + |F_i^G - F_j^G| + |F_i^B - F_j^B|. \quad (8)$$

B. Rule Inference

The rules to formulate the noisiness and similarity degree are summarized in three fuzzy rules as following.

1) IF $\delta_{notnoise}(x = ROD_s(F_j))$ AND $\delta_{noise}(x = ROD_s(F_i))$ AND $g_{med}(x = L_1(F_i, F_j))$ Then $v_{med}(w_i)$.

2) IF $\delta_{noise}(x = ROD_s(F_j))$ AND $\delta_{noise}(x = ROD_s(F_i))$ AND $g_{low}(x = L_1(F_i, F_j))$

OR IF $\delta_{notnoise}(x = ROD_s(F_j))$ AND $\delta_{notnoise}(x = ROD_s(F_i))$ AND $g_{high}(x = L_1(F_i, F_j))$ Then $v_{large}(w_i)$.

3) IF $\delta_{noise}(x = ROD_s(F_j))$

OR ($\delta_{notnoise}(x = ROD_s(F_j))$ AND $\delta_{noise}(x = ROD_s(F_i))$ AND $g_{high}(x = L_1(F_i, F_j))$)

OR ($\delta_{notnoise}(x = ROD_s(F_j))$ AND $\delta_{notnoise}(x = ROD_s(F_i))$ AND $g_{med}(x = L_1(F_i, F_j))$)

OR ($\delta_{notnoise}(x = ROD_s(F_j))$ AND $\delta_{notnoise}(x = ROD_s(F_i))$ AND $g_{low}(x = L_1(F_i, F_j))$) Then $v_{small}(w_i)$.

Antecedent parts of the fuzzy rules are formed from the conjunction operation AND(t-norm) and the disjunction operation OR(s-norm).

Consequent terms of the rule inference are designed to establish the weight mask for reducing the noisiness in the window W . The input argument, $w_i \in [0, 1]$, is represented a certainty degree in the vague statement of weight degree that consists of *Small*, *Medium* and *large* as defined by

$$v_{large}(w_i) = \begin{cases} \frac{w_i - 1}{b - 1}, & \text{for } b < w_i < 1 \\ 0, & \text{elsewhere} \end{cases} \quad (9)$$

$$v_{med}(w_i) = \begin{cases} \frac{2w_i - 1}{2b - 1} + 1, & \text{for } 1 - b < w_i \leq 0.5 \\ \frac{1 - 2w_i}{2b - 1} + 1, & \text{for } 0.5 < w_i < b \\ 0, & \text{elsewhere} \end{cases} \quad (10)$$

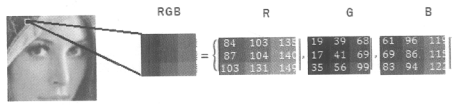
$$v_{small}(w_i) = \begin{cases} \frac{w_i}{b - 1} + 1, & \text{for } 0 \leq w_i \leq 1 \\ 0, & \text{elsewhere} \end{cases} \quad (11)$$

where scalar $b = 0.9$.

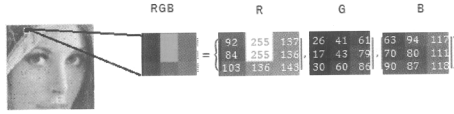
C. Defuzzification

COG (Center of Gravity) technique is provided to defuzzify for producing weights, \hat{w}_i . Finally, the weights, \hat{w}_i , and the pixel data, F^i , are applied to extract the desired denoised pixel \hat{F}_0 as following

$$\hat{F}_0 = \left(\sum_{i=0}^m \hat{w}_i F^i \right) / \sum_{i=0}^m \hat{w}_i \quad (12)$$



(a) Original Image



(b) Noisy Image

Fig. 1. (a) Lenna image, sliding windows at pixel (11,36) in RGB bands. (b) Contaminated version with mixed Gaussian-Impulse noise that probability of impulse is 0.1 and σ of Gaussian noise is 10, windows at the same position.

where m is the number of weighted pixels. For SFR method, $m = 7$, and $s = 2$. From our study, SFR has some drawbacks in the fuzzification process.

III. SFR DRAWBACKS

From our inspection, some drawbacks are founded in the fuzzifying process as illustrated in the following.

1) *Noisiness Fuzzifying Error*: In some situations, the membership function to fuzzify the noisiness degree cannot provide the appropriate degrees that causing the weight filter produces unreasonable output. The first situation is some pixels under processing consisting of impulse signal; however, SFR method cannot detect. For the second situation, some pixels under processing are not impulse signals, but SFR treat the pixels as the noise.

From the cases, let us consider an example from Lenna image in Fig. 1. Fig. 1(b) shows the corrupted version of the Lenna image by the mixed-noise. The SFR algorithm regards F_i at position (11, 36) of the red band. Noisiness degrees in the window W at this position are provided two term sets as following

$$\delta_{noise}(x = ROD(F_i)) = \begin{bmatrix} 0 & 0.45 & 0 \\ 0 & 0.20 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$\delta_{notnoise}(x = ROD(F_i)) = \begin{bmatrix} 0 & 0.55 & 0 \\ 0 & 0.80 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

As seen in Fig. 1(b) of the red band, the pixels at the position $F_{(0)}$ and $F_{(2)}$ are impulsive. However, the noisiness degree $\delta_{noise}(F_{(2)}) = 0.45$, is assigned less than the degree of non noisiness $\delta_{notnoise}(F_{(2)}) = 0.80$. At the same as pixel $F_{(0)}$, that is $\delta_{noise}(F_{(0)}) < \delta_{notnoise}(F_{(0)})$.

2) *Similarity Fuzzifying Error*: In this mistake, considering the pixel values at position (43,12) of Fig.1(b) are captured in window W of each color band as showing by

$$F^R(43, 12) = \begin{bmatrix} 146 & 193 & 206 \\ 174 & 0 & 197 \\ 204 & 211 & 174 \end{bmatrix}$$

$$F^G(43, 12) = \begin{bmatrix} 90 & 118 & 130 \\ 117 & 152 & 98 \\ 137 & 136 & 73 \end{bmatrix}$$

$$F^B(43, 12) = \begin{bmatrix} 115 & 128 & 110 \\ 121 & 136 & 80 \\ 125 & 130 & 85 \end{bmatrix}$$

The membership values of the similarity degrees in eq. (5)-(7) are determined as following

$$g_{high}(x) = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, g_{med}(x) = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$, g_{low}(x) = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

Cause of the error derives from the pixel at position $F_{(0)}$ in the red band, which corrupted the impulsive signal. The effect is the degree of membership values, which are defined inappropriate values. The drawback from our investigation produces the output weights, \hat{w}_i unsatisfactory to estimate the output pixels, \hat{F}_0 , in each color band. As the case of similarity measurement, SFR method provides the weight \hat{w}_i as following

$$\hat{w}_i = \begin{bmatrix} 0.97 & 0.97 & 0.97 \\ 0.97 & 0 & 0.97 \\ 0.97 & 0.97 & 0.97 \end{bmatrix}$$

So that, \hat{F}_0 in eq. (12) gives us with $\hat{F}_{(0)}^R = 186$. At this pixel, original value of the red band is 215.

IV. PROPOSED METHOD

The proposed algorithm contributes to resolve the disadvantage of SFR method that occurs in the fuzzification process of reducing the mixed-noise. In RMRMN scheme, pixel data in the window W was analyzed before operating by the fuzzy system for calculating initial weights, w_k . Finally, the initial weights are updated to estimate the denoised pixel \hat{F}_0 , that is obtained by either alpha trimmed mean or convex hull technique.

RMRMN algorithm is illustrated in Fig. 2. The algorithm is divided into five blocks, which consists of impulse detection, initialized weights by fuzzy system, improved weights, alpha trimmed mean, and convex hull. The following subsections will describe the algorithm in details.

A. Impulse Detection

The impulse detection block is employed to find a set of free impulsive signal for using as a condition to formulate weights. The set of noise free, $ImFree$, is given as following

$$ImFree(i, j, Band) = \{\forall F_k | F_k \notin \{0, 255\};\} \quad (13)$$

where (i, j) is coordinate of window W that $i = 1, 2, 3$ and $j = 1, 2, 3$. F_k , $k = 0, 1, 2, \dots, 8$, is a pixel in W . $Band$ represents R, G, and B bands. $ImFree$ is assigned in the condition of uniform-impulse noise, that each position is defined either 0 or 255.

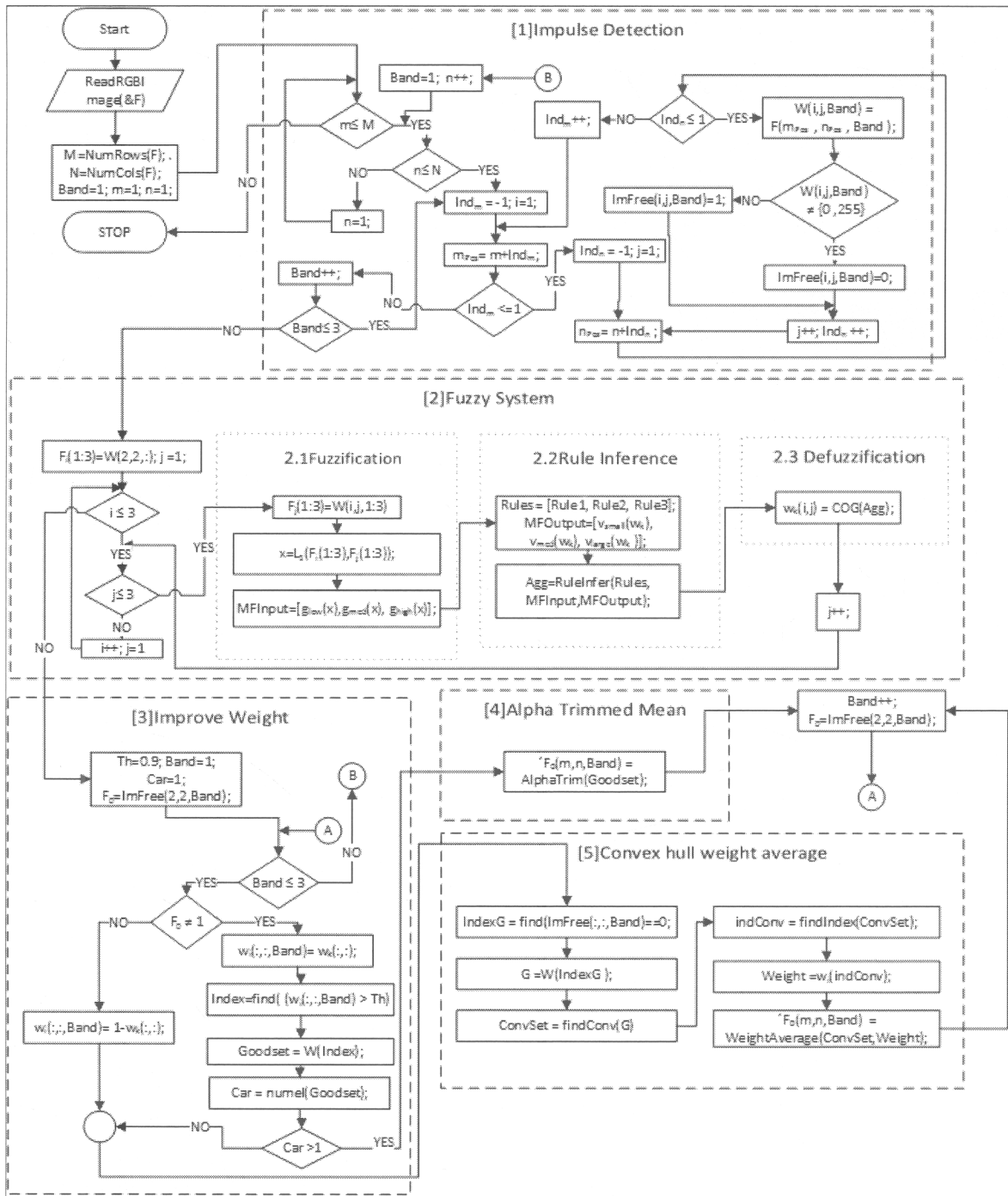


Fig. 2. RMRMN algorithm. * In fuzzy system stage RMRMN uses same membership functions as SFR

B. Fuzzy System

For fuzzy system block, similarity variable is calculated by three rules to initial weights. In subblock 2.1, variable x is given by L_1 norm to deduce the similarity degree of W by using the membership functions as defined in eq. (5)-(7). The similarity degree is assigned to antecedent part by MFIInput variable. The consequence part, MFOOutput , is employed to deduce the pre-weight degrees, which consist of three term sets $\{v_{\text{small}}, v_{\text{med}}, v_{\text{large}}\}$ as defined in eq.(9)-(11). The rule inference in subblock 2.2 consists of three fuzzy rules as given

by

Rule1) IF $g_{\text{low}}(x = L_1(F_i, F_j))$ Then $v_{\text{small}}(w_k)$.

Rule2) IF $g_{\text{med}}(x = L_1(F_i, F_j))$ Then $v_{\text{med}}(w_k)$.

Rule3) IF $g_{\text{high}}(x = L_1(F_i, F_j))$ Then $v_{\text{large}}(w_k)$.

Defuzzification process formulates the weights, w_k , by using COG.

C. Weight Improvement

The weights, w_k , are improved by considering the case of an impulse signal at the center pixel, F_0 , of the window W . If F_0 is an impulse pixel, the final weights, w_i , are assigned to $1 - w_k$, otherwise, the final weights are the same with w_k . The weights w_i of each band are supplied for defining a good set, which supposes to be uncontaminated signals as given by

$$\text{Goodset} = \{\forall F_i | w_i \geq Th\}, \quad (14)$$

where Th denotes the threshold value. In our method, $Th = 0.8$.

D. Alpha Trimmed Mean

Cardinality, Car , of Goodset provides a condition to select a method for estimation the denoised pixel, \hat{F}_0 . If Car is greater than one, \hat{F}_0 is formulated by alpha trimmed mean technique as defined in eq. (15), otherwise, \hat{F}_0 is averaged from convex hull technique.

$$\text{AlphaTrim}(\text{Goodset}) = \frac{1}{Car - y} \sum_{r=y+1}^{Car-k} \text{Goodset}_r \quad (15)$$

where $y = Car \times \frac{\alpha=0.35}{2}$.

E. Convex hull weight average

In the case the center pixel F_0 contaminated, the convex hull [12] is provided to evaluate the weight data, which are employed to approximate the denoise pixel \hat{F}_0 .

With the same data from Fig. 1(b), RMRMN algorithm provides $\hat{F}_0 = [113, 42, 87]$, which approaches to the noise free signal more than SFR method provided. For more comparisons, the experimental results are described the next section.

V. EXPERIMENTATION RESULTS

Image data endowed to assess the proposed method consisting of LENA, BABOON, JELLY BEAN and HOUSE from SIPI test image database [16]. The original images are shown in Fig. 3 in (a), (b), (c), and (d), respectively. The contaminated images by mixed Gaussian-Impulse noise [1] with at various levels are arranged from the probability, $p \in [0.05 - 0.30]$, for the impulse noise, and the standard deviations, σ , of the Gaussian noise at the values of 5, 10, 20, and 30. Combining of the noisy parameters are illustrated in TABLE I. The second row of fig.3 illustrates the contaminated images by the mixed noise at different levels that consist of fig.3(e) having $p = 0.05$ and $\sigma = 5$, (f) containing $p = 0.1$ and $\sigma = 10$, (g) containing $p = 0.2$ and $\sigma = 20$ and (h) having $p = 0.3$ and $\sigma = 30$.

Results of RMRMN are compared with vector median filter[8] and SFR method at the same size of kernel 3×3 pixels. The third row of Fig. 3 that consists of (i), (j), (k) and (l) is the image results of VMF. The fourth row of Fig.3, which consists of (m), (n), (o) and (p), provides the image results of SFR method. The last row of Fig.3, which comprises of (q), (r), (s) and (t), illustrates the image results of proposed method.

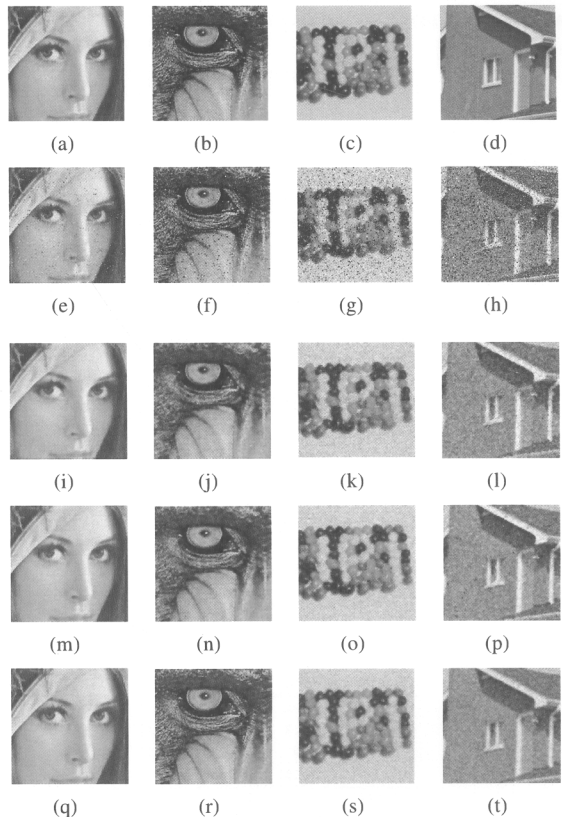


Fig. 3. Outputs for visual comparisons. (a),(b),(c) and (d) are original test images. (e) LENA contaminated with $\sigma = 5$ for Gaussian and $p = 0.05$ for impulse noise, (f) BABOON contaminated with $\sigma = 10$ for Gaussian and $p = 0.10$ for impulse noise, (g) JELLY BEAN contaminated with $\sigma = 20$ for Gaussian and $p = 0.20$ for impulse noise, (h) HOUSE contaminated with $\sigma = 30$ for Gaussian and $p = 0.30$ for impulse noise. The corresponding outputs for VMF consisting of (i), (j), (k) and (l), SFR method providing by (m), (n), (o) and (p), and the proposed method illustrating as (q), (r), (s) and (t).

From the visual assessment, the proposed results are quite the best when comparisons with the results of VMF and SFR.

For numerical comparisons, we use common objective measurements that comprise of MAE to measure the errors between resulted images and original images, PSNR to assess the noise suppression, and NCD to evaluate color preservation [1]. These measurements are simple to calculate; however, sometime they do not align well with perceived quality by human visual system. QSSIM [13] is a good image quality measurement based on the principle the human visual system. It operates in quaternion measurement by engaging the structure dissimilarity of color image differences in each color band. QSSIM can provide to evaluate the contrast and the color distortion.

The numerical quality assessment at different noise levels was shown in TABLE I. In this TABLE, the images in Fig. 3 were provided to calculate the quality assessment functions that consist of MAE, PSNR, NCD, and QSSIM. By the measurement values, our algorithm was endowed with a good result when comparison with the methods of VMF and SFR. It provided minimum errors and could suppress the mixed noise very well as seen from MAE and PSNR values. When considering the image details, the proposed method could

TABLE I. COMPARISONS OF THE PERFORMANCE USING THE TEST IMAGES CONTAMINATED WITH DIFFERENT DENSITIES OF MIXED GAUSSIAN AND FIXED-VALUE IMPULSIVE NOISE. *BEST RESULT MARK AS BOLD FONT

Noise	Assert	NONE	VMF	SFR	RMRMN	Noise	Assert	NONE	VMF	SFR	RMRMN
LENNA						CANDY					
$p = 0.05, \sigma = 5$	PSNR	21.9500	31.9500	34.1238	34.6953	$p = 0.05, \sigma = 5$	PSNR	21.7975	35.2474	37.9546	38.5333
	MAE	6.4288	4.5148	3.5665	3.4562		MAE	6.4829	2.8041	2.0142	1.9350
	NCD	9.42	5.56	4.42	4.36		NCD	7.04	2.70	1.99	1.91
	QSSIM	0.6922	0.9496	0.9665	0.9730		QSSIM	0.3766	0.9049	0.9453	9599
$p = 0.10, \sigma = 10$	PSNR	18.6647	29.5298	31.6232	32.2221	$p = 0.10, \sigma = 10$	PSNR	18.6730	31.2904	33.7529	34.8301
	MAE	12.7143	6.3827	4.8748	4.7158		MAE	12.7055	5.1393	3.6894	3.3458
	NCD	18.30	8.17	6.12	5.88		NCD	13.64	4.87	3.50	3.17
	QSSIM	0.5459	0.8852	0.9182	0.9341		QSSIM	0.2164	0.7384	0.8413	0.8806
$p = 0.20, \sigma = 20$	PSNR	15.3105	25.2221	27.4781	27.9195	$p = 0.20, \sigma = 20$	PSNR	15.2815	25.8592	28.5232	29.6682
	MAE	24.5507	10.9072	8.0528	7.7115		MAE	24.7497	10.1477	7.2288	6.4174
	NCD	34.26	14.53	10.58	10.09		NCD	25.87	9.54	6.69	6.03
	QSSIM	0.3936	0.7119	0.7724	0.8151		QSSIM	0.1123	0.4495	0.6051	0.6586
$p = 0.30, \sigma = 30$	PSNR	13.2651	21.9889	24.3760	25.7872	$p = 0.30, \sigma = 30$	PSNR	13.2093	22.1745	24.9258	27.0576
	MAE	35.4751	15.9351	11.5570	10.2882		MAE	35.9794	15.6327	11.0080	8.8642
	NCD	48.12	21.48	15.47	13.57		NCD	36.81	14.81	10.12	8.32
	QSSIM	0.3099	0.5587	0.6304	0.7107		QSSIM	0.0854	0.2921	0.4339	0.5317
BABOON						HOUSE					
$p = 0.05, \sigma = 5$	PSNR	22.0777	19.6636	24.3598	25.9423	$p = 0.05, \sigma = 5$	PSNR	22.0396	31.7067	33.7254	34.1746
	MAE	6.3724	17.5799	10.7199	9.0385		MAE	6.4756	4.5297	3.6583	3.5623
	NCD	9.33	15.12	10.92	10.12		NCD	8.84	4.68	3.71	3.68
	QSSIM	0.7842	0.4932	0.7924	0.8659		QSSIM	0.4663	0.8035	0.8655	0.8735
$p = 0.10, \sigma = 10$	PSNR	18.6805	19.4280	22.1887	23.6695	$p = 0.10, \sigma = 10$	PSNR	18.9189	29.2727	31.3103	31.8851
	MAE	12.7493	18.7784	14.0966	11.8370		MAE	12.6132	6.4839	5.0492	4.8064
	NCD	18.24	16.81	13.20	12.22		NCD	16.97	7.17	5.36	9.58
	QSSIM	0.6331	0.4718	0.6733	0.7668		QSSIM	0.2965	0.6895	0.7867	0.8036
$p = 0.20, \sigma = 20$	PSNR	15.2309	18.6141	20.2843	21.5770	$p = 0.20, \sigma = 20$	PSNR	15.4123	24.9640	26.9729	28.1972
	MAE	24.8535	21.7732	17.7406	15.8945		MAE	24.6904	11.1032	8.3891	7.5429
	NCD	34.57	21.40	16.73	15.93		NCD	32.15	12.99	9.58	8.40
	QSSIM	0.4471	0.4133	0.5400	0.6268		QSSIM	0.1740	0.4716	0.5971	0.6513
$p = 0.30, \sigma = 30$	PSNR	13.2766	17.5437	18.9879	20.3877	$p = 0.30, \sigma = 30$	PSNR	13.3712	21.7189	23.9587	25.6575
	MAE	35.5941	25.5247	20.7042	18.4308		MAE	35.6741	16.3527	12.0800	10.3163
	NCD	48.17	27.04	20.72	19.67		NCD	45.75	19.68	14.35	11.54
	QSSIM	0.3412	0.3577	0.4657	0.5764		QSSIM	0.1232	0.3314	0.4543	0.5366

preserve edge sharpness and color appearance better than VMF and SFR as shown in NCD and QSSIM values, which the values approach to one.

VI. CONCLUSION

Our paper proposed a good model to reduce mixed Gaussian-impulse noise in a color image, namely resourceful method to remove mixed noise (RMRMN). Some prior knowledge of the mixed noise model came from our investigation the simple fuzzy method, which we met the needs from the fuzzification process. RMRMN was designed in small windows with the size 3×3 pixels to approximate the optimal weights for filtering the noise signals in each color band. From experimentations, the proposed method could preserve the details of the color images as seen from Fig. 3 for visual inspections and TABLE I for numerical assessments. However, the developed algorithm has a restriction. It cannot provide a good result when the impulse density is greater than 30%.

REFERENCES

- [1] K. N. Plataniotis and A. N. Venetsanopoulos, *Color Image Processing and Applications*. Berlin, Germany: Springer-Verlag., 2000.
- [2] R. Lukac, B. Smolka, K. Martin, K. Plataniotis, and A. Venetsanopoulos, "Vector filtering for color imaging," vol. 22, no. 1, pp. 74–86, Jan. 2005.
- [3] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, *Digital Image Processing*, 3rd ed. Upper Saddle River, NJ, USA: Prentice-Hall, Inc., 2006.
- [4] M. Yan, "Restoration of images corrupted by impulse noise and mixed gaussian impulse noise using blind inpainting," *SIAM J. Imaging Sciences*, vol. 6, no. 3, pp. 1227–1245, 2013.
- [5] Y. Deng, C. Kenney, M. Moore, and B. Manjunath, "Peer group filtering and perceptual color image quantization," in *Proc. IEEE Int. Symp. Circuits and Systems VLSI*, vol. 4, Jul. 1999, pp. 21–24.
- [6] S. Morillas, V. Gregori, and A. Hervás, "Fuzzy peer groups for reducing mixed gaussian-impulse noise from color images," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 18, no. 7, pp. 1452–1466, Jul. 2009.
- [7] K. N. Plataniotis, D. Androustos, and A. N. Venetsanopoulos, "Multi-channel filters for image processing," *Signal Process. Imag. Commun.*, vol. 9, no. 2, pp. 143 – 158, Jan. 1997.
- [8] J. Astola, P. Haavisto, and Y. Neuvo, "Vector median filters," *Proc. IEEE*, vol. 78, no. 4, pp. 678–689, Apr. 1990.
- [9] Y. Shen and K. E. Barner, "Fuzzy vector median-based surface smoothing," *IEEE Trans. Vis. Comput. Graphics*, vol. 10, no. 3, pp. 252–265, May. 2004.
- [10] J.-G. Camarena, V. Gregori, S. Morillas, and A. Sapena, "A simple fuzzy method to remove mixed gaussian-impulsive noise from color images," *IEEE Trans. Fuzzy Syst.*, vol. 21, no. 5, pp. 971–978, Oct. 2013.
- [11] J. Bednar and T. Watt, "Alpha-trimmed means and their relationship to median filters," *IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Process.*, vol. 32, no. 1, pp. 145–153, Feb. 1984.
- [12] M. d. Berg, O. Cheong, M. v. Kreveld, and M. Overmars, *Computational Geometry: Algorithms and Applications*, 3rd ed. Santa Clara, CA, USA: Springer-Verlag TELOS, 2008.
- [13] A. Kolaman and O. Yadid-Pecht, "Quaternion structural similarity: A new quality index for color images," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 21, no. 4, pp. 1526–1536, Apr. 2012.
- [14] E. Cox, *The Fuzzy Systems Handbook: A Practitioner's Guide to Building, Using, and Maintaining Fuzzy Systems*. San Diego, CA, USA: Academic Press Professional, Inc., 1994.
- [15] R. Garnett, T. Huegerich, C. Chui, and W. He, "A universal noise removal algorithm with an impulse detector," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 14, no. 11, pp. 1747–1754, Nov. 2005.
- [16] USC-SIPI, "USC-SIPI image database," <http://sipi.usc.edu/database/>.

ประวัติผู้เขียน

ชื่อ สกุล	นายสกล จันทร์ขจร		
รหัสประจำตัวนักศึกษา	5510220110		
วุฒิการศึกษา			
	วุฒิ	ชื่อสถาบัน	ปีที่สำเร็จการศึกษา
	วท.บ. (วิทยาการคอมพิวเตอร์)	มหาวิทยาลัยราชภัฏสุราษฎร์ธานี	2554

การตีพิมพ์เผยแพร่ผลงาน

Chankhachon, S., Intajag. S. 2015. Resourceful Method to Remove Mixed Gaussian Impulse Noise in Color Image. The 12th International Joint Conference on Computer Science and Software Engineering. JCSSE, Songkhla, Thailand, Jul. 22-24, 2015