

การเปรียบเทียบการรู้จำเครื่องหมายจราจรโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมและ  
ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน: กรณีศึกษาป้ายเตือนของประเทศไทย  
**A Comparison of Traffic Sign Recognition Using Neural Networks and  
Support Vector Machine: A Case Study of Thailand Warning Signs**

ทศม วงศ์ช่วย

**Thasama Wongchuay**

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต  
สาขาวิชาการจัดการเทคโนโลยีสารสนเทศ  
มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์

**A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements for the Degree of  
Master of Science in Management of Information Technology**

**Prince of Songkla University**

**2554**

ลิขสิทธิ์ของมหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์

ชื่อวิทยานิพนธ์      การเปรียบเทียบการรู้จำเครื่องหมายจราจรโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมและ  
ฮาร์ดแวร์เวกเตอร์แมชชีน: กรณีศึกษาป้ายเตือนของประเทศไทย

ผู้เขียน                นายทสม วงศ์ช่วย

สาขาวิชา              การจัดการเทคโนโลยีสารสนเทศ

---

อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก

คณะกรรมการสอบ

.....  
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.วิภาดา เวทย์ประสิทธิ์)

.....ประธานกรรมการ  
(ดร.เดือนเพ็ญ กชกรจรรุ่งพงศ์)

.....กรรมการ  
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.วิภาดา เวทย์ประสิทธิ์)

.....กรรมการ  
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ลัดดา ปรีชาวีรกุล)

บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ อนุมัติให้รับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้  
เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษา ตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาการจัดการ  
เทคโนโลยีสารสนเทศ

.....  
(ศาสตราจารย์ ดร.อมรรัตน์ พงศ์ดารา)

คณบดีบัณฑิตวิทยาลัย

ชื่อวิทยานิพนธ์	การเปรียบเทียบการรู้จำเครื่องหมายจราจร โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม และซอฟต์แวร์เวกเตอร์แมชชีน: กรณีศึกษาป้ายเตือนของประเทศไทย
ผู้เขียน	นายทศม วงศ์ช่วย
สาขาวิชา	การจัดการเทคโนโลยีสารสนเทศ
ปีการศึกษา	2553

### บทคัดย่อ

ปัจจุบันมีการพัฒนาระบบคอมพิวเตอร์มาใช้ร่วมกับรถยนต์ให้มีความสามารถมากขึ้นเช่น การนำคอมพิวเตอร์มาช่วยในการจำแนกเครื่องหมายจราจร วิทยานิพนธ์นี้ได้เสนอการเปรียบเทียบ ค่าความถูกต้องและความเร็วของในการทำงานโครงข่ายประสาทเทียมกับซอฟต์แวร์เวกเตอร์แมชชีน ในการจำแนกเครื่องหมายจราจรประเภทเตือนของประเทศไทย จากป้ายที่พบบ่อยจำนวน 30 แบบ รวม 960 ภาพ ภาพที่ดีที่สุดที่ใช้ในการทดลองคือภาพที่มีความสว่างปานกลาง สถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมคือ โหนดข้อมูลเข้า: โหนดซ่อน: โหนดผลลัพธ์ 625: 1,250 :1 โดยมีข้อมูล นำเข้า 50x50 พิกเซล ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าซอฟต์แวร์เวกเตอร์แมชชีนกับโครงข่ายประสาท เทียมมีค่าความถูกต้องเฉลี่ยที่ดีมากและใกล้เคียงกันคือ 99% ถึง 100% ในขณะที่ความเร็วในการ ทำนายของซอฟต์แวร์เวกเตอร์แมชชีน (0.007 วินาที) ใช้เวลาน้อยกว่าโครงข่ายประสาทเทียม (0.356 วินาที)

**Thesis Title** A Comparison of Traffic Sign Recognition Using Neural Networks and Support Vector Machine: A Case Study of Thailand Warning Signs

**Author** Mr.Thasama Wongchuay

**Major Program** Management of Information Technology

**Academic Year** 2010

### **ABSTRACT**

At present, there is a developing of computer to use with cars in order to increase cars' capability. For example, using computer to classify the traffic signs. This thesis presented a comparison of accuracy and speed between neural networks and support vector machine in classifying different warning traffic signs in Thailand. Frequently seen signs of 30 types for a total of 960 images were used for this study. The best image for training is average intensity. The best neural network architecture for input node : hidden node : output node is 625: 1,250 :1. In addition, the best input image is 50x50 pixel. The result of this study indicated that both support vector machine and neural networks had high accuracy at 99% to 100%. However, the average time of support vector machine (0.007 second) was faster than neural networks (0.356 second).

## กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงได้ด้วยดี ขอขอบพระคุณ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. วิภาดา เวทย์ประสิทธิ์ ประธานกรรมการที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ ที่คอยให้คำปรึกษา และให้ความรู้ในด้านต่างๆ พร้อมทั้งชี้แนะแนวทางในการดำเนินการวิจัย และจัดทำวิทยานิพนธ์ รวมถึงการถ่ายทอดประสบการณ์ความรู้ในทุกด้านและช่วยตรวจแก้ไขวิทยานิพนธ์ให้เสร็จสมบูรณ์

กรรมการสอบคือ ดร.เดือนเพ็ญ กษกรจารุพงศ์ และผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ลัดดา ปรีชาวีรกุล ที่สละเวลามาเป็นกรรมการสอบตลอดจนช่วยตรวจ และแก้ไขวิทยานิพนธ์ให้แล้วเสร็จอย่างสมบูรณ์

คุณพ่อ คุณแม่ ภรรยา ลูก ที่เป็นกำลังใจให้ข้าพเจ้าตลอดเวลา  
เพื่อนๆ พี่ๆ น้องๆ ทุกคนที่คอยช่วยเหลือและให้กำลังใจเพื่อการดำเนินงาน  
วิทยานิพนธ์เสมอมา

ข้าพเจ้าจึงขอขอบพระคุณทุกท่านมา ณ ที่นี้ด้วย

ทศม วงศ์ช่วย

## สารบัญ

	หน้า
สารบัญ.....	(6)
รายการตาราง.....	(8)
รายการภาพประกอบ.....	(9)
บทที่ 1 บทนำ.....	1
1.1 ความสำคัญ และที่มาของงานวิจัย.....	1
1.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	8
1.3 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย.....	10
1.4 ขอบเขตของการวิจัย.....	11
1.5 ขั้นตอน และวิธีดำเนินการวิจัย.....	11
1.6 สถานที่ทำการวิจัยทดลอง.....	11
1.7 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ.....	11
บทที่ 2 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง.....	13
2.1 ทฤษฎี และหลักการ.....	13
บทที่ 3 ระเบียบวิธีการวิจัย.....	22
3.1 การแปลงภาพสีจาก RGB ไปเป็น HSV.....	22
3.2 การค้นหาตำแหน่งเครื่องหมายจราจรและการลดสัญญาณรบกวน.....	23
3.3 การตัดขอบภาพเครื่องหมายจราจร.....	26
3.4 การจำแนกโดยใช้ NN และ SVM.....	27
บทที่ 4 โปรแกรมและผลการทดลอง.....	29
4.1 พัฒนาโปรแกรมจำแนกเครื่องหมายจราจร.....	29
4.2 การออกแบบการทดลอง.....	32
4.3 ผลการทดลอง.....	33
บทที่ 5 บทสรุปและข้อเสนอแนะ.....	56

## สารบัญ(ต่อ)

	หน้า
5.1 สรุปผลการวิจัย.....	56
5.2 ข้อเสนอแนะ.....	57
บรรณานุกรม.....	58
ภาคผนวก.....	61
ผลงานวิจัยตีพิมพ์.....	71
ประวัติผู้เขียน.....	77

## รายการตาราง

ตาราง	หน้า
1.1 เครื่องหมายจราจรแบบบังคับของประเทศไทย.....	3
1.1 เครื่องหมายจราจรแบบบังคับของประเทศไทย (ต่อ).....	4
1.1 เครื่องหมายจราจรแบบบังคับของประเทศไทย (ต่อ).....	5
1.2 เครื่องหมายจราจรแบบเตือนของประเทศไทย.....	6
1.2 เครื่องหมายจราจรแบบเตือนของประเทศไทย (ต่อ).....	7
1.3 เครื่องหมายจราจรแบบเตือนที่เลือกมาทดลอง 30 แบบ.....	12
2.1 รูปแบบ confusion matrix .....	21
4.1 การแบ่งกลุ่มเครื่องหมายจราจรจำนวน 30 แบบ.....	32
4.2 ข้อมูลสำหรับการสอนและการทดสอบของเครื่องหมายจราจรสีขาว.....	33
4.3 ค่า confusion matrix ของ NN.....	36
4.4 ค่า confusion matrix ของ SVM.....	37
4.5 ภาพกลุ่มตัวอย่างการทดลอง T1 T2 และ T3.....	39
4.6 แบบการทดลองสถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียม.....	40
4.7 ผลการทดลองกับกลุ่มภาพ T1 ของโครงข่ายประสาทเทียม.....	41
4.8 ผลการทดลองกับกลุ่มภาพ T2 ของโครงข่ายประสาทเทียม.....	42
4.9 ผลการทดลองกับกลุ่มภาพ T3 ของโครงข่ายประสาทเทียม.....	43
4.10 การทดลองเปรียบเทียบความถูกต้องของ 3 โหนดผลลัพธ์ กับ 1 โหนดผลลัพธ์.....	45
4.11 ตัวอย่างของกลุ่มความสว่างแต่ละแบบ.....	47
4.12 ค่าความถูกต้องของกลุ่มความสว่างแต่ละแบบ.....	48
4.13 ผลการทดลองกลุ่ม T1 T2 และ T3 ของภาพขนาด 100x100 พิกเซล.....	53
4.14 ผลการทดลองกลุ่ม T1 T2 และ T3 ของภาพขนาด 50x50 พิกเซล.....	54
4.15 ผลการทดลองกลุ่ม T1 T2 และ T3 ของภาพขนาด 20x20 พิกเซล.....	55



## รายการภาพประกอบ

ภาพประกอบ	หน้า
2.1 แบบจำลองสี RGB.....	13
2.2 แบบจำลองสี HSV.....	14
2.3 สถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียม.....	15
2.4 ฟังก์ชันการแปลงเชิงเส้น.....	18
2.5 ฟังก์ชันการแปลงซิกมอยด์ฟังก์ชัน.....	18
2.6 ฟังก์ชันไฮเปอร์โบลิกแทนเจนต์.....	19
3.1 ตัวอย่างภาพสี RGB.....	22
3.2 กระบวนการเปลี่ยนมาตรฐาน RGB ไปเป็นมาตรฐาน HSV.....	23
3.3 ส่วนโปรแกรมแสดงการแปลงภาพสีจาก RGB ไปเป็น HSV.....	23
3.4 ค้นหาเครื่องหมายจราจรและการแทนค่าข้อมูลพื้นหลัง.....	24
3.5 ส่วนโปรแกรม A)หาสีเครื่องหมายจราจรโดยกรองเลือกเฉพาะความเข้มแสง.....	24
3.6 ส่วนโปรแกรม B) การแทนข้อมูลพื้นด้านหลัง.....	25
3.7 ผลที่ได้จากการค้นหาตำแหน่งเครื่องหมายจราจร.....	25
3.8 ภาพที่ตัดขอบภาพโดยย่อขนาด 50x50 พิกเซล.....	26
3.9 ส่วนโปรแกรมการตัดขอบภาพโดยย่อขนาด 50x50 พิกเซล.....	26
3.10 การนำข้อมูลเข้าสู่โครงข่ายประสาทเทียม.....	27
3.11 โปรแกรมในส่วนที่เกี่ยวข้องกับโครงข่ายประสาทเทียม.....	27
3.12 โปรแกรมในส่วนซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน.....	28
4.1 ซอฟต์แวร์ในส่วนของการสอน.....	29
4.2 ซอฟต์แวร์การจำแนกเครื่องหมายจราจร.....	30
4.3 ตัวอย่างการทดสอบซอฟต์แวร์เครื่องหมายจราจรแบบต่างๆ.....	31
4.4 กราฟเปรียบเทียบความถูกต้อง NN และ SVM.....	35
4.5 กราฟเปรียบเทียบเวลาของ NN และ SVM.....	38

## รายการภาพประกอบ (ต่อ)

ภาพประกอบ	หน้า
4.6 กราฟเปรียบเทียบความถูกต้องของรูปกลุ่ม T1 (ไฟจราจร).....	41
4.7 กราฟเปรียบเทียบความถูกต้องของรูปกลุ่ม T2 (ระวางโค้งขวา).....	42
4.8 กราฟเปรียบเทียบความถูกต้องของรูปกลุ่ม T3 (ระวางคนข้าม).....	43
4.9 สถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมแบบ 3 โหนดผลลัพธ์.....	44
4.10 กราฟเปรียบเทียบความถูกต้อง 3 โหนดผลลัพธ์กับ 1 โหนดผลลัพธ์.....	46
4.11 การแบ่งกลุ่มความเข้มของสีป้ายจราจร.....	46
4.12 กราฟเปรียบเทียบความถูกต้องของรูปกลุ่มความสว่างทั้ง 3 กลุ่ม.....	48
4.13 กระบวนการนำเครื่องหมายออกจากพื้นหลัง.....	49
4.14 กราฟเปรียบเทียบความถูกต้องกลุ่มรวมพื้นหลังและไม่รวมพื้นหลังของ T1.....	49
4.15 กราฟเปรียบเทียบเวลาในกลุ่มที่รวมพื้นหลังและไม่รวมพื้นหลังของ T1.....	50
4.16 กราฟเปรียบเทียบความถูกต้องกลุ่มรวมพื้นหลังและไม่รวมพื้นหลังของ T2.....	50
4.17 กราฟเปรียบเทียบเวลาในกลุ่มที่รวมพื้นหลังและไม่รวมพื้นหลังของ T2.....	50
4.18 กราฟเปรียบเทียบความถูกต้องกลุ่มรวมพื้นหลังและไม่รวมพื้นหลังของ T3.....	51
4.19 กราฟเปรียบเทียบเวลาในกลุ่มที่รวมพื้นหลังและไม่รวมพื้นหลังของ T3.....	51
4.20 ภาพแต่ละขนาดที่นำมาทดลองกับ SVM.....	52

# บทที่ 1

## บทนำ

บทนี้จะกล่าวถึง ความสำคัญและที่มาของการวิจัย ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง วัตถุประสงค์ งานวิจัย ขอบเขตงานวิจัย ขั้นตอนและวิธีดำเนินการวิจัย สถานที่ทดลอง และประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

### 1.1 ความสำคัญ และที่มาของการวิจัย

เครื่องหมายจราจรเป็นสิ่งสำคัญสำหรับการขับขี่ยานยนต์ในปัจจุบัน โดยที่เครื่องหมายจราจรกำหนดไว้เพื่อความปลอดภัยในการขับขี่ สาเหตุหนึ่งของอุบัติเหตุเนื่องจากผู้ขับขี่ไม่ปฏิบัติตามกฎจราจร และไม่เข้าใจความหมายของเครื่องหมายจราจร จากปัญหาดังกล่าวทำให้มีงานวิจัยเกี่ยวกับการช่วยผู้ขับขี่[2-3] และการนำคอมพิวเตอร์เข้ามามีส่วนช่วยเตือนและแนะนำผู้ขับขี่ยานยนต์ [4-5] โดยนำคอมพิวเตอร์มาช่วยประกอบการตัดสินใจของผู้ขับขี่โดยอาศัยหลักการของโครงข่ายประสาทเทียม (Nerural Network: NN) [1] หรือมีการประยุกต์ใช้ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine :SVM) [3,6] โดยมีจุดมุ่งหมายเพื่อพัฒนาขั้นตอนวิธีที่มีความสามารถช่วยผู้ขับขี่ในการสามารถจำแนกเครื่องหมายจราจร โดยเป็นการนำมาเสริมในระบบต่างๆ เช่น ระบบ GPS สำหรับยานยนต์

ในการรู้จำป้ายจราจรมีแนวคิดวิธีหลัก คือแบบการใช้ลักษณะการเก็บภาพนำมาวิเคราะห์ [7] และวิธีแบบเรียลไทม์ [21] โดยมีการจำแนกโดยใช้วิธีต่างกันออกไป เช่น การจำแนกด้วยสี [11-13] การจำแนกโดยโครงข่ายประสาทเทียม [2] การจำแนกตามรูปร่าง [16-17] การจำแนกโดยใช้ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน [6,18] และการใช้หลักการผสมผสาน [19] เป็นต้น ในงานวิจัยนี้เป็นการนำแบบภาพที่เก็บเข้ามาเพื่อหาขั้นตอนที่เหมาะสมในการนำไปใช้งานต่อไปโดยในแนวคิดของการวิจัยแต่ละแบบ

แบบจำลองระบบโครงข่ายประสาทเทียม [1] ใช้หลักการของโครงข่ายประสาทเทียมเป็นการจำลองทางคณิตศาสตร์ที่ประกอบไปด้วยโครงสร้างการทำงาน และการเชื่อมต่อกันแบบระบบการทำงานของเซลล์สมองเพื่อใช้ในการรู้จำ และ ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน [8] ใช้หลักการของซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน คือการสร้างสมการเส้นตรงเพื่อแบ่งเขตข้อมูล 2 กลุ่มออก

จากกัน โดย SVM จะพยายามสร้างเส้นแบ่งตรงกึ่งกลางระหว่างกลุ่มให้มีระยะห่างระหว่างขอบเขตของทั้งสองกลุ่มมากที่สุด

























ป้ายจราจรในประเทศไทยแบ่งออกได้ 2 ประเภท คือ ป้ายจราจรแบบบังคับ และป้ายจราจรแบบเตือน ป้ายจราจรแบบบังคับโดยทั่วไปมีลักษณะพื้นสีขาว เส้นขอบป้าย เส้นขีดเฉียง ใช้สีแดง เครื่องหมายสัญลักษณ์ ตัวเลขและตัวอักษรบนป้ายใช้สีดำ ดังแสดงในตารางที่ 1.1 ป้ายจราจรแบบเตือนโดยทั่วไปมีลักษณะใช้สีเหลืองเป็นพื้นหลัง เส้นขอบป้าย เครื่องหมายสัญลักษณ์ ตัวเลขตัวอักษรบนป้ายใช้สีดำ ดังแสดงในตารางที่ 1.2

งานวิจัยนี้ได้ใช้การเปรียบเทียบความสามารถของโครงข่ายประสาทเทียมเปรียบเทียบกับความสามารถของซอฟต์แวร์เวกเตอร์แมชชีน โดยวัดที่ค่าความถูกต้องและความเร็วเพื่อหาขั้นตอนวิธีที่เหมาะสม













ตารางที่ 1.1 ป้ายจราจรแบบบังคับของประเทศไทย

ป้ายบังคับ					
					
ป.๑	ป.๒	ป.๓	ป.๔	ป.๕	ป.๖
ป้ายหยุด	ป้ายให้ทาง	ป้ายให้รถสวน ทางมาก่อน	ป้ายห้ามแซง	ป้ายห้ามเข้า	ป้ายห้ามกลับรถ ไปทางขวา
					
ป.๗	ป.๘	ป.๙	ป.๑๐	ป.๑๑	ป.๑๒
ป้ายห้ามกลับรถ ไปทางซ้าย	ป้ายห้ามเลี้ยวซ้าย	ป้ายห้ามเลี้ยวขวา	ป้ายห้ามเปลี่ยน ช่องทางเดินรถ ไปทางซ้าย	ป้ายห้ามเปลี่ยน ช่องทางเดินรถ ไปทางขวา	ป้ายห้ามเลี้ยวขวา หรือกลับรถ
					
ป.๑๓	ป.๑๔	ป.๑๕	ป.๑๖	ป.๑๗	ป.๑๘
ป้ายห้ามเลี้ยวซ้าย หรือกลับรถ	ป้ายห้าม รถยนต์ผ่าน	ป้ายห้าม รถบรรทุกผ่าน	ป้ายห้าม รถจักรยานยนต์ ผ่าน	ป้ายห้าม รถพ่วงผ่าน	ป้ายห้าม รถยนต์สามล้อ ผ่าน
					
ป.๑๙	ป.๒๐	ป.๒๑	ป.๒๒	ป.๒๓	ป.๒๔
ป้ายห้าม รถสามล้อผ่าน	ป้ายห้าม รถจักรยานผ่าน	ป้ายห้ามล้อเลื่อน ลากเข็นผ่าน	ป้ายห้ามรถยนต์ ที่ใช้ในการ เกษตรผ่าน	ป้ายห้ามเกวียน ผ่าน	ป้ายห้าม รถจักรยานยนต์ และรถยนต์ผ่าน

































ตารางที่ 1.1 ป้ายจราจรแบบบังคับของประเทศไทย (ต่อ)

ป้ายบังคับ (ต่อ)					
					
ป.๒๕	ป.๒๖	ป.๒๗	ป.๒๘	ป.๒๙	ป.๓๐
ป้ายห้าม รถจักรยานยนต์ รถสามล้อ และ ล้อเลื่อนลากเข็น ผ่าน	ป้ายห้าม รถจักรยานยนต์ และรถยนต์สามล้อ ผ่าน	ป้ายห้าม ใช้เสียง	ป้ายห้าม คนผ่าน	ป้ายห้าม จอดรถ	ป้ายห้าม หยุดรถ
					
ป.๓๑	ป.๓๒	ป.๓๓	ป.๓๔	ป.๓๕	ป.๓๖
ป้ายหยุดตรวจ	ป้ายจำกัด ความเร็ว	ป้ายห้ามรถ หนักเกินกำหนด ผ่าน	ป้ายห้ามรถ กว้างเกินกำหนด ผ่าน	ป้ายห้ามรถ สูงเกินกำหนด ผ่าน	ป้ายห้ามรถ ยาวเกินกำหนด ผ่าน
					
ป.๓๗	ป.๓๘	ป.๓๙	ป.๔๐	ป.๔๑	ป.๔๒
ป้ายให้รถเดิน ทางเดียว	ป้ายทางเดิน รถทางเดียว ไปทางซ้าย	ป้ายทางเดิน รถทางเดียว ไปทางขวา	ป้ายให้ชิดซ้าย	ป้ายให้ชิดขวา	ป้ายให้ไปทางซ้าย หรือทางขวา
					
ป.๔๓	ป.๔๔	ป.๔๕	ป.๔๖	ป.๔๗	ป.๔๘
ป้ายให้เลี้ยวซ้าย	ป้ายให้เลี้ยวขวา	ป้ายให้เลี้ยวซ้าย หรือเลี้ยวขวา	ป้ายให้ไปตรง หรือเลี้ยวซ้าย	ป้ายให้ไปตรง หรือเลี้ยวขวา	ป้ายวงเวียน

ตารางที่ 1.1 ป้ายจราจรแบบบังคับของประเทศไทย (ต่อ)

ป้ายบังคับ (ต่อ)					
					
ป.๔๓	ป.๔๔	ป.๔๕	ป.๔๖	ป.๔๗	ป.๔๘
ป้ายให้เลี้ยวซ้าย	ป้ายให้เลี้ยวขวา	ป้ายให้เลี้ยวซ้าย หรือเลี้ยวขวา	ป้ายให้ไปตรง หรือเลี้ยวซ้าย	ป้ายให้ไปตรง หรือเลี้ยวขวา	ป้ายวงเวียน
					
ป.๔๙	ป.๕๐	ป.๕๑	ป.๕๒	ป.๕๓	ป.๕๔
ป้ายช่องเดิน รถประจำทาง	ป้ายช่องเดิน รถมวลชน	ป้ายช่องเดิน รถจักรยานยนต์	ป้ายช่องเดิน รถจักรยาน	ป้ายเฉพาะคน เดิน	ป้ายความเร็ว ขั้นต่ำ
					
		ป.๕๕			
		ป้ายสุดเขตบังคับ			

ตารางที่ 1.2 ป้ายจราจรแบบเตือนของประเทศไทย

ป้ายเตือน					
					
ท.๑	ท.๒	ท.๓	ท.๔	ท.๕	ท.๖
					
	ท.๗	ท.๘	ท.๙	ท.๑๐	
ป้ายทางโค้งต่างๆ					
					
ท.๑๑	ท.๑๒	ท.๑๓	ท.๑๔	ท.๑๕	ท.๑๖
					
	ท.๑๗	ท.๑๘	ท.๑๙	ท.๒๐	
ป้ายทางแยกต่างๆ					
					
ท.๒๑	ท.๒๒	ท.๒๓	ท.๒๔	ท.๒๕	ท.๒๖
ป้ายวงเวียน ข้างหน้า	ป้ายทางแคบ ทั้งสองด้าน	ป้ายทางแคบ ด้านซ้าย	ป้ายทางแคบ ด้านขวา	ป้ายสะพานแคบ	ป้ายช่องจราจร ปิดด้านซ้าย
					
ท.๒๗	ท.๒๘	ท.๒๙	ท.๓๐	ท.๓๑	ท.๓๒
ป้ายช่องจราจร ปิดด้านขวา	ป้ายทางข้ามรถไฟ ไม่มีเครื่องกั้นทาง	ป้ายทางข้ามรถไฟ มีเครื่องกั้นทาง	ป้ายทางข้ามรถไฟ ติดทางแยก	ป้ายทางแคบ	ป้ายทางลดต่ำ



ตารางที่ 1.2 ป้ายจราจรแบบเตือนของประเทศไทย (ต่อ)

ป้ายเตือน (ต่อ)					
ท.๓๓ ป้ายทางขึ้น ลาดชัน	ท.๓๔ ป้ายทางลง ลาดชัน	ท.๓๕ ป้ายเตือน รถกระโดด	ท.๓๖ ป้ายผิวทาง ขรุขระ	ท.๓๗ ป้ายทางเป็นแอ่ง	ท.๓๘ ป้ายทางลื่น
ท.๓๙ ป้ายผิวทางร่วม	ท.๔๐ ป้ายระวัง หินร่วง	ท.๔๑ ป้ายสะพาน เปิดไค	ท.๔๒ ป้ายให้เปลี่ยน ช่องทางจราจร	ท.๔๓ ป้ายให้เปลี่ยน ช่องทางจราจร	ท.๔๔ ป้ายออกทางขนาน
ท.๔๕ ป้ายเข้าทางหลัก	ท.๔๖ ป้ายทางร่วม	ท.๔๗ ป้ายทางร่วม	ท.๔๘ ป้ายทางคู่ ข้างหน้า	ท.๔๙ ป้ายสิ้นสุด ทางคู่	ท.๕๐ ป้ายจุดกลับรถ
ท.๕๑ ป้ายจุดกลับรถ	ท.๕๒ ป้ายทางเดิน รถสองทาง	ท.๕๓ ป้ายสัญญาณ จราจร	ท.๕๔ ป้ายหยุด ข้างหน้า	ท.๕๕ ป้ายให้ทาง ข้างหน้า	ท.๕๖ ป้ายระวัง คนข้ามถนน
ท.๕๗ ป้ายโรงเรียน ระวังเด็ก	ท.๕๘ ป้ายระวังสัตว์	ท.๕๙ ป้ายระวัง เครื่องบินบินต่ำ	ท.๖๐ ป้ายระวังอันตราย	ท.๖๑ ป้ายเขตห้าม	ท.๖๒ ป้ายเตือนสิ่งกีดขวาง กลางถนน

## 1.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ในปี ค.ศ. 2003 Garcia Sotelo และ Gorostiza ใช้หลักการรู้จำเครื่องหมายจากรูปภาพคงที่โดยใช้ Matlab [20] งานวิจัยนี้ใช้โมเดลสี RGB กับ HSI มาเปรียบเทียบโดยใช้วิธีการจำแนกแบบ Vertical projection และ Horizontal projection โดยแยกเครื่องหมายจากรูปภาพออกมาแปลงเป็น โมเดลสี RGB และ HSI เพื่อหาความเร็วและถูกต้องในการหาตำแหน่ง งานวิจัยนี้เสนอแนวคิดใหม่ในการสร้างขั้นตอนวิธีการใหม่ในการตรวจจับเครื่องหมายจากรูปภาพ

ในปี ค.ศ. 2006 มีนักวิจัยหลายคนได้วิจัยในเรื่องของจำแนกเครื่องหมายจากรูปภาพ

Zhu Zhany และ Lu ใช้หลักการของโครงข่ายประสาทเทียม [2] พัฒนาระบบการตรวจจับเครื่องหมายจากรูปภาพเพื่อแก้ไขปัญหาที่ผู้ขับขี่ไม่สามารถอ่านป้ายได้โดยมีขั้นตอนการทำงาน 3 ขั้นตอน มีหลักการการทำงานมีดังนี้ ขั้นตอนที่ 1 นำภาพ RGB เข้าแปลงเป็นภาพ HSI โดยภาพที่นำมาทดลองเป็นภาพป้ายเครื่องหมายบังคับสามเหลี่ยม ขั้นตอนที่ 2 หาขอบภาพ และขั้นตอนที่ 3 นำภาพที่ได้เข้าโครงข่ายประสาทเทียมโดยกำหนดขนาดภาพเป็นขนาด 7x7 พิกเซลโดยแบ่งการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียม 2 ลักษณะคือ การทดลองโดยฉากหลังของเครื่องหมายจากรูปภาพแบบเดียวกันและแบบที่สองเป็นการเปลี่ยนพื้นหลังให้มีลักษณะแตกต่างกัน ผลทดลองของงานวิจัยนี้พบว่าผลของการจำแนกในตัวอย่างสามารถจำแนกได้ 100%

Zhu Liu และ Lu การใช้แบบจำลองทางเรขาคณิตและสีสำหรับการรับรู้เครื่องหมายจากรูปภาพ [17] ในงานวิจัยนี้เป็นการใช้หลักการของสีเครื่องหมายจากรูปภาพแต่ละประเภทมาจำแนกเป็นสี 3 สี คือ สีแดง สีเหลือง และสีดำ เมื่อจำแนกได้สีของเครื่องหมายจากรูปภาพได้ ขั้นตอนต่อไปเป็นการหารูปทรงเรขาคณิตโดยใช้หลักการการวิเคราะห์ทางเรขาคณิตโดยเป็นการจำแนกรูปทรงออกมา โดยมีการกำหนดเงื่อนไขในแต่ละสีว่าหากมีสีแดงและเป็นรูปทรงสามเหลี่ยมแสดงว่าป้ายที่เข้ามาเป็นป้ายบังคับเป็นต้น ในงานวิจัยนี้สามารถแบ่งประเภทย่อยของเครื่องหมายจากรูปภาพได้ 7 กลุ่ม ผลการทดลองพบว่าสามารถจำแนกเครื่องหมายจากรูปภาพได้ 100%

Lanlan และ Shuangdong การจำแนกเครื่องหมายจากรูปภาพโดยใช้สีมาตรฐาน [13] ในงานวิจัยนี้เป็นการนำสีมาตรฐานมาใช้กับภาพเครื่องหมายจากรูปภาพนำมาจำแนกด้วยซอฟต์แวร์แมชชีนแบบหลายตัวเลือก โดยทำการจำแนกสีทีละขั้นตอนเริ่มจากสีแดง สีขาว สีฟ้า สีเหลือง และสีดำ หากซอฟต์แวร์แมชชีนตัวใดตรวจพบเจอก่อนทำให้จำแนกได้ว่าเครื่องหมายที่นำเข้ามาเป็นเครื่องหมายจากรูปภาพใด ผลการทดลองพบว่าการใช้สีมาตรฐานสามารถจำแนกได้ถูกต้อง 100 %

Liu Ikenaga และ Goto การวิเคราะห์เชิงเรขาคณิต รูปทรงทางกายภาพ และ เครื่องหมายตัวอักษร ในการตรวจสอบการตรวจจับเครื่องหมายจราจร [16] ในงานวิจัยนี้เป็นการนำหลักการวิเคราะห์เชิงเรขาคณิต รูปทรง กายภาพ รูปเครื่องหมายและสัญลักษณ์โดยมีขั้นตอน 4 ขั้นตอน มีการทำงานดังนี้ ขั้นตอนนี้ที่ 1 การหากรอบของเครื่องหมายจราจร โดยใช้หลักการไล่ระดับสี ขั้นตอนที่ 2 การจำแนกรูปร่างโดยใช้วิธีการวิเคราะห์เชิงเรขาคณิต ขั้นตอนที่ 3 การสกัดภาพเครื่องหมายจราจรออกมา และขั้นตอนที่ 4 เป็นการค้นเครื่องหมายจราจร และ ตัวอักษรจากป้ายที่นำมา ผลการทดลองพบว่าสามารถจำแนกเครื่องหมายจราจร รูปทรงแตกต่างกันดังนี้ รูปทรงวงกลมมีความถูกต้อง 93.75% รูปทรงสี่เหลี่ยมมีความถูกต้อง 95.1% และรูปร่างสามเหลี่ยมมีความถูกต้อง 93.8%

ในปี ค.ศ. 2008 มีนักวิจัยหลายคนได้วิจัยเกี่ยวกับการจำแนกเครื่องหมายจราจรดังนี้

Paulo และ Correia จำแนกเครื่องหมายจราจรโดยใช้รูปทรงของสัญลักษณ์ [14] มีหลักการโดยการกำจัดพื้นหลังของเครื่องหมายจราจรและกรอบป้ายออกให้เหลือแต่สัญลักษณ์ จากนั้นจะคำนวณหาระยะห่างระหว่างความโค้ง (Curvature Scale Space) ผลการทดลองพบว่าเครื่องหมายจราจรแบบเดียวกันมีค่าระยะห่างระหว่างโค้งที่เท่ากัน ทำให้สามารถจำแนกเครื่องหมายจราจรมีความถูกต้องเฉลี่ยโดยรวมที่ 80.1%

Shi Wu และ Fleyeh จำแนกเครื่องหมายจราจรโดยใช้อาศัยหลักการของซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน [18] ในงานวิจัยนี้เป็นการตรวจสอบหาเครื่องหมายจำกัดความเร็วและเครื่องหมายสามเหลี่ยมโดยมี 3 ขั้นตอนโดยมีการทำงานดังต่อไปนี้ ขั้นตอนที่ 1 การแยกสีและรูปร่างของเครื่องหมายจราจร ขั้นตอนที่ 2 เป็นการแปลงภาพเพื่อนำไปสู่การจำแนกโดยมี คือ แบบ Binary Representation และ แบบ Zernike Moments Representation ขั้นตอนที่ 3 เป็นการจำแนกโดยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน โดยมี 2 แบบคือแบบ C-SVM กับ V-SVM ในงานวิจัยนี้เป็นการนำเอารูปแบบของซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนแต่ละฟังก์ชันเปลี่ยนค่าเปรียบเทียบกันโดยใช้ฟังก์ชัน Liner Polynomial RBF และฟังก์ชัน Simoid มาเปรียบเทียบความถูกต้องกัน จากผลการวิจัยในรูปแบบเครื่องหมายจราจร วิธีแบบ Binary Representation สามารถจำแนกได้ 100% และ แบบ Zernike Moments Representation สามารถจำแนกได้ 98.3% และเครื่องหมายจราจรแบบจำกัดความเร็ว วิธีแบบ Binary Representation สามารถจำแนกได้ 99% และ แบบ Zernike Moments Representation สามารถจำแนกได้ 95%

Souki Boussaid และ Abid ระบบฝังตัวสำหรับการรู้จำเครื่องหมายจราจรแบบออนไลน์ [21] เป็นงานวิจัยที่นำมาประยุกต์กับระบบฝังตัว โดยใช้เครื่องหมายจราจรสีแดงซึ่งเป็นเครื่องหมายจราจรแบบบังคับมี 2 ขั้นตอนในการทำงานดังนี้ ขั้นตอนที่ 1 เป็นการนำภาพเข้าสู่ระบบ

โดยหาขอบภาพและหารูปร่างโดยใช้ Hough Transform ขั้นตอนที่ 2 เป็นการนำภาพที่ตรวจพบมา คำนวณสัมพันธ์กับข้อมูลที่มีอยู่ในระบบหรือไม่ โดยแสดงระบบว่าเป็นตรงกับรหัสเครื่องหมาย จราจรที่อยู่ในฐานข้อมูล ผลการทดลองพบว่าสามารถตรวจจับป้ายจำกัดความเร็วได้ถูกต้อง 72%

ในปี ค.ศ. 2009 มีนักวิจัยหลายคน ได้วิจัยเกี่ยวกับการจำแนกเครื่องหมายจราจรดังนี้

Kiran Lekhesh และคณะ จำแนกป้ายจราจรโดยใช้หลักการซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน [3] งานวิจัยนี้เป็นนำภาพเครื่องหมายจราจรมาทำการค้นหาและจำแนกภาพของเครื่องหมายจราจร โดยใช้ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน โดยมีลักษณะขั้นตอนการทำงาน 3 ขั้นตอนมีหลักการทำงานดังนี้ ขั้นตอนที่ 1 แปลงสีจากโหมด RGB เป็น HSI ขั้นตอนที่ 2 จำแนกรูปทรงโดยใช้ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนแบบเชิงเส้น และขั้นตอนที่ 3 จำแนกชนิดของเครื่องหมายจราจรออกจากภาพป้ายจราจร โดยใช้ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนแบบไม่เชิงเส้น โดย ผลการทดลองพบว่าสามารถจำแนกลักษณะ รูปร่างและสีของป้ายจราจรได้ดังนี้ ป้ายจราจรวงกลมสีแดงมีความถูกต้อง 95% ป้ายจราจร สามเหลี่ยมสีแดงมีความถูกต้อง 95% ป้ายจราจรวงกลมสีฟ้ามีความถูกต้อง 96% ป้ายจราจรสี่เหลี่ยม สีฟ้ามีความถูกต้อง 96% และป้ายจราจรวงกลมสีเหลืองมีความถูกต้อง 99.9 %

Liu Zhu และ Chen วิธีการจำแนกเครื่องหมายจราจรตามสีมาตรฐาน [12] ในงานวิจัยนี้ เป็นนำสีมาตรฐานของ RGB มาทำการจำแนกเครื่องหมายจราจรนำมาทดสอบในการจำแนก เปรียบเทียบกันระหว่างภาพ RGB และภาพ HSI ผลการทดลองพบว่าภาพ RGB สามารถจำแนกสี ของเครื่องหมายมีความถูกต้องมากกว่าภาพ HSI

Hann Li-Minn และ Seng ใช้เทคโนโลยีผสมผสานในการค้นหาเครื่องหมายจราจร [19] งานวิจัยชิ้นนี้มีแนวคิดในการวิจัยมี 5 ขั้นตอน มีการทำงานดังต่อไปนี้ ขั้นตอนที่ 1 ค้นหาสีของ เครื่องหมายจราจรแต่ละแบบที่มีสีแตกต่างกัน ขั้นตอนที่ 2 เป็นการจำแนกรูปร่าง ขั้นตอนที่ 3 เป็นการหาคุณลักษณะเด่นของเวกเตอร์ของภาพโดยใช้วิธี Principal Component Analysis ขั้นตอน ที่ 4 เป็นการนำเวกเตอร์มาจำแนกวิเคราะห์หาค่าสัมประสิทธิ์โดยใช้หลักการของ Fisher's Linear Discriminant ขั้นตอนที่ 5 เป็นการจำแนกเครื่องหมายโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบ Radial Basis Function ในงานวิจัยนี้เป็นเพิ่มความสามารถในการทำนายให้มีความถูกต้องมากขึ้น จากผล การทดลองพบว่าสามารถ จำแนกเครื่องหมายจราจรได้ถูกต้อง 93.63 %

### 1.3 วัตถุประสงค์งานวิจัย

พัฒนาต้นแบบระบบรู้จำเครื่องหมายจราจร โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมและซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

#### 1.4 ขอบเขตงานวิจัย

- 1) ทำการค้นคว้าเครื่องหมายจราจรของประเทศไทยที่เป็นป้ายเตือนจากกรมทางหลวง โดยทำการเลือกเครื่องหมายจราจรแบบเตือนที่พบบ่อยจำนวน 30 แบบ ดังตารางที่ 1.3
- 2) ป้ายต้องมีความสมบูรณ์ไม่ชำรุด ไม่เอียง
- 3) ประเมินผลการทำนายเปรียบเทียบกันระหว่าง โครงข่ายประสาทเทียมและซอฟต์แวร์เวกเตอร์แมชชีน

#### 1.5 ขั้นตอน และวิธีดำเนินการวิจัย

- 1) ศึกษาลักษณะของเครื่องหมายจราจรแบบเตือน
- 2) ศึกษา เนื้อหา ทฤษฎี และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง
- 3) ออกแบบกระบวนการในด้านประมวลผลภาพ โครงข่ายประสาทเทียมและซอฟต์แวร์เวกเตอร์แมชชีน
- 4) พัฒนาค้นแบบระบบรู้จำเครื่องหมายจราจร โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมและซอฟต์แวร์เวกเตอร์แมชชีน
- 5) สรุปผลการวิจัย และจัดทำวิทยานิพนธ์































#### 1.6 สถานที่ทำการวิจัยทดลอง

ห้องวิจัยนักศึกษาปริญญาโท หลักสูตรการจัดการเทคโนโลยีสารสนเทศ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์

#### 1.7 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

ระบบค้นแบบการรู้จำเครื่องหมายจราจรของประเทศไทยโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมและซอฟต์แวร์เวกเตอร์แมชชีน

ตารางที่ 1.3 เครื่องหมายจราจรแบบเตือนที่เลือกมาทดลอง 30 แบบ

เครื่องหมายจราจรแบบเตือนที่นำมาทดลอง				
				
				
				
				
				
				

## บทที่ 2

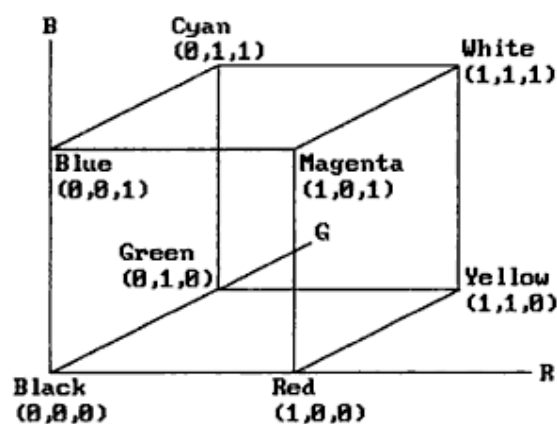
### ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

บทนี้จะกล่าวถึงทฤษฎีสำหรับงานวิจัยได้แก่ระบบสี (Color Model) โครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) และ ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine)

#### 2.1 ทฤษฎี และหลักการ

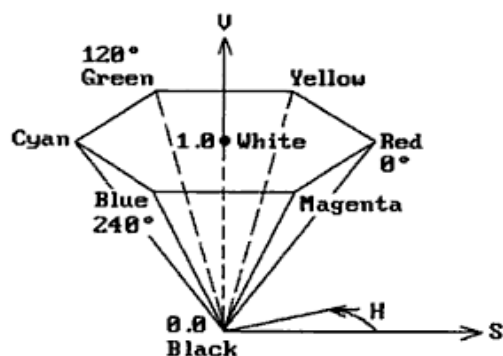
##### 2.1.1 ระบบสี

☞ RGB (Red Green Blue) คือมาตรฐานสีโดยมีสีหลัก 3 สีคือ สีแดง สีเขียว และ สีน้ำเงิน ภาพสีที่ได้ที่ใช้หลักการผสมผสานของแม่สีทั้ง 3 สีนี้ [7] โดยสีที่ได้มีลักษณะใกล้เคียงกับสีธรรมชาติ และใช้แบบจำลองแสดงดังภาพประกอบที่ 2.1



ภาพประกอบที่ 2.1 แบบจำลองสี RGB

☞ HSV (Hue-Saturation-Value) คือมาตรฐานของสี [7] ที่กำหนดความเข้มของสี โดยมีค่า H คือค่าสีของภาพ S คือ ค่าสเปกตรัมของสีโดยมีค่าตั้งแต่ 0 ถึง 255 โดยที่สามารถเปลี่ยนเป็นองศา ตั้งแต่ 0 ถึง 360 องศา โดยแต่ละองศาที่มีค่าสีที่แตกต่างกัน และ V คือ ค่าความสว่าง โดยมีค่าระหว่าง 0 ถึง 1 โดยใช้แบบจำลองสีแบบ HSV แสดงดังภาพประกอบที่ 2.2



ภาพประกอบที่ 2.2 แบบจำลองสี HSV [2]

การแปลงมาตรฐาน RGB ไปเป็นมาตรฐาน HSV สามารถทำได้โดยใช้สมการ (2.1) ถึง (2.4) ดังนี้

กำหนดให้  $m = \max(R, G, B)$   $n = \min(R, G, B)$   $R$  คือค่าของสีแดง  $G$  คือค่าสีเขียว และ  $B$  คือค่าของสีน้ำเงิน

$$H = 60 \frac{\Delta h}{m-n} \quad (2.1)$$

$$h = \begin{cases} (G-B)/(m-n) & \text{if } G = m \\ 2 + (B-R)/(m-n) & \text{if } B = m \\ 4 + (R-B)/(m-n) & \text{if } R = m \\ 0 & \text{if } m = 0 \end{cases} \quad (2.2)$$

$$S = \begin{cases} (m-n)/m & \text{if } m \neq 0 \\ 0 & \text{if } m = 0 \end{cases} \quad (2.3)$$

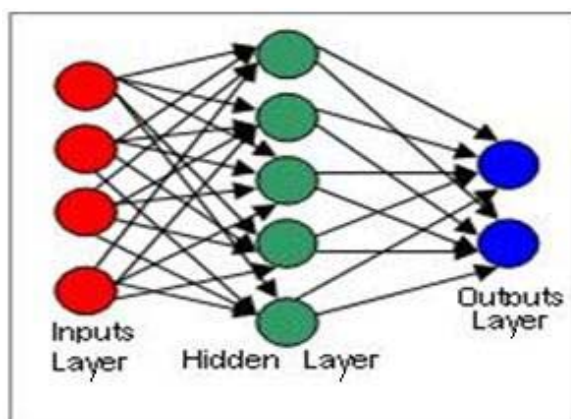
$$V = m \quad (2.4)$$

### 2.1.2 โครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียม (Neural Networks : NN) [1] คือ โมเดลทางคณิตศาสตร์ที่จำลองการทำงานของเครือข่ายประสาทในสมองมนุษย์ ซึ่งประกอบด้วย “นิวรอน” ดัง



ภาพประกอบที่ 2.3 แสดงสถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมที่ประกอบด้วยชั้นข้อมูลเข้า ชั้นซ่อนและชั้นข้อมูลออก



ภาพประกอบที่ 2.3 สถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียมประกอบด้วย 5 องค์ประกอบ ดังนี้

☞ **ข้อมูลป้อนเข้า (input)** เป็นข้อมูลที่เป็นตัวเลข หากเป็นข้อมูลเชิงคุณภาพต้องแปลงให้อยู่ในรูปเชิงหรือเชิงตัวเลข โครงข่ายประสาทเทียมมีคุณลักษณะคล้ายกับการส่งผ่านสัญญาณประสาทในสมองของมนุษย์ กล่าวคือ มีความสามารถในการรวบรวมความรู้ (knowledge) โดยผ่านกระบวนการเรียนรู้ (learning process) และความรู้เหล่านี้จะจัดเก็บอยู่ในโครงข่ายประสาทเทียมในรูปแบบค่าน้ำหนัก (weight) ซึ่งสามารถปรับเปลี่ยนค่าได้เมื่อมีการเรียนรู้สิ่งใหม่ๆ เข้าไป ค่าน้ำหนักทำหน้าที่เปรียบเสมือนความรู้ที่รวบรวมไว้เพื่อใช้ในการแก้ปัญหา การประมวลผล เกิดขึ้นในหน่วยประมวลผลย่อย เรียกว่า โหนด (node)

☞ **ข้อมูลส่งออก (output)** คือ ผลลัพธ์ที่เกิดขึ้นจริง (actual output) จากกระบวนการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม

☞ **ค่าน้ำหนัก (weights)** คือ สิ่งที่ได้จากการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม ค่านี้จะถูกเก็บเพื่อใช้ในการจดจำข้อมูลอื่นๆ ที่อยู่ในรูปแบบเดียวกัน

☞ **ฟังก์ชันผลรวม (summation function)** เป็นผลรวมของข้อมูลป้อนเข้า (S) คูณกับค่าน้ำหนัก (w)

☞ **ฟังก์ชันการแปลง (transfer function)** เป็นฟังก์ชันการแปลงค่าของโครงข่ายประสาทเทียม เช่น ซิกมอยด์ฟังก์ชัน (sigmoid function) หรือฟังก์ชันไฮเพอร์โบลิคแทนเจนต์ (hyperbolic tangent function) เป็นต้น

**2.1.2.1 ประเภทของโครงข่ายประสาทเทียม** สามารถแบ่งได้ 2 แบบ ได้แก่ โครงข่ายแบบชั้นเดียว (single layer) และโครงข่ายแบบหลายชั้น (multi layer)

☒ **โครงข่ายแบบชั้นเดียว (single layer)** เป็นโครงข่ายประสาทเทียมอย่างง่ายที่มีเพียงชั้นรับข้อมูลป้อนเข้าและชั้นส่งข้อมูลออกเท่านั้น โหนดชั้นรับข้อมูลป้อนเข้าทำหน้าที่รับข้อมูลเข้า แล้วส่งข้อมูลผ่านเส้นเชื่อมโยงต่าง ๆ ไปยังโหนดชั้นส่งข้อมูลออก ความเข้มของสัญญาณ หรือปริมาณข้อมูลที่นำเข้าสู่โหนดในชั้นส่งข้อมูลออกจะขึ้นอยู่กับค่าน้ำหนักที่อยู่บนเส้นเชื่อมโยง เช่น โครงข่ายแบบชั้นเดียวแบบเพอเซปตรอนอย่างง่าย (simple perceptron) และโครงข่ายโฮปฟิลด์ (hopfield networks)

☒ **โครงข่ายแบบหลายชั้น (multi layer)** เป็นโครงข่ายที่มีชั้นซ่อนตั้งแต่ 1 ชั้นขึ้นไป โครงข่ายแบบหลายชั้นจะใช้ในกรณีที่มีปัญหาที่มีความซับซ้อน ซึ่งโครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียวไม่สามารถแก้ปัญหาได้ จึงเพิ่มจำนวนชั้นซ่อนให้กับโครงข่ายประสาทเทียม ตัวอย่างของโครงข่ายแบบหลายชั้นเช่น การแพร่ย้อนกลับ (back propagation) เซลฟออร์แกนไนซิงแมปส์ (self organizing maps) และเคาน์เตอร์พรอพะเกชัน (counter propagation) เป็นต้น

### 2.1.2.2 ประเภทของการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม

สามารถแบ่งได้ 2 ประเภทดังต่อไปนี้

☒ **การเรียนรู้แบบมีผู้สอน (supervised learning)** ข้อมูลประกอบด้วยตัวอย่างข้อมูลที่ต้องการสอนเป็นเป้าหมาย เมื่อมีการสอนโครงข่ายประสาทเทียมโดยมีการนำข้อมูลเข้า โครงข่ายประสาทเทียมจะนำค่าผิดพลาดระหว่างที่ทำนายกับค่าเป้าหมาย มาใช้ในการปรับค่าน้ำหนัก เพื่อให้ค่าผลลัพธ์ที่ทำนายใกล้เคียงกับเป้าหมายมากที่สุด ตัวอย่างแบบจำลองนี้ได้แก่ การแพร่ย้อนกลับ

☒ **การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน (unsupervised learning)** การเรียนรู้แบบนี้จะสอนโครงข่ายโดยการนำข้อมูลป้อนเข้าอย่างต่อเนื่องเพียงอย่างเดียว ไม่มีการส่งค่าผลลัพธ์เป้าหมายให้กับข้อมูลป้อนเข้าแต่ละตัว ค่าน้ำหนักจะปรับตามกลุ่มที่ข้อมูลป้อนเข้าที่มีรูปแบบคล้ายคลึงกัน

### 2.1.2.3 การเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ

การเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับเป็นวิธีการหนึ่งของโครงข่ายประสาทเทียมที่ง่ายต่อการเข้าใจ เนื่องจากกระบวนการเรียนรู้ และปรับปรุงแก้ไขนั้นเป็นไปแบบย้อนกลับมาปรับปรุง ถ้าโครงข่ายประสาทเทียมให้คำตอบที่ผิด ค่าน้ำหนักจะถูกปรับจนกว่าค่าความผิดพลาดจะน้อยลงหรืออยู่ในเกณฑ์ที่ยอมรับได้ ค่าที่ได้ในครั้งถัดไปจะมีความถูกต้องมากยิ่งขึ้น จากสถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีลักษณะเป็นชั้น แต่ละชั้นเชื่อมโยงกันอย่างทั่วถึง เมื่อโครงข่ายประสาทเทียมได้รับข้อมูลป้อนเข้า จะคำนวณค่าน้ำหนักของหน่วยรับข้อมูลป้อนเข้าไปยังชั้นซ่อน และจาก

ชั้นซ่อนไปยังชั้นส่งข้อมูลออก เมื่อเกิดผลต่างระหว่างค่าผลลัพธ์ที่ทำนายกับค่าผลลัพธ์เป้าหมาย โครงข่ายประสาทเทียมจะปรับค่าความผิดพลาดจากชั้นส่งข้อมูลออก และแพร่ย้อนกลับไปยังชั้นซ่อน จากนั้นจึงแพร่ย้อนกลับไปยังชั้นรับข้อมูลป้อนเข้าตามลำดับขั้นตอนการเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับประกอบด้วย 2 ขั้นตอน ดังนี้

๕ การแพร่แบบเดินหน้า (forward propagation) ขั้นตอนนี้เริ่มเมื่อระบบโครงข่ายประสาทเทียมได้รับข้อมูลนำเข้า และค่าของหน่วยประมวลผลชั้นข้อมูลนำเข้าถูก เริ่มทำการแพร่เดินหน้า ซึ่งแสดงการคำนวณผลรวมของผลลัพธ์ที่โหนด  $S_j$  ด้วยสมการ โดยที่  $a_i$  คือ ข้อมูลจากโหนดที่  $i$   $w_{ij}$  คือ ค่าน้ำหนักจากโหนดที่  $i$  ไปยังหน่วยที่  $j$   $n$  คือ จำนวนโหนดในชั้นข้อมูลเข้า และ  $1 \leq i \leq n$  ดังสมการ(2.5)

$$S_j = \sum_{i=1}^n a_i w_{ij} \quad (2.5)$$

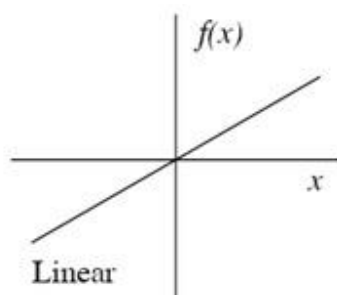
๕ การแพร่แบบย้อนกลับ (backward propagation) ขั้นตอนการแพร่ย้อนกลับ วิธีนี้ค่าความผิดพลาด จะถูกคำนวณสำหรับทุกหน่วยและคำนวณค่าน้ำหนักที่จะเปลี่ยนไปทุกการเชื่อมโยง การคำนวณนี้เริ่มที่ชั้นแสดงผลลัพธ์และแพร่ย้อนกลับ ไปยังชั้นก่อนหน้า หน่วยประมวลผลแต่ละหน่วยในชั้นแสดงผลลัพธ์จะให้ค่าผลลัพธ์ ที่ทำนายได้เปรียบเทียบกับผลลัพธ์เป้าหมายในชุดการเรียนรู้ ความแตกต่างที่เกิดขึ้นคือค่าความผิดพลาดสำหรับแต่ละโหนดในชั้นข้อมูลออก ค่าน้ำหนักของทุกการเชื่อมโยงไปยังชั้นแสดงผลลัพธ์จะถูกปรับ จากนั้นค่าความผิดพลาดของหน่วยในชั้นซ่อนที่ต่ำกว่าชั้นแสดงผลลัพธ์ จะถูกคำนวณ แล้วค่าน้ำหนักของทุกการเชื่อมโยงไปยังชั้นซ่อนจะถูกปรับกระบวนการนี้จะดำเนินไปจนกว่าชั้นสุดท้ายจะถูกปรับค่าน้ำหนัก

#### 2.1.2.4 ฟังก์ชันการแปลงค่า

โครงข่ายประสาทเทียมโดยทั่วไปประกอบด้วย 3 ชั้น คือ ชั้นนำข้อมูลป้อนเข้า ชั้นซ่อนและชั้นส่งข้อมูลออก โดยชั้นซ่อนมีการใช้ฟังก์ชันการแปลง หรือบางครั้งเรียกว่าฟังก์ชันกระตุ้น (activation function)

##### 2.1.2.4.1. ฟังก์ชันการแปลงเชิงเส้น (Linear Transfer Function)

ฟังก์ชันการแปลงเชิงเส้น สามารถเรียนรู้เพียงความสัมพันธ์เชิงเส้นระหว่างข้อมูลป้อนเข้าและชั้นข้อมูลส่งออก ดังในสมการที่ (2.6) เมื่อ  $a$  คือค่าสัมประสิทธิ์  $b$  คือค่าคงที่ ตัวอย่างดังภาพประกอบที่ 2.4

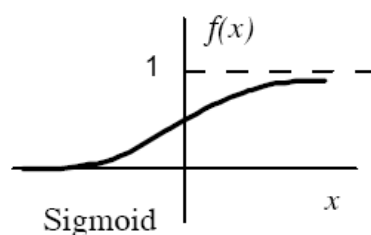


ภาพประกอบที่ 2.4 ฟังก์ชันการแปลงเชิงเส้น

$$f(x) = ax + b \quad (2.6)$$

#### 2.2.2.4.2 ฟังก์ชันการแปลงไม่ใช่เชิงเส้น (Nonlinear Transfer Function)

≠ ซิกมอยด์ฟังก์ชัน (Sigmoid Function) ฟังก์ชันการแปลงแบบซิกมอยด์ จะกำหนดช่วงข้อมูลป้อนเข้าที่ไม่จำกัดให้เป็นช่วงของข้อมูลออกที่จำกัด โดยที่ช่วงของข้อมูลส่งออกอยู่ในช่วง 0 ถึง 1 ฟังก์ชันการแปลงแบบซิกมอยด์จะแสดงลักษณะของข้อเท็จจริงที่มีความชันเข้าใกล้ศูนย์เมื่อข้อมูลป้อนเข้ามีค่ามาก ถ้าอนุพันธ์เท่ากับศูนย์แสดงว่าค่าปัจจุบันยังคงเดิม สามารถแสดงเป็นสมการดังในสมการที่ (2.7) และแสดงฟังก์ชันดังในภาพประกอบที่ 2.5



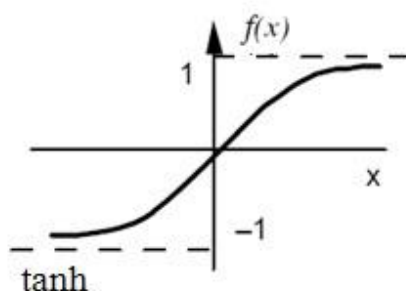
ภาพประกอบที่ 2.5 ฟังก์ชันการแปลงซิกมอยด์ฟังก์ชัน

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-4x}} \quad (2.7)$$

### ๕ ฟังก์ชันไฮเปอร์โบลิกแทนเจนต์ (hyperbolic tangent function)

ฟังก์ชันการแปลงแบบไฮเปอร์โบลิกแทนเจนต์ มีลักษณะเช่นเดียวกับฟังก์ชันการแปลงแบบซิกมอยด์ แต่ต่างกันเพียงช่วงของข้อมูลอยู่ในช่วง  $-1$  ถึง  $+1$  ฟังก์ชันการแปลงแบบไฮเปอร์โบลิกแทนเจนต์ สามารถแสดงเป็นสมการดังในสมการที่ (2.8) และแสดงฟังก์ชันดังในภาพประกอบที่ 2.6

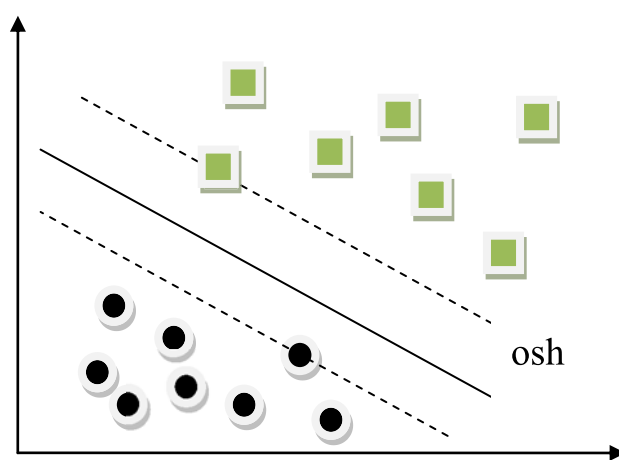
$$f(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (2.8)$$



ภาพประกอบที่ 2.6 ฟังก์ชันไฮเปอร์โบลิกแทนเจนต์

### 2.2.2 ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

แนวคิดหลักของ Support Vector Machine (SVM) นำมาใช้ เป็นการจำแนกข้อมูลสองกลุ่มออกจากกัน โดยการหาสัมประสิทธิ์ของสมการเพื่อสร้างเส้นแบ่งจำแนกประเภทข้อมูลที่ ถูกนำเข้าสู่กระบวนการสอนให้ระบบเรียนรู้โดยเลือกเส้นจำแนกประเภทข้อมูลที่เหมาะสมที่สุด (Optimal Separating Hyperplane : osh) [1] ดังแสดงในภาพประกอบที่ 2.7



ภาพประกอบที่ 2.7 การแยกข้อมูลด้วยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

กำหนดให้  $(y_1, x_1), \dots, (y_n, x_n)$  เป็นตัวอย่างที่ใช้ในการสอนโดยที่  $y_i$  มีค่าตั้งแต่ 1 ถึง  $n$  โดยที่  $n$  คือ จำนวนข้อมูลเข้า  $m$  คือ จำนวนมิติข้อมูลเข้าจะได้ว่า  $x \in R^m$  และ  $y$  คือ ผลลัพธ์มีค่า +1 หรือ -1 หรือ  $y_i \in \{-1, 1\}$

สำหรับปัญหาเชิงเส้นมิติข้อมูลสามารถแบ่งเป็น 2 กลุ่มโดยระนาบตัดสินใจดังสมการที่ (2.9) โดยที่  $w$  คือ ค่าน้ำหนัก และ  $b$  คือค่าไบอัส

$$w \cdot x + b = 0 \quad (2.9)$$

สำหรับการแบ่งกลุ่มให้เป็น 2 กลุ่มในระนาบการตัดสินใจสามารถคำนวณได้จากสมการที่ (2.10) ถึง (2.11)

$$w \cdot x + b \geq 0 \text{ if } y_i = 1 \quad (2.10)$$

$$w \cdot x + b \leq 0 \text{ if } y_i = -1 \quad (2.11)$$

จากสมการในข้อ (2.9) ถึง (2.11) สมการเขียนบนเส้นตรงตามแนวแกนตั้งและแกนนอนเพื่อหาระยะทาง ( $d$ ) หรือ *maximum margin* จากเส้นขอบ ณ จุด  $x_i$  ไปยัง *hyperplane* กำหนดให้  $w$  คือ เวกเตอร์น้ำหนัก  $x_i$  คือ ข้อมูลเข้า  $b$  คือ ค่าคงที่แสดงได้ดังสมการ(2.12)

$$d = \frac{|w \cdot x_i + b|}{\|w\|} \quad (2.12)$$

แนวคิดของการจัดกลุ่มด้วย SVM จะเป็นการสร้าง *Hyperplane* เพื่อแยกกลุ่มเป็น 2 กลุ่ม โดยพิจารณา *Maximum Margin* ที่เหมาะสมที่สุดในการจัดกลุ่ม การใช้ *Maximum Margin* ตามทฤษฎีของ Vapnik Chervonenkis [8]

### 2.1.3 confusion matrix

*confusion matrix* เป็นการประเมินผลลัพธ์ของข้อมูล 2 กลุ่ม คือผลลัพธ์ของข้อมูลการทำนายกับข้อมูลจริง แสดงตัวอย่างดังในตารางที่ 2.1

ตารางที่ 2.1 ตารางรูปแบบ confusion matrix

ค่าทำนาย (Predicted) \ ค่าความจริง (Actual)	ปฏิเสธ (Negative)	ยอมรับ (Positive)
ปฏิเสธ (Negative)	a	b
ยอมรับ (Positive)	c	d

สามารถอธิบายได้ดังนี้

ค่า a คือค่า True Negative (TN) คือความจริงเป็น เท็จ และค่าข้อมูลเป็น เท็จ

ค่า b คือค่า False Negative (FN) คือความจริงเป็น เท็จ และค่าข้อมูลเป็น จริง

ค่า c คือค่า False Positive (FP) คือความจริงเป็น จริง และค่าข้อมูลเป็น เท็จ

ค่า d คือค่า True Positive (TP) คือความจริงเป็น จริง และค่าข้อมูลเป็น จริง

ในการใช้งานตาราง confusion matrix ข้อมูลนี้เป็นการจำแนกข้อมูลโดยการนำเอาข้อมูลที่ได้จากการทดลองมาเปรียบเทียบกับผลลัพธ์ที่ได้ทำนาย เราสามารถหาค่าความแม่นยำ (AC) ได้ดังในสมการที่ (2.13)

$$AC = \frac{a + d}{a + b + c + d} \quad (2.13)$$

## บทที่ 3

### ระเบียบวิธีการวิจัย

ในบทนี้จะเป็นการกล่าวถึงรายละเอียดของขั้นตอนวิธีการวิจัย 4 ขั้นตอนดังนี้  
ขั้นตอนที่ 1 การแปลงภาพสีจาก RGB ไปยัง HSV ขั้นตอนที่ 2 การค้นหาตำแหน่งภาพเครื่องหมายจราจรและการลดสัญญาณรบกวน ขั้นตอนที่ 3 การตัดขอบภาพเครื่องหมายจราจรและขั้นตอนที่ 4 การจำแนกโดยใช้ NN และ SVM

#### 3.1 การแปลงภาพสีจาก RGB ไปเป็น HSV

เริ่มต้นนำภาพถ่ายที่เป็นข้อมูลเข้ามีลักษณะสีแบบ 16.7 ล้านสี แสดงภาพตัวอย่างดังภาพประกอบ 3.1 ตัวอย่างภาพใช้ในการทดลองแสดงได้ดังภาคผนวก ก

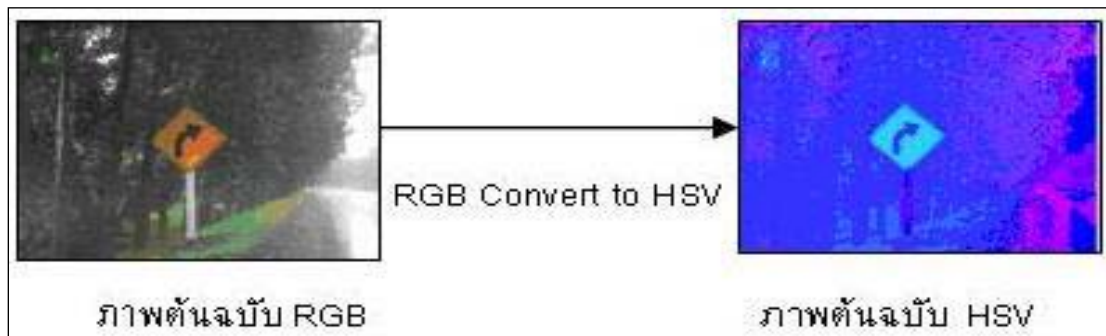


ภาพประกอบ 3.1 ตัวอย่างภาพสี RGB

ขั้นตอนนี้เป็นการแปลงภาพ ขนาด 2048 x 1536 พิกเซล ที่มีมาตรฐาน RGB ไปเป็นมาตรฐาน HSV ดังในภาพประกอบ 3.2 เพื่อหาตำแหน่งของสีรูปสี่เหลี่ยมที่เป็นขอบของ



เครื่องหมายจราจร ส่วนโปรแกรมโดยใช้โปรแกรม Matlab ในการแปลงภาพแสดงได้ดังภาพประกอบ 3.3



ภาพประกอบ 3.2 แสดงกระบวนการเปลี่ยนภาพมาตรฐาน RGB ไปเป็นมาตรฐาน HSV

```

Editor - D:\gui\doc\r2hsv.m
File Edit Text Go Cell Tools Debug Desktop Window Help
: [Icons] 1.0 1.1 x % % i
: [Icons]
1 function [ s1 ] = r2hsv( input_args )
2 %UNTITLED Summary of this function goes here
3 % Detailed explanation goes here
4
5 cd 'd:\gui';
6 p1 = handles.p1;
7 im1 = double(p1);
8 axes(handles.axes1);
9 s1=rgb2hsv(im1);
10 imshow(s1);
11 end
12
13

```

ภาพประกอบ 3.3 ส่วนโปรแกรมแสดงการแปลงภาพสีจาก RGB ไปเป็น HSV

### 3.2 การค้นหาตำแหน่งเครื่องหมายจราจรและการแทนค่าข้อมูลพื้นหลัง

กระบวนการนี้แสดงดังภาพประกอบ 3.4 โดยนำภาพที่อยู่ในรูปแบบ HSV และดำเนินการ 2 ขั้นตอนย่อย คือ A) คือการหาบริเวณขอบเครื่องหมายจราจร โดยกรองเลือกเอาเฉพาะสีเหลืองที่เป็นตำแหน่งที่ต้องการ ตัวอย่างส่วนโปรแกรมแสดงดังภาพประกอบ 3.5 และ B) คือแทน



```

1 function [ ir] = de_nois( skin1 )
2 %UNTITLED3 Summary of this function goes here
3 % Detailed explanation goes here
4 - sk1=medfilt2(skin1,[8 8]);skk1=imfill(sk1,'holes');skkk1=imclearborder(skk1,4);
5 - seD=strel('diamond',6);BWfinal=imerode(skkk1,seD);figure;imshow(BWfinal);
6 - skkk2 = imerode(BWfinal,seD);imwrite(sk1,'img.jpg','jpg');handles.skkk2=skkk2;
7 - p1=handles.p1 ;skkk2=handles.skkk2;boundaries1 = bwboundaries(skkk2,'holes');
8 - save boun boundaries1
9 - bound1=length(boundaries1);
10 - for bbb=1:bound1
11 -     bbbb=boundaries1(bbb);
12 -     bbbbb(bbb)=length(bbbb);
13 - end
14 -     b6=sort(bbbbb,'descend');
15
16 - for k1=1:length(boundaries1)
17 -     b1 = boundaries1{k1};q=1;la=length(b1);
18 -     if (la>=b6)
19 -         max1=max(b1(:,2));max2=max(b1(:,1));min1=min(b1(:,2));
20 -         min2=min(b1(:,1));m2=max2-min2; m1=max1-min1; minz1=min1;minz2=min2;
21 -         if q>=1
22 -             minzz1=minz1-15;minzz2=minz2-15;mzz1=(mz1-2*(minzz1-minz1));
23 -             mzz2=(mz2-2*(minzz2-minz2));ir= imcrop(p1,[minzz1 minzz2 mzz1 mzz2]);
24 -             irb=imcrop(skkk2,[minzz1 minzz2 mzz1 mzz2]);
25 -
26 -         end
27 -     end
28 - end
--

```

ภาพประกอบ 3.6 ส่วนโปรแกรม B) การแทนค่าข้อมูลพื้นผิวด้านหลัง

เมื่อได้ตำแหน่งที่คาดว่าเป็นตำแหน่งป้ายจราจร เราทำการแปลงตำแหน่งที่ได้เป็นภาพขาวดำ เพื่อสะดวกในการหาตำแหน่งที่สนใจโดยการขยายตำแหน่งภาพ เมื่อขยายตำแหน่งภาพที่สนใจ จากนั้นทำการแยกป้ายจราจรออกจากพื้นหลัง เพื่อนำไปสู่กระบวนการค้นหาความหมายของเครื่องหมายจราจรต่อไปดังภาพประกอบ 3.7



ภาพประกอบ 3.7 ผลที่ได้จากการค้นหาตำแหน่งเครื่องหมายจราจร

### 3.3 การตัดขอบภาพเครื่องหมายจราจร

ขั้นตอนนี้เป็นการตัดขอบภาพเครื่องหมายจราจรโดยทำการย่อขนาดเป็น 50x50 พิกเซล โดยทำการแทนค่าพื้นหลังของสี่เหลี่ยมที่อยู่นอกตำแหน่งของเครื่องหมายจราจรด้วยสีขาว เพื่อพร้อมในการทำเป็นข้อมูลเพื่อใช้สอน กับ NN และ SVM ต่อไป แสดงดังภาพประกอบ 3.8 แสดงการตัดขอบภาพโดยย่อขนาด 50x50 พิกเซล และในส่วนโปรแกรมแสดงดังภาพประกอบ 3.9



ภาพประกอบ 3.8 ภาพที่ตัดขอบภาพโดยย่อขนาด 50x50 พิกเซล

```

Editor - D:\gui\doc\input_class.m*
File Edit Text Go Cell Tools Debug Desktop Window Help
+ [ ] - 1.0 + ÷ 1.1 × % % [ ]
1 function [ Ptest1 ] = input_class(ir )
2 %UNTITLED4 Summary of this function goes here
3 % Detailed explanation goes here
4 ir1=imresize(ir,[50 50]);pic_re=maskt(ir1,~K);axes(handles.axes4)
5 imshow(pic_re); handles.pic_re = pic_re;
6 tmap_g= rgb2gray(pic_re);
7 tmap1=IMRESIZE(tmap_g,[50 50]);
8 d_test=e_image_625_n50(tmap1);
9 d_test1(:,1)=d_test;
10 Ptest1=d_test1;
11
12
13 end

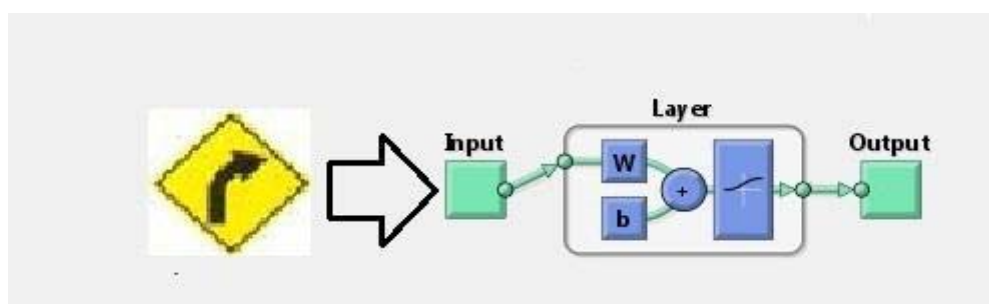
```

ภาพประกอบ 3.9 ส่วนโปรแกรมการตัดขอบภาพโดยย่อขนาด 50x50 พิกเซล

### 3.4 การจำแนกโดยใช้ NN และ SVM

#### 3.4.1 โครงข่ายประสาทเทียม (NN)

ทำการส่งข้อมูลภาพเครื่องหมายจราจรเข้าโครงข่ายประสาทเทียมโดยกำหนดขนาดโหนดข้อมูลเข้า โหนดซ่อน โหนดผลลัพธ์ สถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียม ดังภาพประกอบ 3.10 และแสดงส่วนโปรแกรมแสดงดังภาพประกอบ 3.11



ภาพประกอบ 3.10 การนำข้อมูลเข้าสู่โครงข่ายประสาทเทียม

```

Editor - D:\gui\doc\nn_net.m
File Edit Text Go Cell Tools Debug Desktop Window Help
- 1.0 + ÷ 1.1 x %%% %%% ⓘ
1 function [ nn_t , nn_time ] = nn_net( Ptest1 )
2 %UNTITLED5 Summary of this function goes here
3 % Detailed explanation goes here
4
5 load net_sim
6 tic
7 nn_t=sim(net_1300,Ptest1);
8 nn_time=toc;
9
10 end
11

```

ภาพประกอบ 3.11 ส่วนของโปรแกรมที่เกี่ยวกับโครงข่ายประสาทเทียม

### 3.4.2 ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (SVM)

ในงานวิจัยนี้เลือกใช้ kernel function แบบ linear และขนาดของโหนดข้อมูลเข้า และโหนดผลลัพธ์ ส่วนโปรแกรมแสดง ดังภาพประกอบ 3.12

The image shows a MATLAB editor window titled 'Editor - D:\gui\doc\svm\_net.m'. The code defines a function `svm_net` that takes `Ptest` as input and returns `svm_t` and `svm_time`. The function includes a summary comment, a detailed explanation comment, and a block of code that loads `svmStr`, starts a timer (`tic`), performs `svmclassify` on `svmStruct` with `Ptest`, and stops the timer (`toc`) to calculate `svm_time`.

```

1  function [ svm_t , svm_time ] = svm_net( Ptest )
2  %UNTITLED5 Summary of this function goes here
3  % Detailed explanation goes here
4
5  load svmStr
6
7      tic
8      svm_t = svmclassify(svmStruct,Ptest);
9      svm_time=toc;
10 end

```

ภาพประกอบ 3.12 ส่วนของโปรแกรมที่เกี่ยวกับซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

## บทที่ 4

### โปรแกรมและผลการทดลอง

ในบทนี้จะกล่าวถึงโปรแกรมจำแนกเครื่องหมายจราจร การออกแบบการทดลอง การทดลองปรับสถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมแบบต่างๆ และผลการทดลองเปรียบเทียบการจำแนกระหว่าง NN กับ SVM การทดลองปรับความสว่างของภาพเครื่องหมายจราจร การทดลองตัดพื้นหลังสีขาวออกจากภาพเพื่อหาความสัมพันธ์ที่มีผลต่อผลลัพธ์และความเร็ว และทดลองปรับขนาดของภาพนำเข้าแบบต่างๆ

#### 4.1 พัฒนาโปรแกรมจำแนกเครื่องหมายจราจร

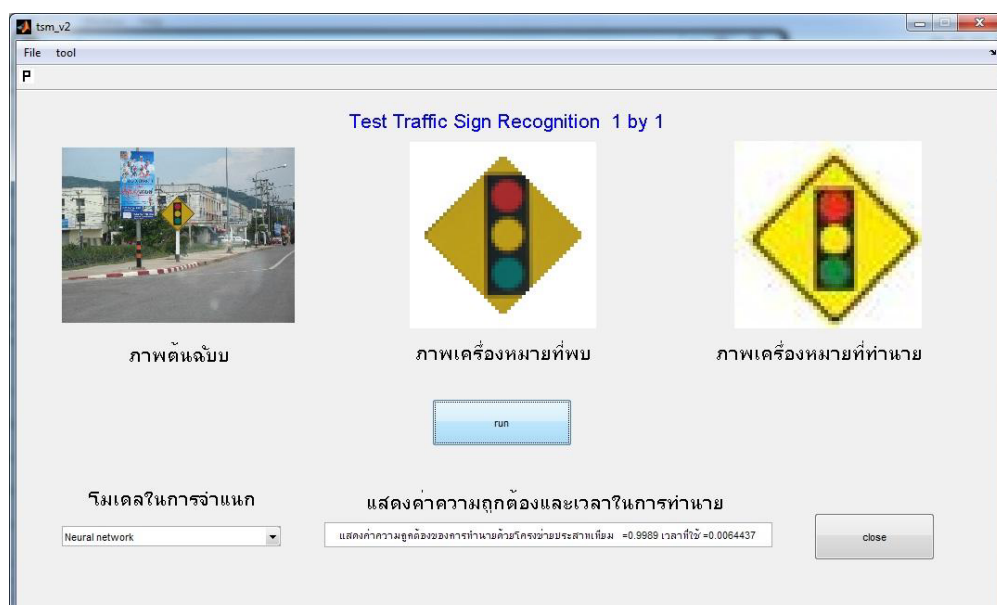
ในการทดลองผู้วิจัยได้พัฒนาซอฟต์แวร์โดยใช้โปรแกรม Matlab แบ่งเป็น 2 ส่วน โดยใน ส่วนที่ 1 เป็นซอฟต์แวร์ในส่วนการสอนแสดงในภาพประกอบที่ 4.1 ส่วนที่ 2 โปรแกรมส่วนจำแนกแสดงในภาพประกอบ 4.2 โดยมีส่วนของภาพต้นฉบับ ภาพเครื่องหมายจราจรที่พบภาพของเครื่องหมายจราจรที่ระบบทำนายได้ นอกจากนี้ผู้ใช้สามารถเลือก โมเดลในการจำแนกเป็น 2 แบบ คือ NN และ SVM



ภาพประกอบ 4.1 ซอฟต์แวร์ส่วนการสอน

ในส่วนของซอฟต์แวร์ในการสอนมีการกำหนดค่าดังต่อไปนี้

- ☒ ขนาดของภาพ (ด้านxด้าน) คือขนาดภาพข้อมูลนำเข้าหน่วยเป็นพิกเซล
- ☒ โหนดนำเข้าข้อมูลเข้า คือขนาดของโหนดข้อมูลนำเข้า
- ☒ โหนดซ่อน คือการกำหนดขนาดโหนดซ่อน
- ☒ ขนาดเอาต์พุต คือการกำหนดขนาดของเอาต์พุต

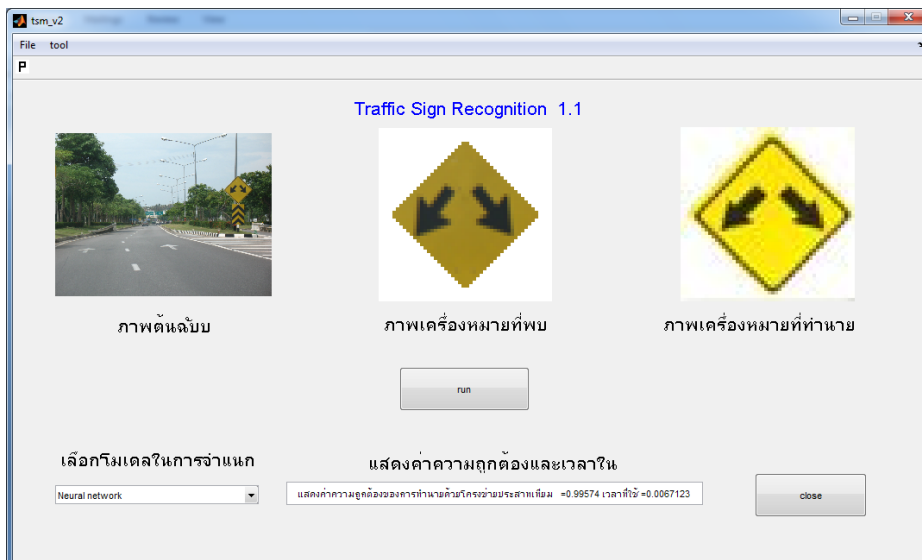


ภาพประกอบ 4.2 ซอฟต์แวร์การจำแนกเครื่องหมายจราจร

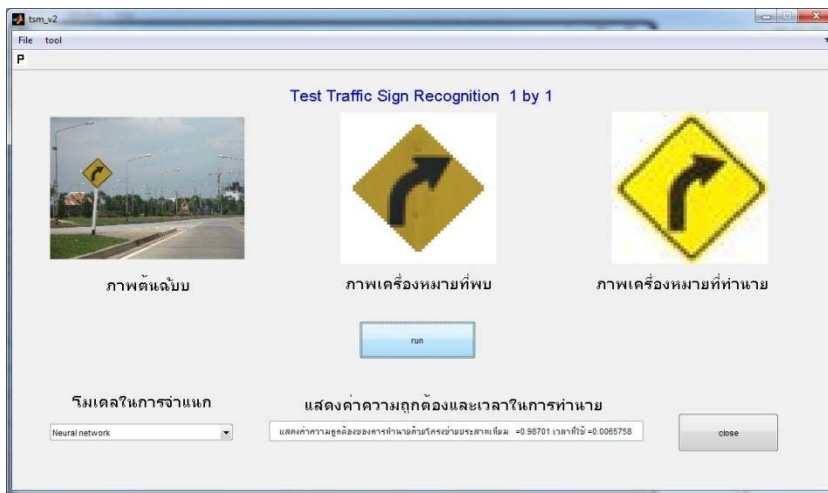
ในส่วนของซอฟต์แวร์ในการจำแนกมีรายละเอียดดังนี้

- ☒ ภาพต้นฉบับ คือภาพที่นำมาทดสอบ
- ☒ ภาพเครื่องหมายที่พบ คือภาพที่ค้นหาพบ
- ☒ เครื่องหมายที่ทำนาย คือภาพที่ซอฟต์แวร์ทำนาย
- ☒ โมเดลในการจำแนก คือการกำหนดโมเดลในการจำแนก มี 2 แบบคือ
  - Neural networks คือ การใช้ NN ในการจำแนก
  - Support Vector Machine คือการใช้ SVM ในการจำแนก
- ☒ แสดงค่าความถูกต้องและเวลาในการทำนาย คือแสดงผลลัพธ์ของการทำนายพร้อมกับ บอกเวลาที่ใช้กระบวนการทำนาย





a) ทดสอบซอฟต์แวร์กับเครื่องหมายสี่ทิศทาง

































b) ทดสอบซอฟต์แวร์กับเครื่องหมายโค้งขวา

ภาพประกอบ 4.3 ตัวอย่างการทดสอบซอฟต์แวร์เครื่องหมายจราจรแบบต่างๆ

## 4.2 การออกแบบการทดลอง

ผู้วิจัยได้ทำการเก็บข้อมูลจากภาพถ่ายจากเครื่องหมายจราจรจริงจากถนนในภาคใต้ของประเทศไทยในจังหวัด สงขลา พัทลุง นครศรีธรรมราช ปัตตานี ยะลา และนราธิวาส จำนวน 960 ภาพ โดยนำภาพเครื่องหมายจราจรที่พบบ่อย 30 แบบมาแบ่งเป็นกลุ่ม ดังตารางที่ 4.1 แต่ละแบบ 32 ภาพ รวมต้นแบบจากกรมการขนส่งทางบกอีกแบบละ 1 ภาพ ตารางที่ 4.2 แสดงตัวอย่างของเครื่องหมายจราจรระวางโค้งขวา โดยที่เครื่องหมายจราจรโค้งขวา มีข้อมูลสำหรับสอนจำนวน 46 ภาพ (เลือกภาพที่ใช้จำนวน 23 ภาพ และสุ่มภาพไม่ใช่ 23 ภาพ) และใช้ข้อมูลสำหรับทดสอบจำนวน 300 ภาพ(ภาพเครื่องหมายจราจรระวางโค้งขวาที่ใช้จำนวน 10 ภาพ และสุ่มภาพไม่ใช่ 290 ภาพ) ดังแสดงตารางที่ 4.2 ซึ่งเป็นตัวอย่างของเครื่องหมายจราจรระวางโค้งขวา

ตารางที่ 4.1 การแบ่งกลุ่มเครื่องหมายจราจรจำนวน 30 แบบ

ภาพ กลุ่ม	เครื่องหมายจราจร				
	1	2	3	4	5
a					
b					
c					
d					
e					
f					

ตารางที่ 4.2 ตัวอย่างข้อมูลสำหรับการสอนและการทดสอบของเครื่องหมายจราจรระวังโค้งขวา

จำนวนภาพทั้งหมด	ภาพใช้ (ระวังโค้งขวา)	ภาพไม่ใช่ (สุ่มมา)
การสอน(Train Set) 46 ภาพ	23 ภาพ 	23 ภาพ 
การทดสอบ(Test Set)300 ภาพ	10 ภาพ 	290 ภาพ 

หมายเหตุ: ภาพที่นำมาทดสอบเป็นภาพที่ไม่ซ้ำกับภาพที่ใช้สอน

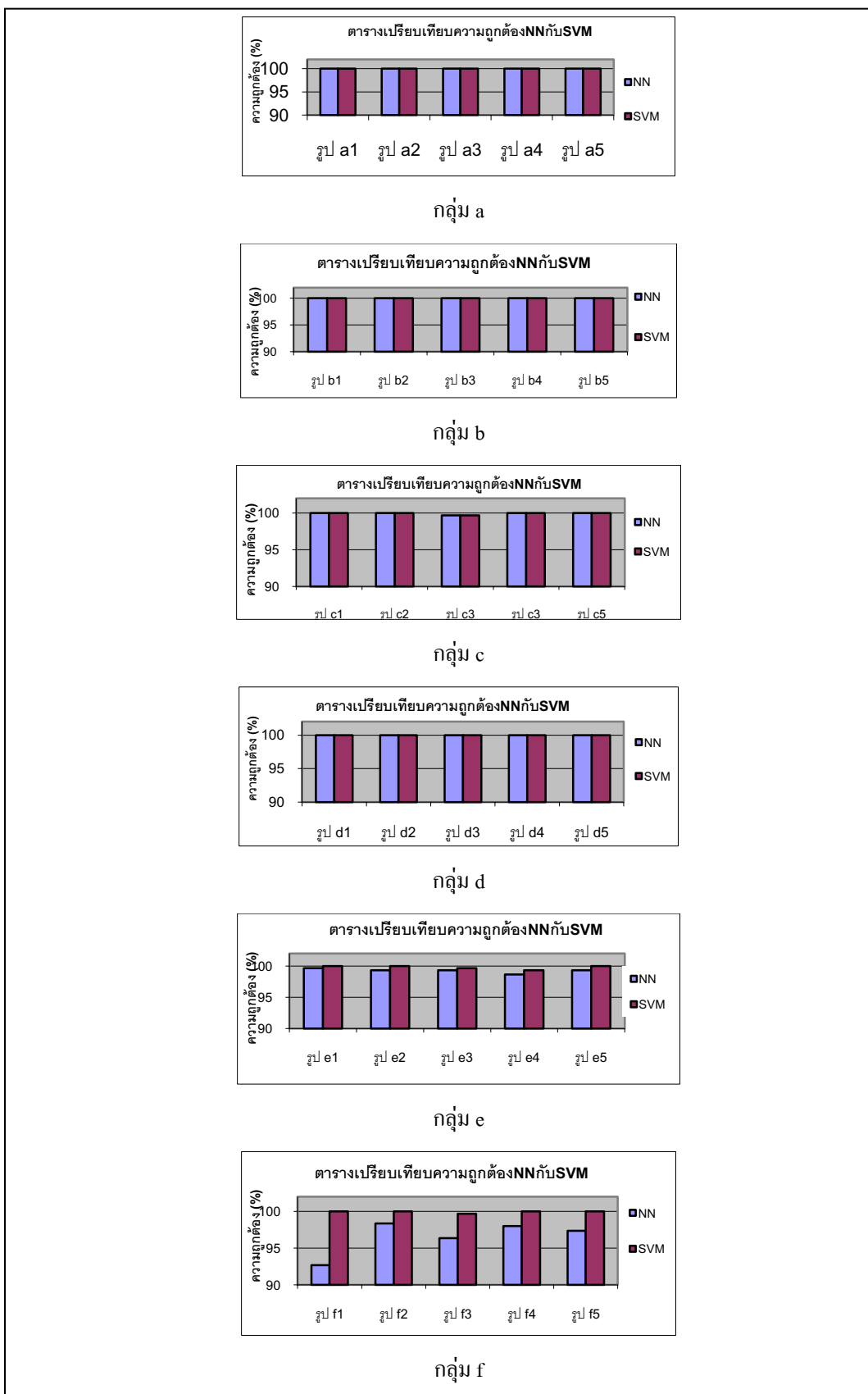
### 4.3 ผลการทดลอง

#### 4.3.1 ผลการทดลองเปรียบเทียบการจำแนกระหว่าง NN กับ SVM

จากการทดลองเปรียบเทียบความถูกต้องโดยทำการทดลองแบบโครงข่ายประสาทเทียม 1 โครงข่ายต่อเครื่องหมายจราจร 1 แบบ โดยมีสถาปัตยกรรมคือจำนวนโหนดข้อมูลเข้า: โหนดซ่อน:โหนดผลลัพธ์ เป็น 625 : 1,250 : 1 เนื่องจากภาพเครื่องหมายจราจรมีทั้งหมด 30 แบบ ดังนั้นจำนวนโครงข่ายประสาทเทียมในการทดลองมีจำนวน 30 โครงข่ายประสาทเทียม ในทำนองเดียวกันกับซอฟต์แวร์เวกเตอร์แมชชีนมีทั้งหมด 30 ชุดการทดลองเช่นกัน ผลการทดลองแสดงดังภาพประกอบที่ 4.4 กลุ่ม a b และ d นั้นมีความถูกต้องเท่ากันทั้ง NN และ SVM คือ 100 % กลุ่ม c นั้นมีความถูกต้องของ NN คือ 99.93% และ SVM มีค่า 100 % แต่ในกลุ่ม e และ f พบว่า SVM มีความถูกต้องมากกว่า NN กล่าวโดยสรุปจากค่าเฉลี่ยของการทดลองทั้ง 30 แบบ NN มีค่าเฉลี่ยความถูกต้อง 99.84% และ SVM มีค่าเฉลี่ยความถูกต้องสูงกว่าเล็กน้อยคือ 99.94% สำหรับรายละเอียดของค่า True Positive (TP) False Positive (FP) False Negative (FN) และ True Negative (TN) ในการทดลองของ NN แสดงในตารางที่ 4.3 และของ SVM แสดงดังตารางที่ 4.4 ตามลำดับ ตัวอย่างเช่น ภาพ c3 ในตารางที่ 4.3 NN ทำนายได้ False Negative เป็น 1 ซึ่งเป็นการทายที่ผิด เมื่อเทียบกับ ตารางที่ 4.4 ของ SVM ส่วนภาพในกลุ่ม f ที่มีค่าความผิดพลาดสูงเกิดจากภาพกลุ่มที่นำเข้ามาทำการทดลอง มีขอบของภาพเครื่องหมายจราจร และสี ภาพที่มีขนาดและสีที่

แตกต่างกันจึงทำให้เรียนรู้ช้าลง

การทดลองเวลาของการทำนายเปรียบเทียบระหว่าง NN กับ SVM แสดง  
ภาพประกอบที่ 4.5 ผลการทดลองของ SVM ใช้เวลาน้อยกว่า NN โดยที่ SVM ใช้เวลาเฉลี่ยที่  
0.007 วินาที แต่ NN ใช้เวลาเฉลี่ยที่ 0.356 วินาที ตัวอย่างเช่นในกลุ่ม f รูป f1 NN ใช้เวลาประมาณ  
0.3 วินาที ส่วน SVM ใช้เวลาประมาณ 0.008 วินาที



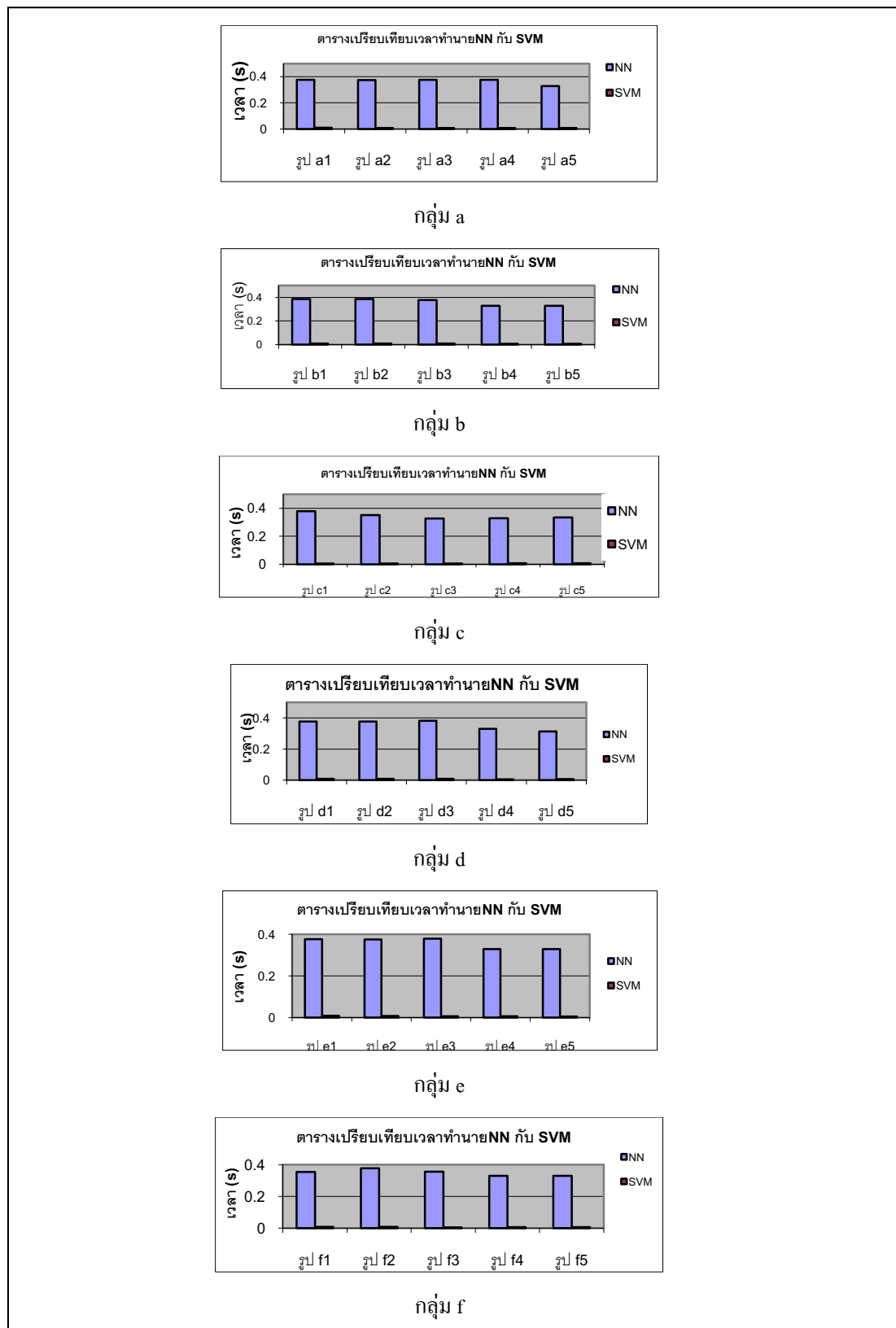
ภาพประกอบ 4.4 กราฟเปรียบเทียบความถูกต้อง NN และ SVM

ตารางที่ 4.3 ค่า confusion matrix และค่าความถูกต้องของ NN

ชนิดข้อมูล ภาพ	ข้อมูลจริง (Actual)		ข้อมูลทำนาย (Prediction)		ความถูกต้อง (%)
	True Positive	False Positive	False Negative	True Negative	
ภาพ a1	10	0	0	290	100
ภาพ a2	10	0	0	290	100
ภาพ a3	10	0	0	290	100
ภาพ a4	10	0	0	290	100
ภาพ a5	10	0	0	290	100
ภาพ b1	10	0	0	290	100
ภาพ b2	10	0	0	290	100
ภาพ b3	10	0	0	290	100
ภาพ b4	10	0	0	290	100
ภาพ b5	10	0	0	290	100
ภาพ c1	10	0	0	290	100
ภาพ c2	10	0	0	290	100
ภาพ c3	10	0	1	289	99.67
ภาพ c4	10	0	0	290	100
ภาพ c5	10	0	0	290	100
ภาพ d1	10	0	0	290	100
ภาพ d2	10	0	0	290	100
ภาพ d3	10	0	0	290	100
ภาพ d4	10	0	0	290	100
ภาพ d5	10	0	0	290	100
ภาพ e1	10	0	1	289	99.67
ภาพ e2	8	2	0	290	99.33
ภาพ e3	10	0	2	288	99.33
ภาพ e4	6	4	0	290	98.67
ภาพ e5	8	2	0	290	99.33
ภาพ f1	10	0	22	268	92.67
ภาพ f2	7	3	2	288	98.33
ภาพ f3	10	0	11	279	96.33
ภาพ f4	10	0	6	284	98
ภาพ f5	9	1	8	282	97

ตารางที่ 4.4 ค่า confusion matrix และค่าความถูกต้องของ SVM

ชนิดข้อมูล ภาพ	ข้อมูลจริง (Actual)		ข้อมูลทำนาย (Prediction)		ความถูกต้อง (%)
	True Positive	False Positive	False Negative	True Negative	
ภาพ a1	10	0	0	290	100
ภาพ a2	10	0	0	290	100
ภาพ a3	10	0	0	290	100
ภาพ a4	10	0	0	290	100
ภาพ a5	10	0	0	290	100
ภาพ b1	10	0	0	290	100
ภาพ b2	10	0	0	290	100
ภาพ b3	10	0	0	290	100
ภาพ b4	10	0	0	290	100
ภาพ b5	10	0	0	290	100
ภาพ c1	10	0	0	290	100
ภาพ c2	10	0	0	290	100
ภาพ c3	10	0	0	290	100
ภาพ c4	10	0	0	290	100
ภาพ c5	10	0	0	290	100
ภาพ d1	10	0	0	290	100
ภาพ d2	10	0	0	290	100
ภาพ d3	10	0	0	290	100
ภาพ d4	10	0	0	290	100
ภาพ d5	10	0	0	290	100
ภาพ e1	10	0	0	290	100
ภาพ e2	8	2	0	290	99.33
ภาพ e3	10	0	1	289	99.67
ภาพ e4	10	0	2	288	99.33
ภาพ e5	8	2	0	290	99.33
ภาพ f1	10	0	22	268	92.67
ภาพ f2	7	3	2	288	98.33
ภาพ f3	10	0	1	289	99.67
ภาพ f4	10	0	6	284	98
ภาพ f5	9	1	8	282	97























ภาพประกอบ 4.5 กราฟเปรียบเทียบเวลาของ NN และ SVM



### 4.3.2 การทดลองปรับเปลี่ยนสถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมแบบต่างๆ

การทดลองนี้เป็นการปรับเปลี่ยนค่าคงที่ของการทดลองจากภาพการทดลองมา 3 กลุ่ม T1 (เครื่องหมายไฟจราจร) T2 (เครื่องหมายทางระวังโค้งขวา) และ T3 (เครื่องหมายระวังคนข้าม) โดยแต่ละกลุ่มจะมีภาพกลุ่มละ 10 ภาพ ดังแสดงในตารางที่ 4.5

ตารางที่ 4.5 ภาพกลุ่มตัวอย่างการทดลอง T1 T2 และ T3

กลุ่ม T1					
	t1_1.jpg	t1_2.jpg	t1_3.jpg	t1_4.jpg	t1_5.jpg
กลุ่ม T2					
	t2_1.jpg	t2_2.jpg	t2_3.jpg	t2_4.jpg	t2_5.jpg
กลุ่ม T3					
	t3_1.jpg	t3_2.jpg	t3_3.jpg	t3_4.jpg	t3_5.jpg
					
	t3_6.jpg	t3_7.jpg	t3_8.jpg	t3_9.jpg	t3_10.jpg

#### 4.3.2.1 การเลือกขนาดภาพข้อมูลเข้ากับจำนวนโหนดซ่อนของโครงข่ายประสาท

เทียม

กำหนดให้สถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมมีลักษณะดังนี้ โหนดข้อมูลเข้า: โหนดซ่อน: โหนดผลลัพธ์ โดยแบ่งแบบการทดสอบออกเป็นขนาดภาพแบบพิกเซล 20x20 50x50 และ 100x100 จำนวนโหนดข้อมูลเข้า คือ 100 625 และ 2,500 และจำนวนโหนดซ่อน คือ 100 400 และ 1,250 ส่วนโหนดผลลัพธ์คือ 1 โหนด ดังในตารางที่ 4.6

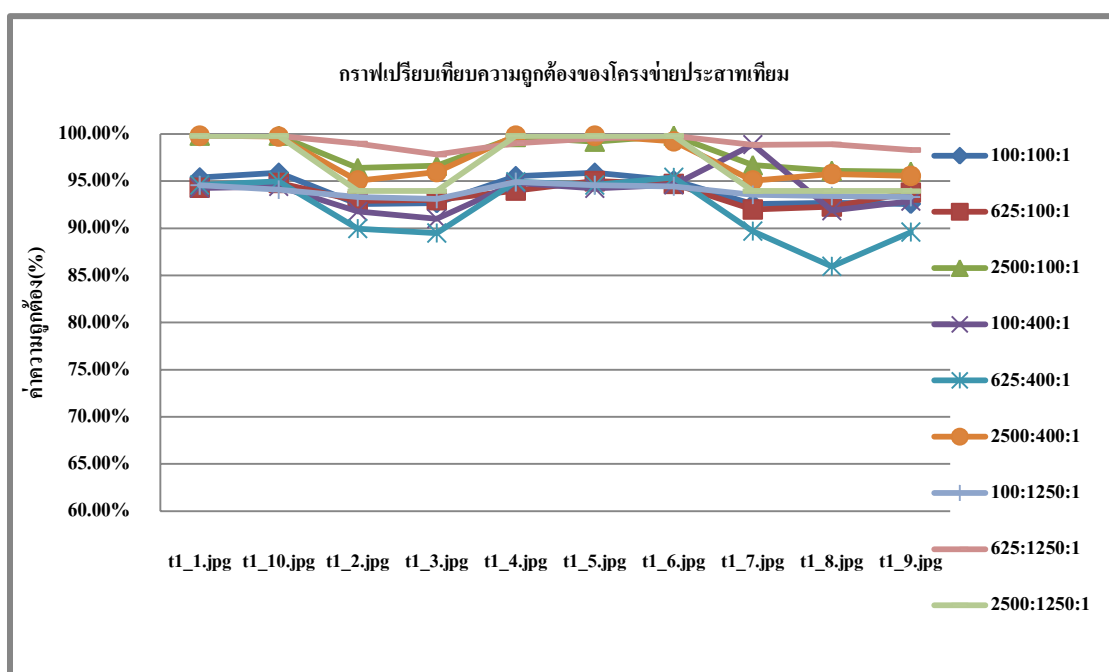
ตารางที่ 4.6 การทดลองสถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียม

ขนาดภาพ (พิกเซลxพิกเซล)	สถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียม			รูปแบบสรุป
	โหนดข้อมูลเข้า	โหนดซ่อน	โหนดผลลัพธ์	โหนดข้อมูลเข้า:โหนดซ่อน:โหนดผลลัพธ์
20x20	100	100	1	100:100:1
20x20	100	400	1	100:400:1
20x20	100	1,250	1	100:1,250:1
50x50	625	100	1	625:100:1
50x50	625	400	1	625:400:1
50x50	625	1,250	1	625:1,250:1
100x100	2,500	100	1	2,500:100:1
100x100	2,500	400	1	2,500:400:1
100x100	2,500	1,250	1	2,500:1,250:1

โดยนำมาทดลองและบันทึกผลการทดลองของภาพทั้ง 3 กลุ่ม T1 T2 และ T3 จากตารางที่ 4.6 และภาพประกอบ 4.6 เป็นการทดลองของกลุ่ม T1 ภาพเครื่องหมายไฟจราจร จำนวน 10 ภาพ ตั้งแต่ T1\_1.jpg ถึง T1\_10.jpg พบว่าค่าเฉลี่ยความถูกต้องมากที่สุดอยู่ที่โครงข่ายประสาทเทียมขนาด 625 : 1,250 : 1 เพราะมีค่าเฉลี่ยที่ 99.08% ตารางที่ 4.7 และภาพประกอบ 4.7 เป็นการทดลองในกลุ่ม T2 ที่มีภาพโคลงจำนวน 10 ภาพ ตั้งแต่ T2\_1.jpg ถึง T2\_10.jpg ผลการทดลองพบค่าภาพกลุ่ม T2 สถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมขนาด 625 : 1,250 : 1 มีค่าเฉลี่ยความถูกต้องที่ 99.1% และตารางที่ 4.8 และภาพประกอบที่ 4.8 กลุ่ม T3 ภาพระวังคนข้าม 10 ภาพ ตั้งแต่ T3\_1.jpg ไปจนถึง T3\_10.jpg ผลการทดลองพบว่าภาพกลุ่มที่ T3 มีค่าเฉลี่ยความถูกต้องสูงสุดอยู่ที่สถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมขนาด 625 : 1,250 : 1 มีค่าเฉลี่ยที่ 98.9%

ตารางที่ 4.7 ผลการทดลองกับกลุ่มภาพ T1 (ไฟจราจร) ของโครงข่ายประสาทเทียม

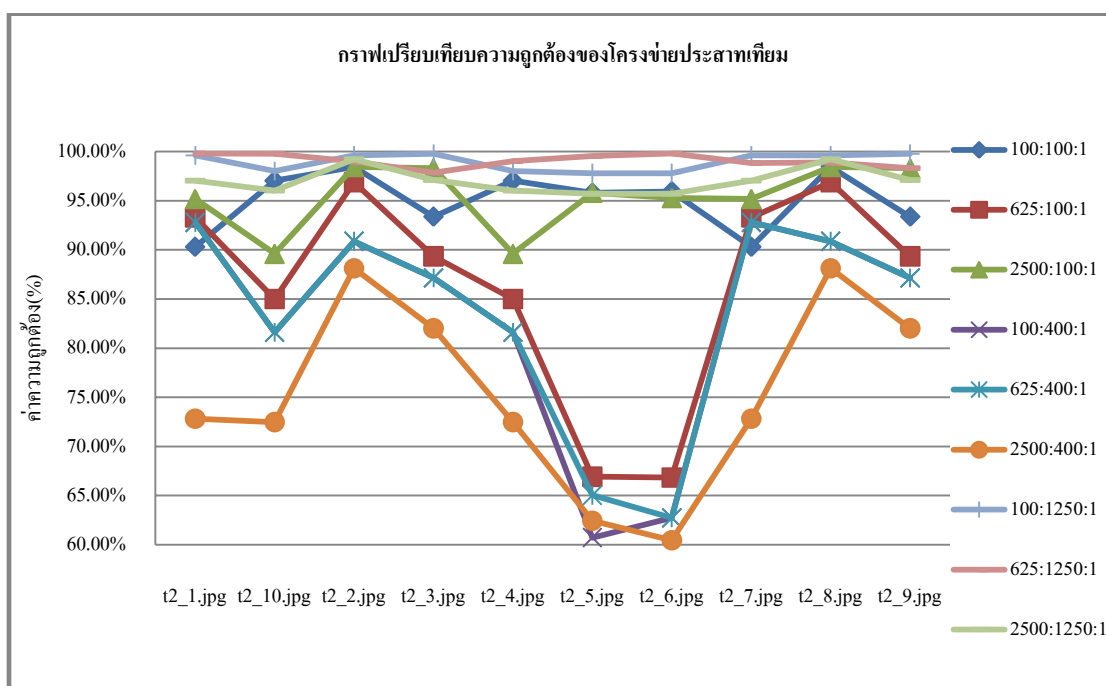
สถาปัตยกรรม ภาพ	ค่าความถูกต้อง(%)								
	100:100: 1	100:400: 1	100:1250: 1	625:100 :1	625:400 :1	625:1250 :1	2500:100: 1	2500:400: 1	2500:1250: 1
t1_1	95.40	94.30	94.60	94.30	94.60	99.80	99.80	99.80	99.80
t1_10	95.90	94.40	94.10	94.80	95.00	99.80	99.80	99.70	99.80
t1_2	92.60	91.80	93.30	92.90	90.00	99.00	96.40	95.10	93.90
t1_3	92.70	91.00	93.10	93.00	89.50	97.80	96.60	96.00	93.90
t1_4	95.50	94.80	94.90	94.00	94.90	99.00	99.70	99.80	99.80
t1_5	95.90	94.20	94.60	95.00	94.60	99.50	99.20	99.80	99.80
t1_6	95.10	94.60	94.50	94.70	95.40	99.80	99.80	99.20	99.80
t1_7	92.60	98.90	93.60	92.00	89.70	98.80	96.70	95.10	93.90
t1_8	92.70	91.90	93.40	92.30	86.00	98.90	96.10	95.80	93.90
t1_9	92.60	92.90	93.30	93.80	89.60	98.30	96.00	95.60	93.90
ค่าเฉลี่ย	94.08	93.87	93.92	93.68	91.92	99.08	98.02	97.58	96.87



ภาพประกอบที่ 4.6 กราฟเปรียบเทียบความถูกต้องของภาพกลุ่ม T1 (ไฟจราจร)

ตารางที่ 4.8 ผลการทดลองกับกลุ่มภาพ T2 (ระวังโค้งขวา) ของโครงข่ายประสาทเทียม

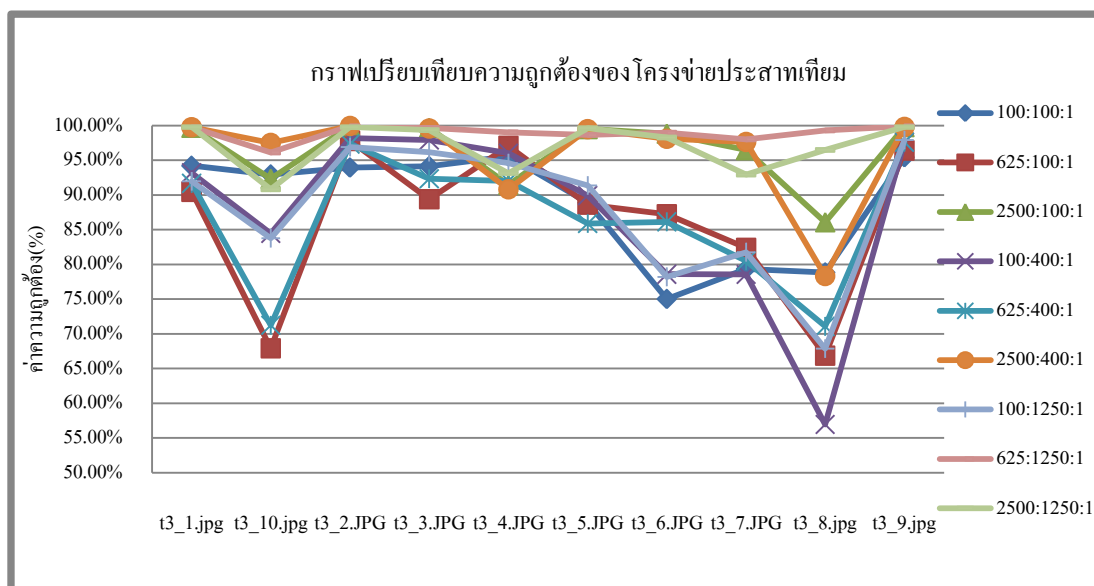
สถาปัตยกรรม ภาพ	ค่าความถูกต้อง(%)								
	100:100 :1	625:100 :1	2500:100 :1	100:400 :1	625:400 :1	2500:400 :1	100:1250 :1	625:1250 :1	2500:125 0:1
t2_1	90.30	93.3	95.20	93.00	93.00	73.00	99.60	99.80	97.00
t2_10	97.00	85.00	89.60	82.00	82.00	72.00	98.00	99.80	96.00
t2_2	98.50	96.90	98.40	91.00	91.00	88.00	99.60	99.00	99.20
t2_3	93.40	89.30	98.30	87.00	87.00	82.00	99.80	97.80	97.10
t2_4	97.00	85.00	89.60	82.00	82.00	72.00	98.00	99.00	96.00
t2_5	95.80	66.90	95.80	61.00	65.00	62.00	97.80	99.50	95.70
t2_6	95.90	66.80	95.30	63.00	63.00	63.00	97.80	99.80	95.70
t2_7	90.30	93.30	95.20	93.00	93.00	73.00	99.60	98.80	97.00
t2_8	98.50	96.90	98.40	91.00	91.00	88.00	99.60	98.90	99.20
t2_9	93.40	89.30	98.30	87.00	87.00	82.00	99.80	98.30	97.10
ค่าเฉลี่ย	95.00	86.30	95.40	83.00	83.00	75.00	99.00	99.10	97.00



ภาพประกอบที่ 4.7 กราฟเปรียบเทียบความถูกต้องของภาพกลุ่ม T2 (ระวังโค้งขวา)

ตารางที่ 4.9 ผลการทดลองกับกลุ่มภาพ T3 (ระวังคนข้าม) ของโครงข่ายประสาทเทียม

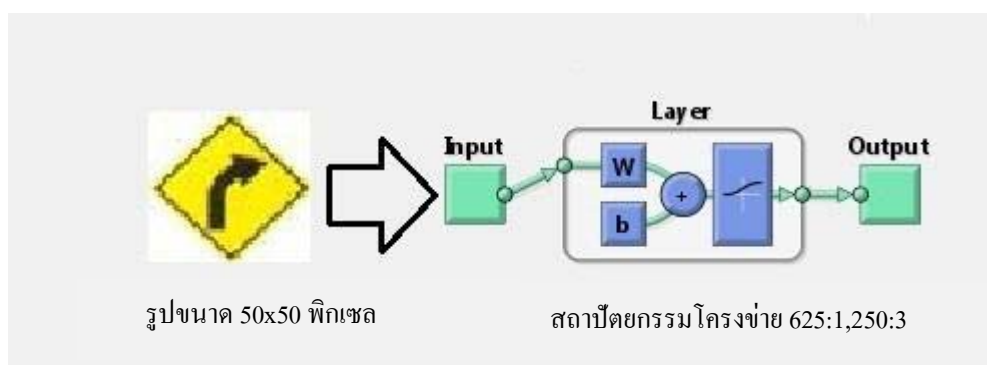
สถาปัตยกรรม ภาพ	ค่าความถูกต้อง(%)								
	100:100: 1	625:100: 1	2500:100 :1	100:400: 1	625:400: 1	2500:400 :1	100:1250 :1	625:1250 :1	2500:1250 :1
t3_1	94.20	90.46	99.70	93.18	91.66	99.74	91.96	99.75	99.78
t3_10.	92.94	67.91	92.33	84.45	71.21	97.48	83.77	96.11	90.80
t3_2.	93.94	97.8	99.94	98.18	97.33	99.92	96.89	99.91	99.78
t3_3.	94.14	89.38	99.67	97.90	92.32	99.57	96.17	99.67	99.33
t3_4.	95.55	97.05	91.44	96.01	92.00	90.80	94.58	99.01	93.13
t3_5	88.88	88.61	99.50	89.91	85.86	99.46	91.35	98.62	99.63
t3_6	75.02	87.22	98.85	78.58	86.12	98.08	78.20	98.98	98.27
t3_7	79.33	82.36	96.46	78.55	80.48	97.64	81.75	98.80	92.91
t3_8	78.82	66.85	86.06	56.92	71.06	78.32	67.86	99.29	96.48
t3_9	95.43	96.41	99.79	97.58	97.61	99.81	97.90	99.88	99.78
ค่าเฉลี่ย	88.82	86.40	96.37	87.12	86.57	96.08	88.04	98.92	96.99



ภาพประกอบที่ 4.8 กราฟเปรียบเทียบความถูกต้องของภาพกลุ่ม T3 (ระวังคนข้าม)

#### 4.3.2.1 การทดสอบเปรียบเทียบโครงข่ายประสาทเทียมที่มี 1 และ 3 โหนดผลลัพธ์

สถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมเป็น 625 : 1,250 : 3 แสดงในภาพประกอบที่ 4.9 โดยนำมาเปรียบเทียบกับโครงข่ายประสาทเทียมแบบ 625 : 1,250 : 1

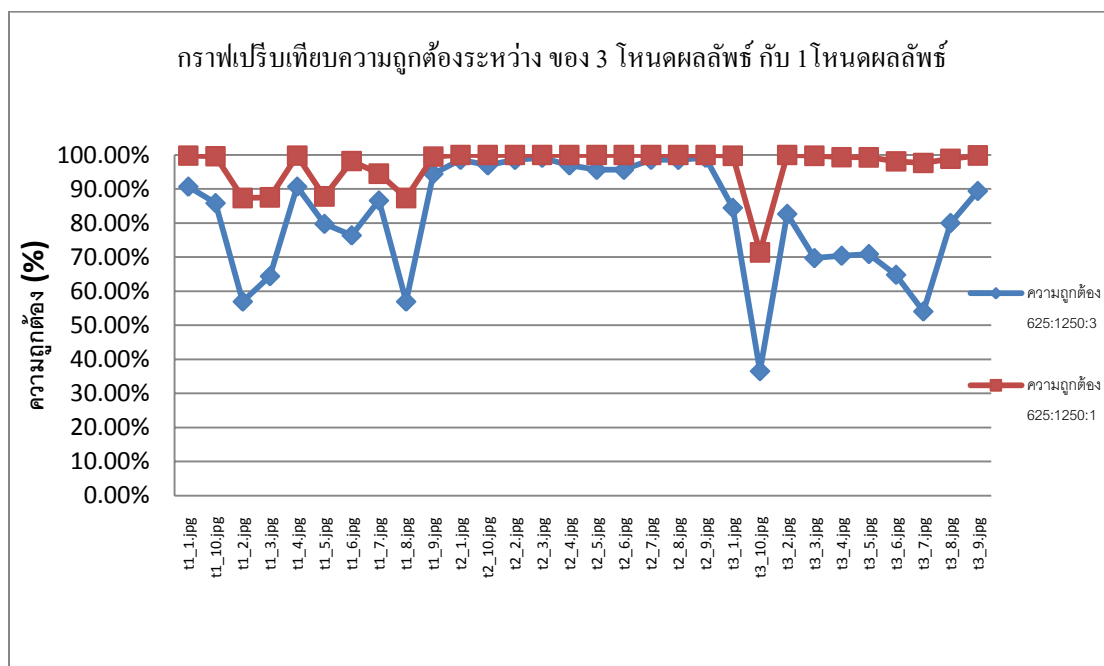


ภาพประกอบที่ 4.9 สถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมแบบ 3 โหนดผลลัพธ์

ผลการทดลองค่าความถูกต้องเปรียบเทียบ NN แบบ 3 โหนดผลลัพธ์ กับแบบ 1 โหนดผลลัพธ์ โครงข่ายประสาทเทียมกับกลุ่มภาพ T1 T2 และ T3 คือมี 3 โครงข่ายประสาทเทียม มี 1 โครงข่ายประสาทเทียมใช้แทนภาพกลุ่ม T1 มี 1 โครงข่ายประสาทเทียมใช้แทนภาพกลุ่ม T2 และมี 1 โครงข่ายประสาทเทียมใช้แทนกลุ่ม T3 ดังในตารางที่ 4.10 และการทดลองที่ได้พบว่า NN แบบ 3 โหนดผลลัพธ์มีค่าเฉลี่ยความถูกต้องที่ 83.3%น้อยกว่า แบบ 1 โหนดผลลัพธ์ที่มีค่าเฉลี่ย 100 % สาเหตุที่เกิดความแตกต่างขึ้นเนื่องด้วย NN ที่มี 3 ผลลัพธ์ ต้องมีการเรียนรู้จำนวนชุดข้อมูลเป็นจำนวนมากและชุดข้อมูลของเครื่องหมายจราจรทั้ง 3 แบบนั้นมีความแตกต่างทำให้โครงข่ายมีการปรับตัวตามข้อมูลที่เข้ามา NN แบบ 1 ผลลัพธ์ มีความอิสระมากกว่าในการหาความถูกต้องเนื่องจากพิจารณาชุดข้อมูลเพียงชุดเดียวจึงมีค่าความถูกต้องสูงกว่า ดังแสดงในภาพประกอบที่ 4.10

ตารางที่ 4.10 การทดลองเปรียบเทียบความถูกต้องของ 3 โหนดผลลัพธ์ กับ 1 โหนดผลลัพธ์

รูปภาพ \ NN	ค่าความถูกต้อง(%)	
	625:1,250:3	625:1,250:1
t1_1.jpg	90.71	99.77
t1_10.jpg	85.88	99.60
t1_2.jpg	56.93	87.36
t1_3.jpg	64.4	87.53
t1_4.jpg	90.71	99.77
t1_5.jpg	79.76	87.82
t1_6.jpg	76.38	98.18
t1_7.jpg	86.63	94.50
t1_8.jpg	56.93	87.36
t1_9.jpg	94.46	99.48
t2_1.jpg	98.57	99.99
t2_10.jpg	96.94	99.96
t2_2.jpg	98.54	99.99
t2_3.jpg	99.17	99.99
t2_4.jpg	96.94	99.96
t2_5.jpg	95.62	99.96
t2_6.jpg	95.62	99.96
t2_7.jpg	98.57	99.99
t2_8.jpg	98.54	99.99
t2_9.jpg	99.17	99.99
t3_1.jpg	84.49	99.76
t3_10.jpg	36.49	71.39
t3_2.jpg	82.70	99.95
t3_3.jpg	69.70	99.76
t3_4.jpg	70.40	99.30
t3_5.jpg	70.89	99.29
t3_6.jpg	64.81	98.13
t3_7.jpg	54.04	97.66
t3_8.jpg	80.02	98.84
t3_9.jpg	89.42	99.84
ค่าเฉลี่ยความถูกต้อง(%)	83.33	100



ภาพประกอบที่ 4.10 กราฟเปรียบเทียบความถูกต้อง 3 โหนดผลลัพธ์กับ 1 โหนดผลลัพธ์

#### 4.3.3 การทดลองปรับความสว่างของเครื่องหมายจราจร

เลือกโครงข่ายประสาทเทียมแบบ 625 : 1,250 : 1 โดยนำภาพที่มีความสว่างที่แตกต่างกัน 3 ระดับคือ ความสว่างมาก ความสว่างปานกลาง และความสว่างน้อย (ภาพมีด) แสดงในภาพประกอบที่ 4.11























ภาพประกอบที่ 4.11 การแบ่งกลุ่มความเข้มของสีป้ายจราจร

ในการทดลองมีการจัดแบ่งรูปภาพที่ใช้ทดสอบให้มีแสง 3 ระดับ จากภาพ 3 แบบ T1 T2 และ T3 แสดงดังในตารางที่ 4.11



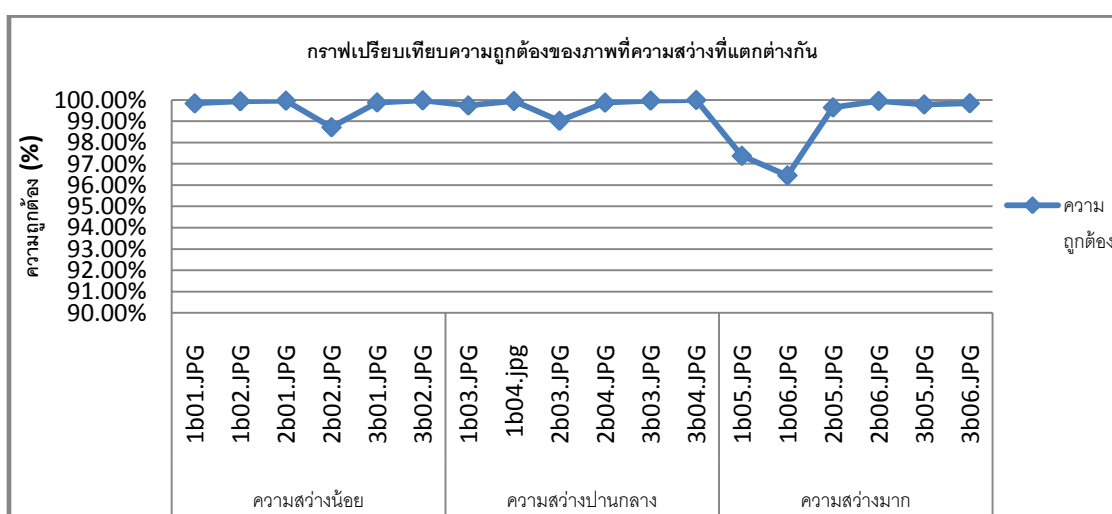
ตารางที่ 4.11 ตัวอย่างของกลุ่มความสว่างแต่ละแบบ

ความสว่าง รูปภาพ	ความสว่างมาก		ความสว่างปานกลาง		ความสว่างน้อย	
	 รูปแบบที่ T1	 1b01.jpg	 1b02.jpg	 1b03.jpg	 1b04.jpg	 1b05.jpg
 รูปแบบที่ T2	 2b01.jpg	 2b02.jpg	 2b03.jpg	 2b04.jpg	 2b05.jpg	 2b06.jpg
 รูปแบบที่ T3	 3b01.jpg	 3b02.jpg	 3b03.jpg	 3b04.jpg	 3b05.jpg	 3b07.jpg

การทดลองที่ได้ในตารางที่ 4.12 และภาพประกอบ 4.12 ได้ผลการทดลองที่ใกล้เคียงกันโดยค่าความสว่างปานกลางมีค่าเฉลี่ยที่ 99.76% เป็นค่าความถูกต้องที่มากที่สุดในกลุ่ม รองลงมาภาพความสว่างน้อยมีค่าความถูกต้องเฉลี่ย 99.72% และค่าเฉลี่ยความถูกต้องน้อยที่สุดในกลุ่มคือค่าความสว่างมากที่ค่าเฉลี่ย 98.8% ผลการทดลองโดยสรุปภาพที่มีความสว่างปานกลางมีผลการทดลองดีที่สุด

ตารางที่ 4.12 ค่าความถูกต้องของภาพกลุ่มความสว่างแต่ละแบบ

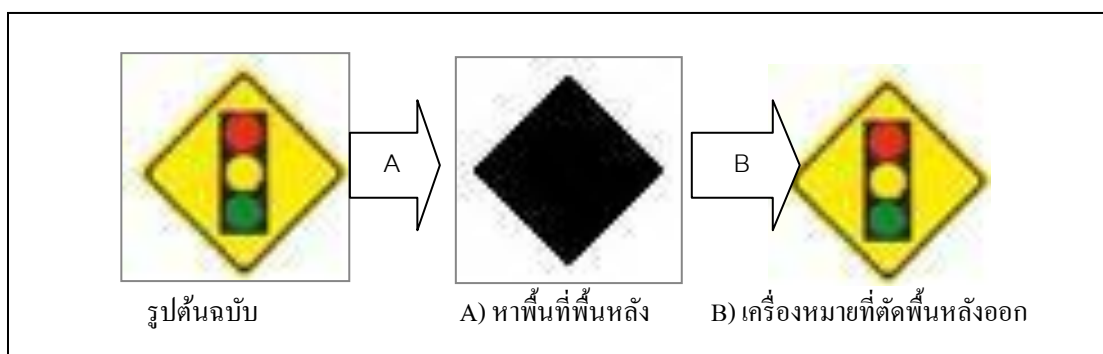
ความสว่าง	ชื่อภาพ	ค่าความถูกต้อง(%)	ค่าความถูกต้องเฉลี่ย(%)
ความสว่างน้อย	1b01.JPG	99.84	99.72
	1b02.JPG	99.94	
	2b01.JPG	99.97	
	2b02.JPG	98.72	
	3b01.JPG	99.88	
	3b02.JPG	99.98	
ความสว่างปานกลาง	1b03.JPG	99.74	99.76
	1b04.jpg	99.95	
	2b03.JPG	99.02	
	2b04.JPG	99.88	
	3b03.JPG	99.97	
	3b04.JPG	99.99	
ความสว่างมาก	1b05.JPG	97.38	98.84
	1b06.JPG	96.46	
	2b05.JPG	99.65	
	2b06.JPG	99.95	
	3b05.JPG	99.79	
	3b06.JPG	99.85	



ภาพประกอบที่ 4.12 กราฟเปรียบเทียบค่าความถูกต้องของภาพกลุ่มความสว่างทั้ง 3 กลุ่ม

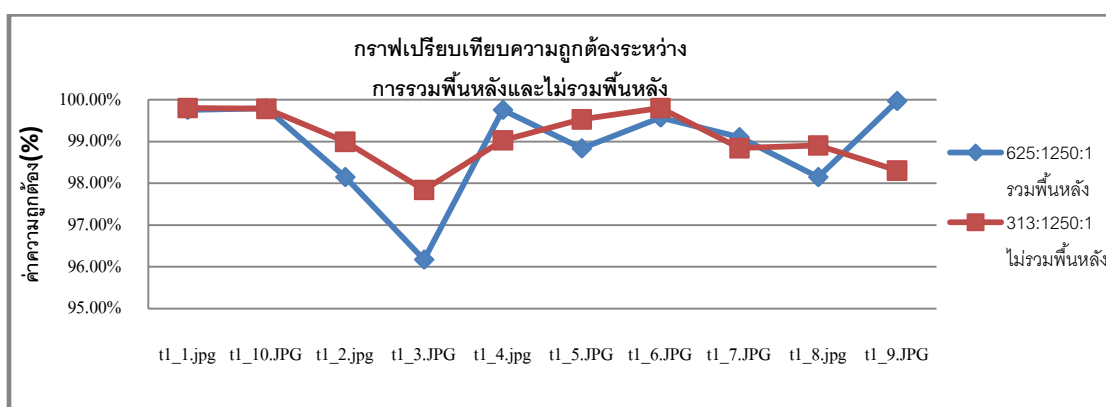
#### 4.3.4 การทดลองตัดพื้นหลังสีขาออกจากภาพเพื่อหาความสัมพันธ์ที่มีต่อผลลัพธ์และความเร็ว

การทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมนำเฉพาะส่วนที่เป็นเครื่องหมายจราจรอย่าง เดี่ยวดังรูป B โหนดนำเข้าข้อมูลของโครงข่ายประสาทเทียมใหม่คือ 313: 1,250 :1 โดยนำมา ทดลองเปรียบเทียบกับแบบไม่ตัดพื้นหลังโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมขนาด 625 : 1,250 : 1 ดัง ภาพประกอบที่ 4.13

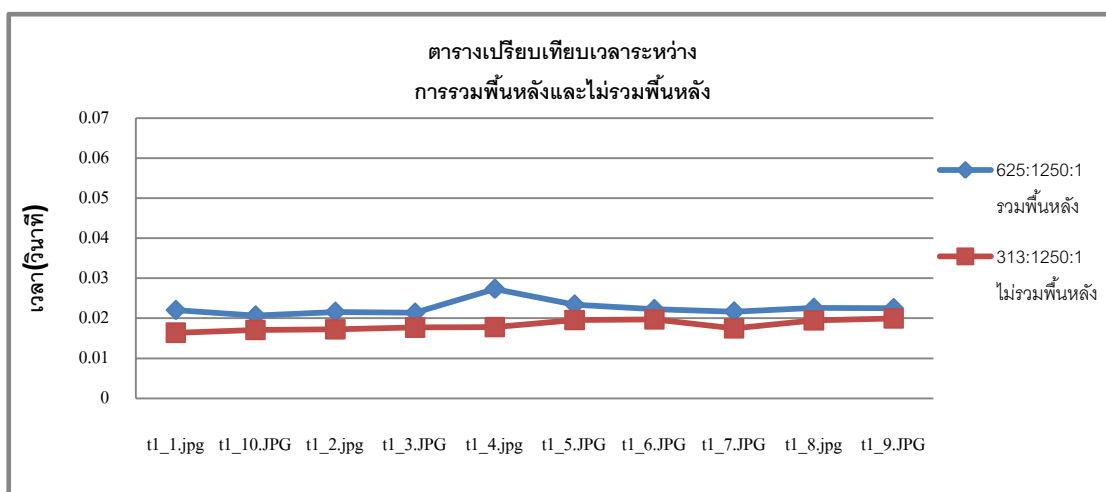


ภาพประกอบที่ 4.13 กระบวนการนำเครื่องหมายออกจากพื้นหลัง

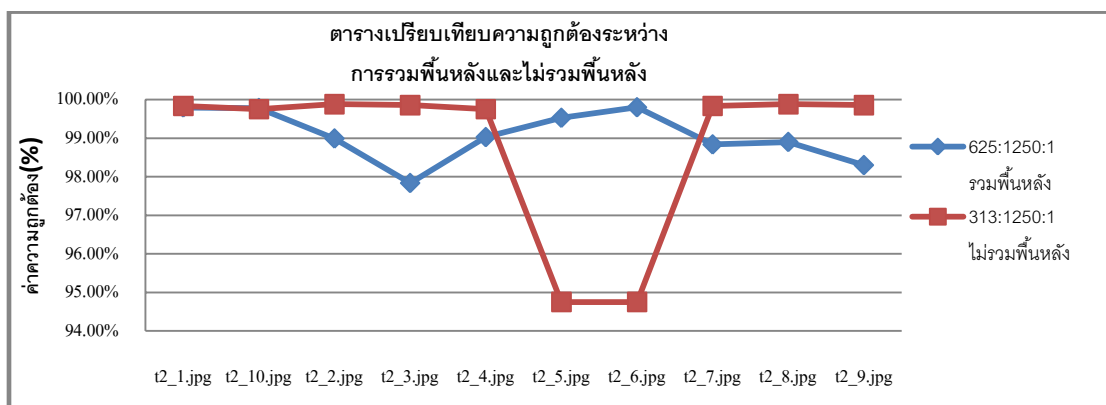
จากการทดลองพบว่าการตัดพื้นหลังของภาพเครื่องหมายจราจรมีความถูกต้อง ใกล้เคียงกันกับไม่ตัดพื้นหลังออก ดังภาพประกอบ 4.14 ของภาพ กลุ่ม T1 ภาพประกอบที่ 4.16 ภาพ กลุ่ม T2 และ ภาพประกอบที่ 4.18 ของภาพกลุ่ม T3 แต่เวลาในการทำนายกรณีไม่นำพื้นหลัง เข้ามาพิจารณาโครงข่ายประสาทเทียมลดภาระในการคำนวณลงทำให้ใช้เวลาน้อยลง ดังแสดงใน ภาพประกอบที่ 4.15 ของ กลุ่ม T1 ภาพประกอบที่ 4.17 ของ ภาพกลุ่ม T2 และ ภาพประกอบที่ 4.19 ของภาพกลุ่ม T3



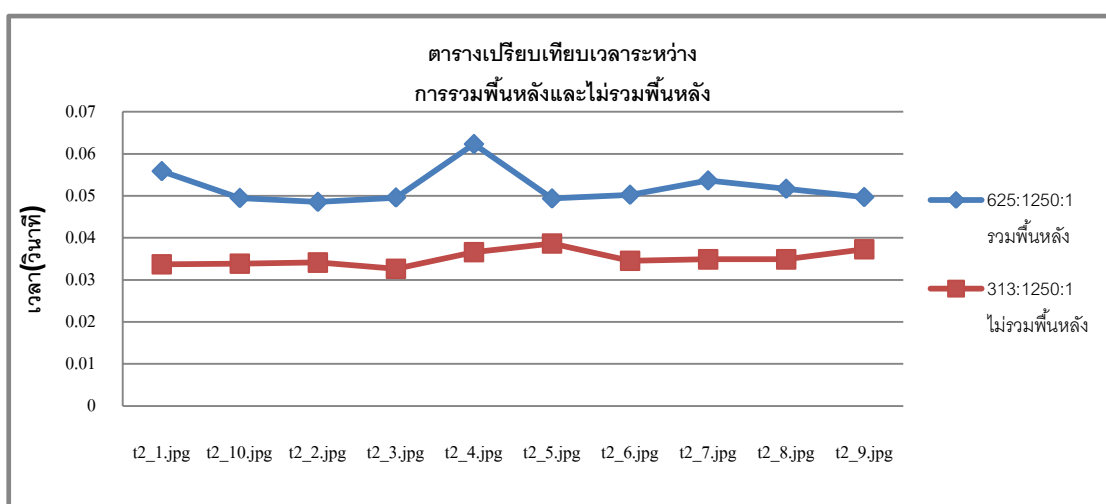
ภาพประกอบที่ 4.14 กราฟเปรียบเทียบความถูกต้องกลุ่มรวมพื้นหลังและไม่รวมพื้นหลังของ T1



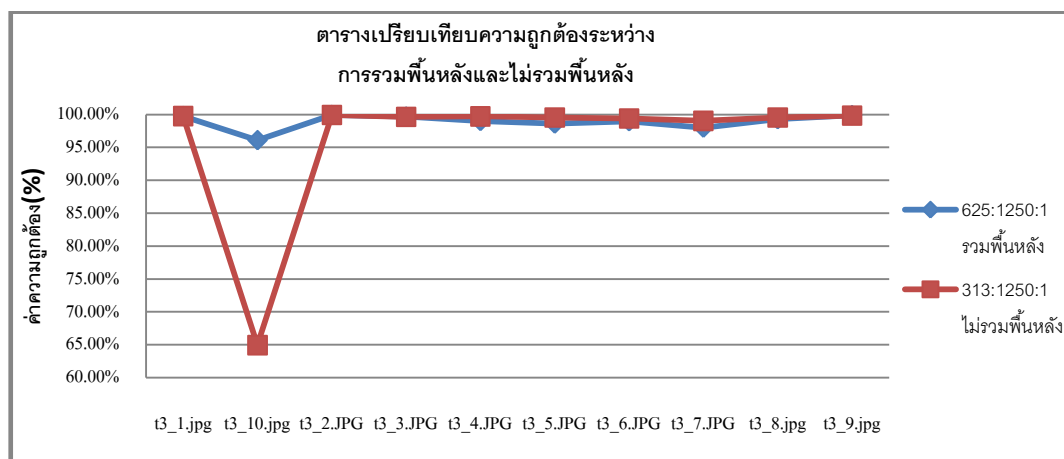
ภาพประกอบที่ 4.15 กราฟเปรียบเทียบเวลาในกลุ่มที่รวมพื้นหลังและไม่รวมพื้นหลังของ T1



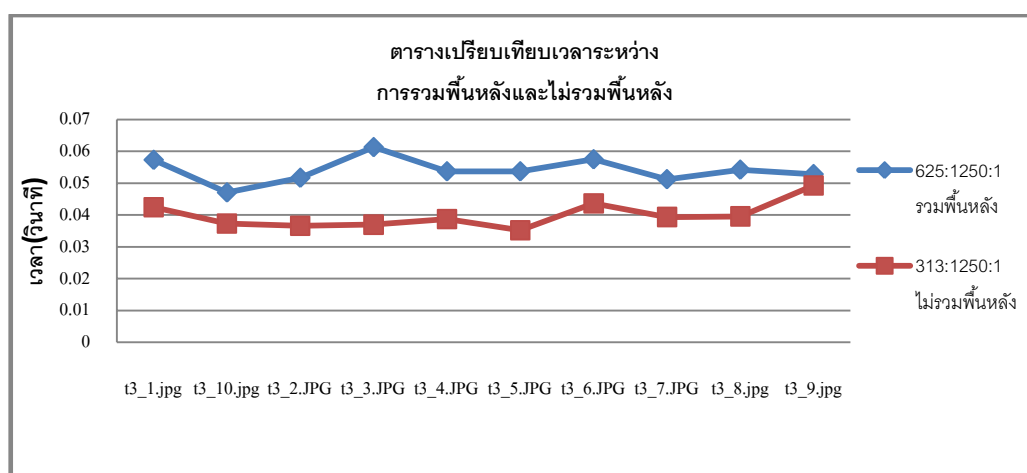
ภาพประกอบที่ 4.16 กราฟเปรียบเทียบค่าความถูกต้องกลุ่มรวมพื้นหลังและไม่รวมพื้นหลังของ T2



ภาพประกอบที่ 4.17 กราฟเปรียบเทียบเวลาในกลุ่มที่รวมพื้นหลังและไม่รวมพื้นหลังของ T2



ภาพประกอบที่ 4.18 กราฟเปรียบเทียบความถูกต้องกลุ่มรวมพื้นหลังและไม่รวมพื้นหลังของ T3



ภาพประกอบที่ 4.19 กราฟเปรียบเทียบเวลาในกลุ่มที่รวมพื้นหลังและไม่รวมพื้นหลังของ T3

#### 4.3.5 การทดลองปรับเปลี่ยนขนาดภาพนำเข้าแบบต่างๆ

การหาความเหมาะสมของจำนวน โหนดนำเข้าขนาดของซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน โหนดข้อมูลเข้าของภาพขนาด 100x100 พิกเซล 50x50 พิกเซล และ ขนาด 20x20 พิกเซล แสดงดังภาพประกอบที่ 4.20 ในการทดลองนี้เป็นการเปรียบเทียบกันระหว่าง NN และ SVM



ภาพประกอบที่ 4.20 ภาพแต่ละขนาดที่นำมาทดลอง

การทดลองพบว่าเมื่อภาพมีขนาด 100x100 พิกเซล 50x50 พิกเซล แสดงดังตารางที่ 4.13 และ 4.14 ตามลำดับ ค่าความถูกต้องของกลุ่มภาพทั้ง 3 กลุ่มมีความถูกต้อง 100% ทั้งหมด แต่เมื่อมีการปรับขนาดภาพโหนดนำเข้าให้มีขนาด 20x20 พิกเซลดังในตารางที่ 4.15 พบว่าผลการทดลองในกลุ่ม T3 พบว่ามีค่าความผิดพลาดของค่าความถูกต้องในส่วนของ SVM มีค่าความถูกต้องลดลง คือ 96.3 % ดังนั้นขนาดของภาพที่เล็กเกินไปมีผลต่อความถูกต้องของการทดลอง









## บทที่ 5

### บทสรุป และข้อเสนอแนะ

วิทยานิพนธ์นี้ได้นำเสนอต้นแบบในการรู้จำเครื่องหมายจราจรโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมและซอฟต์แวร์เวกเตอร์แมชชีน โดยนำภาพเครื่องหมายจราจรที่พบบ่อย 30 แบบ มาเป็นตัวอย่งในการทดลอง

#### 5.1 สรุปผลการวิจัย

งานวิจัยนี้ได้สรุปผลการทดลองดังนี้

- 1) SVM และ NN สามารถจำแนกเครื่องหมายจราจรได้ดีประมาณ 99-100% โดย SVM สามารถจำแนกได้ดีกว่า NN เล็กน้อยในบางกรณี
- 2) สถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสม โหนดนำข้อมูลเข้า: โหนดซ่อน: โหนดผลลัพธ์ คือ 625 : 1,250 : 1 โดยมีข้อมูลนำเข้า 50x50 พิกเซล
- 3) ภาพในการทดสอบเกี่ยวกับความสว่างที่ดีคือภาพที่มีความสว่างปานกลาง
- 4) การออกแบบสถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมควรแยกทดสอบแบบเครื่องหมายจราจร 1 แบบต่อ 1 โครงข่ายประสาทเทียมหรือ 1 ซอฟต์แวร์เวกเตอร์แมชชีน
- 5) เวลาในการทำงาน SVM น้อยกว่า NN

#### 5.2 ปัญหาและอุปสรรค

ปัญหาที่พบคือภาพเครื่องหมายที่ใช้ทดลองภาพจำนวน 30 แบบ ที่นำมานั้นต้องเก็บข้อมูลในหลายพื้นที่ทำให้ใช้เวลาในการเก็บข้อมูลนาน รวมไปถึงเครื่องหมายจราจรบางแบบหายากเนื่องจากสภาวะแวดล้อมในพื้นที่เก็บข้อมูลไม่มีหรือมีจำนวนน้อย ทำให้ตัวอย่างของข้อมูลที่นำมาทดลองมีจำนวนไม่มากเมื่อเปรียบเทียบกับจำนวนป้ายจราจรชนิดเดือนที่มีอยู่จริงตามท้องถนนทั่วประเทศ

### 5.3 ข้อเสนอแนะ

แนวคิดนี้สามารถนำไปพัฒนาระบบสนับสนุนการตัดสินใจผู้ขับขี่แบบเรียลไทม์ได้ โดยพัฒนาการค้นหาเครื่องหมายจราจรในขณะเคลื่อนที่ โดยนำกล้องวิดีโอมาทำการติดตั้งและนำเข้าสู่ระบบคอมพิวเตอร์เพื่อให้สามารถประยุกต์ใช้กับระบบรู้จำเครื่องหมายจราจรต่อไป

## บรรณานุกรม

- [1] บุญเสริม กิจศิริกุล,. ปัญญาประดิษฐ์. กรุงเทพฯ:ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย,หน้า 169-181, 2546.
- [2] S. Zhu, Y. Zhany and X. Lu, “Detection for Triangle Traffic Sign Based on Neural Network,” Advances in Neural Networks Vol. 3973, pp. 40-45 , 2006.
- [3] C. G. Kiran, V. Lekhesh, V. Abdu Rahiman, and K. Rajeev, “Traffic Sign Detection and Pattern Recognition Using Support Vector Machine,” in the 7<sup>th</sup> International Conference on Advances Pattern Recognition, pp. 87-90, 2009.
- [4] W. Woong-Jae, L. Minho and S. Joon-Woo, “Implementation of Road Traffic Signs Detection Based on Saliency Map Model,” IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp. 542-547, 2008.
- [5] L. Lanlan and Z. Shuangdong, “Research of Intelligence Classifier for Traffic Sign Recognition,” in the 6<sup>th</sup> International Conference on ITS Telecommunications Proceedings, pp.78-81, 2006.
- [6] P. Gil-Jimenez, H. Gomez-Moreno, P. Siegmann, S. Lafuente-Arroyo and S. Maldonado-Bascon, “Traffic Sign Shape Classification Based on Support Vector Machines and the FFT of the Signature of Blob,” in Proceeding of the 2007 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp. 584-589, 2007.
- [7] K. Max, Computer Graphics and Geometric Modeling : Implementation and Algorithms, London: Springer, pp. 300-302, 2005.
- [8] C. Cortes and V. Vapnik, “Support Vector Networks,” Machine Learning,Vol. 30, No. 3, pp. 273-297, 1995.
- [9] S. Zhenghe, Z. Bo, Z Zhongxiang, W Meng, and M Enrong, “Research on Recognition Method for Traffic Signs,” in the 2<sup>th</sup> International Conference on Future Generation Communication and Networking, pp. 387-390, 2008.
- [10] B. Hoferlin, and K. Zimmermann, “Towards Reliable Traffic Sign Recognition,” in Proceeding of the 2009 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp. 324-329, 2009.

- [11] M. C. Kus, M. Gokmen, and S. Etaner-Uyar, "Traffic Sign Recognition using Scale Invariant Feature Transform and Color Classification," in the 28<sup>th</sup> International Symposium Computer and Information Sciences, pp. 1-6, 2008.
- [12] X. Liu, S. Zhu, and K. Chen, "Method of Traffic Signs Segmentation based on Color-Standardization," IHMSC International Conference on Intelligent Human-Machine Systems and Cybernetics, pp. 193-197, 2009.
- [13] L. Lanlan and Z. Shuangdong,, "Traffic Sign Recognition based on Color Standardization," IEEE International Conference on Information Acquisition, pp.951-995, 2006.
- [14] C. F. Paulo, and P. L. Correia, "Traffic Sign Recognition Based on Pictogram Contours," in the 9<sup>th</sup> International Workshop on Image Analysis for Multimedia Interactive, pp. 67-70, 2008.
- [15] J. Turan, J. Fifik, and L. Ovsenik, "Transform Based System for Traffic Sign Recognition," in the 15<sup>th</sup> International Conference on Signals and Image Processing, pp. 441-444, 2008.
- [16] Y. Liu, T. Ikenaga, and S. Goto, "Geometrical, Physical and Text/Symbol Analysis Based Approach of Traffic Sign Detection System," IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp. 238-243, 2006.
- [17] S. Zhu, L. Liu, and X. Lu, "Color-Geometric Model for Traffic Sign Recognition," IMACS Multiconference on Computational Engineering in Systems Applications , pp. 2028-2032, 2006.
- [18] M. Shi, H. Wu, and H. Fleyeh, "Support Vector Machines for Traffic Signs Recognition," IEEE International Conference on Neural Networks, pp. 3820-3827, 2008.
- [19] L. K. Hann, A. Li-Minn, and S. K. Seng, "New Hybrid Technique for Traffic Sign Recognition," ISPACS 2008 International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communication System, pp. 1-4, 2009.
- [20] M. A. Garcia, M. A. Sotelo, and E. M. Gorostiza, "Traffic Sign Detection in Static Images using Matlab," IEEE Conference on ETFA Proceedings for Emerging Technologies and Factory Automation, Vol. 2, pp. 212-215, 2003.

- [21] M. A. Souki, L. Boussaid, and M. Abid, "An Embedded System for Real-Time Traffic Sign Recognizing," in the 3<sup>th</sup> International Conference Design and Test Workshop, pp. 273-276, 2008.

## ภาคผนวก

ตัวอย่างภาพต้นฉบับที่ใช้ในการทดลอง



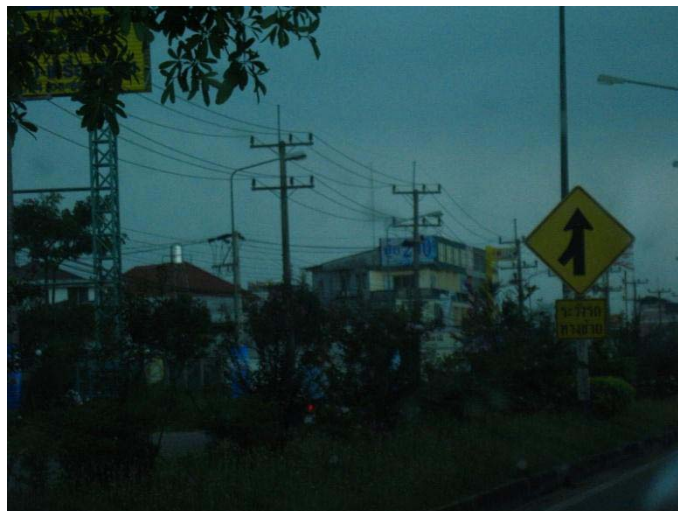
















## ผลงานตีพิมพ์

เรื่อง	การรู้จำเครื่องหมายจราจรของประเทศไทยโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมและซอฟต์แวร์เวกเตอร์แมชชีน
งานประชุมวิชาการ	การประชุมวิชาการระดับชาติด้านเทคโนโลยีสารสนเทศครั้งที่ 3 (NCIT2010)
สถานที่	จังหวัดกรุงเทพมหานคร ประเทศไทย
วันที่	28-29 ตุลาคม 2553



# ประวัติผู้เขียน

ชื่อ สกุล นายทศม วงศ์ช่วย

รหัสประจำตัวนักศึกษา 4804019

วุฒิการศึกษา

วุฒิ

วศ.บ.(วิศวกรรมไฟฟ้า)

ชื่อสถาบัน

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีมหานคร

ปีที่สำเร็จการศึกษา

2542

ตำแหน่ง และสถานที่ทำงาน

ปี

2545-ปัจจุบัน

ตำแหน่ง

พนักงานปฏิบัติการ

สถานที่ทำงาน

ธนาคารออมสิน

การตีพิมพ์เผยแพร่ผลงาน

ทศม วงศ์ช่วย และ วิภาดา เวทย์ประสิทธิ์. 2553. การรู้จำเครื่องหมายจราจรของประเทศไทย โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมและซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน. การประชุมวิชาการระดับชาติ ด้านเทคโนโลยีสารสนเทศครั้งที่ 3 (NCIT2010). กรุงเทพฯ, ประเทศไทย, 28-29 ตุลาคม 2553. หน้า 110-115.