

วิธีการใหม่แบบพันธทางในการแยกส่วนมือจากภาพสี

นางสาวชมพู่ ทรัพย์ปทุมสิน

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

ปีการศึกษา 2548

ISBN 974-533-531-2

**A NOVEL HYBRID METHOD FOR HAND
SEGMENTATION IN COLOR IMAGERY**

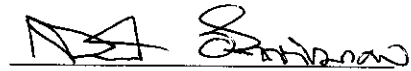
Chompoo Suppatoomsin

**A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements for the
Degree of Master of Engineering in Electrical
Suranaree University of Technology
Academic Year 2005
ISBN 974-533-531-2**

วิธีการใหม่แบบพันธทางในการแยกส่วนมือจากภาพสี่

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี อนุมัติให้นับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษา
ตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรบัณฑิต

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์



(ผศ. ดร.กิตติ อัดตกิจมงคล)

ประธานกรรมการ



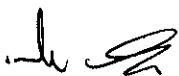
(ผศ. ดร.อาทิตย์ ศรีแก้ว)

กรรมการ (อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์)



(รศ. น.ท. ดร.สรารุติ สุขจิตร)

กรรมการ



(รศ. ดร.เสาวณี รัตนพานี)

รองอธิการบดีฝ่ายวิชาการ



(รศ. น.อ. ดร.วรพจน์ ขำพิศ)

คณบดีสำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์

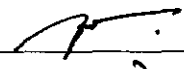
ชมพู ทรัพย์ปทุมสิน : วิธีการใหม่แบบพันทางในการแยกส่วนมือจากภาพสี (A NOVEL
HYBRID METHOD FOR HAND SEGMENTATION IN COLOR IMAGERY)

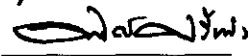
อาจารย์ที่ปรึกษา : ผศ. ดร.อาทิตย์ ศรีแก้ว, 125 หน้า. ISBN 974-533-531-2

งานวิจัยวิทยานิพนธ์นี้นำเสนอวิธีการใหม่แบบพันทางสำหรับการแยกส่วนมือจากภาพสี โดยระบบดังกล่าวเป็นการผสมผสานระหว่าง โครงข่ายประสาทเทียมแบบแผนผังคุณลักษณะการจัดการตัวเอง โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ การค้นหาแบบจินเนติกอัลกอริทึม เทคนิคการหาค่าคอนเวกซ์ และแผนแบบเปลี่ยนรูปได้ ระบบที่นำเสนอนี้เป็นระบบการแยกส่วนมือแบบอัตโนมัติ โดยไม่จำเป็นต้องมีการกำหนดสถานะเริ่มต้น และสามารถทำงานในสภาวะแสงสว่างที่แตกต่างกันได้ นอกจากนั้นแล้วระบบนี้ยังสามารถแยกส่วนมือที่มีขนาดและการวางตัวที่แตกต่างกันได้ ระบบแบ่งได้ออกเป็น 2 ส่วน ส่วนที่ 1 คือส่วนที่เป็นการแยกส่วนสีผิวมนุษย์ออกจากภาพสี ซึ่งในงานนี้ได้ใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบแผนผังคุณลักษณะการจัดการตัวเองในการแยกกลุ่มสีในภาพ โดยมีจินเนติกอัลกอริทึมช่วยในการกำหนดจำนวนกลุ่มสีที่เหมาะสมสำหรับแต่ละภาพอย่างอัตโนมัติ และใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับในการแยกกลุ่มสีผิวมนุษย์ออกจากกลุ่มสีที่ไม่ใช่สีผิวมนุษย์ ส่วนที่ 2 คือส่วนที่เป็นการแยกส่วนมือออกจากภาพ ซึ่งในงานนี้ได้ใช้เทคนิควิธีการหาค่าคอนเวกซ์ ร่วมกับแผนแบบเปลี่ยนรูปได้ ระบบที่ได้สามารถให้ผลการแยกส่วนมือได้อย่างถูกต้องแม่นยำด้วยอัตราสูงสุดถึง 98 เปอร์เซนต์

สาขาวิชา วิศวกรรมไฟฟ้า

ปีการศึกษา 2548

ลายมือชื่อนักศึกษา 

ลายมือชื่ออาจารย์ที่ปรึกษา 

CHOMPOO SUPPATOOMSIN : A NOVEL HYBRID METHOD FOR
HAND SEGMENTATION IN COLOR IMAGERY. THESIS ADVISOR :
ASST. PROF. ARTHIT SRIKAEW, Ph.D. 125 PP. ISBN 974-533-531-2

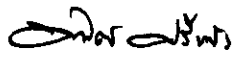
HAND SEGMENTATION/SKIN COLOR SEGMENTATION/DEFORMABLE
TEMPLATE/CONVEX

This thesis presents a novel hybrid method for hand segmentation in color imagery. In order to overwhelm such complex details of the color image, the system combines artificial intelligence techniques to achieve automatic hand segmentation. These techniques include self-organizing map (SOM), back-propagation artificial neural network, genetic algorithm (GA), convex and deformable template techniques. The proposed system can detect hands without using any initial conditions and can also perform in different light conditions. Moreover, the system can detect hands in different sizes and orientations. There are two main parts of this system. The first part is human skin color segmentation. The unsupervised self-organizing map is applied in order to group colors in the image. Genetic Algorithm is then deployed to determine the number of color groups that is optimized for each image. Finally, the back-propagation artificial neural network is used to separate human skin color group from other non-human skin colors. The second part of the system is the hand segmentation. This work utilizes convex and deformable template techniques together which allow the system to detect hands at the maximum accuracy of 98 percents.

School of Electrical Engineering

Academic Year 2005

Student's Signature 

Advisor's Signature 

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์นี้ดำเนินการสำเร็จลุล่วงด้วยดี ผู้วิจัยขอขอบพระคุณบุคคลและกลุ่มบุคคลต่าง ๆ ที่ได้กรุณาให้คำปรึกษา แนะนำ รวมทั้งได้ให้ความช่วยเหลืออย่างดียิ่ง ทั้งด้านวิชาการและด้านการดำเนินงานวิจัย ซึ่งได้แก่

ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.อาทิตย์ ศรีแก้ว อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ ที่ได้ให้คำปรึกษา แนะนำ และแนะแนวทางอันเป็นประโยชน์ยิ่งต่องานวิจัย รวมถึงได้ช่วยตรวจทาน และแก้ไข วิทยานิพนธ์เล่มนี้จนทำให้มีความสมบูรณ์ยิ่งขึ้น รวมทั้งเป็นกำลังใจให้กับผู้วิจัยเสมอมา

รองศาสตราจารย์ นาวาอากาศโท ดร.สรวิศ สุจิตจร ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.กิตติ อรรถกิจมงคล และอาจารย์ประจำสาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารีทุกท่าน ที่ได้กรุณาให้คำปรึกษา แนะนำ และความรู้ทางด้านวิชาการอย่างดียิ่งมาโดยตลอด

คุณอัญชลี รักด่านกลาง คุณภัทราวรรณ สิทธิกวินกุล และบุคลากรศูนย์เครื่องมือวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารีทุกท่าน ที่อำนวยความสะดวกในการทำงานของข้าพเจ้า

น้องมิ่ง น้องปู ปอ ออฟ เต้ ต้ม เอ น้อย คอน นุ รัน อาร์ แอร์ น้องด่าย ตุง ยะ เกิ้ล กานต์ ทูล สำหรับการเสียสละเวลาเป็นนายแบบและนางแบบให้ ตลอดจนพี่ ๆ เพื่อน ๆ น้อง ๆ บัณฑิตศึกษาทุกท่าน ที่คอยถามไถ่และให้กำลังใจในการทำวิจัยมาโดยตลอด

ท้ายนี้ผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณอาจารย์ผู้สอนทุกท่าน ที่ประสิทธิ์ประสาทความรู้ทางด้านต่าง ๆ ทั้งในอดีตและปัจจุบัน ขอกราบขอบพระคุณคุณพ่อทองพูน คุณแม่ลำเจียก พี่เชียว พี่แอร์ รวมถึงญาติพี่น้องของผู้วิจัยทุกท่านที่ได้ให้ความรัก ความอบอุ่น ความห่วงใย การอบรมเลี้ยงดู และให้การสนับสนุนทางการศึกษาอย่างดียิ่งมาโดยตลอด และขอขอบคุณคุณภักชลพ เสนาคี ที่ได้ให้ความรัก ดูแล ห่วงใย ให้ความช่วยเหลือและความเสียสละทุกอย่าง รวมทั้งเป็นกำลังใจในยามที่ผู้วิจัยท้อแท้ให้มีพลังเข้มแข็งพร้อมเผชิญกับปัญหาอุปสรรคต่าง ๆ ตลอดจนมาและตลอดไป

ชมพู่ ทรัพย์ปทุมสิน

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อ (ภาษาไทย).....	ก
บทคัดย่อ (ภาษาอังกฤษ).....	ข
กิตติกรรมประกาศ.....	ค
สารบัญ.....	ง
สารบัญตาราง.....	ช
สารบัญรูป.....	ซ
คำอธิบายสัญลักษณ์และคำย่อ.....	ฉ

บทที่

1 บทนำ.....	1
1.1 ความสำคัญของปัญหา.....	1
1.2 วัตถุประสงค์การวิจัย.....	2
1.3 ขอบเขตของงานวิจัย.....	2
1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ.....	2
2 ทัศนัวรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	3
2.1 กล่าวนำ.....	3
2.2 การประมวลผลภาพ.....	3
2.2.1 แบบจำลองภาพระดับเทา.....	3
2.2.2 แบบจำลองภาพสี RGB.....	4
2.2.3 แบบจำลองภาพสี HSV.....	4
2.3 การแยกส่วนภาพ.....	6
2.3.1 การตรวจหาเส้นขอบของภาพ.....	6
2.3.2 การหาขีดเริ่มเปลี่ยน.....	8
2.3.3 การแยกส่วนภาพโดยใช้หลักการแบ่งพื้นที่.....	9
2.3.4 การแยกส่วนภาพจากการเคลื่อนที่.....	10

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

2.4 โครงข่ายประสาทเทียม.....	11
2.4.1 สถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียม.....	12
2.4.2 โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ.....	14
2.4.3 โครงข่ายประสาทเทียมแบบแผนผังคุณลักษณะการจัดการตัวเอง.....	16
2.5 จินเนติกอัลกอริทึม.....	17
2.6 แผ่นแบบเปลี่ยนรูปได้.....	18
2.6.1 ทฤษฎีของเบส.....	18
2.6.2 หลักการของแบบจำลองแผ่นแบบเปลี่ยนรูปได้.....	20
2.7 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	21
3 ระบบการแยกส่วนสีผิวมนุษย์ออกจากภาพพื้นหลัง	23
3.1 กล่าวนำ.....	23
3.2 อินพุตของระบบ.....	23
3.3 ระบบการแยกส่วนกลุ่มสีออกจากภาพ.....	23
3.4 ระบบการแยกส่วนกลุ่มสีที่เป็นสีผิวมนุษย์.....	27
3.5 ผลการทดสอบระบบการแยกส่วนสีผิวมนุษย์ออกจากภาพ.....	31
3.6 สรุป.....	37
4 ระบบการแยกส่วนมือออกจากภาพ.....	38
4.1 กล่าวนำ.....	38
4.2 การแยกส่วนมือออกจากภาพโดยใช้คอนเวกซ์.....	38
4.2.1 การสร้างคอนเวกซ์ของภาพมือ.....	39
4.2.2 การหาความน่าจะเป็นของมือโดยใช้คอนเวกซ์.....	42
4.2.3 ผลการทดสอบระบบการแยกส่วนมือโดยใช้คอนเวกซ์.....	43
4.3 การแยกส่วนมือออกจากภาพโดยใช้แผ่นแบบเปลี่ยนรูปได้.....	59
4.3.1 การสร้างแบบจำลองมือจากแผ่นแบบเปลี่ยนรูปได้.....	59
4.3.2 ผลการทดสอบระบบการแยกส่วนมือโดยใช้แผ่นแบบเปลี่ยนรูปได้.....	64
4.4 การแยกส่วนมือมากกว่า 1 มือจากภาพ.....	66

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

4.5 การแยกส่วนมือที่มีลักษณะการวางตัวแบบต่าง ๆ.....	70
4.6 การทดสอบระบบในสภาพแวดล้อมต่าง ๆ.....	76
4.6.1 ผลการทดสอบระบบเมื่อจำนวนกลุ่มสีแตกต่างกัน.....	76
4.6.2 ผลการทดสอบระบบเมื่อสถานะแสงสว่างแตกต่างกัน.....	79
4.7 ผลการทดสอบระบบการแยกส่วนมือโดยใช้แผ่นแบบเปลี่ยนรูปได้ ร่วมกับคอนเวกซ์.....	81
4.8 สรุป.....	84
5 บทสรุปและข้อเสนอแนะ.....	86
5.1 สรุป.....	86
5.2 ข้อเสนอแนะ.....	87
รายการอ้างอิง.....	88
ภาคผนวก	
ภาคผนวก ก. ภาพที่ใช้สร้างแผ่นแบบต้นแบบ.....	90
ภาคผนวก ข. ภาพสีผิวมนุษย์ และไม่ใช่สีผิวมนุษย์ที่ใช้ในการฝึกสอน โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ.....	94
ภาคผนวก ค. ภาพผลการทดสอบระบบ.....	97
ภาคผนวก ง. บทความวิชาการที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่ในขณะศึกษา.....	123
ประวัติผู้เขียน.....	125

สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
3.1 ผลการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อเลือกพารามิเตอร์ของระบบ.....	30
4.1 ประสิทธิภาพของระบบการแยกส่วนมือโดยใช้คอนเวกซ์.....	58
4.2 ประสิทธิภาพของระบบการแยกส่วนมือเมื่อนามมือแตกต่างกัน.....	66
4.3 ประสิทธิภาพของระบบการแยกส่วนมือที่มีลักษณะการวางตัวที่แตกต่างกัน.....	75
4.4 ค่าประสิทธิภาพของการแยกส่วนมือเมื่อใช้แผ่นแบบต้นแบบ ขนาด 260 x 287 จดภาพ.....	84

สารบัญรูป

รูปที่

หน้า

2.1	ค่าระดับเทา.....	4
2.2	ลูกบาศก์ของแบบจำลองภาพสี RGB.....	5
2.3	กรวยของแบบจำลองภาพสี HSV.....	5
2.4	แบบจำลองรูปลาดเอียงของขอบภาพ.....	6
2.5	ตัวอย่างการตรวจหาเส้นขอบของภาพโดยใช้วิธีต่าง ๆ.....	7
2.6	ตัวอย่างการหาจุดเริ่มเปลี่ยนของภาพ.....	8
2.7	การแบ่งภาพออกตามหลักการการแบ่งแยกพื้นที่.....	9
2.8	ตัวอย่างการแยกส่วนภาพโดยใช้หลักการแบ่งพื้นที่.....	10
2.9	ตัวอย่างการแยกส่วนภาพจากการเคลื่อนที่.....	11
2.10	แบบจำลองของเซลล์ประสาทเทียม.....	13
2.11	รูปแบบสัญลักษณ์ของเซลล์ประสาทเทียม.....	13
2.12	สถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น.....	14
2.13	การกำหนดพารามิเตอร์ต่าง ๆ ของโครงข่าย N ชั้น.....	14
2.14	การปรับตัวของน้ำหนักประสาทเพื่อใช้แทนกลุ่มข้อมูลแต่ละกลุ่ม.....	17
3.1	วงล้อรู้เ็ดจากกระบวนการเฟ้นสุ่มกรอบจักรวาล.....	26
3.2	ขั้นตอนการทำงานของ GA.....	27
3.3	ตัวอย่างตำแหน่งสีผิวที่นำมาฝึกสอนระบบ.....	28
3.4	ค่า $H-S$ ของสีผิวมนุษย์จากตัวอย่างภาพสีผิว 100 ตัวอย่าง จากคน 14 คน.....	29
3.5	โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับในการแยกกลุ่มสีผิวมนุษย์.....	30
3.6	แผนผังการแยกส่วนสีผิวมนุษย์จากภาพสี.....	31
3.7	ตัวอย่างผลการทดสอบระบบกับภาพที่มีลักษณะพื้นหลังไม่ซับซ้อน.....	32
3.8	ตัวอย่างผลการทดสอบระบบกับภาพที่มีลักษณะพื้นหลังซับซ้อนปานกลาง.....	33
3.9	ตัวอย่างผลการทดสอบระบบกับภาพที่มีลักษณะพื้นหลังซับซ้อนมาก.....	34
3.10	ตัวอย่างผลการทดสอบระบบกับภาพที่มีลักษณะแสงสว่างแตกต่างกัน.....	36

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
4.1	ค่าแฉกและหลักของภาพมือนั้นแบบ..... 39
4.2	จุดคอนเวกซ์ของมือ..... 41
4.3	ตัวอย่างการแยกส่วนมือจากภาพโดยใช้ค่าคอนเวกซ์ ขนาดมือ 10-20 เปอร์เซนต์..... 43
4.4	ตัวอย่างการแยกส่วนมือจากภาพโดยใช้ค่าคอนเวกซ์ ขนาดมือ 21-30 เปอร์เซนต์..... 46
4.5	ตัวอย่างการแยกส่วนมือจากภาพโดยใช้ค่าคอนเวกซ์ ขนาดมือ 31- 40 เปอร์เซนต์..... 48
4.6	ตัวอย่างการแยกส่วนมือจากภาพโดยใช้ค่าคอนเวกซ์ ขนาดมือ 41- 50 เปอร์เซนต์..... 52
4.7	ตัวอย่างการแยกส่วนมือจากภาพโดยใช้ค่าคอนเวกซ์ ขนาดมือมากกว่า 51 เปอร์เซนต์..... 55
4.8	พารามิเตอร์ของแผ่นแบบของมือ..... 60
4.9	แผนผังระบบการแยกส่วนมือ..... 64
4.10	ตัวอย่างผลการแยกส่วนมือจากภาพ ขนาดมือ 10 - 20 เปอร์เซนต์..... 64
4.11	ตัวอย่างผลการแยกส่วนมือจากภาพ ขนาดมือ 21- 30 เปอร์เซนต์..... 65
4.12	ตัวอย่างผลการแยกส่วนมือจากภาพ ขนาดมือ 31- 40 เปอร์เซนต์..... 65
4.13	ตัวอย่างผลการแยกส่วนมือจากภาพ ขนาดมือ 41- 50 เปอร์เซนต์..... 65
4.14	ตัวอย่างผลการแยกส่วนมือจากภาพ ขนาดมือมากกว่า 51 เปอร์เซนต์..... 66
4.15	ค่าการแจกแจงความน่าจะเป็นครั้งหลังของมือของภาพที่มี 1 มือ..... 67
4.16	ค่าการแจกแจงความน่าจะเป็นครั้งหลังของมือของภาพที่มี 2 มือ..... 68
4.17	ตัวอย่างการแยกส่วนมือมากกว่า 1 มือจากภาพ..... 69
4.18	การแยกส่วนมือที่มีลักษณะ 1 นิ้ว (นิ้วชี้)..... 71
4.19	การแยกส่วนมือที่มีลักษณะ 2 นิ้ว (นิ้วชี้ และนิ้วกลาง)..... 71
4.20	การแยกส่วนมือที่มีลักษณะ 3 นิ้ว (นิ้วชี้ นิ้วกลาง และนิ้วนาง)..... 72
4.21	การแยกส่วนมือที่มีลักษณะ 3 นิ้ว (นิ้วก้อย นิ้วชี้ และนิ้วหัวแม่มือ)..... 73

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
4.22 การแยกส่วนมือที่มีลักษณะชู 2 นิ้ว (นิ้วก้อย และนิ้วหัวแม่มือ).....	73
4.23 การแยกส่วนมือที่มีลักษณะชู 2 นิ้ว (นิ้วชี้ และนิ้วหัวแม่มือ).....	74
4.24 การแยกส่วนมือที่มีลักษณะกำมือ.....	74
4.25 การแยกส่วนมือที่มีลักษณะแบ 5 นิ้วติดกัน.....	75
4.26 ตัวอย่างผลการทดสอบระบบกับภาพที่มีลักษณะพื้นหลังไม่ซับซ้อน.....	76
4.27 ตัวอย่างผลการทดสอบระบบกับภาพที่มีลักษณะพื้นหลังซับซ้อนปานกลาง.....	77
4.28 ตัวอย่างผลการทดสอบระบบกับภาพที่มีลักษณะพื้นหลังซับซ้อนมาก.....	78
4.29 ตัวอย่างผลการทดสอบระบบเมื่ออยู่ในสถานะแสงแตกต่างกัน.....	80
4.30 ภาพต้นแบบที่ใช้สร้างแผ่นแบบต้นแบบ.....	81
4.31 ผลการทดสอบกับภาพมือขนาด 94 x 82 จุดภาพ.....	81
4.32 ผลการทดสอบกับภาพมือขนาด 155 x 160 จุดภาพ.....	82
4.33 ผลการทดสอบกับภาพมือขนาด 163 x 186 จุดภาพ.....	82
4.34 ผลการทดสอบกับภาพมือขนาด 202 x 218 จุดภาพ.....	82
4.35 ผลการทดสอบกับภาพมือขนาด 244 x 213 จุดภาพ.....	83
4.36 ผลการทดสอบกับภาพมือขนาด 300 x 290 จุดภาพ.....	83
4.37 ผลการทดสอบกับภาพมือขนาด 361 x 347 จุดภาพ.....	83
ก.1 ภาพมือที่ใช้สร้างแผ่นแบบต้นแบบของระบบ.....	91
ข.1 ภาพที่ใช้ฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ.....	95
ค.1 ผลการทดสอบระบบ.....	98

คำอธิบายสัญลักษณ์และคำย่อ

a	คือ เงื่อนไขในการได้ a
$A(x,y)$	คือ คุณสมบัติของจุดภาพข้างเคียง
b	คือ ไปอัล
$\mathbf{b}$	คือ เวกเตอร์ไปอัล
B	คือ องค์กรประกอบสินน้ำเงิน
c	คือ จำนวนกลุ่มสี
C_i	คือ คอลัมน์ของจุดภาพ, จุดคอนเวกซ์
CN	คือ การตรวจจับเส้นขอบของภาพด้วยวิธีของแคนนี่
d_j	คือ ระยะทางแบบยุคลิด
d	คือ ค่าที่วัดได้จากการสังเกต, ค่าเฉลี่ยรวมของระยะทางระหว่างอินพุตกับจุดศูนย์กลางของกลุ่มสี
E	คือ ค่าความผิดพลาด
f	คือ ฟังก์ชันถ่ายโอน
$f(x,y)$	คือ ค่าความเข้มของจุดภาพระดับเทา
$F(x)$	คือ ตัวชี้วัดประสิทธิภาพ
$FitnessValue$	คือ ค่าความเหมาะสม
$g(x,y)$	คือ จุดภาพที่หาจุดเริ่มเปลี่ยนแล้ว
G	คือ องค์กรประกอบสีเขียว
GA	คือ การค้นหาแบบจินเนติกอัลกอริทึม
H_i	คือ ค่าสีต้นของ i
H	คือ ค่าสีต้น
$i(x,y)$	คือ องค์กรประกอบความสว่าง
l	คือ ระดับเทาของภาพ
LOG	คือ การตรวจจับเส้นขอบของภาพด้วยวิธีลาปลาเซียนของเกาส์
m_v	คือ ค่าจุดภาพของแผ่นแบบ
m_v^{TP}	คือ ค่าจุดภาพของแผ่นแบบต้นแบบ
N	คือ จำนวนจุดภาพของแต่ละกลุ่ม

คำอธิบายสัญลักษณ์และคำย่อ (ต่อ)

p	คือ เวกเตอร์อินพุต
p_i	คือ อินพุตของโครงข่ายประสาทเทียม
$\{p,t\}$	คือ คู่อินพุตและเป้าหมาย
PW	คือ การตรวจจับเส้นขอบของภาพด้วยวิธีของพรวิคต์
$P(a d)$	คือ ค่าความน่าจะเป็นในการกำหนดให้เหตุการณ์เป็น a จากค่าที่วัดได้ d
$P(v)$	คือ การแจกแจงความน่าจะเป็นก่อน
$P(v y)$	คือ การแจกแจงความน่าจะเป็นครั้งหลัง
$P(y v)$	คือ ค่าควรจะเป็น
$r(x,y)$	คือ องค์ประกอบการสะท้อนของแสง
R	คือ องค์ประกอบสีแดง
R_i	คือ แถวของจุดภาพ
RB	คือ การตรวจจับเส้นขอบของภาพด้วยวิธีของโรเบิร์ตส์
S_i	คือ ความอึมครำของ i
S	คือ ความอึมครำสี
SB	คือ การตรวจจับเส้นขอบของภาพด้วยวิธีของโซเบล
SC	คือ ค่าจำนวนตัวอย่าง
SOFM	คือ โครงข่ายประสาทเทียมแบบแผนผังคุณลักษณะการจัดการตัวเอง
t	คือ การสังเกตเหตุการณ์ที่เป็นจริง
t_i	คือ เวลาที่ i , เป้าหมายของ i
T	คือ เกณฑ์ของขีดเริ่มเปลี่ยน
$U(v,y)$	คือ ฟังก์ชันพลังงาน
v	คือ พารามิเตอร์ของแผ่นแบบ
v^{TP}	คือ พารามิเตอร์ของแผ่นแบบต้นแบบ
V	คือ ค่าที่ใช้บอกระดับความสว่างของภาพ
w	คือ เวกเตอร์น้ำหนักประสาท
w_{ij}	คือ น้ำหนักประสาท
(x,y)	คือ ตำแหน่งของจุดภาพ
y	คือ เอาต์พุตของโครงข่ายประสาทเทียม, ความน่าจะเป็นของภาพ

คำอธิบายสัญลักษณ์และคำย่อ (ต่อ)

ZC	คือ การตรวจจับเส้นขอบของภาพด้วยวิธีตัดขวางศูนย์
(Z, θ)	คือ ค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลอง
α	คือ ค่าคงที่การเรียนรู้
δ_i^m	คือ ค่าความไวของค่าความผิดพลาด
γ	คือ ค่าอัตราส่วนระหว่างขนาดของค่าคอนเวกซ์ต้นแบบและแผ่นแบบ
λ	คือ ค่าคงที่ตามปกติ
η	คือ ค่าคงที่การเรียนรู้
ρ	คือ ค่าอัตราส่วนระหว่างมุมของค่าคอนเวกซ์ต้นแบบและแผ่นแบบ
θ	คือ ซัดเริ่มเปลี่ยนที่ต้องการ, มุมของจุดคอนเวกซ์, พารามิเตอร์ของแบบจำลอง
$\Delta \bar{C}_{ij}^{TP}$	คือ ระยะทางเวกเตอร์ระหว่างจุดคอนเวกซ์ i และ j
Ω_v	คือ ปริภูมิของค่า v
$\mathfrak{H}$	คือ ปริภูมิของจำนวนจริง

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความสำคัญของปัญหา

ในปัจจุบันเทคโนโลยีการเชื่อมต่อระหว่างคนและคอมพิวเตอร์ (human computer interfaces : HCI) เป็นเทคโนโลยีที่สำคัญที่จะทำให้การใช้งานคอมพิวเตอร์ได้ดียิ่งขึ้น ซึ่งในอดีตได้มีการค้นคว้าและวิจัยอย่างต่อเนื่องเพื่อพัฒนาให้มีประสิทธิภาพมากที่สุด เทคโนโลยีการมองเห็นของคอมพิวเตอร์ (computer vision) เป็นเทคโนโลยีที่ได้มีการนำมาใช้ในงาน HCI อย่างแพร่หลาย เช่น การแยกส่วนมือจากภาพสำหรับติดตามการเคลื่อนไหวของมนุษย์ ซึ่งในปัจจุบันได้มีการนำมาประยุกต์ใช้ในงานทางด้านวิศวกรรมและอุตสาหกรรมต่าง ๆ ได้อย่างหลากหลาย โดยส่วนใหญ่เป็นงานที่ต้องการให้ระบบมีความสามารถในการติดตามการเคลื่อนไหวของวัตถุที่สนใจได้ และทำการประมวลผลเพื่อรวบรวมข้อมูลของวัตถุนั้นจากภาพในระบบ ตัวอย่างของระบบดังกล่าว เช่น ระบบการแปลภาษามือในเวลาจริงสำหรับงานทางการประชุมระยะทางไกล (MacLean, Herpers, Pantofaru, Wood, Derpanis, Topalovic and Tsotsos, 2001) ระบบเลียนแบบท่าทางของมนุษย์ (Gough, Mehdi, Griffith and Allen, 2000) ระบบการจดจำสัญญาณจราจร (Miura, Kanda and Shirai, 2000) ระบบติดตามนิ้วมือสำหรับโต๊ะทำงานแบบดิจิทัล (Brown and Thomas, 1999) ซึ่งเทคนิคที่จะนำมาใช้ในการแยกส่วนมือจากภาพจะต้องใช้การคำนวณและเทคโนโลยีในขั้นสูง จึงจำเป็นต้องมีการพัฒนาและวิจัยกันอย่างต่อเนื่องเพื่อนำไปใช้ในระบบ HCI ให้เกิดประสิทธิผลมากที่สุด

การแยกส่วนมือจากภาพเพื่อติดตามการเคลื่อนไหวของมนุษย์ สามารถแยกออกเป็น 3 องค์ประกอบหลัก องค์ประกอบที่ 1 คือ การประมวลผลภาพ (image preprocessing) ซึ่งเป็นการเตรียมกรอบภาพสำหรับการวิเคราะห์ขั้นต่อไปโดยการกำจัดสัญญาณรบกวน การสเก็ตร่องรอยสำคัญเกี่ยวกับตำแหน่งมือและทำให้อยู่ในรูปของสัญลักษณ์ (symbolic form) องค์ประกอบที่ 2 คือ การค้นหาและติดตาม (tracking) ซึ่งเป็นการค้นหาและติดตามตำแหน่งของมือในแต่ละกรอบภาพ และองค์ประกอบที่ 3 คือ การรู้จำสัญลักษณ์ (gesture recognition) ซึ่งมีพื้นฐานบนการรวบรวมตำแหน่ง การเคลื่อนที่ และการวางตัวของมือ โดยผู้ใช้งานจะเป็นผู้ระบุความหมายของสัญลักษณ์ต่าง ๆ สำหรับแต่ละระบบ การแยกส่วนมือจากภาพนี้อาจมีการรวมทั้ง 3 องค์ประกอบเข้าด้วยกัน หรืออาจขาดองค์ประกอบใดองค์ประกอบหนึ่งไป ขึ้นอยู่กับความจำเป็นของแต่ละระบบ การแยกส่วนมือ

จากภาพนี้ได้มีการเสนอวิธีการและเทคนิคต่าง ๆ อย่างมากมายซึ่งได้แสดงรายละเอียดไว้ในบทที่ 2 ในส่วนของงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง สำหรับงานวิจัยนี้เพื่อแสดงให้เห็นถึงสมรรถนะของโครงสร้างระบบการแยกส่วนมือแบบใหม่ที่น่าเสนอ ซึ่งจะสามารถทำการแยกส่วนมือจากภาพสีได้ โดยระบบดังกล่าวสามารถปรับตัวเองได้อัตโนมัติไม่จำเป็นต้องมีการกำหนดสถานะเริ่มต้น สามารถแยกส่วนมือที่มีขนาดแตกต่างกันในสถานะแสงสว่างที่แตกต่างกัน และมีลักษณะการวางตัวแบบต่าง ๆ ได้โดยอัตโนมัติ

1.2 วัตถุประสงค์การวิจัย

- 1.2.1 เพื่อศึกษาและพัฒนาวิธีการแยกส่วนมือจากภาพ เพื่อติดตามการเคลื่อนไหวของมนุษย์
- 1.2.2 เพื่อปรับปรุงและพัฒนาเทคโนโลยีการมองเห็นของคอมพิวเตอร์
- 1.2.3 เพื่อพัฒนาระบบวิศวกรรมต้นแบบที่เหมาะสมต่อการประยุกต์ใช้งานจริง ได้อย่างมีประสิทธิภาพสูงสุด

1.3 ขอบเขตของงานวิจัย

- 1.3.1 พัฒนาระบบการแยกส่วนมือจากภาพสี โดยใช้วิธีแยกส่วนสีผิวมนุษย์ออกจากภาพสีร่วมกับวิธีแผ่นแบบเปลี่ยนรูปได้
- 1.3.2 สร้างระบบการแยกส่วนมือจากภาพสีโดยสามารถแยกส่วนมือได้มากกว่า 1 มือ โดยที่มือไม่ซ้อนทับกับสิ่งที่มีสีคล้ายสีผิวมนุษย์
- 1.3.3 พัฒนาระบบการแยกส่วนมือตามลักษณะการวางตัวของมือแบบต่าง ๆ ได้

1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

- 1.4.1 สามารถเป็นแนวทางในการพัฒนาระบบการมองเห็นของคอมพิวเตอร์ ซึ่งเป็นเครื่องมือพื้นฐานที่จำเป็นในงานวิจัยหลาย ๆ ด้าน เช่น การพัฒนาหุ่นยนต์ การพัฒนาระบบอุตสาหกรรมแบบอัตโนมัติ การสำรวจระยะไกล ฯลฯ
- 1.4.2 สามารถปรับปรุงวิธีการหามือจากข้อมูลสัญญาณภาพ โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม การค้นหาด้วยจินเนติกอัลกอริทึม และแผ่นแบบเปลี่ยนรูปได้
- 1.4.3 ได้ซอฟต์แวร์แบบใหม่สำหรับการหามือจากข้อมูลสัญญาณภาพ ซึ่งมีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้นและมีความเร็วมากขึ้น
- 1.4.4 ประยุกต์ใช้ในงานด้านการเชื่อมต่อระหว่างคนและคอมพิวเตอร์

บทที่ 2

ปริทัศน์วรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 กล่าวนำ

วิทยานิพนธ์นี้ได้นำเสนอระบบการแยกส่วนมือจากภาพสี ซึ่งสามารถแยกส่วนมือที่มีขนาด ลักษณะการวางตัว และในสภาวะแสงสว่างที่แตกต่างกันได้โดยอัตโนมัติ โดยไม่จำเป็นต้องมีการกำหนดสภาวะเริ่มต้น โดยระบบนี้ได้แยกออกเป็น 2 ส่วน ส่วนแรกเป็นการแยกส่วนสีผิวมนุษย์ออกจากภาพ ซึ่งได้ใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบแผนผังคุณลักษณะการจัดการตัวเอง ร่วมกับการค้นหาแบบจินเนติกอัลกอริทึม และโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ ในส่วนที่ 2 เป็นการแยกส่วนมือออกจากภาพ ซึ่งได้ใช้เทคนิควิธีการทำคอนเวกซ์ร่วมกับแผนแบบเปลี่ยนรูปได้

ในบทที่ 2 นี้ได้อธิบายถึงการประมวลผลภาพ ทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับการแยกส่วนภาพ และทฤษฎีเกี่ยวกับเทคนิคต่าง ๆ ที่วิทยานิพนธ์นี้ได้ใช้ในระบบการแยกส่วนมือจากภาพสี ตลอดจนนำเสนอผลงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการแยกส่วนมือจากภาพที่น่าสนใจ ดังรายละเอียดต่อไปนี้

2.2 การประมวลผลภาพ (Image processing)

การประมวลผลภาพ มีจุดประสงค์เพื่อพัฒนาและปรับปรุงข้อมูลที่เป็นภาพเพื่อให้สามารถแปลความหมายได้ดีขึ้น และเพื่อเตรียมข้อมูลจาก (scene data) สำหรับให้คอมพิวเตอร์เข้าใจได้ ขบวนการประมวลผลภาพแบ่งออกได้เป็น 3 ขบวนการ คือ ขบวนการขั้นต้น เป็นการได้มาซึ่งภาพ และการปรับปรุงภาพให้ดีขึ้น ได้แก่ การแปลงสัญญาณภาพ การเพิ่มความคมชัดของภาพ การกู้คืนสัญญาณภาพ เป็นต้น ขบวนการขั้นกลาง คือ ส่วนของการแยกองค์ประกอบและการดึงเอาคุณลักษณะที่สำคัญออกมา และขบวนการขั้นสูง คือ การตีความหมายและการจดจำภาพ

2.2.1 แบบจำลองภาพระดับเทา (Gray scale model)

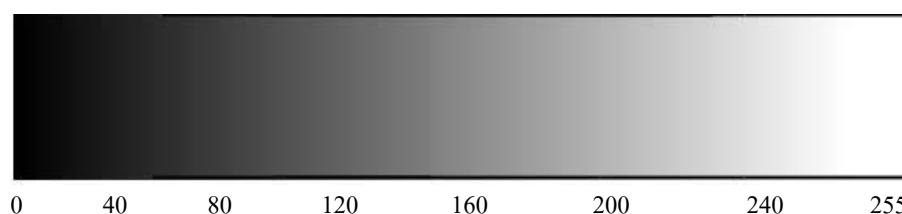
ภาพระดับเทาสามารถเขียนแทนด้วย $f(x,y)$ โดยที่ขนาดของ f ที่ตำแหน่ง (x,y) คือค่าความเข้มของภาพที่จุดนั้น ๆ โดยที่ค่า $f(x,y)$ จะต้องไม่เป็นศูนย์และมีค่าจำกัด ซึ่งสามารถแยกองค์ประกอบได้เป็น 2 ส่วน คือ องค์ประกอบความสว่าง (illumination component : $i(x,y)$) และองค์ประกอบการสะท้อนของแสง (reflectance component : $r(x,y)$) โดยที่ $f(x,y)$ เกิดจากการคูณกันขององค์ประกอบทั้งสองดังสมการที่ 2.1

$$f(x, y) = i(x, y) \cdot r(x, y) \quad (2.1)$$

โดยที่ $i(x, y)$ จะต้องมามีค่ามากกว่าศูนย์และมีค่าจำกัด ส่วน $r(x, y)$ จะต้องมามีค่ามากกว่าศูนย์และน้อยกว่าหนึ่ง ภาพ f เป็นภาพที่มีเจดสีเดียว ดังนั้นความเข้มของ f ที่ตำแหน่ง (x, y) เรียกว่าระดับเทา (gray level : I) ของภาพในตำแหน่งนั้น โดยที่ระดับเทาจะอยู่ในช่วง

$$L_{\min} \leq I \leq L_{\max} \quad (2.2)$$

เรียกช่วง $[L_{\min}, L_{\max}]$ ว่าสเกลระดับเทา (gray scale) โดยปกติจะเลื่อนช่วงนี้ให้เป็น $[0, L]$ โดยที่ I เป็นศูนย์ คือจุดภาพที่มีสีดำ และที่ I เท่ากับ L คือจุดภาพที่มีสีขาว ส่วนจุดภาพที่มีค่า I ระหว่างนี้ จะแสดงระดับสีของสีเทาแสดงดังรูปที่ 2.1



รูปที่ 2.1 ค่าระดับเทา

2.2.2 แบบจำลองภาพสี RGB

แบบจำลอง RGB เป็นแบบจำลองที่ประกอบไปด้วยองค์ประกอบสเปกตรัมของ 3 แม่สีปฐมภูมิ (primary spectral components) ได้แก่ สีแดง (red : R) สีเขียว (green : G) และสีน้ำเงิน (blue : B) ซึ่งแต่ละสีอยู่บนระนาบภาพ (image planes) ที่เป็นอิสระต่อกันบนพื้นฐานของระบบพิกัดคาร์ทีเซียนดังแสดงในรูปที่ 2.2 กล้องสีส่วนมากที่ใช้ในการรับภาพดิจิทัล นิยมใช้แบบจำลองภาพสี RGB เป็นรูปแบบในการรับภาพ ดังนั้น แบบจำลองภาพสี RGB จึงเป็นแบบจำลองที่สำคัญในการประมวลผลภาพ

2.2.3 แบบจำลองภาพสี HSV

แบบจำลองภาพสี HSV เป็นแบบจำลองที่ประกอบไปด้วย 3 องค์ประกอบคือ ค่า H (hue) คือค่าสีล้วน (pure color) ค่า S (saturation) คือความอิ่มตัวสี เป็นตัวบอกระดับสีเมื่อเทียบกับค่าสีล้วนและค่า V (value) คือค่าที่ใช้บอกระดับความสว่างของภาพ ดังแสดงในรูปที่ 2.3 แบบจำลองภาพสี HSV นี้สามารถหาได้โดยการแปลงมาจากแบบจำลองภาพสี RGB ดังสมการที่ 2.3-2.5

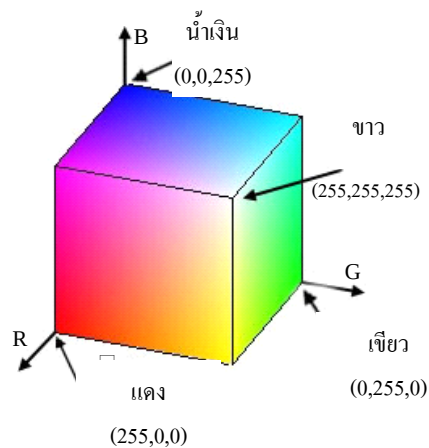
$$H = \begin{cases} H_1 & \text{ถ้า } B \leq G \\ 360^\circ - H_1 & \text{ถ้า } B > G \end{cases} \quad (2.3)$$

โดยที่

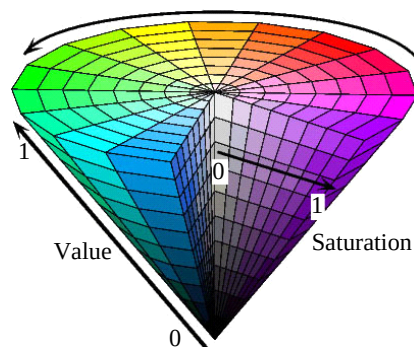
$$H_1 = \cos^{-1} \left\{ \frac{0.5[(R-G) + (R-B)]}{\sqrt{(R-G)(R-G) + (R-B)(G-B)}} \right\} \quad (2.4)$$

$$S = \frac{\max(R, G, B) - \min(R, G, B)}{\max(R, G, B)} \quad (2.5)$$

$$V = \frac{\max(R, G, B)}{255} \quad (2.6)$$



รูปที่ 2.2 ลูกบาศก์ของแบบจำลองภาพสี RGB (The MathWorks, 2004)



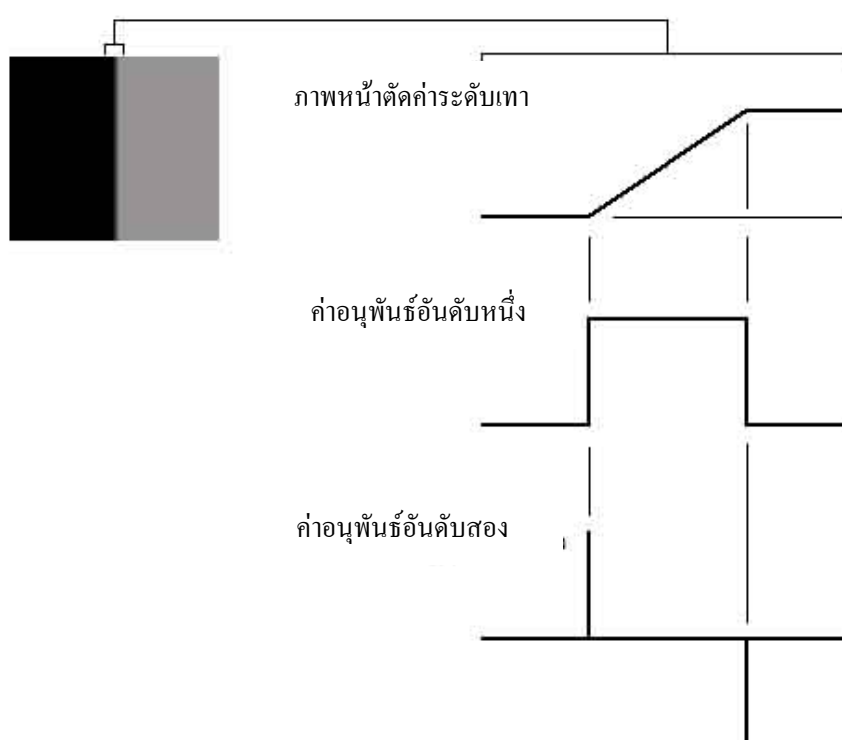
รูปที่ 2.3 กรวยของแบบจำลองภาพสี HSV (The MathWorks, 2004)

2.3 การแยกส่วนภาพ (Image segmentation)

ขั้นตอนที่สำคัญขั้นตอนหนึ่งของการประมวลผลภาพ (image processing) คือการแยกส่วนต่าง ๆ ของรูปภาพออกจากกันตามลักษณะสำคัญที่เราพิจารณา เพื่อลดจำนวนข้อมูลในรูปภาพที่ไม่จำเป็นในการวิเคราะห์ จัดระเบียบข้อมูลในรูปภาพให้เป็นกลุ่ม และแสดงข้อมูลในรูปที่เข้าใจง่าย หลักการที่ใช้ในการแยกส่วนภาพมี 2 หลักการ หลักการแรกคือแยกส่วนภาพจากความไม่ต่อเนื่อง (discontinuity) ขององค์ประกอบภาพ โดยดูจากความเปลี่ยนแปลงอย่างชัดเจนของความเข้มขององค์ประกอบภาพ เช่น บริเวณที่เป็นเส้นขอบของภาพ หลักการที่สองคือการแยกส่วนภาพตามความคล้ายกัน (similarity) ขององค์ประกอบภาพ โดยแยกส่วนภาพตามคุณสมบัติของจุดภาพ (pixel) ภายในพื้นที่เดียวกันที่มีความเหมือนกัน เทคนิคที่ใช้ในการแยกส่วนภาพมีดังต่อไปนี้

2.3.1 การตรวจหาเส้นขอบของภาพ (Edge detection)

เส้นขอบ (edge) คือ ชุดของจุดภาพที่เชื่อมต่อกันวางตัวบนขอบระหว่าง 2 พื้นที่ (region) ที่มีค่าระดับเทาต่างกัน แบบจำลองของเส้นขอบหาได้จากการเปลี่ยนค่าระดับเทา (gray levels) ของจุดภาพ มีลักษณะของแบบจำลองเป็นรูปลาดเอียง (ramplike) ดังแสดงในรูปที่ 2.4



รูปที่ 2.4 แบบจำลองรูปลาดเอียงของขอบภาพ (Gonzalez and Woods, 2001)

จากรูปแสดงให้เห็นค่าอนุพันธ์อันดับหนึ่ง และค่าอนุพันธ์อันดับสองของค่าระดับเทา ซึ่งค่าอนุพันธ์อันดับหนึ่งสามารถใช้ในการตรวจจับเส้นขอบในภาพ และเครื่องหมายของอนุพันธ์อันดับสอง สามารถใช้ในการตรวจสอบว่า จุดภาพทางด้านไหนของเส้นขอบมีค่าระดับเทาสูงกว่าหรือต่ำกว่า หรือจุดภาพทางด้านไหนเป็นจุดภาพที่สว่างกว่าหรือมืดกว่า อัลกอริทึมที่ใช้ในการตรวจหาเส้นขอบของภาพที่ใช้ในปัจจุบันมีดังนี้ วิธีของโซเบล (Sobel method) หรือ SB (Kanopoulos, Yasanthavada and Baker, 1988) วิธีของพรีวิตต์ (Prewitt method) หรือ PW (Duda and Hart, 1973, pp 276-284) วิธีของโรเบิร์ตส์ (Roberts method) หรือ RB (Highleyman, 1961, pp 502-510) วิธีลาปลาเซียนของเกาส์ (Laplacian of Gaussian method) หรือ LOG วิธีตัดขวางศูนย์ (Zero-cross method) หรือ ZC (Clark, 1989) วิธีของแคนนี่ (Canny method) หรือ CN (Canny, 1986) เป็นต้น



(ก) ภาพต้นแบบ



(ข) วิธี SB



(ค) วิธี PW



(ง) วิธี RB



(จ) วิธี LOG



(ฉ) วิธี ZC



(ช) วิธี CN

รูปที่ 2.5 ตัวอย่างการตรวจหาเส้นขอบของภาพโดยใช้วิธีต่าง ๆ

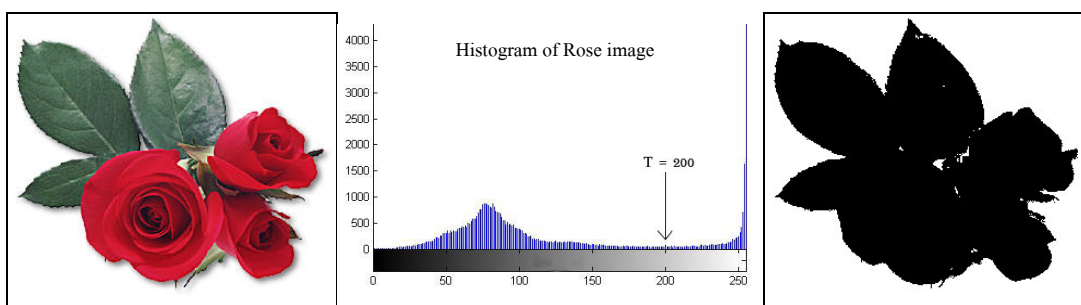
2.3.2 การหาขีดเริ่มเปลี่ยน (Thresholding)

การหาขีดเริ่มเปลี่ยนของภาพ เป็นกระบวนการในการสร้างพื้นที่ที่มีความเป็นเอกรูป (uniformity) ในรูปภาพออกเป็น ส่วน ๆ ตามเกณฑ์ของขีดเริ่มเปลี่ยน (threshold criterion : T) ซึ่งแสดงดังสมการที่ 2.7 เมื่อ T เป็นฟังก์ชันของเกณฑ์ของขีดเริ่มเปลี่ยน $f(x,y)$ เป็นค่าระดับเทาของจุดภาพที่ (x,y) และ $A(x,y)$ แทนคุณสมบัติของจุดภาพข้างเคียง

$$T = T\{x, y, A(x, y), f(x, y)\} \quad (2.7)$$

ภาพที่ทำการหาขีดเริ่มเปลี่ยนแล้ว $g(x,y)$ มีค่าดังสมการที่ 2.8

$$g(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{ถ้า } f(x, y) \geq T \\ 0 & \text{ถ้า } f(x, y) < T \end{cases} \quad (2.8)$$



(ก) ภาพต้นแบบ (ข) ฮิสโทแกรมของค่าระดับเทา (ค) ภาพที่ทำการหาขีดเริ่มเปลี่ยนแล้ว

รูปที่ 2.6 ตัวอย่างการหาขีดเริ่มเปลี่ยนของภาพ

ค่าของฟังก์ชัน T สามารถแบ่งได้ 3 วิธีด้วยกันดังนี้

1) ขีดเริ่มเปลี่ยนวงกว้าง (global threshold) ค่าของ T ขึ้นอยู่กับค่าระดับเทาของแต่ละจุดภาพที่ (x,y) เท่านั้น

$$T = T\{f(x, y)\} \quad (2.9)$$

2) จี๊ดเริ่มเปลี่ยนเฉพาะที่ (local threshold) ค่าของ T ขึ้นอยู่กับจุดภาพข้างเคียงและค่าระดับเทาของจุดภาพที่ (x,y)

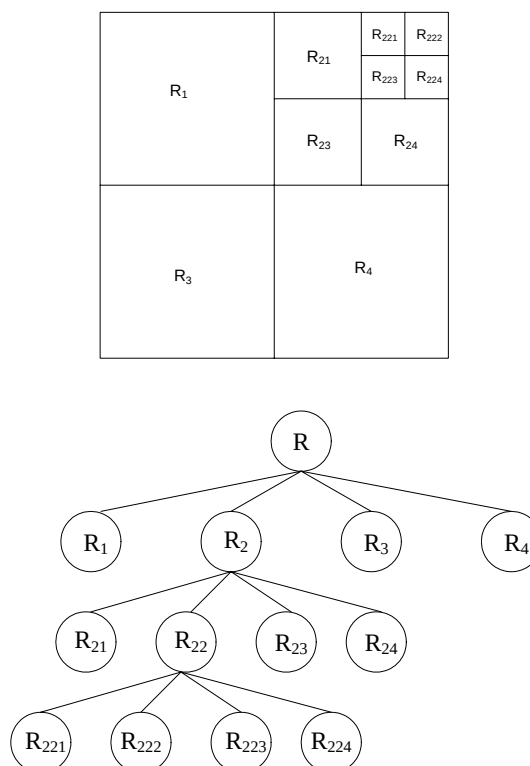
$$T = T\{A(x, y), f(x, y)\} \quad (2.10)$$

3) จี๊ดเริ่มเปลี่ยนพลวัต (dynamic threshold) เป็นจี๊ดเริ่มเปลี่ยนที่มีค่าของ T ขึ้นอยู่กับตำแหน่งของจุดภาพ จุดภาพข้างเคียง และค่าระดับเทาของจุดภาพที่ (x,y)

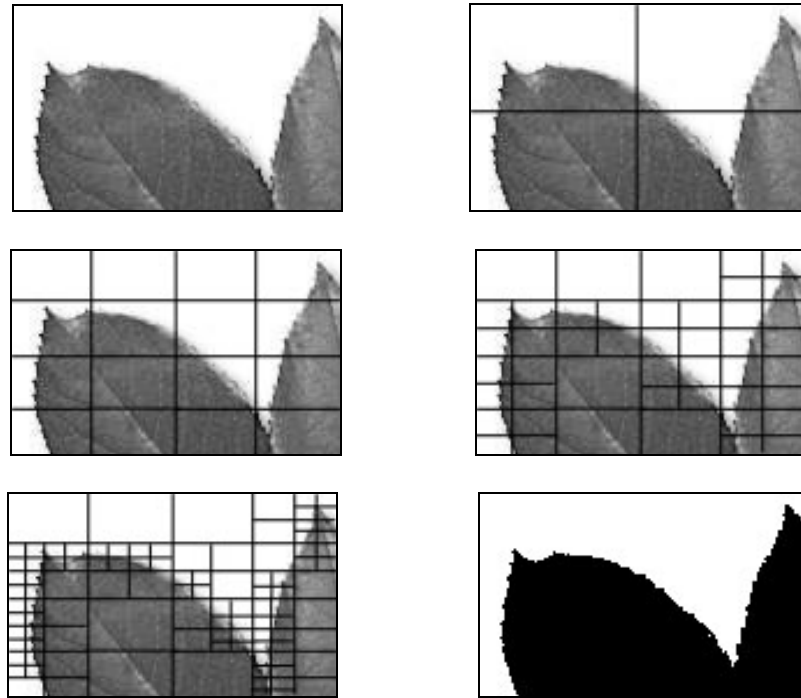
$$T = T\{x, y, A(x, y), f(x, y)\} \quad (2.11)$$

2.3.3 การแยกส่วนภาพโดยใช้หลักการแบ่งพื้นที่ (Region-based segmentation)

หลักการแบ่งพื้นที่ เป็นการแยกส่วนภาพโดยการสร้างพื้นที่ขึ้นมาโดยการจัดกลุ่มของจุดภาพที่มีลักษณะสำคัญเหมือนกันเข้าไว้ด้วยกัน โดยมีหลักการสำคัญ 2 หลักการคือการแบ่งแยกพื้นที่ (region splitting) ซึ่งมีหน้าที่ทำการแบ่งภาพต้นแบบที่มีลักษณะไม่เหมือนกันและไม่ต่อเนื่องออกจากกัน หลักการต่อมาคือ การรวมกันของพื้นที่ (region merging) ทำหน้าที่รวมพื้นที่ที่ตามเงื่อนไขที่ต้องการเข้าไว้ด้วยกัน



รูปที่ 2.7 การแบ่งภาพออกตามหลักการการแบ่งแยกพื้นที่



รูปที่ 2.8 ตัวอย่างการแยกส่วนภาพโดยใช้หลักการแบ่งพื้นที่

2.3.4 การแยกส่วนภาพจากการเคลื่อนที่ (Motion-based segmentation)

การแยกส่วนภาพจากการเคลื่อนที่ ใช้หลักการการตรวจจับความเปลี่ยนแปลงระหว่าง 2 กรอบภาพ (image frame) $f(x, y, t_i)$ และ $f(x, y, t_j)$ ที่เวลา t_i และ t_j โดยทำการเปรียบเทียบจุดภาพต่อจุดภาพ ซึ่งในการเปรียบเทียบจำเป็นต้องมีภาพอ้างอิง (reference image) ที่ภายในภาพมีเฉพาะวัตถุที่อยู่นิ่ง เมื่อทำการเปรียบเทียบภาพอ้างอิงกับภาพลำดับถัดมาที่มีสิ่งแวดล้อมเหมือนกันแต่มีวัตถุที่เคลื่อนที่อยู่ในภาพจุดภาพต่อจุดภาพ โดยที่จุดภาพใดที่ไม่แตกต่างกันแสดงว่าเป็นส่วนของภาพของวัตถุที่อยู่นิ่ง และจุดภาพใดที่แตกต่างกันแสดงว่าเป็นส่วนของวัตถุที่เคลื่อนที่ ซึ่งความแตกต่างระหว่าง 2 กรอบภาพที่เวลา t_i และ t_j เป็นดังสมการที่ 2.12

$$d_{ij}(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{ถ้า } |f(x, y, t_i) - f(x, y, t_j)| > \theta \\ 0 & \text{นอกเหนือจากนั้น} \end{cases} \quad (2.12)$$

โดยที่ค่า θ เป็นขีดเริ่มเปลี่ยนที่ต้องการ จากสมการทุกจุดภาพที่ $d_{ij}(x, y)$ มีค่าเป็น 1 แสดงว่าเกิดการเคลื่อนที่ของวัตถุในภาพขึ้น อย่างไรก็ตามสมการดังกล่าวจะใช้ได้เฉพาะกรณีที่กำลังนิ่งและสถานะแสงสว่างไม่มีการเปลี่ยนแปลง



(ก) ภาพอ้างอิง



(ข) ภาพปัจจุบัน



(ค) ภาพแสดงบริเวณที่วัตถุมีการเคลื่อนที่

รูปที่ 2.9 ตัวอย่างการแยกส่วนภาพจากการเคลื่อนที่

2.4 โครงข่ายประสาทเทียม (Neural network)

โครงข่ายประสาทเทียม (อาทิตย์ ศรีแก้ว, 2546) เป็นโครงข่ายที่สามารถปรับเปลี่ยนตัวเองต่อการตอบสนองของอินพุต ตามกฎการเรียนรู้ (learning rule) หลังจากที่ได้เรียนรู้สิ่งที่ต้องการแล้ว โครงข่ายจะสามารถทำงานที่กำหนดไว้ได้ โครงข่ายประสาทเทียมได้ถูกพัฒนาคิดค้นจากการทำงานของสมองมนุษย์ โดยสมองมนุษย์ประกอบไปด้วยหน่วยประมวลผลเรียกว่าเซลล์ประสาทเทียม (neuron) จำนวนเซลล์ประสาทในสมองมนุษย์มีอยู่ประมาณ 10^{11} และมีการเชื่อมต่อกันอย่างมากมาย สมองมนุษย์จึงสามารถกล่าวได้ว่าเป็นคอมพิวเตอร์ที่มีการปรับตัวเอง ไม่เป็นเชิงเส้น และทำงานแบบขนานในการดูแลจัดการการทำงานร่วมกันของเซลล์ประสาทในสมอง ดังนั้นโครงข่ายประสาทเทียมที่เลียนแบบมาจากการทำงานของสมองมนุษย์นี้ จึงมีความสามารถในการเรียนรู้จากตัวอย่าง และการทำให้เป็นกรณีทั่วไป (generalize) ซึ่งถือว่าเป็นคุณลักษณะสำคัญของโครงข่ายประสาทเทียม โดยโครงข่ายจะถูกฝึกสอนโดยการแสดงรูปแบบต่าง ๆ ที่ต้องการให้โครงข่ายเรียนรู้ด้วยกฎการเรียนรู้ ขบวนการเรียนรู้ได้ของโครงข่ายนี้ทำให้มีความแตกต่างไปจากการทำงานของโปรแกรมคอมพิวเตอร์อื่น ๆ การที่โครงข่ายถูกทำให้เป็นกรณีทั่วไปทำให้ตัวโครงข่ายสามารถจำแนกแยกแยะรูปแบบของอินพุตแบบใหม่ ๆ ที่ตัวโครงข่ายไม่รู้จักมาก่อนได้ ตัวโครงข่ายประสาทเทียมทำการเก็บข้อมูลความรู้ในระหว่างขั้นตอนของการเรียนรู้ ซึ่งเก็บไว้ที่จุด

ประสาท (synaptic weights) โครงสร้างของตัวเซลล์ประสาทเทียมภายในโครงข่ายมีอยู่หลายชนิด ซึ่งโครงสร้างดังกล่าวเป็นองค์ประกอบสำคัญที่ทำให้คุณลักษณะต่าง ๆ ของโครงข่ายแตกต่างกันออกไป ไม่ว่าจะเป็นการจัดวางเรียงตัวของเซลล์ประสาทเทียม กฎการเรียนรู้ที่ทำให้เกิดการปรับเปลี่ยนค่าของจุดประสาท และเงื่อนไขในการฝึกฝนของโครงข่าย อย่างไรก็ตามโครงข่ายชนิดต่าง ๆ มีจำนวนเซลล์ประสาทเทียมที่เชื่อมต่อกันเป็นจำนวนมาก เหมือนกับสมองของมนุษย์ ความเป็นเชิงเส้นก็เป็นคุณลักษณะร่วมกันของโครงข่ายเกือบทุกแบบ นอกจากนี้โครงข่ายประสาทเทียมยังมีข้อดีอีกมากมาย เช่น มีความทนทานต่อความบกพร่อง เพราะข้อมูลภายในโครงข่ายได้ถูกกระจายไปทั้งโครงข่ายตามเซลล์ประสาทเทียมต่าง ๆ การจะทำให้ทั้งระบบไม่สามารถทำงานได้นั้นจะต้องทำให้เกิดความเสียหายอย่างหนักเท่านั้น และโครงข่ายประสาทเทียมมีความสามารถในการโต้ตอบและตอบสนองต่อสภาวะแวดล้อมได้ โดยเมื่อสภาวะแวดล้อมเปลี่ยนไป ตัวโครงข่ายจะสามารถตอบสนองกับการเปลี่ยนแปลงนั้น ๆ แล้วทำการฝึกฝนให้เข้ากับสภาวะแวดล้อมใหม่ได้

2.4.1 สถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียม (Neural network architecture)

โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมประกอบไปด้วยสองส่วนใหญ่ ๆ คือ แบบจำลองของเซลล์ประสาทเทียม และสถาปัตยกรรมการเชื่อมต่อกันเป็นโครงข่ายของเซลล์ประสาทเทียม แบบจำลองของเซลล์ประสาทเทียมแสดงดังรูปที่ 2.10 เซลล์ประสาทเทียมมี R อินพุต แต่ละอินพุตย่อย $p_1, p_2, p_3, \dots, p_R$ ถูกคูณด้วยค่าน้ำหนักประสาท (weight) ของแต่ละตัว $w_{11}, w_{12}, \dots, w_{1R}$ และ ไบอัส b (bias) เป็นอีกหนึ่งอินพุตที่มีค่าน้ำหนักประสาทคงที่เท่ากับ 1 โดยอินพุตทั้งสองถูกรวม (sum) ได้เอาต์พุตเป็น n เรียกว่าเน็ตอินพุต (net input) ซึ่งจะเป็นอินพุตให้กับฟังก์ชันถ่ายโอน f (transfer function) และได้เอาต์พุตของเซลล์ประสาทเทียมคือ y โดยเอาต์พุตของเซลล์ประสาทเทียมสามารถคำนวณได้ดังนี้

$$y = f(\mathbf{Wp} + \mathbf{b}) \quad (2.13)$$

เอาต์พุตของเซลล์ประสาทเทียมขึ้นอยู่กับน้ำหนักประสาท $\mathbf{W}$ และ $\mathbf{b}$ ซึ่งฟังก์ชันถ่ายโอนถูกออกแบบเลือกโดยผู้ใช้ และพารามิเตอร์ $\mathbf{W}$ และ $\mathbf{b}$ จะถูกปรับค่าจากกฎการเรียนรู้

ปกติในทางปฏิบัติ โครงข่ายประสาทเทียมมีโครงสร้างหลายชั้น (multiple layer) ดังแสดงในรูปที่ 2.12 จำนวนเซลล์ประสาทเทียมของแต่ละชั้นคือ $R-S^1-S^2-\dots-S^N$ โดยปกติชั้นแรกเป็นชั้นอินพุต (input layer) ซึ่งทำหน้าที่รับอินพุตจากภายนอกโครงข่าย ในชั้นสุดท้ายจะเป็นชั้นเอาต์พุตสำหรับส่งค่าเอาต์พุตออกไปจากโครงข่าย ส่วนชั้นระหว่างอินพุตและเอาต์พุตเรียกว่าชั้นซ่อนเร้น (hidden layer) ซึ่งแต่ละชั้นมีเมตริกซ์น้ำหนักประสาท $\mathbf{W}$ ไบอัสเวกเตอร์ $\mathbf{b}$ เน็ตเอาต์พุต n และเอาต์พุต y ของชั้นนั้น และแต่ละชั้นสามารถมีจำนวนเซลล์ประสาทเทียมแตกต่างกันได้จาก

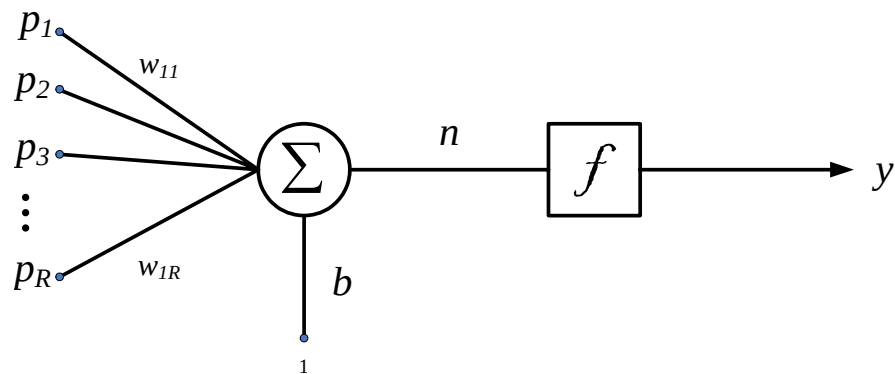
รูป 2.13 พิจารณาโครงข่าย N ชั้น เอาต์พุตของแต่ละชั้นจะเป็นอินพุตให้กับชั้นถัดไป สามารถเขียนในรูปความสัมพันธ์ได้ดังนี้

$$y^{l+1} = f^{l+1}(W^{l+1}y^l + b^{l+1}) \quad (2.13)$$

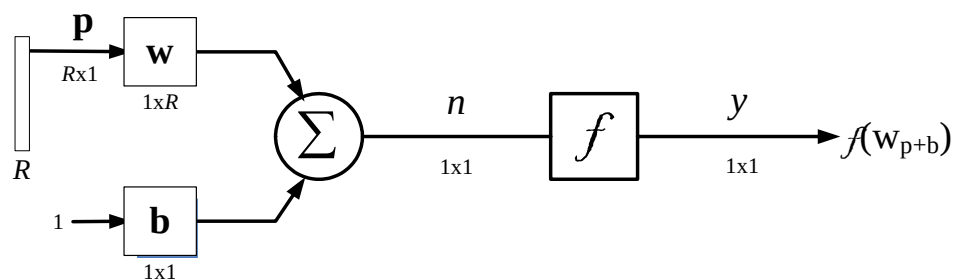
โดยที่ $l=0,1,2,\dots,N-1$ ในชั้นแรกเป็นชั้นอินพุตซึ่งรับอินพุตโดยตรงจากภายนอกโครงข่าย คือ

$$y^0 = p \quad (2.14)$$

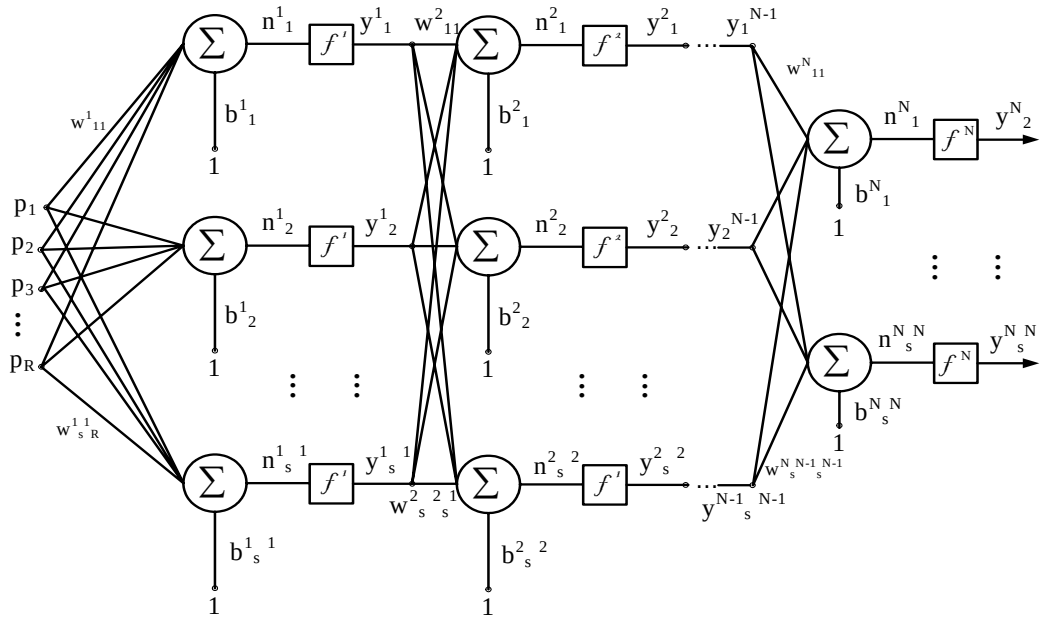
ในขณะที่เอาต์พุตในชั้นสุดท้ายคือ y^N โครงข่ายหลายชั้นมีพารามิเตอร์ค่อนข้างมาก ดังนั้นสิ่งแรกที่จะนำเอาโครงข่ายประสาทเทียมไปประยุกต์ใช้งานจึงต้องทำการออกแบบพารามิเตอร์ต่าง ๆ เช่น จำนวนชั้น จำนวนเซลล์ประสาทเทียมในแต่ละชั้น จำนวนอินพุต จำนวนเอาต์พุต ชนิดของฟังก์ชันถ่ายโอน ฯลฯ ให้เหมาะสม



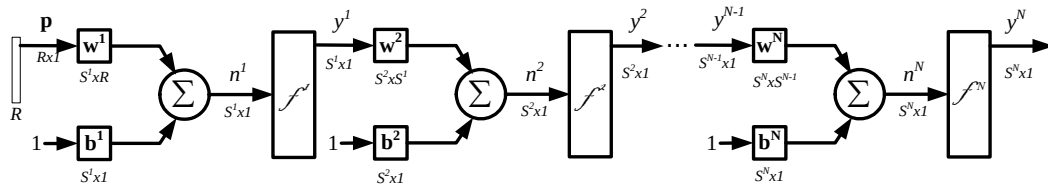
รูปที่ 2.10 แบบจำลองของเซลล์ประสาทเทียม



รูปที่ 2.11 รูปแบบสัญลักษณ์ของเซลล์ประสาทเทียม



รูปที่ 2.12 สถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น



รูปที่ 2.13 การกำหนดพารามิเตอร์ต่าง ๆ ของโครงข่าย N ชั้น

2.4.2 โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ (Backpropagation Neuron Network)

โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ เป็นโครงข่ายแบบหลายชั้น มีการเรียนรู้แบบมีผู้ฝึกสอน (supervised learning) คือ เรียนรู้ที่จะสร้างผลลัพธ์ที่ต้องการให้ได้ตามตัวอย่างที่ได้รับ และใช้วิธีลดค่าความผิดพลาดของเอาต์พุตให้น้อยที่สุดโดยเทียบกับน้ำหนักประสาท อัลกอริทึมดั้งเดิมของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับใช้หลักการเดียวกันกับอัลกอริทึม LMS ซึ่งเป็นการวิเคราะห์หาค่าความผิดพลาดแบบกำลังสองเฉลี่ย (mean square error) เช่นเดียวกัน ในอัลกอริทึมแบบแพร่กลับ มีการนำเสนอคู่อินพุตและเป้าหมายให้โครงข่ายเรียนรู้ดังนี้

$$\{p_1, t_1\}, \{p_2, t_2\}, \dots, \{p_Q, t_Q\} \quad (2.15)$$

เมื่อป้อนแต่ละอินพุตให้กับโครงข่าย เอาต์พุตที่ได้จะถูกนำไปเปรียบเทียบกับเป้าหมาย อัลกอริทึม จะทำการปรับพารามิเตอร์ของเครือข่ายซึ่งได้แก่น้ำหนักประสาทและไบอัส เพื่อให้ค่าความผิดพลาดแบบกำลังสองเฉลี่ยของเอาต์พุตและเป้าหมายมีค่าน้อยที่สุด จะได้ตัวชี้วัดประสิทธิภาพ (performance index) คือ

$$F(\mathbf{x}) = E[(\mathbf{t} - \mathbf{y})^T (\mathbf{t} - \mathbf{y})] \quad (2.16)$$

โดยที่ $\mathbf{x}$ เป็นเมตริกซ์ของน้ำหนักประสาทและไบอัส อัลกอริทึมแบบแพร่กลับสำหรับปรับค่าน้ำหนักประสาทและไบอัส ณ รอบที่ $k+1$ และค่าคงที่การเรียนรู้ α คือ

$$w_{ij}^m(k+1) = w_{ij}^m(k) - \alpha \delta_i^m(k) y_j^{m-1}(k) \quad (2.17)$$

และ

$$b_i^m(k+1) = b_i^m(k) - \alpha \delta_i^m(k) \quad (2.18)$$

โดยที่ δ_i^m เป็นค่าความไวของค่าความผิดพลาด ณ ชั้น m ซึ่งสามารถแยกพิจารณาได้เป็น 2 กรณีคือ กรณีชั้นที่ m เป็นชั้นเอาต์พุต จะได้

$$\delta_i^N = -2(t_i - y_i^N) f'(n_i^N) \quad (2.19)$$

และในกรณีชั้นที่ m เป็นชั้นซ่อนเร้น จะได้

$$\delta_i^m = f'(n_i^m) \sum_{l=1}^{S^{m+1}} \delta_l^{m+1} w_{il}^{m+1} \quad (2.20)$$

จากสมการข้างต้นแสดงให้เห็นว่า ค่าความไวของค่าความผิดพลาดที่ได้ในชั้นที่พิจารณาสามารถคำนวณได้จากองค์ประกอบในชั้นถัดไป ซึ่งองค์ประกอบฟังก์ชันค่าความไว เป็นส่วนที่ทำให้ อัลกอริทึมแบบแพร่กลับแตกต่างไปจากอัลกอริทึม LMS การปรับค่าน้ำหนักประสาทและไบอัสยังเป็นไปในแบบลงชันสุด (steepest descent) ซึ่งจะนำเครือข่ายไปในทิศทางที่ทำให้ค่าความผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ยมีค่าน้อยที่สุด

2.4.3 โครงข่ายประสาทเทียมแบบแผนผังคุณลักษณะการจัดการตัวเอง (Self - organizing feature map)

โครงข่ายประสาทเทียมแบบแผนผังคุณลักษณะการจัดการตัวเอง หรือ SOFM เป็นโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้หลักการเรียนรู้แบบแข่งขัน (competitive learning) ซึ่งเป็นโครงข่ายที่ไม่ต้องมีผู้ฝึกสอน โดยโครงข่ายสามารถรับอินพุต แล้วทำการคัดแยกอินพุตได้ด้วยโครงสร้างภายในตัวเอง โครงสร้างการทำงานดังกล่าวมีหลักการคล้ายคลึงกับประสาทตาของสิ่งมีชีวิต ซึ่งสามารถแยกแยะรายละเอียดสภาพแวดล้อมได้ ถึงแม้ว่าจะไม่เคยเห็นมาก่อนก็ตาม ดังนั้นโครงข่ายแบบนี้จึงสามารถค้นหาโครงสร้าง รูปแบบหรือคุณลักษณะจากสถานะแวดล้อมได้โดยตรง และเนื่องจากการเรียนรู้ของโครงข่ายใช้การเรียนรู้แบบแข่งขัน โดยที่เซลล์ประสาทเทียมเอาต์พุตจะทำการแข่งขันกับเซลล์ประสาทเทียมอื่น ๆ อย่างสัมพันธ์ต่อการตอบสนองกับอินพุตที่ป้อนเข้าสู่ระบบ เซลล์ประสาทเทียมที่ชนะจะเป็นผู้ที่ได้รับการปรับค่าโดยการกระตุ้น (excitatory) ในขณะที่เซลล์ประสาทเทียมอื่นที่แพ้การแข่งขันจะถูกปรับค่าให้ถูกยับยั้ง (inhibitory) ดังนั้นสำหรับการเรียนรู้แบบแข่งขัน จะมีเซลล์ประสาทเทียมผู้ชนะเพียงเซลล์ประสาทเดียวเท่านั้นที่ได้รับการปรับค่า วิธีการหาผู้เซลล์ประสาทเทียมผู้ชนะ ใช้การหาระยะทางแบบยูคลิดระหว่างเวกเตอร์นำหนักประสาท $\mathbf{w}_j$ กับเวกเตอร์อินพุต $\mathbf{x}$ ดังความสัมพันธ์ต่อไปนี้

$$d_j = \|\mathbf{x} - \mathbf{w}_j\| \quad (2.21)$$

$$d_j = \left[\sum_{i=1}^M (x_{ij} - w_{ij})^2 \right]^{1/2} \quad (2.22)$$

โดยที่ M คือขนาดของเวกเตอร์อินพุตซึ่งมีขนาดเท่ากับเวกเตอร์นำหนักประสาท ถ้าสองเวกเตอร์มีความคล้ายกันมาก ค่าระยะทางแบบยูคลิดจะมีค่าน้อย กำหนดให้เซลล์ประสาทเทียมผู้ชนะคือเซลล์ประสาทเทียมที่ j_c ซึ่งมีความสัมพันธ์ดังนี้

$$j_c = \min_j \|\mathbf{x} - \mathbf{w}_j\|, \quad j = 1, 2, \dots, N \quad (2.23)$$

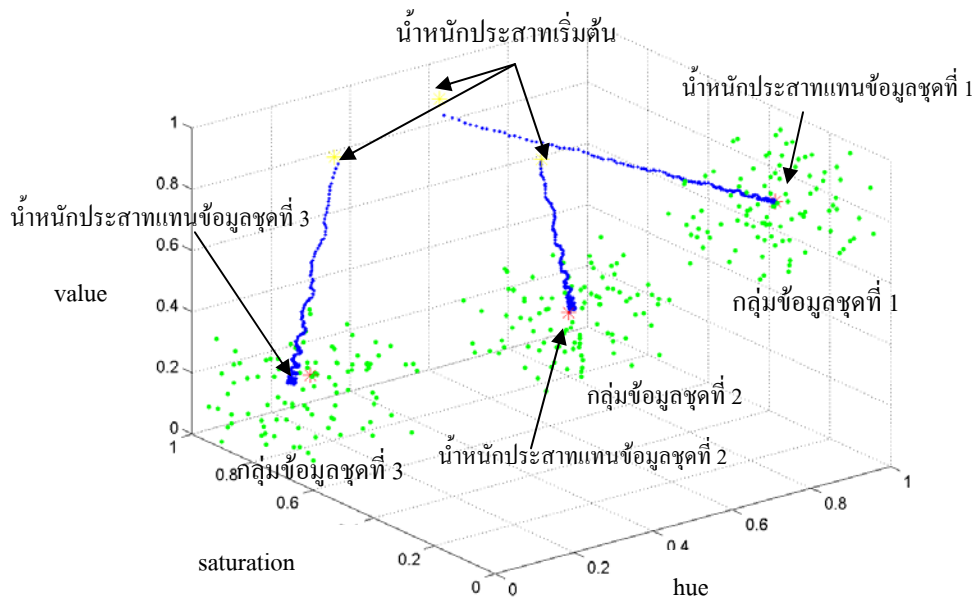
โดยที่ N คือจำนวนเซลล์ประสาทเทียมในชั้นเอาต์พุต เมื่อได้เซลล์ประสาทเทียมผู้ชนะแล้ว ก็จะมีการปรับค่านำหนักประสาทของเซลล์ประสาทเทียมผู้ชนะตามกฎการเรียนรู้แบบแข่งขันคือ

$$\Delta w_{ij} \begin{cases} \eta(x_i - w_{ij}) & \text{ถ้าเซลล์ประสาทเทียม } j \text{ ชนะการแข่งขัน} \\ 0 & \text{ถ้าเซลล์ประสาทเทียม } j \text{ แพ้การแข่งขัน} \end{cases} \quad (2.24)$$

โดยที่ η คือค่าคงที่การเรียนรู้ ดังนั้นเราสามารถปรับค่าเวกเตอร์น้ำหนักประสาทของเซลล์ประสาทเทียม j ที่ชนะการแข่งขันได้ดังนี้

$$w_{ij}^{new} = w_{ij}^{old} + \eta(x_i - w_{ij}) \quad (2.25)$$

เมื่อป้อนอินพุตเข้าสู่โครงข่ายทั้งหมดแล้ว โครงข่ายจะทำการปรับค่าน้ำหนักประสาทไปเรื่อย ๆ จนได้ค่าน้ำหนักประสาทที่เหมาะสมที่สุดที่จะใช้แทนกลุ่มข้อมูล ดังแสดงในรูปที่ 2.14



รูปที่ 2.14 การปรับตัวของน้ำหนักประสาทเพื่อใช้แทนกลุ่มข้อมูลแต่ละกลุ่ม

2.5 จีแนติกอัลกอริทึม (Genetic algorithm)

จีแนติกอัลกอริทึม หรือ GA (อาทิตย์ ศรีแก้ว, 2546) เป็นวิธีการค้นหาคำตอบที่ดีที่สุดโดยใช้หลักการคัดเลือกแบบธรรมชาติและหลักการทางสายพันธุ์ ประกอบไปด้วย 3 กระบวนการที่สำคัญได้แก่ การคัดเลือกสายพันธุ์ (selection) ซึ่งเป็นขั้นตอนในการคัดเลือกประชากรที่ดีในระบบไปเป็นต้นกำเนิดสายพันธุ์เพื่อให้กำเนิดลูกหลานในรุ่นถัดไป ปฏิบัติการทางสายพันธุ์ (genetic operation) ซึ่งเป็นกรรมวิธีการเปลี่ยนแปลงโครโมโซมด้วยวิธีการทางสายพันธุ์ และการแทนที่

(replacement) ซึ่งเป็นขั้นตอนการนำเอาลูกหลานกำเนิดใหม่ไปแทนที่ประชากรเก่าในรุ่นก่อน กระบวนการภายในของ GA ทำให้คำตอบของระบบที่มีอยู่เกิดวิวัฒนาการในตัวเองอันจะนำไปสู่การปรับตัวให้กลายเป็นคำตอบที่ดีกว่าและดีที่สุดได้ รายละเอียดขององค์ประกอบในวัฏจักร GA มีดังนี้

1) ประชากร (population) ประกอบไปด้วยกลุ่มของโครโมโซม (chromosome) ซึ่งเป็นตัวแทนของคำตอบในระบบที่ต้องการค้นหา

2) ต้นกำเนิดสายพันธุ์ (parents) กลุ่มประชากรที่ถูกคัดเลือกเพื่อเป็นตัวแทนในการให้กำเนิดสายพันธุ์ใหม่ในรุ่นถัดไป

3) สายพันธุ์ใหม่ (offspring) เป็นประชากรกลุ่มใหม่ที่ได้รับการถ่ายทอดสายพันธุ์มาจากต้นกำเนิดสายพันธุ์ โดยคาดหวังที่จะได้รับสายพันธุ์ที่ดีที่สุดเพื่อถ่ายทอดต่อ ๆ กันในประชากรรุ่นถัดไป

GA มีขั้นตอนการทำงานโดยเชื่อมโยงเข้ากับระบบในโลกจริง เพื่อทำการค้นหาคำตอบที่ต้องการ คำตอบของระบบที่ต้องการให้ GA ค้นหาจะอยู่ในรูปของโครโมโซมในกลุ่มของประชากร ดังนั้นระบบจะสามารถรู้ได้ว่าคำตอบที่มีอยู่ใน GA ณ เวลานั้น ๆ นั้นดีหรือไม่ได้อย่างไรด้วยการประเมินค่าของโครโมโซม โดยระบบจะมีการเชื่อมต่อกับ GA ผ่านฟังก์ชันวัตถุประสงค์สำหรับการประเมินค่าของโครโมโซม

2.6 แผ่นแบบเปลี่ยนรูปได้ (Deformable template)

แผ่นแบบเปลี่ยนรูปได้ (Fisker, 2000) เป็นแบบจำลองที่ใช้หลักเกณฑ์ของการหาค่าที่เหมาะสมที่สุด เพื่อเปลี่ยนรูปร่าง (deform) ของแบบจำลองให้เข้ากันได้กับวัตถุในภาพที่ต้องการซึ่งแบบจำลองนี้มีประโยชน์มากเพราะสามารถปรับตัวเองให้เหมาะสมกับข้อมูลที่ป้อนให้กับระบบได้ และมีความคล่องตัวสูง (flexibility) แผ่นแบบเปลี่ยนรูปได้นี้ใช้หลักการของเบย์ (Bayesian framework) เป็นส่วนสำคัญในการวิเคราะห์จับคู่แผ่นแบบต้นแบบเข้ากับข้อมูล (deformable template matching)

2.6.1 ทฤษฎีของเบย์ (Bayes' theorem)

ในการกำหนดประเภท (category assignment) ของกระบวนการที่ไม่สามารถทราบค่าจริงจำเป็นต้องใช้เฉพาะข้อมูลที่วัดได้เป็นเกณฑ์การตัดสินใจ สมมติฐานของกฎการตัดสินใจ (decision rule) ที่ใช้ข้อมูลที่วัดได้เท่านั้นมาทำการกำหนดประเภท เรียกว่า สมมติฐานการแข่งขันที่เป็นธรรม (fair game assumption) (Haralick and Shapiro, 1992) ซึ่งสามารถอธิบายได้ดังนี้ ในการสังเกตกระบวนการหนึ่งซึ่งกำหนดให้ความน่าจะเป็นของเงื่อนไขในการที่ได้ a (assignment to category)

จากการสังเกตเหตุการณ์ที่เป็นจริง (true category identification) t และค่าที่วัดได้จากการสังเกต (observed measurement) d เป็น $P(a|t, d)$ จากนิยามของความน่าจะเป็นมีค่าดังสมการที่ 2.26

$$P(a|t, d) = \frac{P(t, a, d)}{P(t, d)} \quad (2.26)$$

และ $P(a|d)$ เป็นค่าความน่าจะเป็นในการกำหนดให้เหตุการณ์เป็น a จากค่าที่วัดได้ d จากนิยามของความน่าจะเป็นจะได้

$$P(a|d) = \frac{P(a, d)}{P(d)} \quad (2.27)$$

สมมติฐานการแข่งขันที่เป็นธรรมกำหนดให้

$$P(a|t, d) = P(a|d) \quad (2.28)$$

สมมติฐานการแข่งขันที่เป็นธรรมนำไปสู่ความจริงที่ว่าสถานะของการวัด d ค่าความจริง t และการกำหนดประเภท a ต่างก็เป็นอิสระต่อกัน ซึ่งสามารถเห็นได้จากนิยามดังสมการ 2.29

$$P(t, a|d) = \frac{P(t, a, d)}{P(d)} \quad (2.29)$$

แต่

$$P(t, a, d) = P(a|t, d)P(t, d) \quad (2.30)$$

และจากสมการที่ 2.28 ดังนั้น

$$P(t, a|d) = \frac{P(a|d)P(t, d)}{P(d)} \quad (2.31)$$

จากนิยามของความน่าจะเป็น

$$\frac{P(t, d)}{P(d)} = P(t|d) \quad (2.32)$$

เพราะฉะนั้น

$$P(t, a|d) = P(a|d)P(t|d) \quad (2.33)$$

2.6.2 หลักการของแบบจำลองแผ่นแบบเปลี่ยนรูปได้ (Deformable template model framework)

การออกแบบและใช้แบบจำลองแผ่นแบบเปลี่ยนรูปได้ ในการประมวลผลภาพ เพื่อแยกส่วนของวัตถุที่ต้องการ โดยให้แบบจำลองเข้ากันได้พอดีกับวัตถุในภาพที่ต้องการ มีหลักการดังต่อไปนี้ (Fisker, 2000)

- 1) เลือกพารามิเตอร์ที่ใช้เป็นตัวแทนของวัตถุ เพื่อใช้เป็นพารามิเตอร์ของแผ่นแบบ โดยที่ $v \in \Omega_v$ เป็นพารามิเตอร์ที่แปลงมาจากวัตถุต้นแบบ
- 2) สร้างการแจกแจงความน่าจะเป็นก่อน (prior probability distribution) $P(v|\theta)$ โดยที่ θ สัมพันธ์กับพารามิเตอร์ของแบบจำลอง ซึ่งกำหนดค่าความน่าจะเป็นของการแจกแจง
- 3) กำหนดค่าควรจะเป็น (likelihood) หรือแบบจำลองสังเกตการณ์ (observation model) $P(y|v, \theta)$ โดยที่กำหนดให้ความน่าจะเป็นของภาพ (probability of an image) $y \in \Omega_y$ ได้มาจากค่าจริงเฉพาะ (particular realization) ของ v ใด ๆ
- 4) รวมค่าการแจกแจงก่อนและค่าควรจะเป็นเข้าเป็นการแจกแจงครั้งหลัง (posterior distribution) $P(v|y, \theta)$ โดยใช้ทฤษฎีของเบส์

$$P(v|y, \theta) = \frac{P(v|\theta)P(y|v, \theta)}{P(y|\theta)} \quad (2.34)$$

$$\propto P(v|\theta)P(y|v, \theta) \quad (2.35)$$

- 5) เลือกหรือประมาณค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลอง θ

6) ทำการอนุมาน เช่น ใช้การประมาณค่ามากที่สุดสุดท้าย (MAP)

$$\hat{v} = \max_v P(v|y, \theta) \quad (2.36)$$

การแจกแจงครั้งหลังมีความหมายเหมือนกับ เกณฑ์การหาค่าที่เหมาะสมที่สุด (optimization criterion) และถ้าสมมติฐานอ่อนไป ค่าการแจกแจงครั้งหลัง $P(v|y)$ เรียกว่าการแจกแจงแบบกิบส์ (gibbs distributed) การแจกแจงครั้งหลังสามารถขยายได้เป็น

$$P(v|y) = \frac{1}{z} \exp\{-U(v, y)\} \quad (2.37)$$

โดยที่ $U(v, y) : \Omega_v \rightarrow \mathbb{R}$ เป็นฟังก์ชันพลังงาน (energy function) และ z คือค่าคงที่ที่ทำให้เป็นบรรทัดฐาน (normalizing constant)

2.7 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ระบบการแยกส่วนมือเพื่อติดตามการเคลื่อนไหวของมนุษย์ ได้มีการค้นคว้าและพัฒนาวิธีการแบบใหม่ขึ้นอยู่ตลอดเวลา เพื่อให้ระบบมีประสิทธิภาพที่ดีขึ้นและเพื่อลดข้อจำกัดด้านต่าง ๆ ลง ในงานวิจัยระยะเริ่มแรกจะนำเสนอการแยกส่วนมือโดยใช้อุปกรณ์เข้ามาช่วย ตัวอย่างเช่น Zimmermann, Lanier, Blanchard, Bryson and Harvill (1987) ได้ใช้อุปกรณ์ที่มีพื้นฐานทาง ด้านถุงมือ (glove-based devices) ในการติดตามการเคลื่อนไหวของมนุษย์ ซึ่งระบบที่ได้มีความถูกต้องและความเร็วสูงมาก แต่จะไม่เหมาะสำหรับงานบางประเภทเพราะอุปกรณ์เหล่านั้นจะจำกัดการเคลื่อนไหวตามลักษณะการต่อของอุปกรณ์ ในยุคต่อมาจึงได้มีการทำเครื่องหมาย (marker) เช่น Lathuiliere and Herve (2000) ได้ใช้ถุงมือดำช่วย และ Doffmuller-Ulkeas and Schmaltieg (2001) ใช้ถุงมือที่ติดเครื่องหมายบนข้อต่อนิ้วมือ ซึ่งก็ทำให้เกิดความไม่สะดวกในการใช้งาน เพราะตลอดระยะเวลาที่ทำงานต้องมีอุปกรณ์เหล่านี้ติดอยู่เสมอ ต่อมาเพื่อลดปัญหาที่เกิดจากความไม่สะดวกของการติดเครื่องหมาย (marker) จึงได้มีการนำกล้องอินฟราเรดเข้ามาช่วย Ukita, Kono and Kidode (2002) และ Ozeki, Itoh, Nakamura and Ohta (2002) ได้ใช้กล้องอินฟราเรดร่วมกับกล้องสีเพื่อแยกส่วนการเคลื่อนไหวของมือ แต่กล้องอินฟราเรดให้ผลไม่ดีเท่าที่ควรถ้ามือที่ทำการแยกส่วนเย็นเกินไป และต่อมาได้มีการพัฒนาระบบการมองเห็นของคอมพิวเตอร์โดยใช้กล้อง ซีซีดี (Charge-coupled device camera : CCD) ซึ่งก็มีทั้งแบบการใช้กล้องหลายตัว เช่น Sato, Saito

and Koike (2001) ใช้กล้อง 2 ตัวร่วมกันเพื่อจับภาพมือ 3 มิติ และแบบใช้กล้องเพียงตัวเดียว ซึ่งจะสะดวกในการใช้งานมากกว่า แต่ก็ยังมีข้อจำกัดในการใช้งานมากกว่าเช่นกัน ตัวอย่างเช่น Tomita and Ishii (1994) ได้ใช้วิธีฮิสโทแกรมเพื่อหาจุดเปลี่ยนระดับในภาพระดับเทาพร้อมกับการตรวจจับการเคลื่อนที่ของวัตถุ ซึ่งระบบนี้จะทำงานได้เฉพาะในสถานะแสงสว่างและพื้นหลังที่จัดเตรียมไว้ โดยเฉพาะเท่านั้น Isard and Blake (1996) ใช้ตัวกรองแบบคาลแมน (Kalman filter) ซึ่งมีข้อจำกัดคือไม่สามารถทำงานได้ในพื้นหลังที่ซับซ้อน (complex background) เทคนิคการแยกส่วนมือที่นิยมใช้กันมากอีกอย่างคือ การลบภาพพื้นหลังที่เหมือนกันออกจากภาพ Wu, Liu and Huang (2000) ได้ใช้โครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับการตรวจจับวัตถุที่เคลื่อนที่แล้วทำการลบภาพพื้นหลังที่เหมือนกันออกจากภาพ ซึ่งระบบนี้สามารถแก้ปัญหาการทำงานในสถานะแสงสว่างและภาพพื้นหลังที่ไม่รู้จักได้ แต่ก็ยังมีข้อจำกัดคือในขณะที่ใช้งานกล้องต้องอยู่นิ่ง สถานะแสงสว่างและภาพพื้นหลังต้องไม่เปลี่ยน และไม่สามารถแยกหน้าและมือมนุษย์ออกจากกันได้ถ้าทั้งสองอย่างมีการเคลื่อนไหว อีกวิธีที่นิยมใช้กันอย่างแพร่หลายคือการทำแบบจำลองมือ ตัวอย่างเช่น Stenger, Mendonca and Cipolla (2001) ใช้การสร้างแบบจำลองมือแบบสามมิติ โดยใช้กล้อง 2 ตัว Lin, Wu and Huang (2004) ใช้การสร้างแบบจำลองสามมิติจากวิธีแผ่นแบบเปลี่ยนรูปได้ (Deformable Template) ซึ่งจะทำการสร้างแบบจำลองมือในลักษณะต่าง ๆ กันและจะใช้วิธีมอนติคาร์โล (Monte Carlo method) ร่วมกับวิธีการค้นหาแบบ Nelder-Mead simplex ในการแยกส่วนมือซึ่งก็ให้ผลที่ดีมากในภาพที่มีพื้นหลังที่ซับซ้อนแต่ยังไม่สามารถหาห้อมากกว่า 1 มือได้ Coughlan, Yuille, English and Snow (2000) ได้เสนอวิธีการแยกส่วนมือออกจากภาพระดับเทาโดยใช้การสร้างแบบจำลองมือจากวิธีแผ่นแบบเปลี่ยนรูปได้ ซึ่งแบบจำลองมือที่สร้างจะสร้างจากขอบของมือ โดยจะกำหนดค่าเวกเตอร์ที่ตั้งฉากกับขอบมือแล้วชี้ออกด้านนอกไปตามแต่ละจุดภาพของขอบมือ ในการแยกส่วนมือจากภาพซึ่งให้ผลที่ดีมากแม้ในภาพที่มีการบังมืออยู่บางส่วน และสามารถหาห้อมากกว่า 1 มือได้มากกว่า 1 มือ แต่ยังมีข้อจำกัดของขนาดของมือในภาพ หากต้องการแยกส่วนมือที่มีขนาดที่แตกต่างจากที่ทำการสร้างแบบจำลองไว้ยังไม่สามารถทำได้โดยอัตโนมัติ

บทที่ 3

ระบบการแยกส่วนสีผิวมนุษย์ออกจากภาพพื้นหลัง

3.1 กล่าวนำ

สำหรับในวิทยานิพนธ์นี้ได้ทำการแยกส่วนมือออกจากภาพสี โดยนำเสนอระบบการแยกส่วนมือจากภาพสีที่สามารถลดข้อจำกัดทางด้านแสงสว่างและภาพพื้นหลังที่ไม่รู้จัก รู้จำมือที่มีลักษณะการวางตัวแตกต่างกันและมีขนาดแตกต่างกันโดยอัตโนมัติได้ โดยไม่จำเป็นต้องมีการกำหนดสถานะเริ่มต้น (initialization) และใช้กล้องเพียง 1 ตัวเท่านั้น ซึ่งในวิทยานิพนธ์นี้ใช้สีผิวมนุษย์ และการทำแบบจำลองของมือร่วมกัน โดยแยกออกเป็น 2 ส่วน คือส่วนที่ทำการแยกส่วนสีผิวมนุษย์ออกจากภาพพื้นหลัง ส่วนที่ 2 คือการทำแบบจำลองของมือ เพื่อแยกส่วนมือออกจากภาพสี สำหรับบทนี้กล่าวถึงการแยกส่วนสีผิวมนุษย์ออกจากภาพพื้นหลัง ดังรายละเอียดต่อไปนี้

3.2 อินพุตของระบบ

การแยกส่วนมือจากภาพสีสำหรับงานวิจัยนี้ได้ใช้สีผิวมนุษย์เป็นปัจจัยหลักในการแยกส่วน เนื่องจาก Huynh-Thu, Meguro และ Kaneko (2002) ได้แสดงให้เห็นว่าสีผิวมนุษย์แม้จะมีสีที่แตกต่างกันตามลักษณะเชื้อชาติ แต่เป็นความแตกต่างทางด้านความเข้มของแสง (intensity) มากกว่าทางด้านของความเป็นสี (chrominance) ดังนั้นการใช้สีผิวเพื่อแยกส่วนมนุษย์ออกจากภาพ จึงมีความเหมาะสมในการใช้งานได้ และเพื่อแก้ปัญหาของความเข้มของสีผิวมนุษย์ที่แตกต่างกัน ในงานวิจัยนี้ได้ใช้แบบจำลองภาพสีแบบ HSV แทนการใช้แบบจำลองภาพสีแบบ RGB ซึ่งแบบจำลองภาพสีแบบ HSV นี้ ทำให้สามารถกำจัดผลของความแตกต่างทางด้านความเข้มของสีผิวมนุษย์ที่แตกต่างกันตามลักษณะเชื้อชาติ และลดข้อจำกัดทางด้านแสงสว่างได้ โดยในงานวิจัยนี้ได้ใช้เฉพาะค่า H และค่า S ให้เป็นอินพุตของระบบ และทำการตัดค่า V ซึ่งเป็นค่าที่ใช้บอกระดับความสว่างของภาพออก

3.3 ระบบการแยกส่วนกลุ่มสีจากภาพ (Color Segmentation)

การแยกส่วนกลุ่มสีสำหรับงานวิจัยนี้ได้ใช้ SOFM ร่วมกับการค้นหาแบบ GA ในการแยกกลุ่มสีแต่ละกลุ่มสีออกจากภาพ ซึ่ง SOFM ต้องมีการกำหนดจำนวนเวกเตอร์น้ำหนักประสาทเริ่มต้น M ค่า เพื่อใช้แทนจำนวนกลุ่มสี M กลุ่มสีที่ต้องการแยกส่วนจากภาพ โดยค่าเริ่มต้นของ

เวกเตอร์น้ำหนักประสาทแต่ละค่าได้มาจากการสุ่มค่า H และค่า S ในภาพ ดังนั้นค่าเวกเตอร์น้ำหนักประสาทตัวที่ j เขียนได้ดังสมการที่ 3.1

$$\mathbf{w}_j = \begin{bmatrix} H_j \\ S_j \end{bmatrix} \quad (3.1)$$

เมื่อได้เวกเตอร์น้ำหนักประสาทเริ่มต้นแล้ว ทำการป้อนค่าอินพุตให้กับโครงข่ายประสาทเทียม โดยค่าอินพุตที่ป้อนนี้เป็นค่า H และค่า S ของแต่ละจุดภาพนั่นเอง สมการที่ 3.2 แสดงค่าอินพุตของจุดภาพที่ i

$$\mathbf{x}_i = \begin{bmatrix} H_i \\ S_i \end{bmatrix} \quad (3.2)$$

ทำการคำนวณหาระยะทางแบบยุคลิดระหว่างอินพุต i กับเวกเตอร์น้ำหนักประสาททั้ง M ค่า เพื่อหาเวกเตอร์น้ำหนักประสาทที่อยู่ใกล้กับอินพุตที่สุด สมการที่ 3.3 แสดงการหาระยะทางแบบยุคลิดระหว่างอินพุต i กับเวกเตอร์น้ำหนักประสาท j

$$d_j = \|\mathbf{x}_i - \mathbf{w}_j\| \quad (3.3)$$

เมื่อได้ระยะทางแบบยุคลิดระหว่างอินพุต i กับเวกเตอร์น้ำหนักประสาททุกค่าแล้ว โครงข่ายประสาทเทียมจะทำการปรับค่าน้ำหนักประสาทของเซลล์ประสาทเทียมตัวที่ j ดังสมการที่ 3.4

$$\Delta \mathbf{w}_j = \begin{cases} \eta(\mathbf{x}_i - \mathbf{w}_j) & \text{ถ้า } d_j \text{ น้อยที่สุด} \\ -\alpha(\mathbf{x}_i - \mathbf{w}_j) & \text{ถ้า } d_j \text{ มากที่สุด} \\ 0 & \text{อื่นๆ} \end{cases} \quad (3.4)$$

โดยที่ η และ α คือค่าคงที่การเรียนรู้ จะได้เวกเตอร์น้ำหนักประสาทตัวที่ j ใหม่ดังสมการที่ 3.5

$$\mathbf{w}_j^{new} = \mathbf{w}_j^{old} + \Delta \mathbf{w}_j \quad (3.5)$$

เมื่อทำการป้อนค่าอินพุตให้กับโครงข่ายประสาทเทียมทุกค่าแล้ว ทำให้ได้ค่าเวกเตอร์น้ำหนักประสาทใหม่ M ค่าซึ่งใช้แทนกลุ่มสี M กลุ่ม เพื่อให้ระบบการแยกส่วนสีจากภาพสามารถปรับตัวเองได้อัตโนมัติ ซึ่งก็คือสามารถกำหนดจำนวนเวกเตอร์น้ำหนักประสาทเริ่มต้นให้เหมาะสมกับแต่ละภาพที่ป้อนให้กับระบบ งานวิจัยนี้ได้้นำการค้นหาค่าแบบ GA เข้ามาช่วยในการกำหนดจำนวนเวกเตอร์น้ำหนักประสาทเริ่มต้น โดย GA ทำงานร่วมกับ SOFM ในการหาจำนวนเวกเตอร์น้ำหนักประสาทที่เหมาะสมที่สุดสำหรับแต่ละภาพ ซึ่งมีขั้นตอนการทำงานดังต่อไปนี้

ขั้นตอนที่ 1 สร้างประชากร สำหรับระบบในงานวิจัยนี้ประชากรที่สร้างขึ้นคือจำนวนเวกเตอร์น้ำหนักประสาท ซึ่งได้จากการสุ่มค่าตั้งแต่ 1 ถึง 255

ขั้นตอนที่ 2 ประเมินค่าโครโมโซมของกลุ่มประชากรทั้งหมดด้วยฟังก์ชันวัตถุประสงค์ สำหรับระบบนี้ในการประเมินค่าโครโมโซม GA จะทำการส่งค่าโครโมโซมของกลุ่มประชากรที่สร้างขึ้น ให้กับ SOFM เพื่อทำการคำนวณหาค่าความเหมาะสมดังสมการที่ 3.6 และ 3.7

$$d = \frac{\sum_{j=1}^c \sum_{i=1}^n \frac{\|\mathbf{x}_i - \mathbf{w}_j\|}{n}}{c} \quad (3.6)$$

$$FitnessValue_{color} = d + \frac{c}{255} \quad (3.7)$$

โดยที่ d = ค่าเฉลี่ยรวมของระยะทางระหว่างอินพุตกับจุดศูนย์กลางของกลุ่มสี

c = จำนวนกลุ่มสี

n = จำนวนจุดภาพของแต่ละกลุ่ม

$\mathbf{x}_i$ = อินพุตตัวที่ i ($i = 1, 2, 3, \dots, n$)

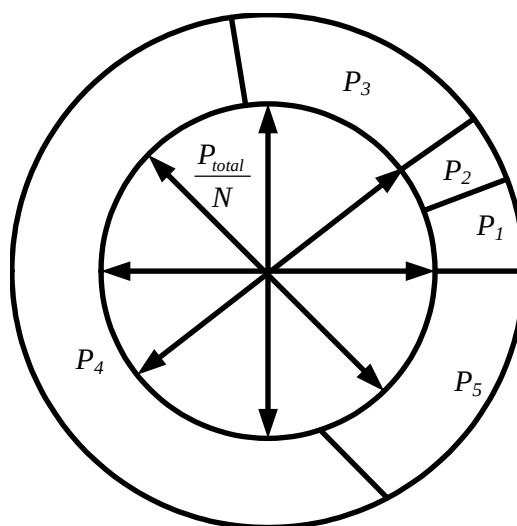
$\mathbf{w}_j$ = เวกเตอร์น้ำหนักประสาทใช้แทนจุดศูนย์กลางของกลุ่มสีที่ j ($j = 1, 2, 3, \dots, c$)

$FitnessValue_{color}$ = ค่าความเหมาะสม

ขั้นตอนที่ 3 ใช้ค่าความเหมาะสมทำการคัดเลือกโครโมโซมบางกลุ่มเพื่อนำมาเป็นต้นกำเนิดสายพันธุ์ซึ่งจะใช้เป็นตัวแทนในการถ่ายทอดสายพันธุ์ให้กับรุ่นถัดไป สำหรับระบบนี้ได้ใช้วิธีการชักตัวอย่างแบบกระบวนการเฟ้นสุ่มครอบจักรวาล (อาทิตย์ ศรีแก้ว, 2546) ในการคัดเลือกสายพันธุ์ ดังนั้น ในการคัดเลือก N โครโมโซมจะมีตัวชี้ N ตัว โดยที่ตัวชี้แต่ละตัวมีระยะห่างเท่ากัน ดังรูปที่ 3.1 กระบวนการเริ่มจากการสุ่มสลัที่โครโมโซมบนวงล้อรูเล็ต ถัดมาตัวชี้เริ่มต้นจะถูกสุ่มขึ้นมาในช่วงตั้งแต่ 0 ถึง P_{total} ตัวชี้ที่เหลือจำนวน $N-1$ ตัว ถัดจากตัวชี้เริ่มต้นจะถูกคำนวณ

โดยมีระยะห่างระหว่างตัวชี้ที่ติดกันเท่ากับ $\frac{P_{total}}{N}$ โครโมโซมที่จะถูกคัดเลือกได้แก่โครโมโซมจำนวนทั้งสิ้น N โครโมโซมซึ่งถูกตัวชี้ N ตัวชี้อยู่

ขั้นตอนที่ 4 นำต้นกำเนิดสายพันธุ์มาทำการสร้างลูกหลานด้วยปฏิบัติการทางสายพันธุ์ โดยการทำครอสโอเวอร์ (crossover) และการทำมิวเทชัน (mutation) การทำครอสโอเวอร์เป็นวิธีการรวมตัวใหม่ของโครโมโซม โดยทำการรวมส่วนย่อยระหว่างโครโมโซมต้นกำเนิดสายพันธุ์ตั้งแต่สองโครโมโซมขึ้นไป เพื่อให้กลายเป็นโครโมโซมลูกหลานซึ่งจะมีพันธุกรรมจากต้นกำเนิดสายพันธุ์อยู่ในตัว ส่วนมิวเทชันเป็นวิธีการแปรผกผันหรือส่วนย่อยของโครโมโซม เพื่อให้เกิดความหลากหลายของกลุ่มประชากร



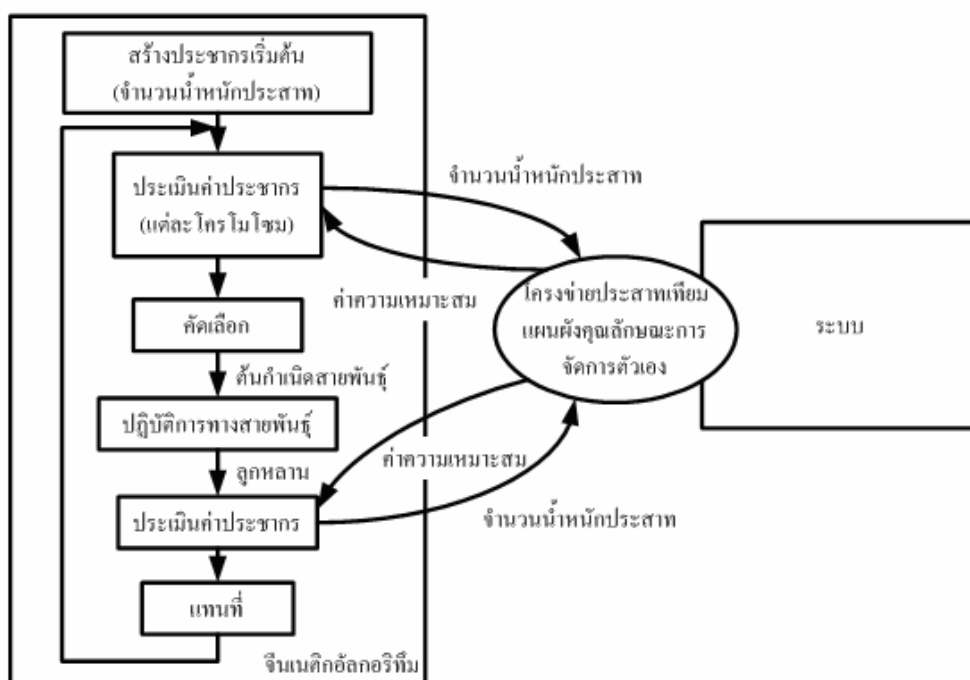
รูปที่ 3.1 วงล้อรูเล็ตจากการบวนการเฟ้นสุ่มกรอบจักรวาล

ขั้นตอนที่ 5 คำนวณค่าความเหมาะสมของโครโมโซมลูกหลาน โดยใช้ขั้นตอนเดียวกับขั้นตอนที่ 2

ขั้นตอนที่ 6 โครโมโซมในประชากรเดิมจะถูกแทนที่ด้วยลูกหลานที่ได้จากขั้นตอนที่ 4 โดยการนำเอาประชากรลูกหลานไปแทนที่ประชากรเดิมเพียงบางส่วนเท่านั้น โดยพิจารณาจากค่าความเหมาะสมของโครโมโซม

ขั้นตอนที่ 7 เริ่มต้นทำซ้ำจากขั้นตอนที่ 2 ไปเรื่อย ๆ จนกระทั่งได้คำตอบที่ต้องการซึ่งได้มาจากโครโมโซมที่ดีที่สุดในกลุ่มประชากร โดยใช้ค่าจากฟังก์ชันวัตถุประสงค์เพื่อประเมินว่าคำตอบที่ได้เป็นที่ต้องการแล้วหรือไม่

เมื่อได้จำนวนเวกเตอร์น้ำหนักประสาทที่เหมาะสมที่สุดสำหรับภาพแล้ว ระบบจะทำการส่งค่าจำนวนเวกเตอร์น้ำหนักประสาทนี้ไปให้กับ SOFM อีกครั้ง เพื่อให้โครงข่ายทำการแยกกลุ่มสีของภาพออกตามจำนวนเวกเตอร์น้ำหนักประสาทที่ได้



รูปที่ 3.2 ขั้นตอนการทำงานของ GA

3.4 ระบบการแยกส่วนกลุ่มสีที่เป็นสีผิวมนุษย์

จากที่กล่าวไว้ข้างต้น เมื่อระบบได้จำนวนเวกเตอร์น้ำหนักประสาทที่ใช้แทนจำนวนกลุ่มสีที่เหมาะสมสำหรับแต่ละภาพแล้ว ภาพอินพุตก็จะถูกแยกส่วนภาพออกตามจำนวนกลุ่มสี ขั้นตอนต่อไปคือต้องทำการระบุกลุ่มสีที่เป็นสีผิวมนุษย์ สำหรับงานวิจัยนี้ได้ใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับในการระบุกลุ่มสีที่เป็นสีผิวมนุษย์ ซึ่งโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการเรียนรู้แบบมีผู้ฝึกสอนและมีหลักการการทำงานคือ มีการนำเสนอกลุ่มตัวอย่างให้กับโครงข่ายในรูปของคู่อินพุตและเป้าหมาย (target) ที่ต้องการให้โครงข่ายตอบสนอง เมื่ออินพุตถูกป้อนให้กับระบบ เอาต์พุตของโครงข่ายจะถูกนำไปเปรียบเทียบกับเป้าหมายของอินพุต แล้วโครงข่ายจะทำการปรับค่าน้ำหนักประสาทและไบอัสตามกฎการเรียนรู้ เพื่อให้เอาต์พุตของโครงข่ายลู่เข้าสู่เป้าหมายที่ต้องการ ระบบการแยกส่วนกลุ่มสีที่เป็นสีผิวมนุษย์มีขั้นตอนดังต่อไปนี้

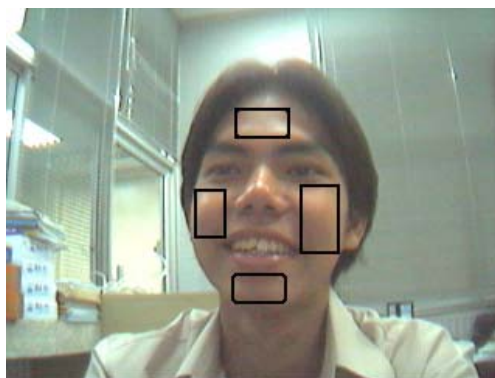
ขั้นตอนที่ 1 กำหนดอินพุตของระบบ ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ สิ่งที่สำคัญที่สุดคือ การกำหนดคู่อินพุตและเป้าหมายที่ชัดเจน เพื่อให้โครงข่ายสามารถทำงานได้อย่างถูกต้องที่สุด ระบบของงานวิจัยนี้ใช้ค่า H และค่า S ของภาพในช่วงที่เป็นสีผิวมนุษย์โดยระบุเป้าหมายว่าเป็นสีผิวมนุษย์ และค่า H และค่า S ของภาพในช่วงที่ไม่เป็นสีผิวมนุษย์ระบุเป้าหมายว่าไม่ใช่สีผิวมนุษย์มาฝึกสอนโครงข่าย ดังสมการที่ 3.8

$$\left\{ \begin{aligned} p_{skin} &= \begin{bmatrix} H_{skin} \\ S_{skin} \end{bmatrix}, & t_{skin} &= 1 \end{aligned} \right\} \quad (3.8)$$

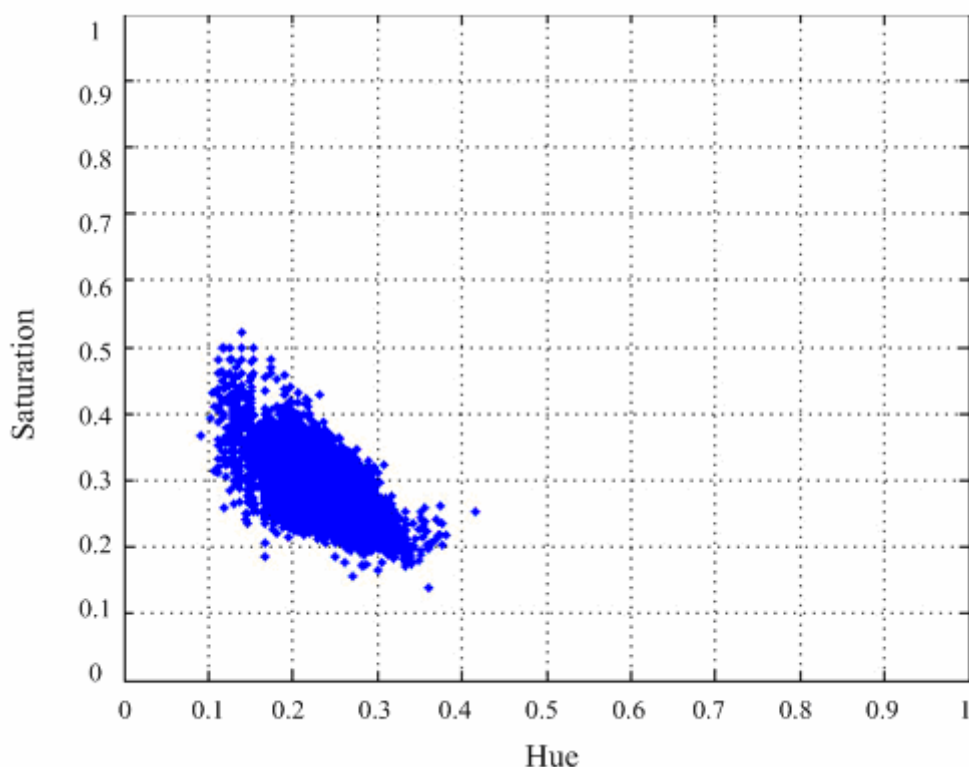
$$\left\{ \begin{aligned} p_{nonskin} &= \begin{bmatrix} H_{nonskin} \\ S_{nonskin} \end{bmatrix}, & t_{nonskin} &= 0 \end{aligned} \right\}$$

ซึ่งจำนวนตัวอย่างสีผิวมนุษย์ที่ใช้ฝึกสอนมีทั้งหมด 100 ตัวอย่าง จากคน 14 คน (ผนวก ข.) และตัวอย่างภาพที่ไม่ใช่สีผิวมนุษย์จำนวน 100 ตัวอย่าง ตัวอย่างตำแหน่งสีผิวมนุษย์ที่นำมาใช้ฝึกสอนระบบแสดงดังรูปที่ 3.3 และค่า H - S ของสีผิวมนุษย์แสดงดังรูปที่ 3.4

ขั้นตอนที่ 2 กำหนดตัวชี้วัดประสิทธิภาพ (performance index) เมื่อระบบมีการนำเสนอคู่อินพุตและเป้าหมายให้โครงข่ายเรียนรู้ ทำการป้อนแต่ละอินพุตให้กับโครงข่าย เอาต์พุตที่ได้จะถูกนำไปเปรียบเทียบกับเป้าหมาย เพื่อให้ค่าความผิดพลาดของเอาต์พุตและเป้าหมายมีค่าน้อยที่สุด ซึ่งค่าความผิดพลาดระหว่างเอาต์พุตและเป้าหมายนี้เองเป็นตัวชี้วัดประสิทธิภาพ ดังนั้นเพื่อให้โครงข่ายมีประสิทธิภาพมากที่สุดจึงจำเป็นต้องกำหนดตัวชี้วัดประสิทธิภาพที่เหมาะสม สำหรับงานวิจัยนี้ได้เลือกใช้ค่าความผิดพลาดแบบกำลังสองเฉลี่ย (mean-square error) เป็นตัวชี้วัดประสิทธิภาพ



รูปที่ 3.3 ตัวอย่างตำแหน่งสีผิวที่นำมาฝึกสอนระบบ



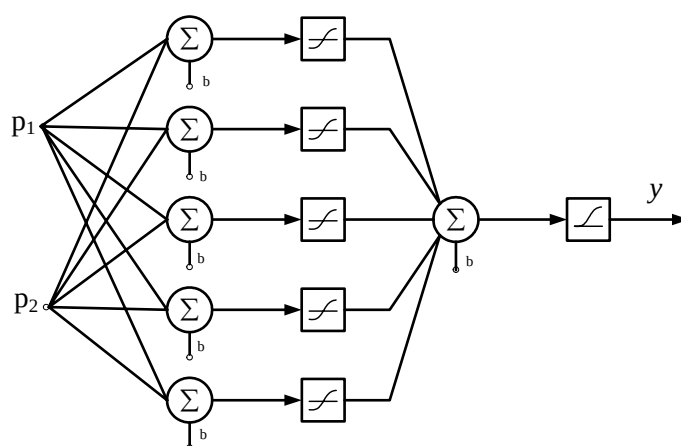
รูปที่ 3.4 ค่า $H-S$ ของสีผิวมนุษย์จากตัวอย่างภาพสีผิว 100 ตัวอย่าง จากคน 14 คน

ขั้นตอนที่ 3 ออกแบบพารามิเตอร์ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ พารามิเตอร์ของโครงข่ายประสาทเทียม ได้แก่ จำนวนชั้น จำนวนเซลล์ประสาทเทียม และฟังก์ชันถ่ายโอน เพื่อให้ระบบมีประสิทธิภาพมากที่สุดจำเป็นต้องมีการออกแบบเลือกจำนวนชั้น จำนวนเซลล์ประสาทเทียม และฟังก์ชันถ่ายโอนที่เหมาะสม ซึ่งสำหรับงานวิจัยนี้ ได้ทำการทดสอบฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับโดยให้มี 2 อินพุต 1 เอาต์พุต และมีชั้นซ่อนเร้น และฟังก์ชันถ่ายโอนดังแสดงในตารางที่ 3.1 และใช้ค่าความผิดพลาดแบบกำลังสองเฉลี่ยเป็นตัวชี้วัดประสิทธิภาพ จากผลการทดสอบโครงข่ายที่ให้ค่าความผิดพลาดแบบกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดคือโครงข่าย 2-10-1 (ชั้นอินพุตมีเซลล์ประสาทเทียม 2 เซลล์ มีชั้นซ่อนเร้น 1 ชั้นมีเซลล์ประสาทเทียม 10 เซลล์ และชั้นเอาต์พุตมีเซลล์ประสาทเทียม 1 เซลล์) ใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบไฮเพอร์โบลิคแทนเจนต์ ซิกมอยด์ (Hyperbolic Tangent Sigmoid) และแบบลอการิทึม ซิกมอยด์ (Log-Sigmoid) ได้ค่าความผิดพลาดแบบกำลังสองเฉลี่ย 0.0408147 และโครงข่ายที่ให้ค่าความผิดพลาดแบบกำลังสองเฉลี่ยน้อยรองลงมา คือ โครงข่าย 2-5-1 ใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบไฮเพอร์โบลิคแทนเจนต์ ซิกมอยด์ และแบบลอการิทึม ซิกมอยด์ ได้ค่าความผิดพลาดแบบกำลังสองเฉลี่ย 0.0430907 ดังนั้นจากผลการฝึกสอนที่ได้งานวิจัยนี้ได้เลือกใช้โครงข่าย 2-5-1 ใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบไฮเพอร์โบลิคแทน

เจนต์ ชิกมอยด์ และแบบลอการิทึม ชิกมอยด์ เนื่องจากให้ค่าความผิดพลาดแบบกำลังสองเฉลี่ยใกล้เคียงกับโครงข่าย 2-10-1 แต่มีจำนวนเซลล์ประสาทเทียมน้อยกว่า สถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับในการแยกกลุ่มสี่พิกัดแสดงดังรูปที่ 3.5

ตารางที่ 3.1 ผลการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อเลือกพารามิเตอร์ของระบบ

โครงข่าย	จำนวนรอบ	ฟังก์ชันถ่ายโอน	ค่าความผิดพลาดแบบกำลังสองเฉลี่ย
2-2-1	42	Tansig – Tansig	0.0823830
2-2-1	100	Tansig – Purelin	0.0781679
2-2-1	13	Purelin – Purelin	0.1501080
2-2-1	54	Tansig – Logsig	0.0498176
2-5-1	100	Tansig – Purelin	0.0746313
2-5-1	100	Tansig – Logsig	0.0430907
2-10-1	100	Tansig – Purelin	0.0689867
2-10-1	100	Tansig – Logsig	0.0408147
2-5-3-1	2	Tansig – Logsig – Tansig	0.5086721
2-5-3-1	100	Tansig – Logsig – Logsig	0.0682925
2-5-3-1	100	Tansig – Logsig – Purelin	0.0678671
2-5-3-2-1	100	Tansig – Logsig – Logsig – Purelin	0.2496315

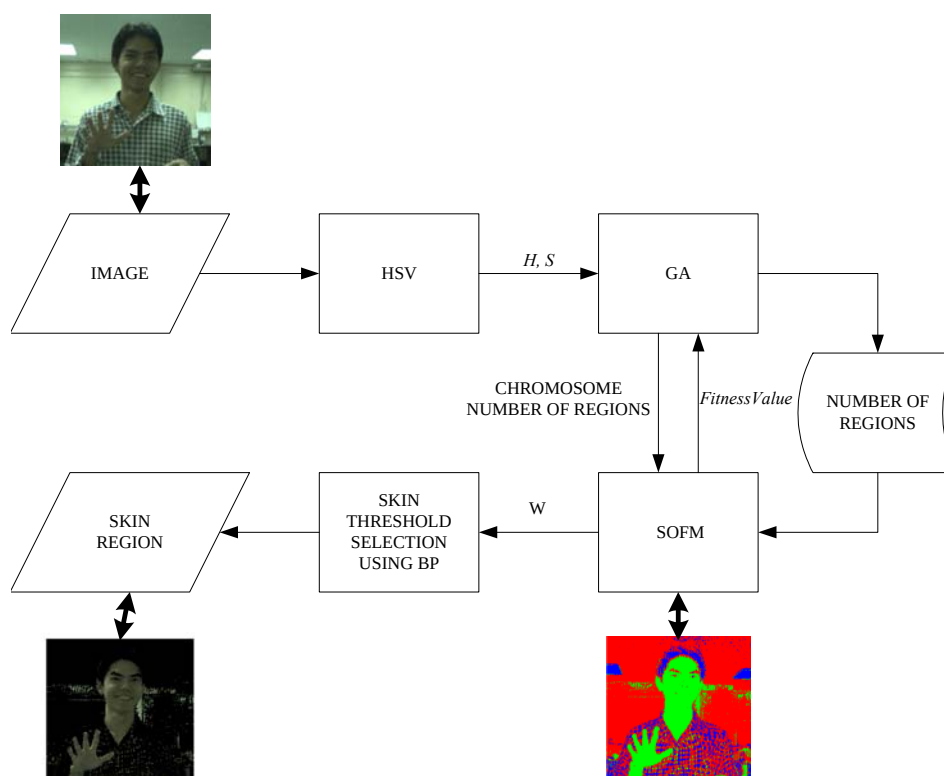


รูปที่ 3.5 โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับในการแยกกลุ่มสี่พิกัด

ขั้นตอนที่ 4 ทำการฝึกสอนโครงข่ายที่ออกแบบไว้

ขั้นตอนที่ 5 นำค่าเวกเตอร์น้ำหนักประสาทที่ได้จากระบบการแยกกลุ่มสีจากภาพ มาทำการจำลอง (simulation) กับโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับที่ได้ทำการฝึกสอนไว้แล้ว ซึ่งเมื่อกลุ่มสีใดเป็นกลุ่มสีผิวมนุษย์ โครงข่ายก็จะให้เอาต์พุตเป็น 1 ส่วนกลุ่มสีใดไม่ใช่กลุ่มสีผิวมนุษย์ โครงข่ายก็จะให้เอาต์พุตเป็น 0

แผนผังระบบการแยกส่วนสีผิวมนุษย์จากภาพของงานวิจัยนี้ แสดงดังรูปที่ 3.6



รูปที่ 3.6 แผนผังการแยกส่วนสีผิวมนุษย์จากภาพสี

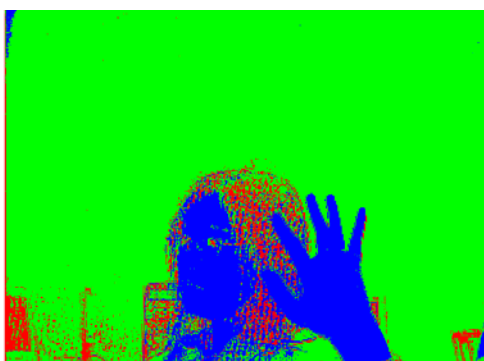
3.5 ผลการทดสอบระบบการแยกส่วนสีผิวมนุษย์ออกจากภาพ

เมื่อทำการทดสอบระบบการแยกส่วนสีผิวมนุษย์ออกจากภาพ โดยแบ่งตามลักษณะความซับซ้อนของลักษณะพื้นหลังของภาพ คือ ลักษณะพื้นหลังที่มีความซับซ้อนน้อย ลักษณะพื้นหลังที่มีความซับซ้อนปานกลาง และลักษณะพื้นหลังที่มีความซับซ้อนมาก นอกจากนี้ยังได้ทำการทดสอบระบบเมื่อมีสถานะแสงสว่างแตกต่างกัน เพื่อดูผลการทดสอบระบบการแยกส่วนกลุ่มสีให้เหมาะสมกับลักษณะของภาพ ได้ผลดังต่อไปนี้

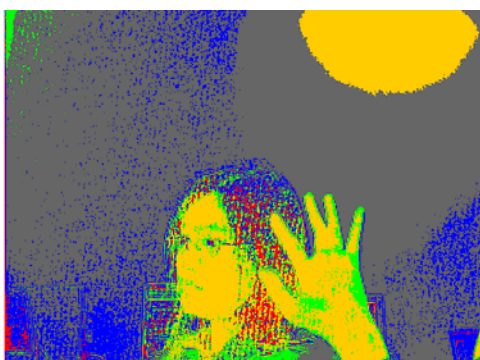
ลักษณะที่ 1 ภาพมีลักษณะพื้นหลังที่ไม่ซับซ้อน ดังแสดงในรูปที่ 3.7 ผลการทดสอบระบบ
ได้ว่าจำนวนกลุ่มสีที่เหมาะสมที่สุดสำหรับภาพนี้คือ 3 กลุ่มสี ค่าความเหมาะสม 0.0870



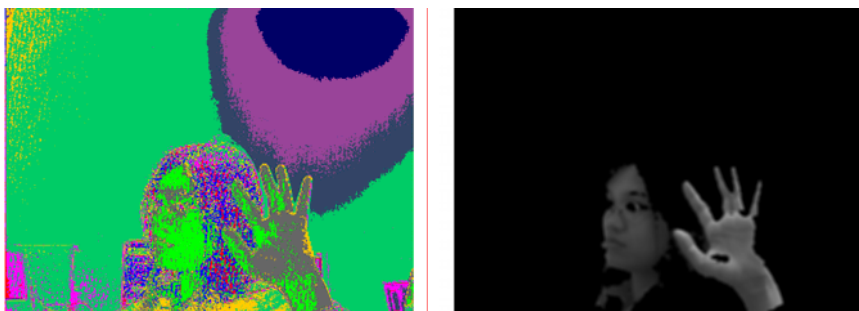
(ก) ภาพต้นแบบ



(ข) ภาพที่ผ่านการแยกส่วนโดยใช้จำนวน 3 กลุ่มสี ค่าความเหมาะสม 0.0870



(ค) ภาพที่ผ่านการแยกส่วนโดยใช้จำนวน 5 กลุ่มสี ค่าความเหมาะสม 0.0952



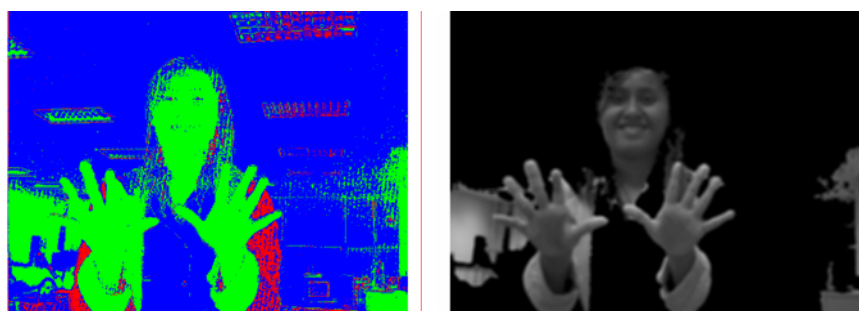
(ง) ภาพที่ผ่านการแยกส่วนโดยใช้จำนวน 13 กลุ่มสี ค่าความเหมาะสม 2.8928

รูปที่ 3.7 ตัวอย่างผลการทดสอบระบบกับภาพที่มีลักษณะพื้นหลังไม่ซับซ้อน

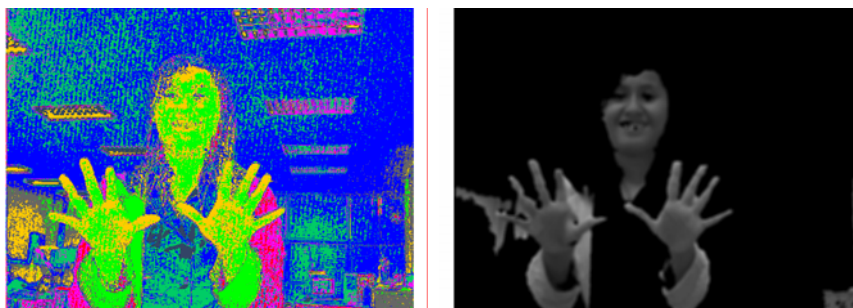
ลักษณะที่ 2 ภาพมีลักษณะพื้นหลังซับซ้อนปานกลาง ดังแสดงในรูปที่ 3.8 ผลการทดสอบระบบได้ว่าจำนวนกลุ่มสีที่เหมาะสมที่สุดสำหรับภาพนี้คือ 8 กลุ่มสี ค่าความเหมาะสม 0.0737



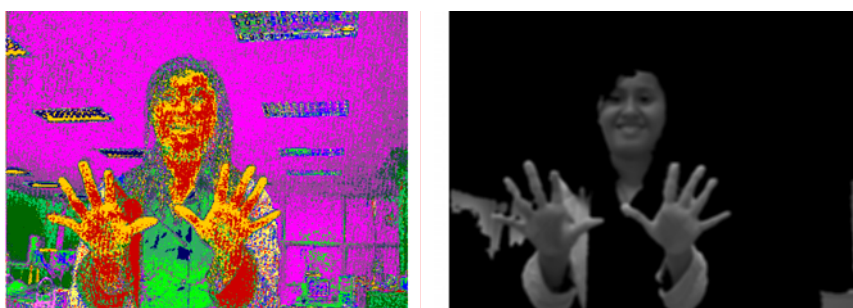
(ก) ภาพต้นแบบ



(ข) ภาพที่ผ่านการแยกส่วนโดยใช้จำนวน 3 กลุ่มสี ค่าความเหมาะสม 2.1053



(ค) ภาพที่ผ่านการแยกส่วนโดยใช้จำนวน 8 กลุ่มสี ค่าความเหมาะสม 0.0737



(ง) ภาพที่ผ่านการแยกส่วนโดยใช้จำนวน 13 กลุ่มสี ค่าความเหมาะสม 0.0883

รูปที่ 3.8 ตัวอย่างผลการทดสอบระบบกับภาพที่มีลักษณะพื้นหลังซับซ้อนปานกลาง

ลักษณะที่ 3 ภาพมีลักษณะพื้นหลังซับซ้อนมาก ดังแสดงในรูปที่ 3.9 ผลการทดสอบระบบ
ได้ว่าจำนวนกลุ่มสีที่เหมาะสมที่สุดสำหรับภาพนี้คือ 15 กลุ่มสี ค่าความเหมาะสม 0.0298



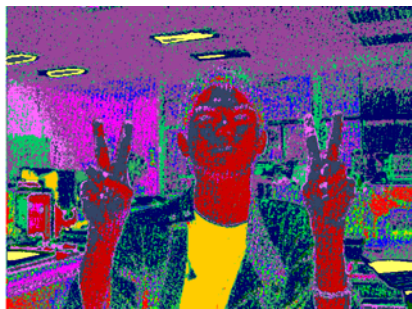
(ก) ภาพต้นแบบ



(ข) ภาพที่ผ่านการแยกส่วนโดยใช้จำนวน 3 กลุ่มสี ค่าความเหมาะสม 0.1929



(ค) ภาพที่ผ่านการแยกส่วนโดยใช้จำนวน 6 กลุ่มสี ค่าความเหมาะสม 0.1567



(ง) ภาพที่ผ่านการแยกส่วนโดยใช้จำนวน 15 กลุ่มสี ค่าความเหมาะสม 0.0298

รูปที่ 3.9 ตัวอย่างผลการทดสอบระบบกับภาพที่มีลักษณะพื้นหลังซับซ้อนมาก

ลักษณะที่ 4 เมื่อสภาวะแสงสว่างแตกต่างกัน แสดงดังรูปที่ 3.10



(ก) ภาพต้นแบบมีสภาวะแสงสว่างน้อย และมาก ตามลำดับ



(ข) ภาพที่ผ่านการแยกส่วนโดยใช้จำนวน 3 กลุ่มสี ค่าความเหมาะสม 0.1121 และ 0.1280



(ค) ภาพที่ผ่านการแยกส่วนโดยใช้จำนวน 7 กลุ่มสี ค่าความเหมาะสม 0.1020 และ 0.1070



(ง) ภาพที่ผ่านการแยกส่วนโดยใช้จำนวน 15 กลุ่มสี ค่าความเหมาะสม 0.1107 และ 0.1197

รูปที่ 3.10 ตัวอย่างผลการทดสอบระบบกับภาพที่มีลักษณะแสงสว่างแตกต่างกัน

3.6 สรุป

ระบบการแยกส่วนสีผิวมนุษย์ออกจากภาพพื้นหลัง ได้ใช้ SOFM ร่วมกับการค้นหาแบบ GA ในการแยกส่วนกลุ่มสีออกจากภาพ ซึ่งการค้นหาแบบ GA ทำหน้าที่กำหนดจำนวนกลุ่มสีที่เหมาะสมสำหรับแต่ละภาพ ส่วนโครงข่ายประสาทเทียมทำหน้าที่ในการแยกส่วนภาพออกตามจำนวนกลุ่มสีที่กำหนด ส่วนการแยกส่วนกลุ่มสีผิวมนุษย์ได้ใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับในการระบุกลุ่มที่เป็นสีผิวมนุษย์ออกจากภาพ ขั้นตอนต่อไปก็ต้องทำการแยกส่วนมือจากภาพซึ่งจะกล่าวถึงในบทต่อไป

บทที่ 4

ระบบการแยกส่วนมือออกจากภาพ

4.1 กล่าวนำ

จากบทที่ 3 ได้กล่าวถึงการแยกส่วนสี่เหลี่ยมมุมฉากออกจากภาพ ขั้นตอนต่อมาคือแยกส่วนมือออกจากภาพ สำหรับงานวิจัยนี้ได้ใช้การสร้างแบบจำลองมือโดยใช้เทคนิควิธีการทำคอนเวกซ์ (convex) ร่วมกับการทำแบบจำลองมือจากแผ่นแบบเปลี่ยนรูปได้ โดยแผ่นแบบเปลี่ยนรูปได้นี้เป็นแบบจำลองที่ใช้หลักเกณฑ์ของการหาค่าที่เหมาะสมที่สุด เพื่อเปลี่ยนรูปร่างของแบบจำลองให้เข้ากันได้กับวัตถุในภาพที่ต้องการ ซึ่งมีประโยชน์มากเพราะสามารถปรับตัวเองให้เหมาะสมกับข้อมูลที่ป้อนให้กับระบบได้ และมีความคล่องตัวสูง แต่ข้อจำกัดของแบบจำลองแบบแผ่นแบบเปลี่ยนรูปได้นี้ คือขนาดสิ่งที่ระบบต้องการค้นหาต้องมีขนาดใกล้เคียงกับขนาดของแผ่นแบบต้นแบบ ทำให้การแยกส่วนวัตถุจากภาพโดยใช้แบบจำลองแผ่นแบบเปลี่ยนรูปได้นี้ สามารถหาวัตถุในภาพที่มีขนาดแตกต่างจากแผ่นแบบต้นแบบได้เพียงเล็กน้อยเท่านั้น สำหรับงานวิจัยนี้ได้แก้ปัญหาการหามือจากภาพที่มีขนาดแตกต่างจากแผ่นแบบต้นแบบได้ โดยใช้เทคนิคการหาค่าคอนเวกซ์ก่อน เพราะการหามือจากภาพโดยใช้การทำคอนเวกซ์นี้ไม่ขึ้นอยู่กับขนาดของมือต้นแบบ หลังจากหามือจากค่าคอนเวกซ์แล้วเพื่อให้ระบบมีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น จึงใช้การหามือจากแผ่นแบบเปลี่ยนรูปได้ร่วมด้วย โดยระบบการแยกส่วนมือนี้จะสามารถแยกส่วนมือที่มีขนาดแตกต่างกันได้อย่างอัตโนมัติ และสามารถแยกส่วนมือที่มีหลายมือออกจากภาพได้ นอกจากนี้ยังสามารถแยกส่วนมือที่มีลักษณะการวางตัวแตกต่างกันได้ ซึ่งสำหรับบทนี้ได้แสดงรายละเอียดการทำคอนเวกซ์ ผลการทดสอบการแยกมือจากภาพโดยใช้การทำคอนเวกซ์ รายละเอียดการสร้างแบบจำลองมือโดยใช้แบบจำลองแผ่นแบบเปลี่ยนรูปได้ รวมถึงผลการทดสอบระบบการแยกส่วนมือออกจากภาพโดยใช้คอนเวกซ์ร่วมกับแผ่นแบบเปลี่ยนรูปได้ การหามือมากกว่า 1 มือโดยใช้ขีดเปลี่ยนระดับและระบบการแยกส่วนมือที่มีลักษณะการวางตัวแตกต่างกัน ดังรายละเอียดต่อไปนี้

4.2 การแยกส่วนมือออกจากภาพโดยใช้คอนเวกซ์

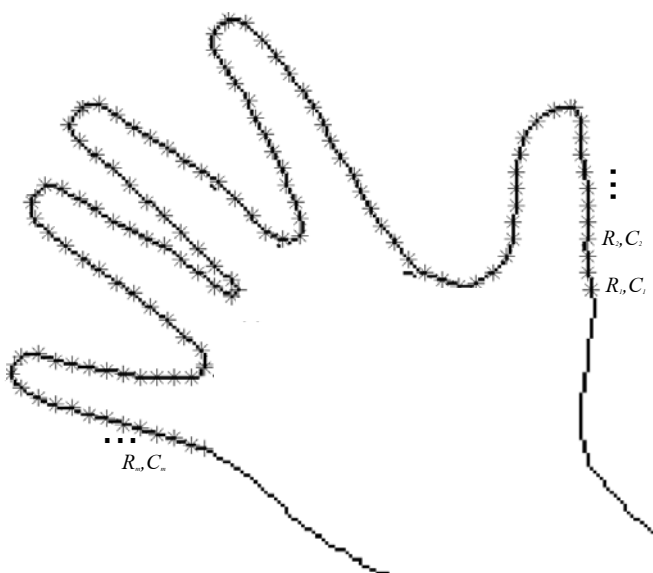
ในระบบการแยกส่วนมือจากภาพนี้ ได้ใช้เทคนิคการสร้างแบบจำลองมือ โดยได้ทำแบบจำลองมือ 2 ระดับเพื่อให้ระบบสามารถแยกส่วนมือที่มีขนาดแตกต่างกันได้อย่างอัตโนมัติ โดยในแบบจำลองมือระดับแรก ได้มีการนำเทคนิคการทำคอนเวกซ์เข้ามาช่วย โดยขั้นตอนการทำ

คอนเวกซ์นี้ได้ดำเนินการต่อจากขั้นตอนการแยกส่วนสีผิวมนุษย์ออกจากภาพ กล่าวคือ เมื่อได้ภาพที่ผ่านการแยกส่วนสีผิวมนุษย์ออกจากภาพแล้ว นำภาพมาทำการตรวจหาเส้นขอบของภาพด้วยเทคนิคต่าง ๆ ดังรายละเอียดในหัวข้อ 2.3.1 การตรวจหาเส้นขอบของภาพ แล้วจึงนำภาพที่ผ่านการตรวจหาเส้นขอบของภาพแล้วมาหาค่าคอนเวกซ์ ซึ่งมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

4.2.1 การสร้างคอนเวกซ์ของภาพมือ

ในการสร้างแบบจำลองมือต้นแบบจำเป็นต้องมีการนำภาพของมือต้นแบบ (ภาคผนวก ก.) มาสร้างค่าคอนเวกซ์เก็บไว้ ซึ่งมีขั้นตอนดังต่อไปนี้

ขั้นตอนที่ 1 นำภาพมือต้นแบบมาตรวจหาเส้นขอบของภาพ ซึ่งขั้นตอนนี้ทำให้ได้ค่าแถว (R_i) และหลัก (C_j) ของจุดภาพที่เป็นมือ ดังแสดงในรูปที่ 4.1



รูปที่ 4.1 ค่าแถวและหลักของภาพมือต้นแบบ

ขั้นตอนที่ 2 เมื่อได้ค่าแถวและหลักของจุดภาพที่เป็นมือแล้ว นำมาหาสมการความสัมพันธ์ของจุดภาพเหล่านั้น โดยใช้วิธีการประมาณกำลังสองน้อยที่สุด (least-squares approximation) ซึ่งจากจุดภาพที่ได้ จะทำการหาสมการโดยการแบ่งจุดภาพเป็นส่วนย่อย ๆ หลาย ๆ ส่วน แล้วนำแต่ละส่วนมาทำการหาสมการความสัมพันธ์ โดยกำหนดสมการความสัมพันธ์ที่เป็นไปได้มี 2 สมการ คือ สมการเส้นตรง และสมการพาราโบลา เท่านั้น โดยแต่ละส่วนจะทำการหาความสัมพันธ์ทั้งสมการเส้นตรง และพาราโบลา แล้วนำมาหาค่า ความผิดพลาดของทั้งสองสมการเปรียบเทียบกับ ถ้าสมการใดมีค่าความผิดพลาดน้อยกว่าแสดงว่าจุดภาพส่วนนั้นวางตัวกันเป็นแนว ดังสมการที่มีค่าความผิดพลาดน้อยกว่านั้น วิธีการประมาณกำลังสองน้อยที่สุด มีขั้นตอนดังนี้

กำหนดค่าแถว (R_i) และหลัก (C_i) ของจุดภาพที่แบ่งเป็นส่วนย่อย n จุดภาพ มีค่าดังสมการที่ 4.1

$$V_1 = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ \vdots \\ 1 \end{bmatrix} \quad V_2 = \begin{bmatrix} C_1 \\ C_2 \\ \vdots \\ C_n \end{bmatrix} \quad V_3 = \begin{bmatrix} C_1^2 \\ C_2^2 \\ \vdots \\ C_n^2 \end{bmatrix} \quad y = \begin{bmatrix} R_1 \\ R_2 \\ \vdots \\ R_n \end{bmatrix} \quad (4.1)$$

กรณีที่เป็นสมการเส้นตรง กำหนดให้

$$A = [V_1 \quad V_2] \quad (4.2)$$

ดังนั้นจะได้

$$\begin{bmatrix} a_0 \\ a_1 \end{bmatrix} = (A^T A)^{-1} A^T y \quad (4.3)$$

และค่าความผิดพลาด มีค่าเท่ากับ

$$E = \|y - (a_0 V_1 + a_1 V_2)\| \quad (4.4)$$

กรณีที่เป็นสมการพาราโบลา กำหนดให้

$$A = [V_1 \quad V_2 \quad V_3] \quad (4.5)$$

ดังนั้นจะได้

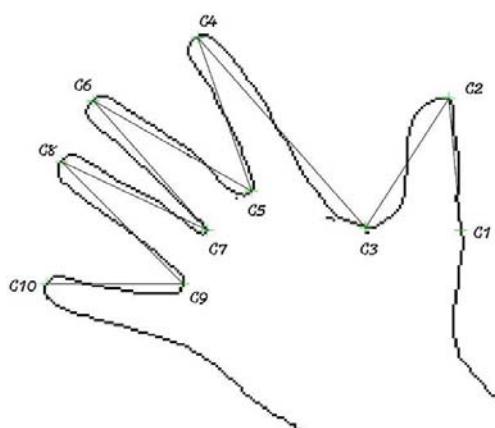
$$\begin{bmatrix} a_0 \\ a_1 \\ a_2 \end{bmatrix} = (A^T A)^{-1} A^T y \quad (4.6)$$

และค่าความผิดพลาด มีค่าเท่ากับ

$$E = \|y - (a_0V_1 + a_1V_2 + a_2V_3)\| \quad (4.7)$$

ขั้นตอนที่ 3 เมื่อได้สมการความสัมพันธ์ของจุดภาพทุกส่วนแล้วนำสมการเหล่านั้นมาหาจุดคอนเวกซ์ โดยจากลักษณะเฉพาะของมือจะเห็นได้ว่าจุดที่จะใช้เป็นจุดคอนเวกซ์ คือจุดที่เป็นจุดต่ำสุดหรือสูงสุดของส่วนที่มีสมการความสัมพันธ์แบบพาราโบลา ดังแสดงในรูปที่ 4.2 ซึ่งจุดที่ใช้เป็นจุดคอนเวกซ์แต่ละจุดนี้ สามารถหาได้จากการหาค่าอนุพันธ์อันดับหนึ่งของสมการพาราโบลา ดังสมการที่ (4.8)

$$y' = a_1 + 2a_2x \quad (4.8)$$



รูปที่ 4.2 จุดคอนเวกซ์ของมือ

เมื่อได้สมการอนุพันธ์อันดับหนึ่งแล้ว นำมาหาค่าสูงสุดหรือต่ำสุดของสมการโดยให้ $y' = 0$ แล้วแก้สมการออกมา จะได้ค่า (x,y) ซึ่งเป็นค่าหลักและแถวของจุดภาพที่ใช้เป็นจุดคอนเวกซ์นั่นเอง เมื่อได้จุดคอนเวกซ์ทั้งหมดของภาพมือนั้นแบบแล้ว เก็บค่าคอนเวกซ์ไว้ โดยจะเก็บในรูปแบบของความสัมพันธ์ของจุดคอนเวกซ์เหล่านั้น ในรูปของระยะทางเวกเตอร์ระหว่างจุดคอนเวกซ์แต่ละจุด ซึ่งจะได้ค่าความสัมพันธ์ของชุดจุดคอนเวกซ์ต้นแบบดังสมการที่ 4.9

$$\Delta \overline{C}_{1,2}^{TP}, \Delta \overline{C}_{2,3}^{TP}, \dots, \Delta \overline{C}_{9,10}^{TP} \quad (4.9)$$

4.2.2 การหาความน่าจะเป็นของมือโดยใช้คอนเวกซ์

เมื่อได้ค่าความสัมพันธ์ของชุดจุดคอนเวกซ์ต้นแบบเก็บไว้แล้ว ขั้นตอนต่อไปเป็นการหาความน่าจะเป็นมือจากค่าคอนเวกซ์จากภาพจริง ใช้วิธีการหาจุดคอนเวกซ์ตามวิธีที่กล่าวมาข้างต้น คือ เมื่อได้ภาพที่จะทำการหามือ มาทำการตรวจจับขอบของภาพ แล้วใช้วิธีตามขั้นตอนที่ 2-3 เพื่อหาจุดคอนเวกซ์ทุก ๆ จุดในภาพจริง แล้วนำจุดคอนเวกซ์ที่หาได้มาเปรียบเทียบกับจุดคอนเวกซ์ของภาพมือต้นแบบ ว่าจุดคอนเวกซ์ในภาพชุดใดมีความน่าจะเป็นว่าเป็นมือมากที่สุด ซึ่งในขั้นตอนนี้ได้ใช้การค้นหาแบบจินเนติกอัลกอริทึมเข้ามาช่วยในการหาตำแหน่งของจุดเริ่มต้นของมือ โดยมีขั้นตอนดังต่อไปนี้

ขั้นตอนที่ 1 สร้างประชากร สำหรับระบบในงานวิจัยนี้ประชากรที่สร้างขึ้นคือค่าแถวแรก (R_1) และหลักแรก (C_1) ของจุดภาพ ซึ่งได้จากการสุ่มค่าตั้งแต่ 1 ถึง ขนาดของแถวและหลักของภาพที่นำมาหา

ขั้นตอนที่ 2 ประเมินค่าโครโมโซมของกลุ่มประชากรทั้งหมดด้วยฟังก์ชันวัตถุประสงค์ โดยจินเนติกอัลกอริทึมหาค่าความเหมาะสมโดยการนำค่าแถวและหลักที่ได้จากขั้นตอนที่ 1 มาทำการหาค่าชุดจุดคอนเวกซ์ดังขั้นตอนการหาค่าคอนเวกซ์ในหัวข้อที่ 4.2.1 แล้วนำชุดจุดคอนเวกซ์ที่ได้มาหาค่าความผิดพลาดกับชุดจุดคอนเวกซ์ต้นแบบที่เก็บไว้ เพื่อทำการคำนวณหาความเหมาะสมดังสมการที่ 4.10

$$FitnessValue_{cx} = \frac{1}{n} \left(\frac{|\Delta \bar{C}_{1,2}^{TP} - \Delta \bar{C}_{1,2}|}{|\Delta \bar{C}_{1,2}^{TP}|} + \frac{|\Delta \bar{C}_{2,3}^{TP} - \Delta \bar{C}_{2,3}|}{|\Delta \bar{C}_{2,3}^{TP}|} + \dots + \frac{|\Delta \bar{C}_{n-1,n}^{TP} - \Delta \bar{C}_{n-1,n}|}{|\Delta \bar{C}_{n-1,n}^{TP}|} \right) \quad (4.10)$$

โดยที่ $(\Delta \bar{C}_{1,2}^{TP}, \Delta \bar{C}_{2,3}^{TP}, \dots, \Delta \bar{C}_{9,10}^{TP})$ เป็นค่าคอนเวกซ์ต้นแบบ n เป็นจำนวนคอนเวกซ์ และ $(\Delta \bar{C}_{1,2}, \Delta \bar{C}_{2,3}, \dots, \Delta \bar{C}_{n-1,n})$ เป็นค่าคอนเวกซ์ที่ได้จากการนำค่าแถวและหลักที่ GA สร้างขึ้นมาหาค่าคอนเวกซ์ ตามลำดับ

ขั้นตอนที่ 3 ใช้ค่าความเหมาะสมทำการคัดเลือกโครโมโซมบางกลุ่มเพื่อนำมาเป็นต้นกำเนิดสายพันธุ์ซึ่งจะใช้เป็นตัวแทนในการถ่ายทอดสายพันธุ์ให้กับรุ่นถัดไป สำหรับระบบนี้ได้ใช้วิธีการชักตัวอย่างแบบกระบวนการเฟ้นสุ่มครอบจักรวาล

ขั้นตอนที่ 4 นำต้นกำเนิดสายพันธุ์มาทำการสร้างลูกหลานด้วยปฏิบัติการทางสายพันธุ์ โดยการทำครอสโอเวอร์ และการทำมิวเทชัน

ขั้นตอนที่ 5 คำนวณค่าความเหมาะสมของโครโมโซมลูกหลาน โดยใช้ขั้นตอนเดียวกับขั้นตอนที่ 2

ขั้นตอนที่ 6 โครโมโซมในประชากรเดิมจะถูกแทนที่ด้วยลูกหลานที่ได้จากขั้นตอนที่ 4 โดยการนำเอาประชากรลูกหลานไปแทนที่ประชากรเดิมเพียงบางส่วนเท่านั้น โดยพิจารณาจากค่าความเหมาะสมของโครโมโซม

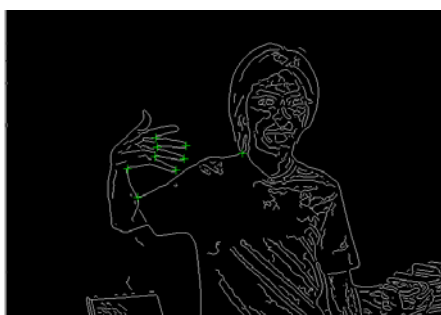
ขั้นตอนที่ 7 เริ่มต้นทำซ้ำจากขั้นตอนที่ 2 ไปเรื่อย ๆ จนกระทั่งได้คำตอบที่ต้องการซึ่งได้มาจากโครโมโซมที่ดีที่สุดในกลุ่มประชากร โดยใช้ค่าจากฟังก์ชันวัตถุประสงค์เพื่อประเมินว่าคำตอบที่ได้เป็นที่ต้องการแล้วหรือไม่

4.2.3 ผลการทดสอบระบบการแยกส่วนมือโดยใช้ค่าคอนเวกซ์

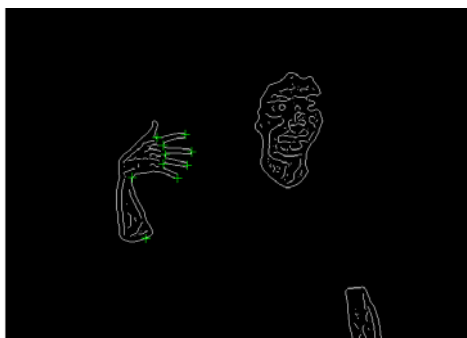
เมื่อทำการทดสอบระบบการแยกส่วนมือโดยใช้ค่าคอนเวกซ์ โดยแบ่งตามขนาดพื้นที่ของมือในภาพเมื่อเทียบกับขนาดพื้นที่จริงของภาพ ซึ่งระบบการแยกส่วนมือโดยใช้ค่าคอนเวกซ์นี้สามารถปรับขนาดมือได้อัตโนมัติ โดยแต่ละภาพจะทำการทดสอบการแยกส่วนมือจากค่าคอนเวกซ์จากภาพที่ยังไม่ผ่านการแยกส่วนสีผิวมนุษย์ เปรียบเทียบกับภาพที่ผ่านการแยกส่วนสีผิวมนุษย์แล้ว และเมื่อใช้การตรวจหาเส้นขอบของภาพด้วยอัลกอริทึมต่าง ๆ กัน ซึ่งภาพมีขนาด 658 x 491 จุดภาพ ดังแสดงในรูปที่ 4.3-4.7



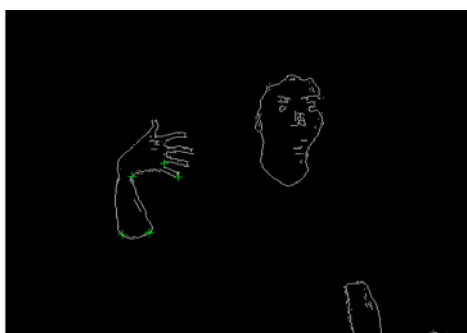
(ก) ภาพต้นแบบและระดับเทาของภาพที่ผ่านการแยกส่วนสีผิวแล้ว



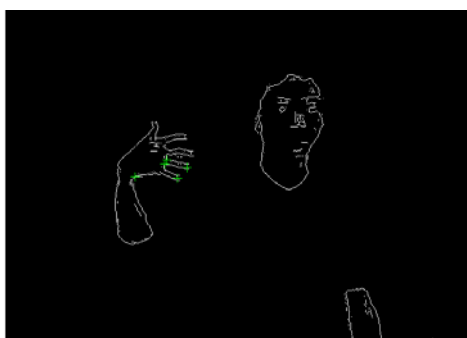
(ข) เส้นขอบของภาพวิธี CN และการแยกส่วนมือจากภาพที่ไม่แยกส่วนสีผิว



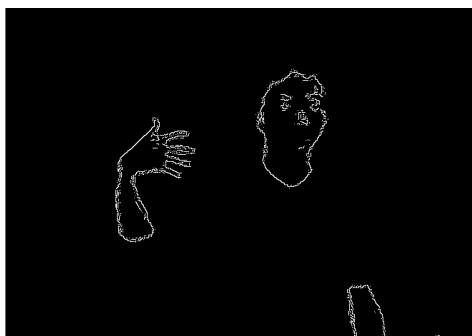
(ค) เส้นขอบของภาพวิธี CN และการแยกส่วนมือจากภาพที่แยกส่วนสีผิวแล้ว



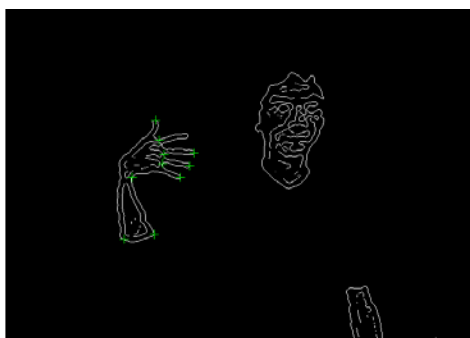
(ง) เส้นขอบของภาพวิธี SB และการแยกส่วนมือจากภาพที่แยกส่วนสีผิวแล้ว



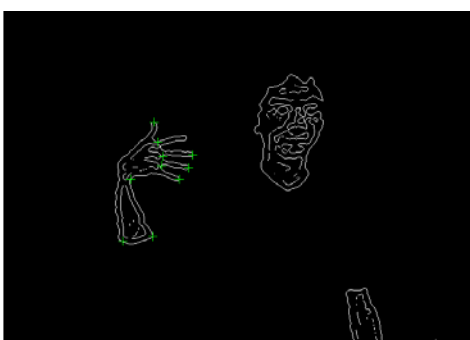
(จ) เส้นขอบของภาพวิธี PW และการแยกส่วนมือจากภาพที่แยกส่วนสีผิวแล้ว



(ก) เส้นขอบของภาพวิธี RB และภาพการแยกส่วนมือจากภาพที่แยกส่วนสีผิวแล้ว



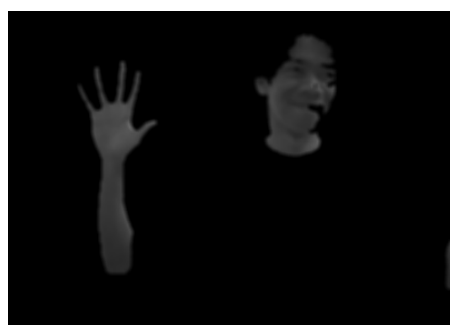
(ข) เส้นขอบของภาพวิธี LOG และภาพการแยกส่วนมือจากภาพที่แยกส่วนสีผิวแล้ว



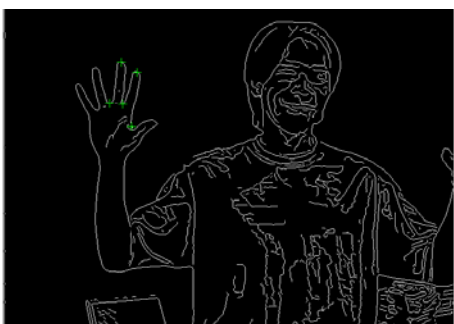
(ค) เส้นขอบของภาพวิธี ZC และภาพการแยกส่วนมือจากภาพที่แยกส่วนสีผิวแล้ว

รูปที่ 4.3 ตัวอย่างการแยกส่วนมือจากภาพ โดยใช้ค่าคอนเวกซ์ ขนาดมือ 10-20 เปอร์เซนต์

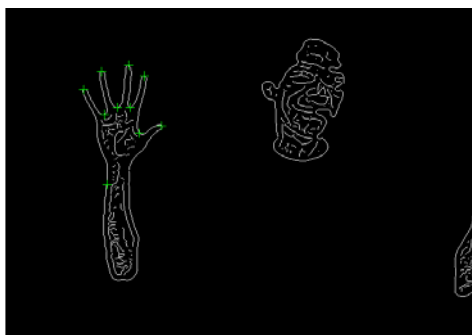
จากรูปที่ 4.3 เป็นตัวอย่างการแยกส่วนมือจากภาพเมื่อมือมีขนาด 10-20 เปอร์เซนต์ รูป (บ) แสดงการแยกส่วนมือจากภาพที่ยังไม่ผ่านการแยกส่วนสีผิวมนุษย์ออกจากภาพ ตรวจสอบเส้นขอบด้วยวิธี CN มีค่าความเหมาะสมเท่ากับ 0.431245 รูป (ค) แสดงการแยกส่วนมือจากภาพที่ผ่านการแยกส่วนสีผิวมนุษย์ออกจากภาพแล้ว ตรวจสอบเส้นขอบด้วยวิธี CN มีค่าความเหมาะสมเท่ากับ 0.241627 รูป (ง) แสดงการแยกส่วนมือจากภาพที่ผ่านการแยกส่วนสีผิวมนุษย์ออกจากภาพแล้ว ตรวจสอบเส้นขอบด้วยวิธี SB มีค่าความเหมาะสมเท่ากับ 0.6196929 รูป (จ) แสดงการแยกส่วนมือจากภาพที่ผ่านการแยกส่วนสีผิวมนุษย์ออกจากภาพแล้ว ตรวจสอบเส้นขอบด้วยวิธี PW มีค่าความเหมาะสมเท่ากับ 0.5016312 รูป (ฉ) แสดงการแยกส่วนมือจากภาพที่ผ่านการแยกส่วนสีผิวมนุษย์ออกจากภาพแล้ว ตรวจสอบเส้นขอบด้วยวิธี RB ซึ่งไม่สามารถหามือจากภาพนี้ได้ รูป (ช) แสดงการแยกส่วนมือจากภาพที่ผ่านการแยกส่วนสีผิวมนุษย์ออกจากภาพแล้ว ตรวจสอบเส้นขอบด้วยวิธี LOG มีค่าความเหมาะสมเท่ากับ 0.267295 รูป (ซ) แสดงการแยกส่วนมือจากภาพที่ผ่านการแยกส่วนสีผิวมนุษย์ออกจากภาพแล้ว ตรวจสอบเส้นขอบด้วยวิธี ZC มีค่าความเหมาะสมเท่ากับ 0.267295



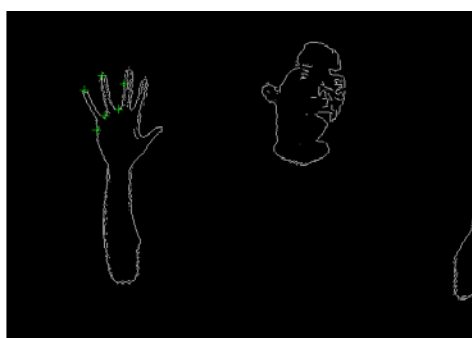
(ก) ภาพต้นแบบและระดับเทาของภาพที่ผ่านการแยกส่วนสีผิวแล้ว



(ข) เส้นขอบของภาพวิธี CN และการแยกส่วนมือจากภาพที่ไม่แยกส่วนสีผิว



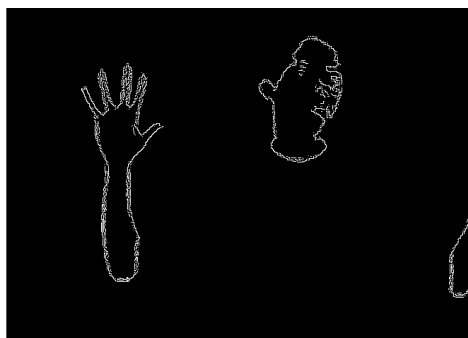
(ค) เส้นขอบของภาพวิธี CN และการแยกส่วนมือจากภาพที่แยกส่วนสีผิวแล้ว



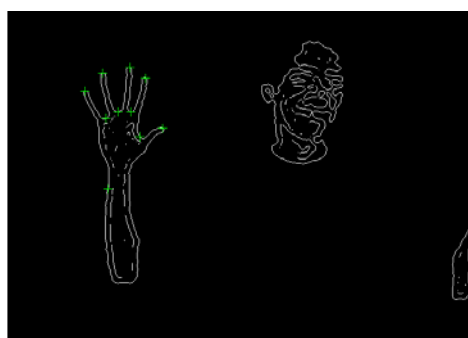
(ง) เส้นขอบของภาพวิธี SB และการแยกส่วนมือจากภาพที่แยกส่วนสีผิวแล้ว



(จ) เส้นขอบของภาพวิธี PW และการแยกส่วนมือจากภาพที่แยกส่วนสีผิวแล้ว



(ค) เส้นขอบของภาพวิธี RB และการแยกส่วนมือจากภาพที่แยกส่วนสีผิวแล้ว



(ข) เส้นขอบของภาพวิธี LOG และการแยกส่วนมือจากภาพที่แยกส่วนสีผิวแล้ว



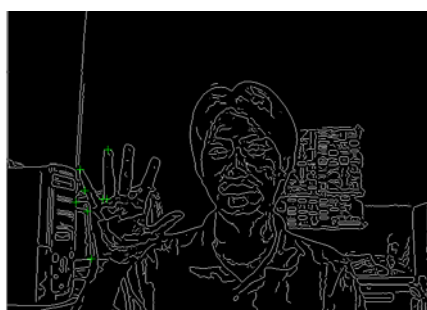
(ง) เส้นขอบของภาพวิธี ZC และการแยกส่วนมือจากภาพที่แยกส่วนสีผิวแล้ว

รูปที่ 4.4 ตัวอย่างการแยกส่วนมือจากภาพโดยใช้ค่าคอนเวกซ์ ขนาดมือ 21-30 เปอร์เซนต์

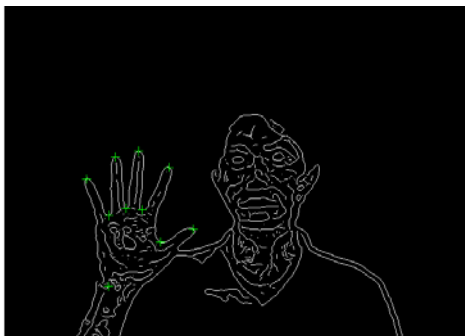
จากรูปที่ 4.4 เป็นตัวอย่างการแยกส่วนมือจากภาพเมื่อมือมีขนาด 21-30 เปอร์เซ็นต์ รูป (บ) แสดงการแยกส่วนมือจากภาพที่ยังไม่ผ่านการแยกส่วนสีผิวมนุษย์ออกจากภาพ ตรวจสอบเส้นขอบด้วยวิธี CN มีค่าความเหมาะสมเท่ากับ 0.547624 รูป (ค) แสดงการแยกส่วนมือจากภาพที่ผ่านการแยกส่วนสีผิวมนุษย์ออกจากภาพแล้ว ตรวจสอบเส้นขอบด้วยวิธี CN มีค่าความเหมาะสมเท่ากับ 0.389914 รูป (ง) แสดงการแยกส่วนมือจากภาพที่ผ่านการแยกส่วนสีผิวมนุษย์ออกจากภาพแล้ว ตรวจสอบเส้นขอบด้วยวิธี SB มีค่าความเหมาะสมเท่ากับ 0.604236 รูป (จ) แสดงการแยกส่วนมือจากภาพที่ผ่านการแยกส่วนสีผิวมนุษย์ออกจากภาพแล้ว ตรวจสอบเส้นขอบด้วยวิธี PW มีค่าความเหมาะสมเท่ากับ 1.547975 รูป (ฉ) แสดงการแยกส่วนมือจากภาพที่ผ่านการแยกส่วนสีผิวมนุษย์ออกจากภาพแล้ว ตรวจสอบเส้นขอบด้วยวิธี RB ซึ่งไม่สามารถหามือจากภาพนี้ได้ รูป (ช) แสดงการแยกส่วนมือจากภาพที่ผ่านการแยกส่วนสีผิวมนุษย์ออกจากภาพแล้ว ตรวจสอบเส้นขอบด้วยวิธี LOG มีค่าความเหมาะสมเท่ากับ 0.371379 รูป (ซ) แสดงการแยกส่วนมือจากภาพที่ผ่านการแยกส่วนสีผิวมนุษย์ออกจากภาพแล้ว ตรวจสอบเส้นขอบด้วยวิธี ZC มีค่าความเหมาะสมเท่ากับ 0.371379



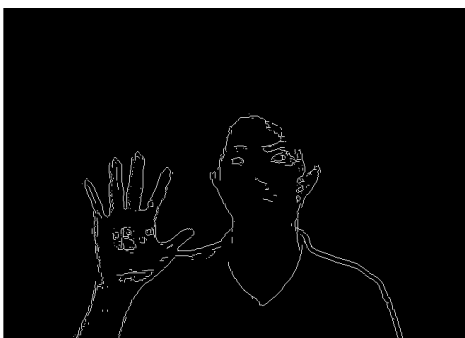
(ก) ภาพต้นแบบและระดับเทาของภาพที่ผ่านการแยกส่วนสีผิวแล้ว



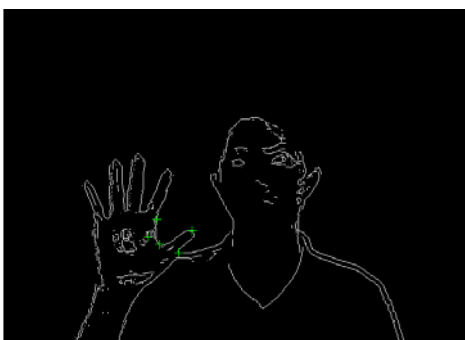
(ข) เส้นขอบของภาพวิธี CN และการแยกส่วนมือจากภาพที่ไม่แยกส่วนสีผิว



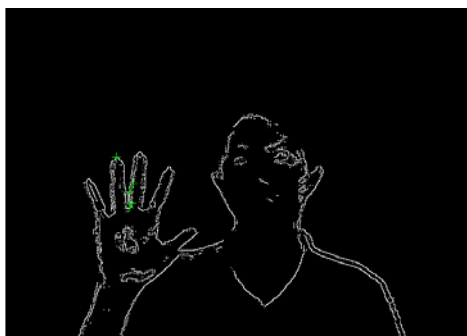
(ค) เส้นขอบของภาพวิธี CN และการแยกส่วนมือจากภาพที่แยกส่วนสีผิวแล้ว



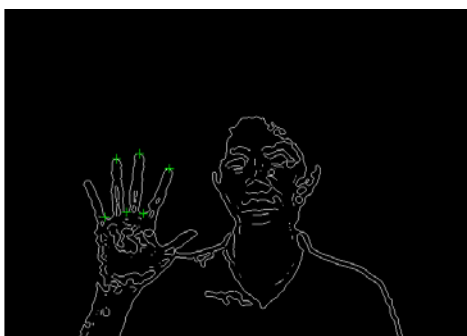
(ง) เส้นขอบของภาพวิธี SB และการแยกส่วนมือจากภาพที่แยกส่วนสีผิวแล้ว



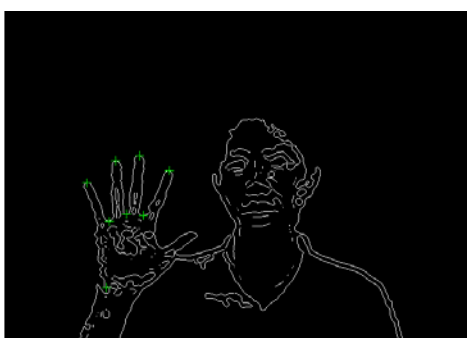
(จ) เส้นขอบของภาพวิธี PW และการแยกส่วนมือจากภาพที่แยกส่วนสีผิวแล้ว



(ค) เส้นขอบของภาพวิธี RB และการแยกส่วนมือจากภาพที่แยกส่วนสีผิวแล้ว



(ข) เส้นขอบของภาพวิธี LOG และการแยกส่วนมือจากภาพที่แยกส่วนสีผิวแล้ว



(ง) เส้นขอบของภาพวิธี ZC และการแยกส่วนมือจากภาพที่แยกส่วนสีผิวแล้ว

รูปที่ 4.5 ตัวอย่างการแยกส่วนมือจากภาพโดยใช้ค่าคอนเวกซ์ ขนาดมือ 31- 40 เปอร์เซนต์

จากรูปที่ 4.5 เป็นตัวอย่างการแยกส่วนมือจากภาพเมื่อมือมีขนาด 31- 40 เปอร์เซนต์ เมื่อใช้การตรวจหาเส้นขอบด้วยวิธีต่างกัน ซึ่งได้ผลการทดสอบดังนี้ รูป (ข) แสดงการแยกส่วนมือจากภาพที่ยังไม่ผ่านการแยกส่วนสีผิวมนุษย์ออกจากภาพโดยใช้การตรวจหาเส้นขอบด้วยวิธี CN ซึ่งมีค่าความเหมาะสมเท่ากับ 0.840650 รูป (ค) แสดงการแยกส่วนมือจากภาพที่ผ่านการแยกส่วนสีผิวมนุษย์ออกจากภาพแล้ว ตรวจหาเส้นขอบด้วยวิธี CN มีค่าความเหมาะสมเท่ากับ 0.260332 รูป (ง) แสดงการแยกส่วนมือจากภาพที่ผ่านการแยกส่วนสีผิวมนุษย์ออกจากภาพแล้ว ตรวจหาเส้นขอบด้วยวิธี SB ซึ่งไม่สามารถหามือจากภาพนี้ได้ รูป (จ) แสดงการแยกส่วนมือจากภาพที่ผ่านการแยกส่วนสีผิวมนุษย์ออกจากภาพแล้ว ตรวจหาเส้นขอบด้วยวิธี PW มีค่าความเหมาะสมเท่ากับ 1.364240 รูป (ฉ) แสดงการแยกส่วนมือจากภาพที่ผ่านการแยกส่วนสีผิวมนุษย์ออกจากภาพแล้ว ตรวจหาเส้นขอบด้วยวิธี RB มีค่าความเหมาะสมเท่ากับ 1.316095 รูป (ช) แสดงการแยกส่วนมือจากภาพที่ผ่านการแยกส่วนสีผิวมนุษย์ออกจากภาพแล้ว ตรวจหาเส้นขอบด้วยวิธี LOG มีค่าความเหมาะสมเท่ากับ 0.313862 รูป (ซ) แสดงการแยกส่วนมือจากภาพที่ผ่านการแยกส่วนสีผิวมนุษย์ออกจากภาพแล้ว ตรวจหาเส้นขอบด้วยวิธี ZC มีค่าความเหมาะสมเท่ากับ 0.307465



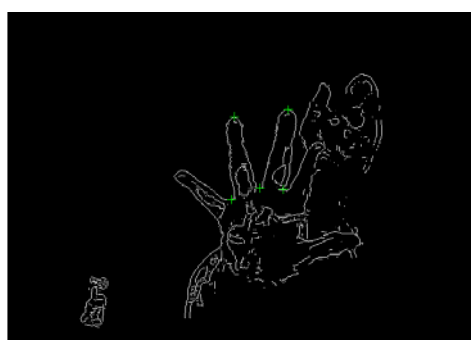
(ก) ภาพต้นแบบและระดับเทาของภาพที่ผ่านการแยกส่วนสีผิวแล้ว



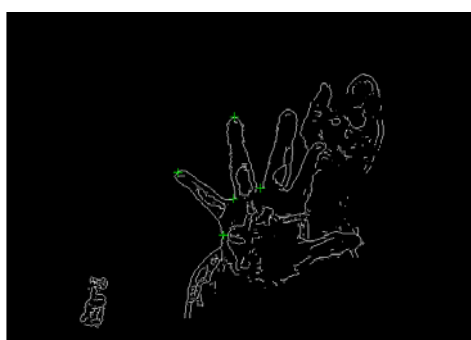
(ข) เส้นขอบของภาพวิธี CN และการแยกส่วนมือจากภาพที่ไม่แยกส่วนสีผิว



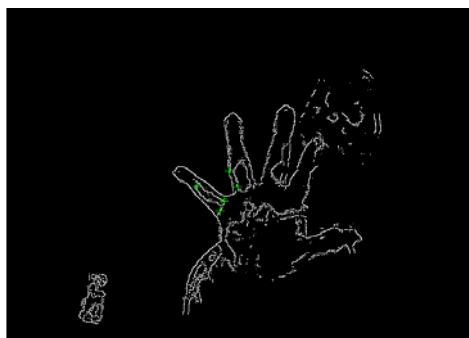
(ค) เส้นขอบของภาพวิธี CN และการแยกส่วนมือจากภาพที่แยกส่วนสีผิวแล้ว



(ง) เส้นขอบของภาพวิธี SB และการแยกส่วนมือจากภาพที่แยกส่วนสีผิวแล้ว



(จ) เส้นขอบของภาพวิธี PW และการแยกส่วนมือจากภาพที่แยกส่วนสีผิวแล้ว



(ค) เส้นขอบของภาพวิธี RB และการแยกส่วนมือจากภาพที่แยกส่วนสีผิวแล้ว



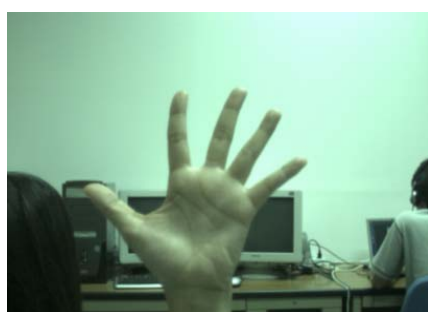
(ข) เส้นขอบของภาพวิธี LOG และการแยกส่วนมือจากภาพที่แยกส่วนสีผิวแล้ว



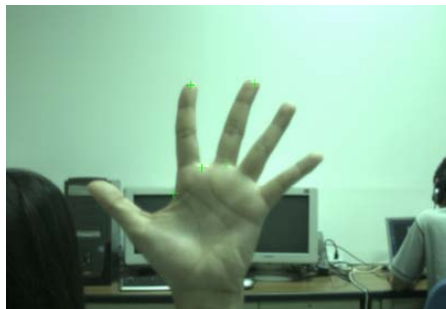
(ง) เส้นขอบของภาพวิธี ZC และการแยกส่วนมือจากภาพที่แยกส่วนสีผิวแล้ว

รูปที่ 4.6 ตัวอย่างการแยกส่วนมือจากภาพโดยใช้ค่าคอนเวกซ์ ขนาดมือ 41- 50 เปอร์เซ็นต์

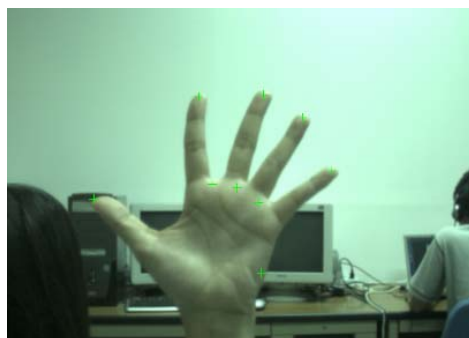
จากรูปที่ 4.6 เป็นตัวอย่างการแยกส่วนมือจากภาพเมื่อมือมีขนาด 41-50 เปอร์เซนต์ ซึ่งได้ผลการทดสอบดังนี้ รูป (ข) แสดงการแยกส่วนมือจากภาพที่ยังไม่ผ่านการแยกส่วนสีผิวมนุษย์ออกจากภาพโดยใช้การตรวจหาเส้นขอบด้วยวิธี CN ซึ่งไม่สามารถหามือจากภาพนี้ได้ รูป (ค) แสดงการแยกส่วนมือจากภาพที่ผ่านการแยกส่วนสีผิวมนุษย์ออกจากภาพแล้วโดยใช้การตรวจหาเส้นขอบด้วยวิธี CN มีค่าความเหมาะสมเท่ากับ 0.426850 รูป (ง) แสดงการแยกส่วนมือจากภาพที่ผ่านการแยกส่วนสีผิวมนุษย์ออกจากภาพแล้วโดยใช้การตรวจหาเส้นขอบด้วยวิธี SB มีค่าความเหมาะสมเท่ากับ 0.531015 รูป (จ) แสดงการแยกส่วนมือจากภาพที่ผ่านการแยกส่วนสีผิวมนุษย์ออกจากภาพแล้ว และใช้การตรวจหาเส้นขอบด้วยวิธี PW มีค่าความเหมาะสมเท่ากับ 0.577486 รูป (ฉ) แสดงการแยกส่วนมือจากภาพที่ผ่านการแยกส่วนสีผิวมนุษย์ออกจากภาพแล้วและใช้การตรวจหาเส้นขอบด้วยวิธี RB มีค่าความเหมาะสมเท่ากับ 1.690397 รูป (ช) แสดงการแยกส่วนมือจากภาพที่ผ่านการแยกส่วนสีผิวมนุษย์ออกจากภาพแล้วและใช้การตรวจหาเส้นขอบด้วยวิธี LOG มีค่าความเหมาะสมเท่ากับ 0.497575 รูป (ซ) แสดงการแยกส่วนมือจากภาพที่ผ่านการแยกส่วนสีผิวมนุษย์ออกจากภาพแล้วและใช้การตรวจหาเส้นขอบด้วยวิธี ZC มีค่าความเหมาะสมเท่ากับ 0.497575



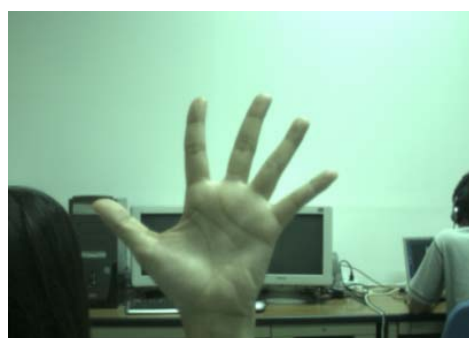
(ก) ภาพต้นแบบและระดับเทาของภาพที่ผ่านการแยกส่วนสีผิวแล้ว



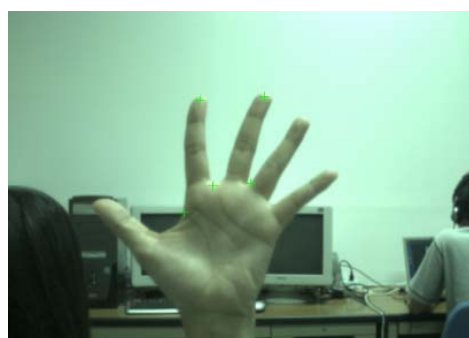
(ข) เส้นขอบของภาพวิธี CN และการแยกส่วนมือจากภาพที่ไม่แยกส่วนสีผิว



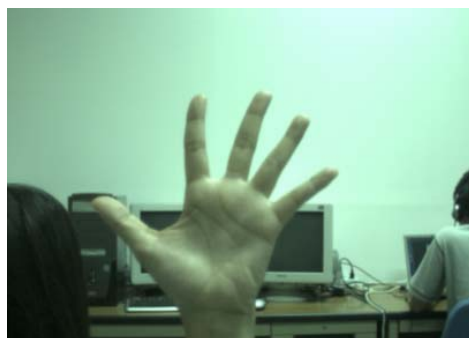
(ค) เส้นขอบของภาพวิธี CN และการแยกส่วนมือจากภาพที่แยกส่วนสีผิวแล้ว



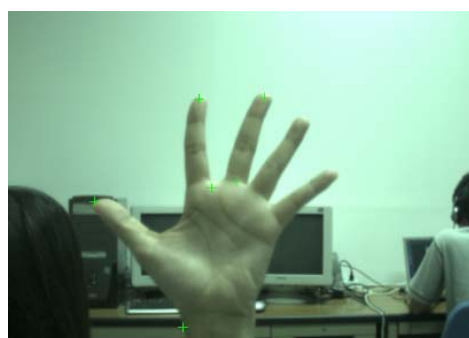
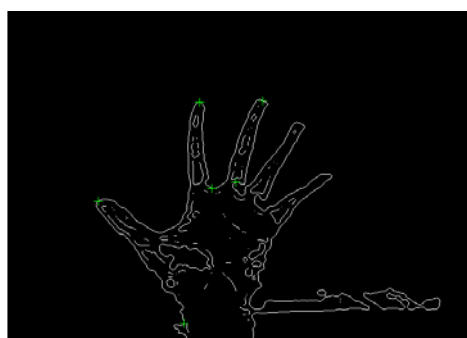
(ง) เส้นขอบของภาพวิธี SB และการแยกส่วนมือจากภาพที่แยกส่วนสีผิวแล้ว



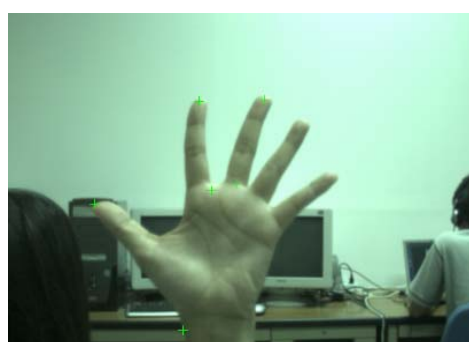
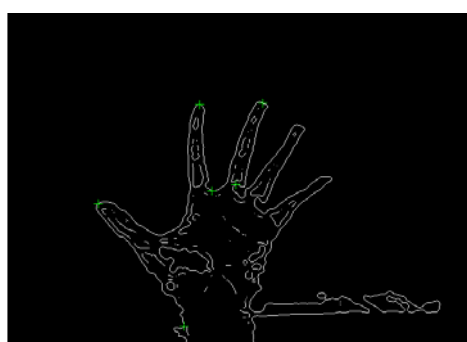
(จ) เส้นขอบของภาพวิธี PW และการแยกส่วนมือจากภาพที่แยกส่วนสีผิวแล้ว



(จ) เส้นขอบของภาพวิธี RB และการแยกส่วนมือจากภาพที่แยกส่วนสีผิวแล้ว



(ข) เส้นขอบของภาพวิธี LOG และการแยกส่วนมือจากภาพที่แยกส่วนสีผิวแล้ว



(ค) เส้นขอบของภาพวิธี ZC และการแยกส่วนมือจากภาพที่แยกส่วนสีผิวแล้ว

รูปที่ 4.7 ตัวอย่างการแยกส่วนมือจากภาพโดยใช้ค่าคอนเวกซ์ ขนาดมือมากกว่า 51 เปอร์เซนต์

จากรูปที่ 4.7 เป็นตัวอย่างการแยกส่วนมือจากภาพเมื่อมือมีขนาดมากกว่า 51 เพอร์เซ็นต์ เมื่อใช้การตรวจหาเส้นขอบด้วยวิธีต่างกัน รูป (ข) แสดงการแยกส่วนมือจากภาพที่ยังไม่ผ่านการแยกส่วนสีผิวมนุษย์ออกจากภาพโดยใช้การตรวจหาเส้นขอบด้วยวิธี CN มีค่าความเหมาะสมเท่ากับ 0.527184 รูป (ค) แสดงการแยกส่วนมือจากภาพที่ผ่านการแยกส่วนสีผิวมนุษย์ออกจากภาพแล้ว และใช้การตรวจหาเส้นขอบด้วยวิธี CN มีค่าความเหมาะสมเท่ากับ 0.220409 รูป (ง) แสดงการแยกส่วนมือจากภาพที่ผ่านการแยกส่วนสีผิวมนุษย์ออกจากภาพแล้วใช้การตรวจหาเส้นขอบด้วยวิธี SB ซึ่งไม่สามารถหามือจากภาพนี้ได้ รูป (จ) แสดงการแยกส่วนมือจากภาพที่ผ่านการแยกส่วนสีผิวมนุษย์ออกจากภาพแล้วใช้การตรวจหาเส้นขอบด้วยวิธี PW มีค่าความเหมาะสมเท่ากับ 0.651122 รูป (ฉ) แสดงการแยกส่วนมือจากภาพที่ผ่านการแยกส่วนสีผิวมนุษย์ออกจากภาพแล้วใช้การตรวจหาเส้นขอบด้วยวิธี RB ซึ่งไม่สามารถหามือจากภาพนี้ได้ รูป (ช) แสดงการแยกส่วนมือจากภาพที่ผ่านการแยกส่วนสีผิวมนุษย์ออกจากภาพแล้วใช้การตรวจหาเส้นขอบด้วยวิธี LOG มีค่าความเหมาะสมเท่ากับ 0.582330 รูป (ซ) แสดงการแยกส่วนมือจากภาพที่ผ่านการแยกส่วนสีผิวมนุษย์ออกจากภาพแล้วใช้การตรวจหาเส้นขอบด้วยวิธี ZC มีค่าความเหมาะสมเท่ากับ 0.582330

จากรูปที่ 4.3–4.7 เป็นเพียงตัวอย่างการแยกส่วนมือขนาดแตกต่างกันเพียงบางส่วนเท่านั้น เมื่อทำการทดสอบระบบการแยกส่วนมือจากภาพขนาด 658 x 491 จุดภาพ ทั้งหมด 200 ภาพ ได้ผลการทดสอบระบบแสดงดังตารางที่ 4.1 ซึ่งแสดงให้เห็นว่า การตรวจหาเส้นขอบของภาพวิธี CN ให้ค่าประสิทธิภาพที่มากที่สุด ดังนั้นระบบการแยกส่วนมือจากภาพนี้จะใช้วิธีการตรวจหาเส้นขอบของภาพด้วยวิธี CN และจากตารางยังแสดงให้เห็นอีกว่า เมื่อทำการทดสอบระบบการแยกส่วนมือจากภาพที่ทำการแยกส่วนสีผิวมนุษย์แล้ว เปรียบเทียบกับภาพที่ยังไม่ผ่านการแยกส่วนสีผิวมนุษย์ออกจากภาพโดยใช้วิธีตรวจหาเส้นขอบวิธีเดียวกัน เห็นว่าภาพที่ผ่านการแยกส่วนสีผิวมนุษย์แล้ว ให้ผลการแยกส่วนมือที่ดีกว่าภาพที่ยังไม่ผ่านการแยกส่วนสีผิวมนุษย์ออกจากภาพมาก

ตารางที่ 4.1 ประสิทธิภาพของระบบการแยกส่วนมือโดยใช้คอนเวกซ์เมื่อขนาดมือแตกต่างกัน

วิธีการตรวจหาเส้นขอบ	ขนาดมือ (เปอร์เซ็นต์)				
	10-20	21-30	31-40	41-50	มากกว่า 51
ยังไม่ผ่านการแยกส่วนสีผิว					
- วิธี CN	20.00 %	32.50 %	45.00 %	59.00 %	69.50 %
ผ่านการแยกส่วนสีผิวแล้ว					
- วิธี CN	68.50 %	75.00 %	85.00 %	92.50 %	95.50 %
- วิธี SB	29.50 %	38.00 %	50.50 %	62.50 %	67.00 %

ตารางที่ 4.1 ประสิทธิภาพของระบบการแยกส่วนมือโดยใช้คอนเวกซ์เมื่อนขนาดมือแตกต่างกัน (ต่อ)

วิธีการตรวจหาเส้นขอบ	ขนาดมือ (เปอร์เซ็นต์)				
	10-20	21-30	31-40	41-50	มากกว่า 51
ผ่านการแยกส่วนสีผิวแล้ว					
- วิธี PW	29.00 %	40.00 %	50.00 %	64.00 %	85.50 %
- วิธี RB	15.00 %	25.50 %	30.00 %	44.50 %	50.00 %
- วิธี LOG	68.00 %	72.00 %	83.50 %	87.00 %	90.00 %
- วิธี ZC	68.00 %	72.00 %	83.50 %	87.00 %	90.00 %

4.3 การแยกส่วนมือออกจากภาพโดยใช้แผ่นแบบเปลี่ยนรูปได้

เพื่อให้การแยกส่วนมือจากภาพมีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น จึงต้องสร้างแบบจำลองมือระดับที่สองขึ้นมา ซึ่งจากหัวข้อที่ 4.2 เมื่อได้ค่าความน่าจะเป็นของชุดจุดคอนเวกซ์ของภาพแล้ว ขั้นตอนต่อมาคือ นำชุดจุดคอนเวกซ์ที่มีค่าความน่าจะเป็นมือที่อยู่ระดับที่กำหนดไว้ มาทำการตรวจสอบว่าเป็นมืออีกขั้นหนึ่งโดยใช้วิธีแผ่นแบบเปลี่ยนรูปได้ ซึ่งวิธีนี้มีรายละเอียดดังต่อไปนี้

4.3.1 การสร้างแบบจำลองมือจากแผ่นแบบเปลี่ยนรูปได้

ขั้นตอนที่ 1 เลือกพารามิเตอร์ที่ใช้เป็นตัวแทนของมือ สำหรับงานวิจัยนี้ได้ใช้เวกเตอร์ของค่าแฉกและหลักของจุดภาพ เป็นพารามิเตอร์ของมือ โดยที่ทำการสร้างแผ่นแบบของมือ (hand template) จากการหาเวกเตอร์ระหว่างค่าแฉก (R_k) และหลัก (C_k) ของจุดภาพ k และ $k+1$ ไปตามเส้นขอบของภาพมือ เทียบกับจุดภาพอ้างอิง คือ (R_0, C_0) ดังแสดงในรูปที่ 4.8 ดังสมการที่ 4.11 และ 4.12

$$\mathbf{Z}_k = (C_k - C_0)i + (R_k - R_0)j \quad (4.11)$$

$$\theta_k = \tan^{-1} \left(\frac{R_k - R_0}{C_k - C_0} \right) \quad (4.12)$$

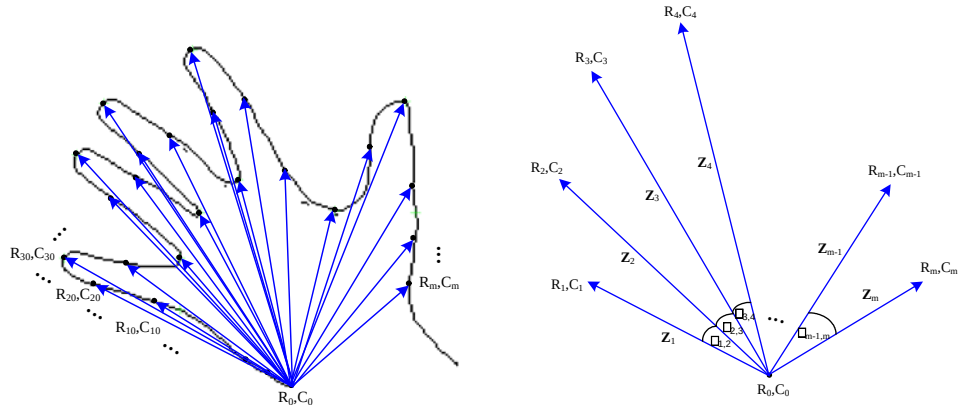
กำหนดพารามิเตอร์ของแผ่นแบบต้นแบบคือ $\mathbf{v}^{TP} = (\mathbf{Z}^{TP}, \theta^{TP})$ ซึ่งค่า $\mathbf{Z}^{TP}$ และ θ^{TP} แสดงดังสมการที่ 4.13-4.15

$$\mathbf{Z}^{TP} = (\mathbf{Z}_k^{TP}, \mathbf{Z}_{k+1}^{TP}, \mathbf{Z}_{k+2}^{TP}, \dots, \mathbf{Z}_m^{TP}) \quad (4.13)$$

$$\theta_{k,k+1} = |\theta_{k+1} - \theta_k| \quad (4.14)$$

$$\theta^{TP} = (\theta_{k,k+1}^{TP}, \theta_{k+1,k+2}^{TP}, \theta_{k+2,k+3}^{TP}, \dots, \theta_{m-1,m}^{TP}) \quad (4.15)$$

ทำการเก็บค่าพารามิเตอร์ของแผ่นแบบต้นแบบนี้ไว้



รูปที่ 4.8 พารามิเตอร์ของแผ่นแบบของมือ

ขั้นตอนที่ 2 สร้างการแจกแจงความน่าจะเป็นก่อน หรือ $P(v)$ โดยที่ระบบจะให้ค่าความน่าจะเป็นของโครงแบบ (configuration) ที่มีลักษณะคล้ายมือมีค่าความน่าจะเป็นสูง และให้ค่าความน่าจะเป็นของโครงแบบที่มีลักษณะไม่คล้ายมือมีค่าความน่าจะเป็นต่ำ ซึ่งระบบจะทำการเปรียบเทียบโครงแบบกับแผ่นแบบของมือที่ทำการสร้างไว้ตามขั้นตอนที่ 1 โดยที่พารามิเตอร์ของโครงแบบคือ $v = (Z, \theta)$ ส่วนพารามิเตอร์ของแผ่นแบบของมือต้นแบบคือ $v^{TP} = (Z^{TP}, \theta^{TP})$ ดังนั้นค่าการแจกแจงความน่าจะเป็นมือก่อนของโครงแบบใด ๆ มีค่าแสดงดังสมการที่ 4.16

$$P(v) = \frac{1}{\alpha} \exp \left(- \sum_{k=1}^m \left(\frac{|Z_k - Z_k^{TP}|}{|Z_k^{TP}|} + \frac{|\theta_{k,k+1} - \theta_{k,k+1}^{TP}|}{2\pi} \right) \right) \quad (4.16)$$

โดยที่ α เป็นค่าคงที่ที่ทำให้เป็นบรรทัดฐาน (normalizing constant) สำหรับปัญหาที่เกิดขึ้นในขั้นตอนนี้คือ โครงแบบที่นำมาหาค่าความน่าจะเป็นมือนี้นี้ จำเป็นต้องมีขนาดเท่ากับขนาดของแผ่นแบบต้นแบบที่สร้างไว้ หรือต้องมีจำนวนเวกเตอร์เท่ากันคือ m เวกเตอร์ จึงจะสามารถหาค่าความ

น่าจะเป็นมือได้ สำหรับงานวิจัยนี้ได้แก้ปัญหาที่ 4.2 ได้กล่าวถึงการสร้างคอนเวกซ์ซึ่งไม่ขึ้นอยู่กับขนาดของโครงแบบ ดังนั้นเพื่อให้แผ่นแบบของมือที่สร้างขึ้นนี้สามารถใช้กับโครงแบบได้ครอบคลุมโครงแบบทุกขนาด จึงใช้ค่าที่ได้จากการหาคอนเวกซ์เข้ามาช่วยในการทำสเกล โดยที่โครงแบบที่นำมาหาค่าความน่าจะเป็นมือนี้ได้ผ่านการหาค่าคอนเวกซ์มาก่อนแล้ว ซึ่งค่าคอนเวกซ์ของโครงแบบคือ $(\Delta \bar{C}_{1,2}, \Delta \bar{C}_{2,3}, \dots, \Delta \bar{C}_{n-1,n})$ และ $(\Delta \bar{C}_{1,2}^{TP}, \Delta \bar{C}_{2,3}^{TP}, \dots, \Delta \bar{C}_{9,10}^{TP})$ เป็นค่าคอนเวกซ์ต้นแบบ นำค่าคอนเวกซ์ของโครงแบบมาหาอัตราส่วนกับค่าคอนเวกซ์ต้นแบบดังสมการที่ 4.17 และ 4.18

$$SC_{i,i+1} = \frac{|\Delta \bar{C}_{i,i+1}|}{|\Delta \bar{C}_{i,i+1}^{TP}|} \quad (4.17)$$

$$SC = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n SC_{i,i+1} \quad (4.18)$$

เมื่อได้ค่า SC ซึ่งเป็นค่าอัตราส่วนระหว่างคอนเวกซ์ของโครงแบบกับคอนเวกซ์ต้นแบบแล้ว นำค่าที่ได้นี้มาเป็นค่าจำนวนตัวอย่าง (number of sample) ของจุดภาพของโครงแบบและของจุดภาพของภาพมือต้นแบบ ซึ่งทำให้จำนวนเวกเตอร์ของโครงแบบและของภาพมือต้นแบบมีขนาดเท่ากัน ดังนั้นจึงสามารถใช้สมการที่ 4.16 หาค่าการแจกแจงความน่าจะเป็นมือก่อนของโครงแบบทุกขนาดได้

ขั้นตอนที่ 3 กำหนดค่าควรจะเป็น หรือ $P(y|v)$ สำหรับฟังก์ชันของค่าควรจะเป็น (likelihood function) ของระบบนี้เป็นการจับคู่ (matching) ค่าจุดภาพของเส้นขอบภาพของแผ่นแบบ m_v เข้ากับค่าจุดภาพของเส้นขอบของภาพที่ทำการสังเกตการณ์ y ซึ่งค่าจุดภาพของแผ่นแบบเชื่อมโยงโดยตรงกับพารามิเตอร์ของแผ่นแบบ v และค่าจุดภาพของแผ่นแบบต้นแบบ m_v^{TP} สมนัยกับพารามิเตอร์ของแผ่นแบบต้นแบบ v^{TP} ซึ่งเป็นค่าที่ได้ทำการเก็บไว้แล้วตามขั้นตอนที่ 1 สำหรับโครงแบบจริงของค่าจุดภาพของแผ่นแบบ m_v ที่สมนัยกับพารามิเตอร์ของแผ่นแบบ v คำนวณหาจากการดัด (warp) m_v^{TP} ให้เป็น m_v ซึ่งต้องตรงกับการเปลี่ยนรูป (deformation) ของ v^{TP} ให้เป็น v โดยการเปลี่ยนรูปนี้สามารถหาได้ดังต่อไปนี้ จากสมมติฐานที่ว่าค่าพารามิเตอร์ของแผ่นแบบ v กับค่าพารามิเตอร์ของแผ่นแบบต้นแบบ v^{TP} มีค่าเป็นสัดส่วนโดยตรงต่อกันดังนั้นค่าอัตราส่วนระหว่างขนาดของเวกเตอร์ และมุมของแผ่นแบบต้นแบบกับแผ่นแบบแสดงดังสมการที่ 4.19 และ 4.20 ตามลำดับ

$$|\mathbf{Z}_k| = \gamma |\mathbf{Z}_k^{TP}| \quad (4.19)$$

$$\theta_k = \rho \theta_k^{TP} \quad (4.20)$$

โดยที่ γ และ ρ คือค่าอัตราส่วนระหว่างขนาดและมุมของค่าคอนเวกซ์ของแผ่นแบบต้นแบบและแผ่นแบบตามลำดับ และจากสมการที่ 4.11 จะได้

$$\sqrt{(R_k - R_0)^2 + (C_k - C_0)^2} = \gamma |\mathbf{Z}_k^{TP}| \quad (4.21)$$

$$(R_k - R_0)^2 + (C_k - C_0)^2 = \gamma^2 |\mathbf{Z}_k^{TP}|^2 \quad (4.22)$$

และจากสมการที่ 4.12 และ 4.20 จะได้

$$\tan^{-1} \left(\frac{R_k - R_0}{C_k - C_0} \right) = \rho \theta_k^{TP} \quad (4.24)$$

$$R_k - R_0 = (C_k - C_0) \tan(\rho \theta_k^{TP}) \quad (4.25)$$

แทนค่าสมการที่ 4.25 ในสมการที่ 4.22 จะได้

$$(C_k - C_0)^2 \tan^2(\rho \theta_k^{TP}) + (C_k - C_0)^2 = \gamma^2 |\mathbf{Z}_k^{TP}|^2 \quad (4.26)$$

$$(C_k - C_0)^2 = \frac{\gamma^2 |\mathbf{Z}_k^{TP}|^2}{1 + \tan^2(\rho \theta_k^{TP})} \quad (4.27)$$

เพราะฉะนั้น

$$C_k = C_0 \pm \frac{\gamma |\mathbf{Z}_k^{TP}|}{\sqrt{1 + \tan^2(\rho\theta_k^{TP})}} \quad (4.28)$$

แทนค่าสมการที่ 4.28 ลงในสมการที่ 4.25 จะได้

$$R_k = R_0 \pm \frac{\gamma |\mathbf{Z}_k^{TP}|}{\sqrt{1 + \tan^2(\rho\theta_k^{TP})}} \tan(\rho\theta_k^{TP}) \quad (4.29)$$

และจากสมการที่ 4.28 และ 4.29 นี้ ทำให้ได้ค่าพารามิเตอร์ของแผ่นแบบ v ที่เปลี่ยนรูปมาจากพารามิเตอร์ของแผ่นแบบต้นแบบ m_v ดังนั้นจะสามารถหาฟังก์ชันความน่าจะเป็น (likelihood function) ได้จากการหาค่าสหสัมพันธ์ (correlation) ระหว่างภาพ y กับแผ่นแบบที่ถูกตัด m_v ดังสมการที่ 4.30

$$P(y|v) = \frac{1}{\alpha} \exp\left(\frac{\sum_{R,C} (m_v(R,C))(y(R,C))}{\lambda}\right) \quad (4.30)$$

โดยที่ $\Sigma_{R,C}$ คือผลรวมของค่าจุดภาพของจุดภาพทุก ๆ ค่าแถว R และหลัก C ของแผ่นแบบ และ λ คือค่าคงที่ตามปกติ (regularization constant)

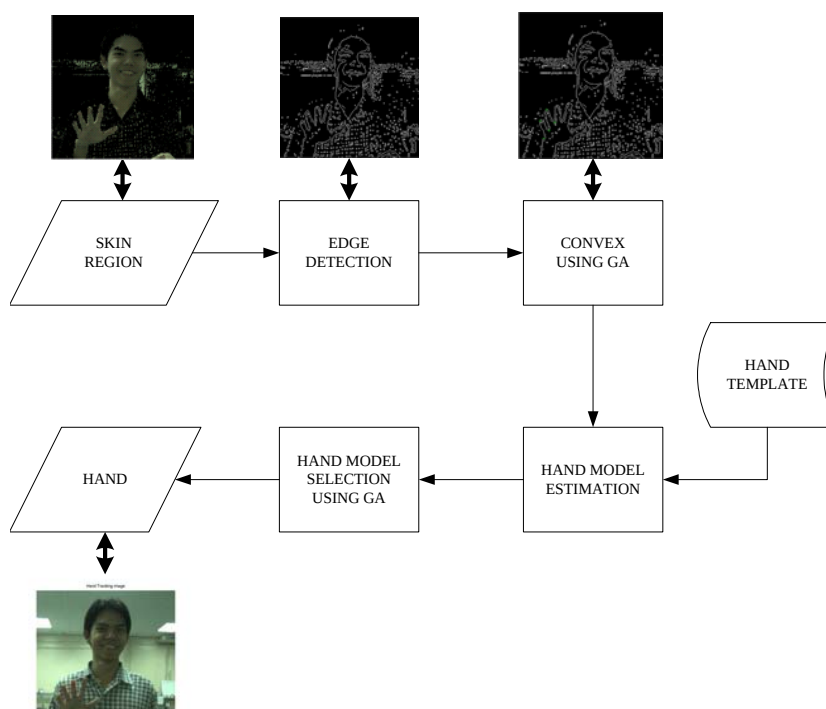
ขั้นตอนที่ 4 รวมค่าการแจกแจงความน่าจะเป็นก่อนและฟังก์ชันความน่าจะเป็นเข้าเป็นการแจกแจงครั้งหลัง (posterior distribution) โดยใช้ทฤษฎีของเบย์ ค่าการแจกแจงความน่าจะเป็นครั้งหลังมีค่าดังสมการที่ 4.31

$$P(v|y) = P(v)P(y|v) \quad (4.31)$$

แล้วทำการคำนวณหาค่าการแจกแจงความน่าจะเป็นครั้งหลัง จากค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลอง $(\mathbf{Z}, \theta)$ โดยใช้การอนุมานค่าด้วยวิธีจินเนติกอัลกอริทึมชุดเดียวกับการหาค่าคอนเวกซ์ ดังได้กล่าวไว้แล้วในหัวข้อ 4.2.2 แต่ต้องทำการเปลี่ยนค่าความเหมาะสมใหม่ ดังสมการที่ 4.32

$$FitnessValue_{hand} = \frac{1}{P(v|y)} \quad (4.32)$$

แผนผังของระบบการแยกส่วนมือแสดงรายละเอียดได้ดังรูปที่ 4.9



รูปที่ 4.9 แผนผังระบบการแยกส่วนมือ

4.3.2 ผลการทดสอบระบบการแยกส่วนมือโดยใช้แผ่นแบบเปลี่ยนรูปได้

เมื่อทำการทดสอบระบบการแยกส่วนมือโดยใช้แผ่นแบบเปลี่ยนรูปได้ โดยแบ่งตามขนาดพื้นที่ของมือในภาพเมื่อเทียบกับขนาดพื้นที่จริงของภาพขนาด 658 x 491 จุดภาพ และใช้การตรวจหาเส้นขอบด้วยวิธี CN แสดงดังรูปที่ 4.10 – 4.14



รูปที่ 4.10 ตัวอย่างผลการแยกส่วนมือจากภาพ ขนาดมือ 10 - 20 เปอร์เซ็นต์



รูปที่ 4.11 ตัวอย่างผลการแยกส่วนมือจากภาพ ขนาดมือ 21- 30 เพอร์เซ็นต์



รูปที่ 4.12 ตัวอย่างผลการแยกส่วนมือจากภาพ ขนาดมือ 31- 40 เพอร์เซ็นต์



รูปที่ 4.13 ตัวอย่างผลการแยกส่วนมือจากภาพ ขนาดมือ 41- 50 เพอร์เซ็นต์



รูปที่ 4.14 ตัวอย่างผลการแยกส่วนมือจากภาพ ขนาดมือมากกว่า 51 เพอร์เซ็นต์

รูปที่แสดงนี้เป็นเพียงตัวอย่างการแยกส่วนมือขนาดแตกต่างกันเพียงบางส่วนเท่านั้น เมื่อทำการทดสอบระบบการแยกส่วนมือจากภาพโดยใช้การตรวจหาเส้นขอบด้วยวิธี CN กับภาพขนาด 658 x 491 จุดภาพทั้งหมด 200 ภาพ ได้ผลการทดสอบระบบแสดงดังตารางที่ 4.2

ตารางที่ 4.2 ประสิทธิภาพของระบบการแยกส่วนมือเมื่อขนาดมือแตกต่างกัน

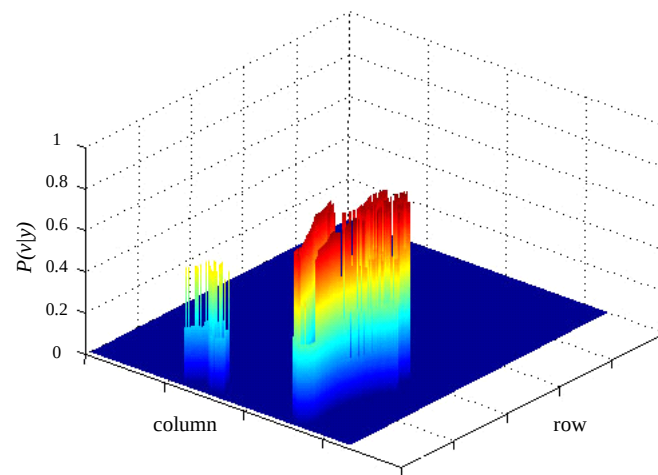
แบ่งตามขนาดพื้นที่มือเทียบกับขนาดรูปภาพขนาด 658 x 491 จุดภาพ (เปอร์เซ็นต์)				
10-20	21-30	31-40	41-50	51 ขึ้นไป
85.00 %	90.00 %	92.00 %	95.00 %	98.00 %
แบ่งตามลักษณะพื้นหลัง				
ภาพพื้นหลังไม่มีสีคล้ายสีผิว		ภาพพื้นหลังมีสีคล้ายสีผิว		
92.00 %		25.00 %		

4.4 การแยกส่วนมือมากกว่า 1 มือจากภาพ

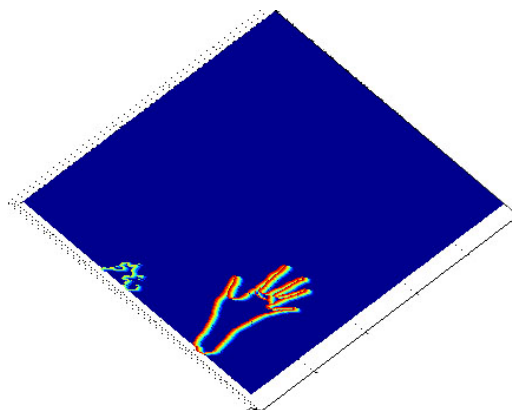
เมื่อระบบสามารถแยกส่วนมือจากภาพได้อย่างถูกต้องแล้ว ต่อมาต้องทำการพัฒนาระบบให้สามารถแยกส่วนมือมากกว่า 1 มือจากภาพเดียวกันให้ได้ ซึ่งสำหรับงานวิจัยนี้ได้ใช้หลักการของการหาขีดเริ่มเปลี่ยน โดยขีดเริ่มเปลี่ยนนี้สามารถหาได้จากค่าการแจกแจงความน่าจะเป็นครั้งหลังของมือ ดังสมการที่ 4.31 ซึ่งเมื่อนำค่าการแจกแจงความน่าจะเป็นครั้งหลังของมือของภาพต้นแบบมาเขียนกราฟแสดงค่าการแจกแจงความน่าจะเป็นครั้งหลังของมือสำหรับแต่ละจุดภาพดังรูปที่ 4.15



(ก) ภาพต้นแบบ ภาพที่ผ่านการแยกส่วนสีผิวแล้ว และเส้นขอบของภาพ



(ข) กราฟ 3 มิติของค่าการแจกแจงความน่าจะเป็นครั้งหลังของมือ

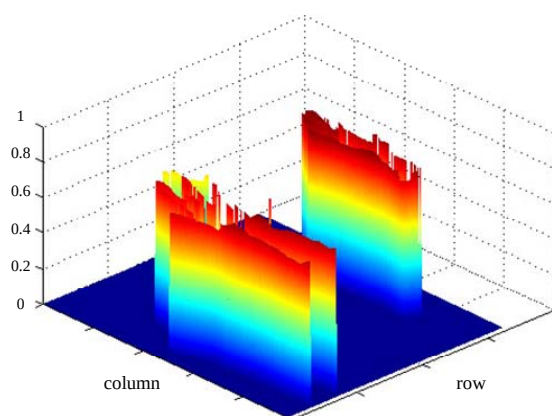


(ค) มุมมองด้านบนของค่าการแจกแจงความน่าจะเป็นครั้งหลังของมือ

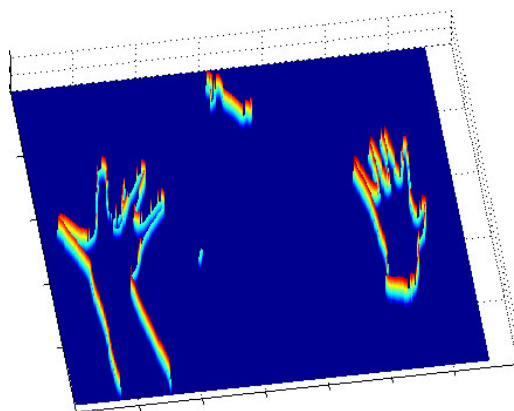
จากรูปแสดงให้เห็นค่าการแจกแจงความน่าจะเป็นครั้งหลังของมือ เทียบกับภาพต้นแบบ ซึ่งจะเห็นว่าบริเวณที่ค่าการแจกแจงความน่าจะเป็นครั้งหลังของมือมีค่ามากที่สุด คือ บริเวณที่มีความเป็นมือนั่นเอง โดยที่ค่าการแจกแจงความน่าจะเป็นครั้งหลังของมือมีค่าสูงสุดเท่ากับ 1 ดังนั้นในการหาว่ามีมือในภาพกี่มือ จึงใช้การหาค่าขีดเริ่มเปลี่ยนของค่าการแจกแจงความน่าจะเป็นครั้งหลังของมือเป็นค่าที่ใช้บอกว่ามีมือกี่มือในภาพ ซึ่งงานวิจัยนี้ได้ทำการทดสอบกับภาพมือจำนวน 200 ภาพ แล้วทำการหาค่าการแจกแจงความน่าจะเป็นครั้งหลังของมือ แล้วนำมาหาค่าเฉลี่ย ซึ่งค่าเฉลี่ยที่ได้มีค่าเท่ากับ 0.65 ดังนั้นสำหรับระบบการแยกส่วนมือของงานวิจัยนี้จะใช้ขีดเริ่มเปลี่ยนที่แสดงว่าเป็นมือเท่ากับ 0.65 โดยที่ค่าการแจกแจงความน่าจะเป็นครั้งหลังของมือที่มีค่าต่ำกว่า 0.65 นี้ แสดงว่าไม่เป็นมือ ส่วนค่าที่มากกว่า 0.65 แสดงว่าเป็นมือ ซึ่งจากการได้ค่าขีดเริ่มเปลี่ยนนี้ ทำให้สามารถแยกส่วนมือที่มากกว่า 1 มือ ออกจากภาพเดียวกันได้ โดยที่ถ้าบริเวณใดที่มีค่าการแจกแจงความน่าจะเป็นครั้งหลังของมือมากกว่า 0.65 แสดงว่าเป็นมือ ดังรูปที่ 4.16 แสดงค่าการแจกแจงความน่าจะเป็นครั้งหลังของมือของภาพที่มีขนาดมือนมากกว่า 1 มือ



(ก) ภาพต้นแบบ ภาพที่ผ่านการแยกส่วนสีผิวแล้วและเส้นขอบของภาพ



(ข) กราฟ 3 มิติของค่าการแจกแจงความน่าจะเป็นครั้งหลังของมือ



(ค) มุมมองด้านบนของค่าการแจกแจงความน่าจะเป็นครั้งหลังของมือ

รูปที่ 4.16 ค่าการแจกแจงความน่าจะเป็นครั้งหลังของมือของภาพที่มี 2 มือ

เมื่อทำการทดสอบระบบการแยกส่วนมือจากภาพที่มีมือมากกว่า 1 มือ โดยใช้การตรวจหาเส้นขอบด้วยวิธี CN ตัวอย่างการแยกส่วนมือแสดงดังรูปที่ 4.17



รูปที่ 4.17 ตัวอย่างการแยกส่วนมือมากกว่า 1 มือจากภาพ



รูปที่ 4.17 ตัวอย่างการแยกส่วนมือมากกว่า 1 มือจากภาพ (ต่อ)

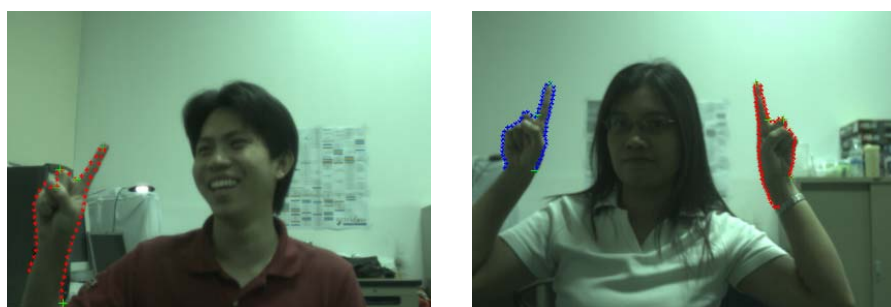
4.5 การแยกส่วนมือที่มีลักษณะการวางตัวแบบต่าง ๆ

จากหัวข้อที่ผ่านมา เป็นการแยกส่วนมือที่มีลักษณะการวางตัวแบบเดียว คือเป็นมือที่แบ 5 นิ้วเท่านั้น เพื่อให้ระบบการแยกส่วนมือมีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น จึงต้องมีการสร้างระบบการแยก

ส่วนมือที่สามารถแยกส่วนมือที่มีลักษณะการวางตัวแบบต่าง ๆ ได้ สำหรับในส่วนของการแยกส่วนมือที่มีลักษณะการวางตัวแบบต่าง ๆ นี้ ได้ใช้หลักการเดียวกับการแยกส่วนมือที่แบบ ดังได้กล่าวมาแล้วข้างต้น กล่าวคือ ระบบได้ใช้หลักการหาค่าคอนเวกซ์ และแผ่นแบบเปลี่ยนรูปได้ โดยจะสร้างค่าชุดคอนเวกซ์ และแผ่นแบบต้นแบบของมือที่มีลักษณะการวางตัวแบบต่าง ๆ ขึ้นมา โดยใช้หลักการเดียวกับในหัวข้อที่ 4.2 และ 4.3 นั่นเอง ซึ่งภาพที่ใช้เป็นภาพต้นแบบลักษณะการวางตัวของมือแบบต่าง ๆ และตัวอย่างผลการทดสอบระบบแสดงดังรูปที่ 4.18 - 4.25



(ก) ภาพต้นแบบ



(ข) ตัวอย่างผลการทดสอบระบบ

รูปที่ 4.18 การแยกส่วนมือที่มีลักษณะ 1 นิ้ว (นิ้วชี้)

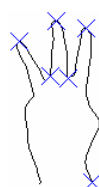


(ก) ภาพต้นแบบ

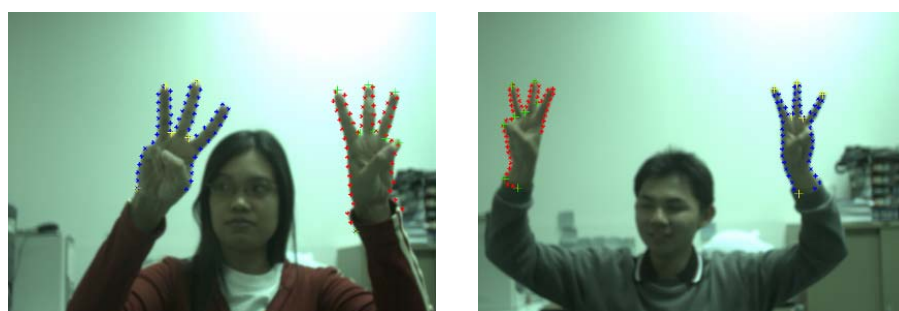


(ข) ตัวอย่างผลการทดสอบระบบ

รูปที่ 4.19 การแยกส่วนมือที่มีลักษณะชู 2 นิ้ว (นิ้วชี้ และนิ้วกลาง)

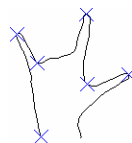


(ก) ภาพต้นแบบ

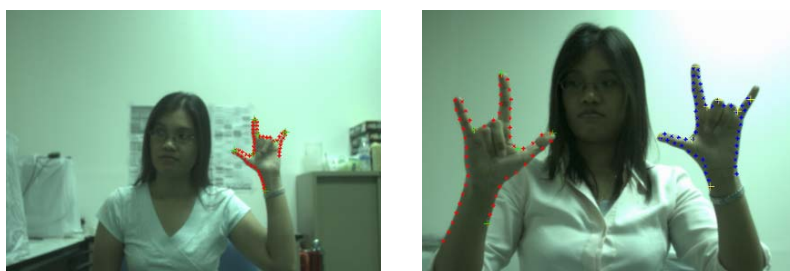


(ข) ตัวอย่างผลการทดสอบระบบ

รูปที่ 4.20 การแยกส่วนมือที่มีลักษณะชู 3 นิ้ว (นิ้วชี้ นิ้วกลาง และนิ้วนาง)

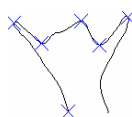


(ก) ภาพต้นแบบ

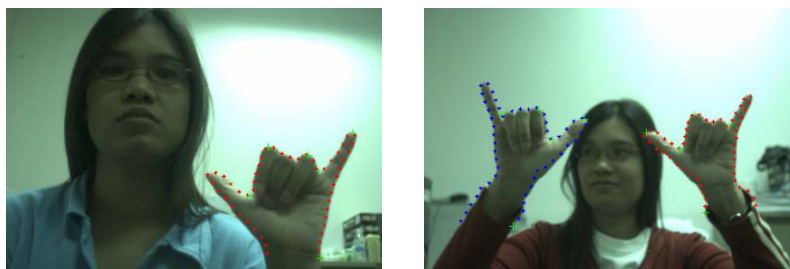


(ข) ตัวอย่างผลการทดสอบระบบ

รูปที่ 4.21 การแยกส่วนมือที่มีลักษณะ 3 นิ้ว (นิ้วก้อย นิ้วชี้ และนิ้วหัวแม่มือ)



(ก) ภาพต้นแบบ



(ข) ตัวอย่างผลการทดสอบระบบ

รูปที่ 4.22 การแยกส่วนมือที่มีลักษณะ 2 นิ้ว (นิ้วก้อย และนิ้วหัวแม่มือ)



(ก) ภาพต้นแบบ

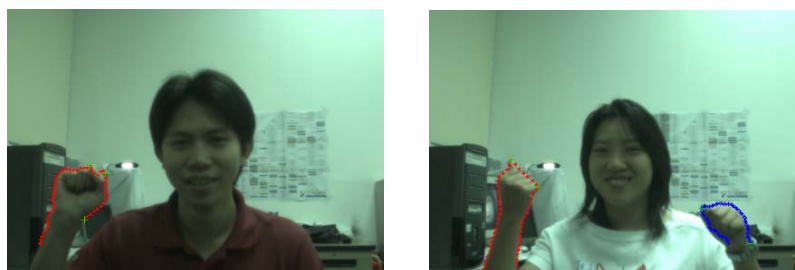


(ข) ตัวอย่างผลการทดสอบระบบ

รูปที่ 4.23 การแยกส่วนมือที่มีลักษณะชู 2 นิ้ว (นิ้วชี้และนิ้วหัวแม่มือ)



(ก) ภาพต้นแบบ

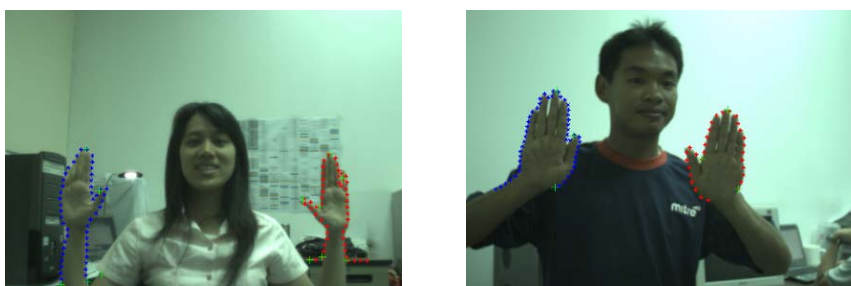


(ข) ตัวอย่างผลการทดสอบระบบ

รูปที่ 4.24 การแยกส่วนมือที่มีลักษณะกำมือ



(ก) ภาพต้นแบบ



(ข) ตัวอย่างผลการทดสอบระบบ

รูปที่ 4.25 การแยกส่วนมือที่มีลักษณะแบบ 5 นิ้วติดกัน

ประสิทธิภาพของระบบการแยกส่วนมือจากภาพที่มีลักษณะการวางตัวแบบต่าง ๆ โดยใช้การตรวจหาเส้นขอบด้วยวิธี CN กับภาพขนาด 658 x 491 จุดภาพ ได้ผลแสดงดังตารางที่ 4.3

ตารางที่ 4.3 ประสิทธิภาพของระบบการแยกส่วนมือที่มีลักษณะการวางตัวที่แตกต่างกัน

ลักษณะการวางตัวของมือ	ค่าประสิทธิภาพ (เปอร์เซ็นต์)
มือที่มีลักษณะชู 1 นิ้ว (นิ้วชี้)	51.00
มือที่มีลักษณะชู 2 นิ้ว (นิ้วชี้ และนิ้วกลาง)	80.00
มือที่มีลักษณะชู 3 นิ้ว (นิ้วชี้ นิ้วกลาง และนิ้วนาง)	82.00
มือที่มีลักษณะชู 3 นิ้ว (นิ้วก้อย นิ้วชี้ และนิ้วหัวแม่มือ)	81.00
มือที่มีลักษณะชู 2 นิ้ว (นิ้วก้อย และนิ้วหัวแม่มือ)	84.00
มือที่มีลักษณะชู 2 นิ้ว (นิ้วชี้ และนิ้วหัวแม่มือ)	65.00
มือที่มีลักษณะกำมือ	44.00
มือที่มีลักษณะแบบ 5 นิ้วติดกัน	49.00

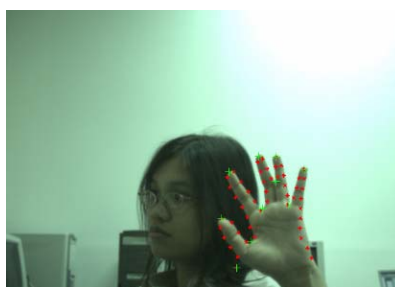
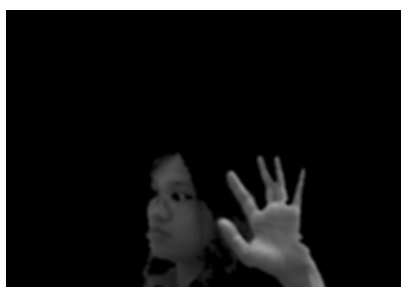
4.6 การทดสอบระบบในสภาพแวดล้อมต่าง ๆ

จากหัวข้อที่ผ่านมาทั้งหมด ทำให้ทราบรายละเอียดของระบบการแยกส่วนมือจากภาพของวิทยานิพนธ์นี้ รวมทั้งผลการทดสอบระบบ และประสิทธิภาพของระบบไปบ้างแล้ว ในหัวข้อนี้จะแสดงผลการทดสอบระบบในสภาพแวดล้อมต่าง ๆ ซึ่งได้แก่ผลการทดสอบระบบเมื่อจำนวนกลุ่มสีแตกต่างกัน และเมื่อสภาวะแสงสว่างแตกต่างกัน ดังรายละเอียดต่อไปนี้

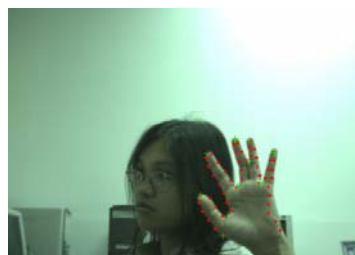
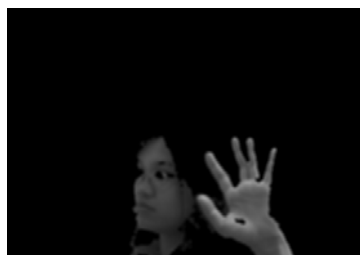
4.6.1 ผลการทดสอบระบบเมื่อจำนวนกลุ่มสีแตกต่างกัน

สำหรับระบบการแยกส่วนมือจากภาพของงานวิจัยนี้ ได้แยกเป็น 2 ส่วนดังที่ได้กล่าวไว้แล้วข้างต้น ในส่วนแรกเป็นการแยกส่วนสีผิวมนุษย์ออกจากภาพซึ่งได้ใช้ SOFM ในการแบ่งกลุ่มสี และใช้ GA ในการกำหนดจำนวนกลุ่มสีให้เหมาะสมสำหรับแต่ละภาพ ซึ่งค่าความเหมาะสมและผลการแยกส่วนสีผิวมนุษย์ได้แสดงไว้แล้วในบทที่ 3 แต่ยังไม่ทราบว่าค่าความเหมาะสมและผลการแยกส่วนสีผิวมนุษย์นั้นมีผลต่อการแยกส่วนมือจากภาพอย่างไร ดังนั้นในหัวข้อที่ 5.2 นี้ ได้ทำการทดสอบระบบเมื่อจำนวนกลุ่มสีของภาพมีความแตกต่างกัน โดยผลการทดสอบระบบจะแบ่งตามลักษณะความซับซ้อนของพื้นหลังของภาพ ได้ผลดังต่อไปนี้

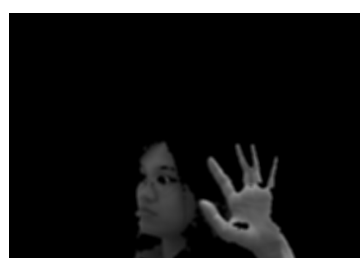
ลักษณะที่ 1 ภาพมีลักษณะพื้นหลังไม่ซับซ้อน รูปที่ 4.26 แสดงผลการทดสอบระบบเมื่อภาพพื้นหลังมีลักษณะไม่ซับซ้อน จากรูป 4.26 (ก) แสดงผลการแยกส่วนมือเมื่อใช้กลุ่มสี 3 กลุ่มสี ค่าความเหมาะสมมีค่าน้อยที่สุด เห็นว่าระบบสามารถแยกส่วนมือได้อย่างถูกต้อง รูปที่ 4.26 (ข) ใช้กลุ่มสี 5 กลุ่มสี มีค่าความเหมาะสมเท่ากับ 0.0952 ซึ่งใกล้เคียงกับค่าความเหมาะสมของ 3 กลุ่มสี และระบบสามารถแยกส่วนมือได้อย่างถูกต้อง ส่วนรูปที่ 4.26 (ค) แสดงผลการแยกส่วนมือเมื่อใช้กลุ่มสี 13 กลุ่มสี ซึ่งได้ค่าความเหมาะสมเท่ากับ 2.8928 เป็นค่าความเหมาะสมที่มีค่ามากกว่า ค่าความเหมาะสมของ 3 กลุ่มสีมาก และจากภาพเห็นว่าระบบแยกส่วนมือได้ยังไม่ถูกต้อง ดังนั้นจากผลการทดสอบจะเห็นว่า ภาพที่มีลักษณะพื้นหลังที่ไม่ซับซ้อนจำนวนกลุ่มสีที่เหมาะสมกับภาพเป็นจำนวนกลุ่มสีที่มีค่าน้อย หากใช้จำนวนกลุ่มสีมากเกินไปทำให้ระบบไม่สามารถแยกส่วนมือได้



(ก) 3 กลุ่มสี ค่าความเหมาะสม 0.0870



(ข) 5 กลุ่มสี ค่าความเหมาะสม 0.0952



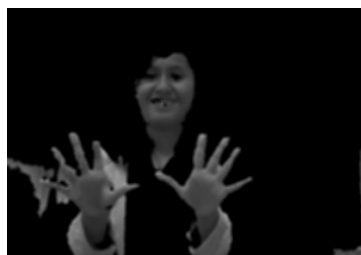
(ค) 13 กลุ่มสี ค่าความเหมาะสม 2.8928

รูปที่ 4.26 ตัวอย่างผลการทดสอบระบบกับภาพที่มีลักษณะพื้นหลังไม่ซับซ้อน

ลักษณะที่ 2 ภาพมีลักษณะพื้นหลังที่ซับซ้อนปานกลาง แสดงผลการทดสอบดังรูปที่ 4.27 จากรูปจำนวนกลุ่มสีที่เหมาะสมที่สุด คือ 8 กลุ่มสี ซึ่งให้ผลการทดสอบที่ถูกต้องที่สุด รูปที่ 4.27 (ก) ใช้จำนวนกลุ่มสี 3 กลุ่มสี ซึ่งทำให้กลุ่มสีที่ไม่ใช่สีผิวมนุษย์บางส่วนยังไม่ถูกกำจัดออกจากภาพทำให้ไม่สามารถแยกส่วนมือจากภาพได้ ส่วนรูป 4.27 (ค) ใช้กลุ่มสีจำนวน 13 กลุ่มสี สามารถแยกส่วนมือได้ แต่ผลยังไม่ดีเท่าที่ควร



(ก) 3 กลุ่มสี ค่าความเหมาะสม 2.1053



(ข) 8 กลุ่มสี ค่าความเหมาะสม 0.0737



(ค) 13 กลุ่มสี ค่าความเหมาะสม 0.0883

รูปที่ 4.27 ตัวอย่างผลการทดสอบระบบกับภาพที่มีลักษณะพื้นหลังซับซ้อนปานกลาง

ลักษณะที่ 3 ภาพมีลักษณะพื้นหลังที่ซับซ้อนมาก แสดงผลการทดสอบดังรูปที่ 4.28 จากรูปจะเห็นว่าจำนวนกลุ่มสีที่เหมาะสมที่สุด คือ 15 กลุ่มสี ซึ่งให้ผลการทดสอบที่ถูกต้องที่สุด รูปที่ 4.28 (ก) ใช้จำนวนกลุ่มสี 3 กลุ่มสี ซึ่งทำให้กลุ่มสีที่ไม่ใช่สีผิวมนุษย์บางส่วนยังไม่ถูกกำจัดออกจากภาพทำให้ไม่สามารถแยกส่วนมือจากภาพได้ ส่วนรูป 4.28 (ข) ใช้กลุ่มสีจำนวน 6 กลุ่มสี สามารถแยกส่วนมือได้เพียง 1 มือเท่านั้น และผลยังไม่ดีเท่าที่ควร



(ก) 3 กลุ่มสี ค่าความเหมาะสม 0.1929



(ข) 6 กลุ่มสี ค่าความเหมาะสม 0.1567



(ค) 15 กลุ่มสี ค่าความเหมาะสม 0.0298

รูปที่ 4.28 ตัวอย่างผลการทดสอบระบบกับภาพที่มีลักษณะพื้นหลังซับซ้อนมาก

จากผลการทดสอบระบบเมื่อใช้จำนวนกลุ่มสีแตกต่างกัน สำหรับแต่ละภาพจะเห็นว่า ถ้าจำนวนกลุ่มสีไม่เหมาะสมกับภาพทำให้ระบบไม่สามารถแยกส่วนมือได้ หรือแยกได้ไม่ดีเท่าที่ควร ดังนั้นการกำหนดจำนวนกลุ่มสีจึงมีความจำเป็นมากเพื่อให้ระบบสามารถแยกส่วนมือได้ถูกต้อง

4.6.2 ผลการทดสอบระบบเมื่อสถานะแสงสว่างแตกต่างกัน

งานวิจัยนี้ได้ใช้อินพุตของระบบเป็นแบบจำลองภาพสี HSV แทนการใช้แบบจำลองสี RGB เพื่อให้ระบบสามารถแยกส่วนมือจากภาพได้แม้ในสถานะแสงสว่างที่แตกต่างกัน ดังได้กล่าวมาแล้ว สำหรับหัวข้อที่ 4.6.2 นี้ได้ทำการทดสอบระบบเมื่ออยู่ในสถานะแสงแตกต่างกันว่าระบบสามารถทำงานได้จริง ได้ผลแสดงดังรูปที่ 4.29 โดยแสดงตัวอย่างภาพที่แยกส่วนมือและค่าระดับเทาของภาพที่แยกส่วนสีผิวมนุษย์แล้วของภาพ ในสถานะแสงมากและในสถานะแสงน้อยเพื่อเปรียบเทียบกัน ซึ่งจะเห็นว่าระบบสามารถแยกส่วนมือได้แม้อยู่ในสถานะแสงที่แตกต่างกัน



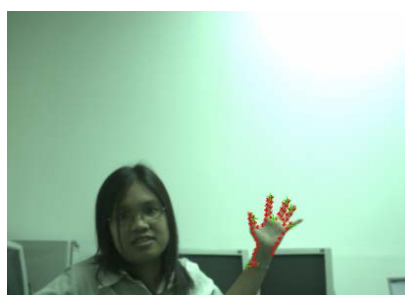
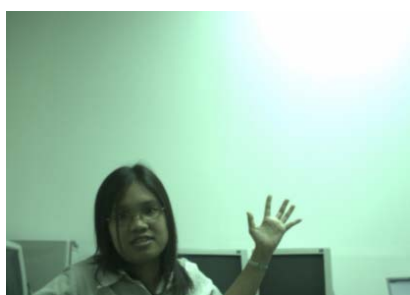
รูปที่ 4.29 ตัวอย่างผลการทดสอบระบบเมื่ออยู่ในสภาวะแสงแตกต่างกัน

4.7 ผลการทดสอบระบบแยกส่วนมือโดยใช้แผ่นแบบเปลี่ยนรูปได้ร่วมกับคอนเวกซ์

ระบบการแยกส่วนมือของงานวิจัยนี้ ได้อาศัยเทคนิคค่าคอนเวกซ์เพื่อให้สามารถแยกส่วนมือที่มีขนาดแตกต่างกันได้โดยอัตโนมัติดังได้แสดงรายละเอียดไว้ในหัวข้อที่ 4.2 และ 4.3 สำหรับหัวข้อนี้ ได้ทำการทดสอบระบบแยกส่วนมือโดยใช้แผ่นแบบเปลี่ยนรูปได้ร่วมกับคอนเวกซ์เปรียบเทียบกับระบบการแยกส่วนมือโดยใช้แผ่นแบบเปลี่ยนรูปได้อย่างเดียว เมื่อใช้แผ่นแบบต้นแบบเหมือนกัน ซึ่งสำหรับการทดสอบระบบนี้ ได้ใช้แผ่นแบบต้นแบบเป็นมือที่มีลักษณะทาง 5 นิ้ว และมีขนาด 260 x 287 จดภาพ ดังตัวอย่างรูปที่ 4.30 โดยจะทำการทดสอบกับมือขนาดต่าง ๆ ได้ผลดังรูปที่ 4.31 – 4.37



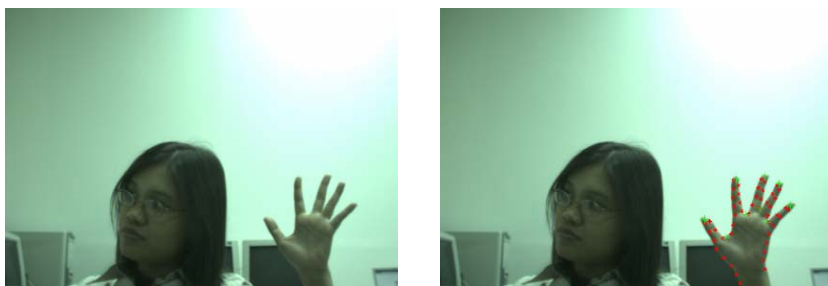
รูปที่ 4.30 ภาพต้นแบบที่ใช้สร้างแผ่นแบบต้นแบบ



(ก) แผ่นแบบเปลี่ยนรูปได้

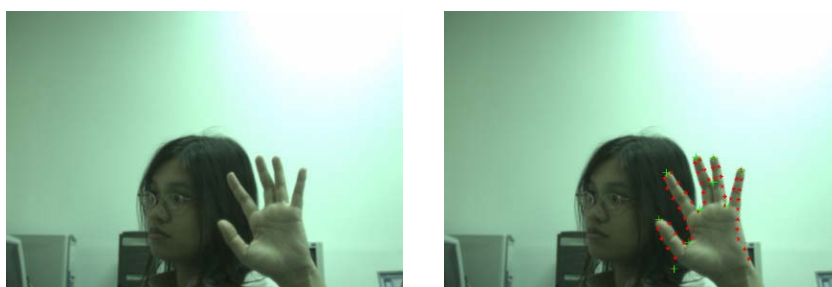
(ข) แผ่นแบบเปลี่ยนรูปได้ร่วมกับค่าคอนเวกซ์

รูปที่ 4.31 ผลการทดสอบกับภาพมือขนาด 94 x 82 จดภาพ



(ก) แผ่นแบบเปลี่ยนรูปได้ (ข) แผ่นแบบเปลี่ยนรูปได้ร่วมกับค่าคอนเวกซ์

รูปที่ 4.32 ผลการทดสอบกับภาพมือขนาด 155 x 160 จุดภาพ



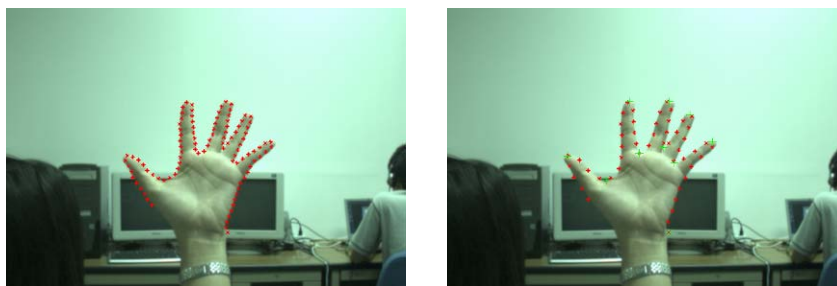
(ก) แผ่นแบบเปลี่ยนรูปได้ (ข) แผ่นแบบเปลี่ยนรูปได้ร่วมกับค่าคอนเวกซ์

รูปที่ 4.33 ผลการทดสอบกับภาพมือขนาด 163 x 186 จุดภาพ



(ก) แผ่นแบบเปลี่ยนรูปได้ (ข) แผ่นแบบเปลี่ยนรูปได้ร่วมกับค่าคอนเวกซ์

รูปที่ 4.34 ผลการทดสอบกับภาพมือขนาด 202 x 218 จุดภาพ



(ก) แผ่นแบบเปลี่ยนรูปได้ (ข) แผ่นแบบเปลี่ยนรูปได้ร่วมกับค่าคอนเวกซ์

รูปที่ 4.35 ผลการทดสอบกับภาพมือขนาด 244 x 213 จุดภาพ



(ก) แผ่นแบบเปลี่ยนรูปได้ (ข) แผ่นแบบเปลี่ยนรูปได้ร่วมกับค่าคอนเวกซ์

รูปที่ 4.36 ผลการทดสอบกับภาพมือขนาด 300 x 290 จุดภาพ



(ก) แผ่นแบบเปลี่ยนรูปได้ (ข) แผ่นแบบเปลี่ยนรูปได้ร่วมกับค่าคอนเวกซ์

รูปที่ 4.37 ผลการทดสอบกับภาพมือขนาด 361 x 347 จุดภาพ

จากตัวอย่างผลการทดสอบ จะเห็นว่าเมื่อใช้แผ่นแบบเปลี่ยนรูปได้ร่วมกับเทคนิคการหาค่าคอนเวกซ์ในการแยกส่วนมือจากภาพ สามารถแยกส่วนมือได้ตั้งแต่มือมีขนาด 94 x 82 จุคภาพ หรือประมาณ 36 เปอร์เซ็นต์เมื่อเทียบกับขนาดมือของแผ่นแบบต้นแบบ จนถึงขนาด 361 x 347 จุคภาพ หรือประมาณ 139 เปอร์เซ็นต์เมื่อเทียบกับขนาดมือของแผ่นแบบต้นแบบ ในขณะที่เมื่อใช้แผ่นแบบเปลี่ยนรูปได้เพียงอย่างเดียว โดยใช้แผ่นแบบต้นแบบขนาดเดียวกัน สามารถแยกส่วนมือที่มีขนาด 202 x 218 จุคภาพ หรือประมาณ 78 เปอร์เซ็นต์เมื่อเทียบกับขนาดมือของแผ่นแบบต้นแบบ ถึงขนาด 300 x 290 จุคภาพ หรือประมาณ 115 เปอร์เซ็นต์เมื่อเทียบกับขนาดมือของแผ่นแบบต้นแบบ เท่านั้น และเมื่อทำการทดสอบกับภาพมือขนาดต่าง ๆ จำนวน ขนาดละ 50 รูป ได้ผลดังตารางที่ 4.4 ซึ่งแสดงให้เห็นว่า การใช้แผ่นแบบเปลี่ยนรูปได้ ร่วมกับเทคนิควิธีการหาค่าคอนเวกซ์สามารถแยกส่วนมือที่มีขนาดแตกต่างกัน ได้โดยอัตโนมัติ และมีประสิทธิภาพที่ดีกว่า การใช้แผ่นแบบเปลี่ยนรูปได้เพียงอย่างเดียว

ตารางที่ 4.4 ค่าประสิทธิภาพของการแยกส่วนมือ เมื่อใช้แผ่นแบบต้นแบบขนาด 260 x 287 จุคภาพ

ขนาดมือเมื่อเทียบกับขนาดมือของ แผ่นแบบต้นแบบ (เปอร์เซ็นต์)	ผลการทดสอบ (เปอร์เซ็นต์)	
	แผ่นแบบเปลี่ยนรูปได้	แผ่นแบบเปลี่ยนรูปได้ ร่วมกับค่าคอนเวกซ์
35 – 60	0	70
61 – 90	50	76
91 – 120	84	90
121 - 150	20	98

4.8 สรุป

ระบบการแยกส่วนมือออกจากภาพ ได้ใช้เทคนิคการหาค่าคอนเวกซ์ ร่วมกับการสร้างแบบจำลองแผ่นแบบเปลี่ยนรูปได้ และการค้นหาแบบ GA ซึ่งจากผลการทดสอบระบบเห็นว่าระบบสามารถแยกส่วนมือได้อย่างมีประสิทธิภาพ และระบบได้ใช้การหาจุดเปลี่ยนระดับเพื่อให้ระบบสามารถหามือมากกว่า 1 มือจากภาพได้ ซึ่งจากการใช้เทคนิคของการหาค่าคอนเวกซ์ และการสร้างแบบจำลองแผ่นแบบเปลี่ยนรูปได้ ทำให้ระบบสามารถปรับเปลี่ยนให้สามารถแยกส่วนมือที่มีลักษณะการวางตัวของมือที่แตกต่างกันได้โดยการสร้างชุดคอนเวกซ์ และแผ่นแบบต้นแบบตามลักษณะการวางตัวของมือที่แตกต่างกัน นอกจากนี้ยังแสดงให้เห็นว่าระบบของงานวิจัยนี้สามารถแยกส่วนมือออกจากภาพสีได้แม้ในสถานะแสงสว่างที่แตกต่างกัน และสามารถแยกส่วนมือที่มี

ขนาดแตกต่างกันได้โดยอัตโนมัติ นอกจากนี้ยังได้แสดงให้เห็นว่าการกำหนดจำนวนกลุ่มสีมีผลต่อการแยกส่วนมือออกจากภาพอีกด้วย

บทที่ 5

บทสรุปและข้อเสนอแนะ

5.1 สรุป

งานวิจัยวิทยานิพนธ์นี้ดำเนินการศึกษา และพัฒนาโครงสร้างระบบการแยกส่วนมือจากภาพสีเพื่อให้สามารถใช้งานได้โดยอัตโนมัติ ซึ่งระบบที่พัฒนาขึ้นประกอบไปด้วยการแยกส่วนสีผิวมนุษย์ออกจากภาพสีซึ่งประกอบไปด้วย SOFM โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ และระบบการแยกส่วนมือออกจากภาพซึ่งได้ใช้เทคนิคการหาค่าคอนเวกซ์ ร่วมกับแผนแบบเปลี่ยนรูปได้ โดยทั้งระบบได้ใช้การค้นหาแบบ GA ในการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดของระบบ การดำเนินงานวิจัยวิทยานิพนธ์ดังกล่าวสำเร็จลุล่วงตามวัตถุประสงค์ โดยสามารถสรุปผลการศึกษาวิจัยและพัฒนาทางวิศวกรรมเป็นข้อสรุปได้ดังต่อไปนี้

การปฏิสนั้ววรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง ได้รับการรายงานไว้ในบทที่ 2 ซึ่งพบว่าการแยกส่วนมือแบบเดิมยังไม่สามารถทำงานได้โดยอัตโนมัติ ต้องมีการกำหนดค่าเริ่มต้นก่อน ไม่สามารถทำงานในสถานะแสงสว่างที่แตกต่างกันได้ และไม่สามารถแยกส่วนมือที่มีขนาดแตกต่างกันได้โดยอัตโนมัติ ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงดำเนินการพัฒนาวิธีการแยกส่วนมือแบบใหม่ขึ้น เพื่อให้สามารถแยกส่วนมือได้โดยอัตโนมัติ ลดข้อจำกัดทางด้านแสงสว่าง และแยกส่วนมือที่มีขนาดแตกต่างกัน และลักษณะการวางตัวแตกต่างกันได้โดยอัตโนมัติ

รายละเอียดของโครงสร้างระบบการแยกส่วนสีผิวมนุษย์ออกจากภาพสี ได้กล่าวไว้ในบทที่ 3 ซึ่งโครงสร้างระบบประกอบไปด้วยการแยกส่วนภาพออกเป็นกลุ่มสี โดยใช้ SOFM และเพื่อให้ระบบสามารถแยกกลุ่มสีให้เหมาะสมกับภาพได้โดยอัตโนมัติ จึงใช้ GA ในการกำหนดจำนวนกลุ่มสีให้เหมาะสมกับแต่ละภาพ และเพื่อให้ระบบสามารถทำงานได้แม้ในสถานะแสงสว่างที่แตกต่างกัน จึงได้ใช้แบบจำลองภาพสีแบบ HSV เป็นอินพุตของระบบ นอกจากนี้ระบบได้ใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับในการกำหนดกลุ่มสีว่ากลุ่มสีใดเป็นสีผิวมนุษย์ และกลุ่มสีใดไม่ใช่สีผิวมนุษย์

ในบทที่ 4 แสดงรายละเอียดโครงสร้างระบบการแยกส่วนมือออกจากภาพสี ซึ่งโครงสร้างระบบประกอบไปด้วยเทคนิคการหาค่าคอนเวกซ์ และการสร้างแผนแบบเปลี่ยนรูปได้ โดยใช้การค้นหาแบบ GA ช่วยในการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดที่เป็นมือ และในบทนี้ได้แสดงผลการแยกส่วนมือที่มีขนาดแตกต่างกัน มีลักษณะการวางตัวที่แตกต่างกัน และสามารถแยกส่วนมือมากกว่า 1 มือได้

โดยอัตโนมัติ และยังแสดงผลการทดสอบระบบเมื่อจำนวนกลุ่มสีที่กำหนดสำหรับแต่ละภาพแตกต่างกัน ผลการแยกส่วนมือที่ได้จะแตกต่างกันไปด้วย กล่าวคือระบบจะสามารถแยกส่วนมือได้อย่างถูกต้อง จำเป็นต้องมีการกำหนดกลุ่มสีให้เหมาะสมกับภาพที่สุด นอกจากนี้ยังได้แสดงผลการทดสอบระบบเมื่ออยู่ในสถานะแสงสว่างที่แตกต่างกัน จากผลการทดสอบ เห็นว่าระบบของงานวิจัยนี้สามารถแยกส่วนมือในสถานะแสงสว่างที่แตกต่างกันได้อย่างอัตโนมัติ และสุดท้ายได้ทำการทดสอบระบบที่ประกอบไปด้วยเทคนิคการหาค่าคอนเวกซ์ และแผ่นแบบเปลี่ยนรูปได้ เปรียบเทียบกับระบบที่ใช้เพียงแผ่นแบบเปลี่ยนรูปได้ซึ่งผลการทดสอบที่ได้ แสดงให้เห็นว่า ระบบที่ใช้เพียงแผ่นแบบเปลี่ยนรูปได้ สามารถแยกส่วนมือที่มีขนาดใกล้เคียงกับขนาดของแผ่นแบบต้นแบบเท่านั้น ในขณะที่ระบบที่ใช้เทคนิคการหาค่าคอนเวกซ์ร่วมด้วย สามารถแยกส่วนมือที่มีขนาดแตกต่างกับแผ่นแบบต้นแบบได้อย่างอัตโนมัติ

5.2 ข้อเสนอแนะ

จากการดำเนินงานวิจัยวิทยานิพนธ์ที่ผ่านมาและผลที่ได้ทำให้เกิดแนวคิดและข้อเสนอแนะในการดำเนินงานวิจัยต่อไปในอนาคต ดังต่อไปนี้

1. ระบบของงานวิจัยนี้ยังไม่สามารถแยกส่วนมือ ที่ซ้อนทับกับหน้าได้ดึนั้ก เพราะระบบนี้ใช้สีผิวมนุษย์เป็นปัจจัยสำคัญในการแยกส่วน ดังนั้นเพื่อพัฒนาระบบให้สามารถใช้งานแม้มือซ้อนทับกับหน้า ควรคิดค้นวิธีการแบบใหม่เพื่อให้สามารถแยกส่วนมือที่ซ้อนทับใบหน้าได้
2. เพื่อให้ระบบสามารถใช้งานได้อย่างหลากหลาย จำเป็นต้องมีข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอนที่หลากหลาย และมีจำนวนเพียงพอที่จะใช้แทนกลุ่มข้อมูลได้ทุกกลุ่ม
3. ประสิทธิภาพของการแยกส่วนมือสามารถปรับปรุงได้ โดยการพิจารณาปรับปรุงแผ่นแบบเปลี่ยนรูปได้ ซึ่งอาจจะทำการออกแบบให้สามารถรองรับการแปรผันของมือให้ได้มากยิ่งขึ้น และลดจำนวนของแผ่นแบบเปลี่ยนรูปได้ เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการใช้เวลาคำนวณของระบบ รวมไปถึงการพิจารณาปรับเปลี่ยนความสัมพันธ์ในสมการ 4.16 ให้มีความเหมาะสมมากยิ่งขึ้นด้วย

รายการอ้างอิง

- อาทิตย์ ศรีแก้ว. (2546). การคำนวณเชิงนิรนัย. สำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์: มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี.
- อาทิตย์ ศรีแก้ว. (2546). ปัญญาประดิษฐ์สำหรับวิศวกร. สำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์: มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี.
- Brown, T. and Thomas, R.C. (1999). Finger tracking for the digital desk. **1st Australasian AUIC 2000 Conference on User Interface**: 11-16.
- Coughlan, J., Yuille, A.L., English, C. and Snow, D. (2000). Efficient Deformable Template Detection and Localization without User Initialization. **Computer Vision and Image Understanding, Vol. 78, No. 3**: 303-319.
- Gonzalez, R. and Woods, R. (2001). **Digital image processing**. Prentice-Hall : Addison Wesley
- Gough, N., Mehdi, Q., Griffith, J. and Allen, M. (2000). Human Imitation Framework for a Machine Vision Systems Based on Soft Computing Tools. **Proceedings of the 2000 IEEE International Symposium on Intelligent Control**: 199-204.
- Huynh-Thu, Q., Meguro, M. and Kaneko, M. (2002). Skin-color extraction in images with complex background and varying illumination. **Proceedings of the IEEE 2002 on Applications of Computer Vision, (WACV 2002)**: 280 – 285.
- Isard, M. and Blake, A.(1996). Contour tracking by stochastic propagation of conditional density. **In European Conference on Computer Vision**: 343–356.
- Lathuiliere, F. and Herve, J.Y. (2000). Visual tracking of hand posture with occlusion handling. **Proceedings of the IEEE 2000 on Pattern Recognition**: 1129-1133.
- Liu, Q. Wu, Y. and Huang, T.S. (2004). 3D Model-based hand tracking using stochastic direct search method. **Proceedings of the Sixth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition**: 1-6.
- MacLean, J., Herpers, R., Pantofaru, C., Wood, L., Derpanis, K., Topalovic, D. and Tsotsos, J. (2001). Fast Hand Gesture Recognition for Real-Time Teleconferencing Applications.

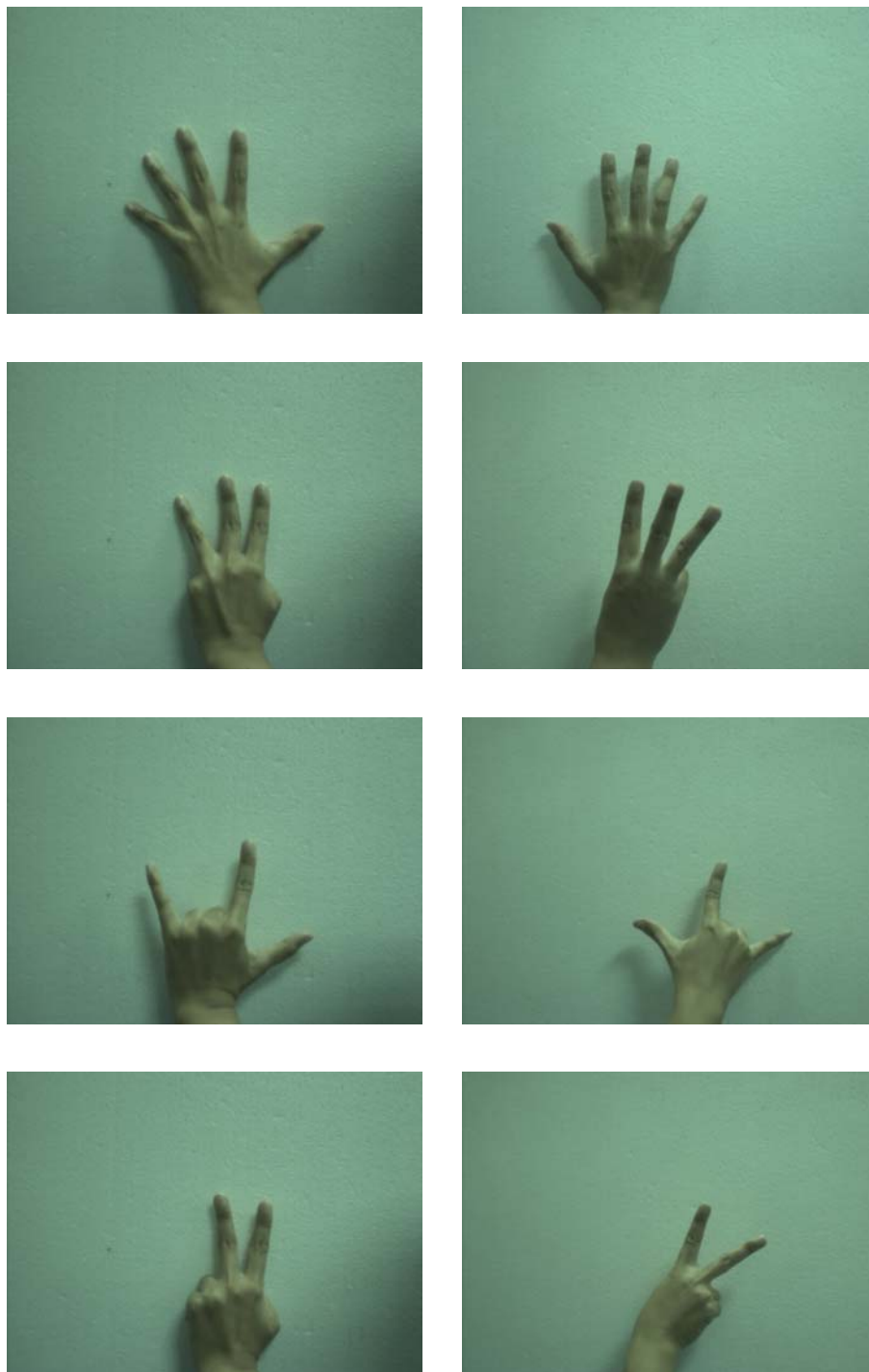
Proceedings of the IEEE ICCV Workshop on Recognition, Analysis, and Tracking of Faces and Gestures in Real-Time Systems: 133-140.

- Miura, J., Kanda, I. and Shirai, Y. (2000). An Active Vision System for Real-Time Traffic Sign Recognition. **Proceedings of the IEEE 2000 on Intelligent Transportation Systems: 52-57.**
- Ozeki, M., Itoh, M., Nakamura, Y. and Ohta, Y. (2002). Tracking hands and objects for an intelligent video production system. **Proceedings of the IEEE 2002 on Pattern Recognition : 1011-1014.**
- Sato, Y., Saito, M. and Koike, H. (2001). Real-time input of 3D pose and gestures of a user's hand and its applications for HCI. **IEEE Virtual Reality 2001: 79-86.**
- Stenger, B., Mendonca, P. R. S. and Cipolla, R. (2001). Model-Based Hand Tracking Using an Unscented Kalman Filter. **In Proc. British Machine Vision Conference, Vol. 1 : 63-72.**
- Tomita, A. and Ishii, R. (1994). Hand shape extraction from a sequence of digitized gray-scale images. **Proceedings of the IEEE 1994: 1925-1930.**
- Ukita, N., Kono, Y. and Kidode M. (2002). Wearable Vision Interfaces: towards Wearable Information Playing in Daily Life. **In Proc. 1st CREST Workshop on Advanced Computing and Communicating Techniques for Wearable Information Playing: 47-56.**
- Wu, Y., Liu, Q. and Huang, T.S. (2000). An Adaptive Self-Organizing Color Segmentation Algorithm with Application to Robust Real-time Human Hand Localization. **In Proc. IEEE Asian Conf. on Computer Vision (ACCV'2000): 1106-1111.**
- Zimmermann, Lanier, T.Q., Blanchard, J., Bryson, C. and Harvill, Y. (1987). A hand gesture interface device. **In Proc. ACM Conf. Human Factors in Computing Systems and Graphics Interface: 189-192.**

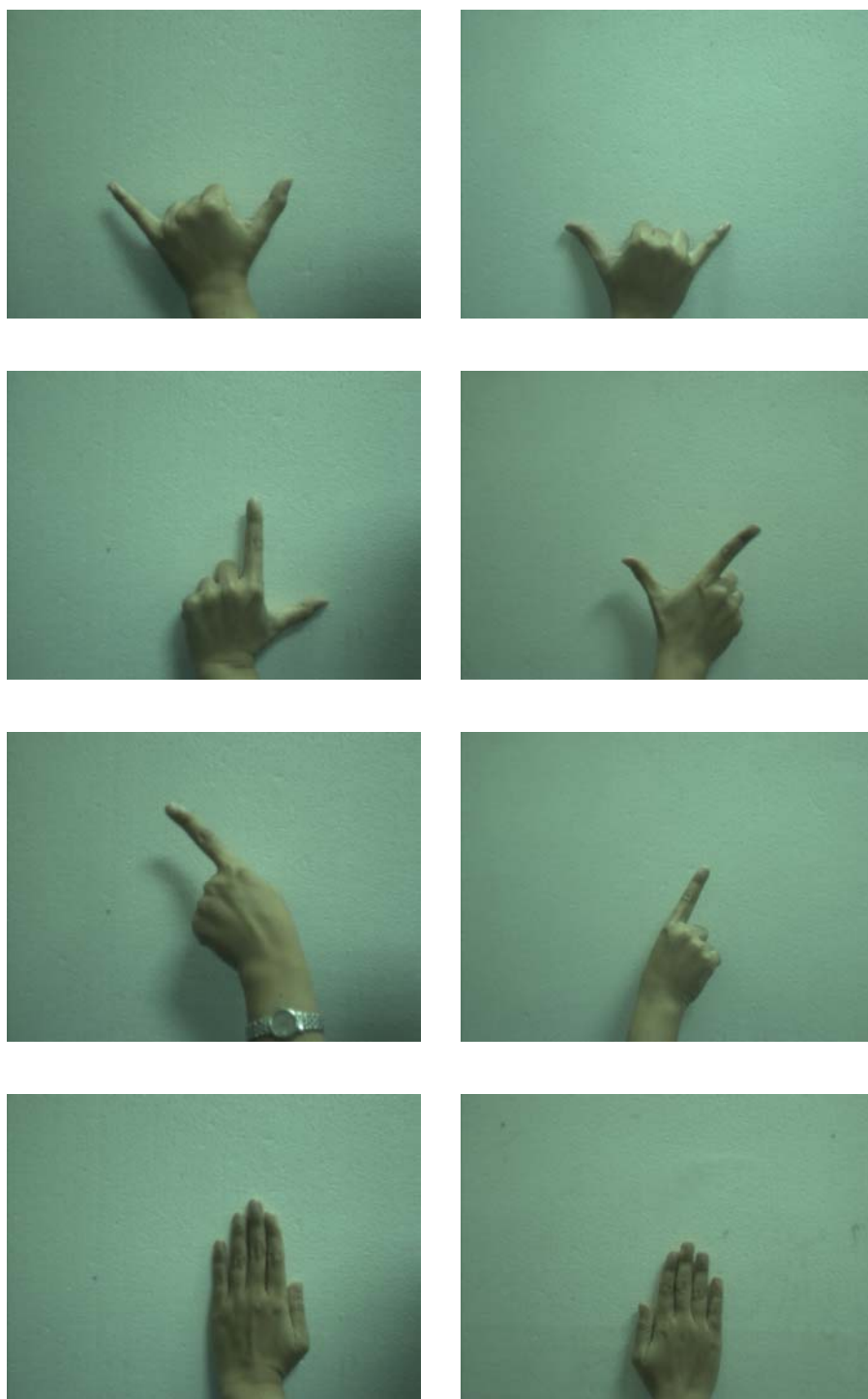
ภาคผนวก ก

ภาพมือที่ใช้สร้างแผ่นแบบต้นแบบ

ภาพที่ใช้สร้างแผ่นแบบต้นแบบของระบบ



รูปที่ ก.1 ภาพมือที่ใช้สร้างแผ่นแบบต้นแบบของระบบ



รูปที่ ก.1 ภาพมือที่ใช้สร้างแผ่นแบบต้นแบบของระบบ (ต่อ)

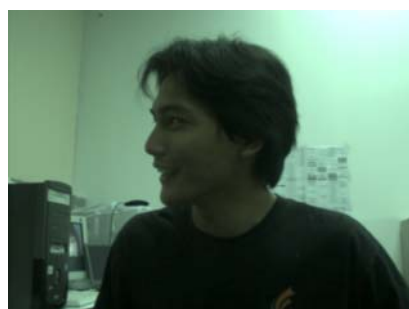
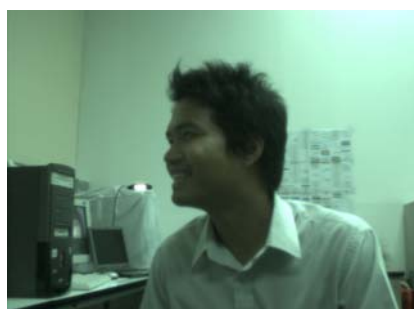


รูปที่ ก.1 ภาพมือที่ใช้สร้างแผ่นแบบต้นแบบของระบบ (ต่อ)

ภาคผนวก ข

ภาพดีผิวมนุษย์ และไม่ใช่ดีผิวมนุษย์ที่ใช้ในการฝึกสอน
โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร์กลับ

ภาพสีผิวมนุษย์และไม่ใช่สีผิวมนุษย์ที่ใช้ฝึกสอนระบบ



รูปที่ ข.1 ภาพที่ใช้ฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ

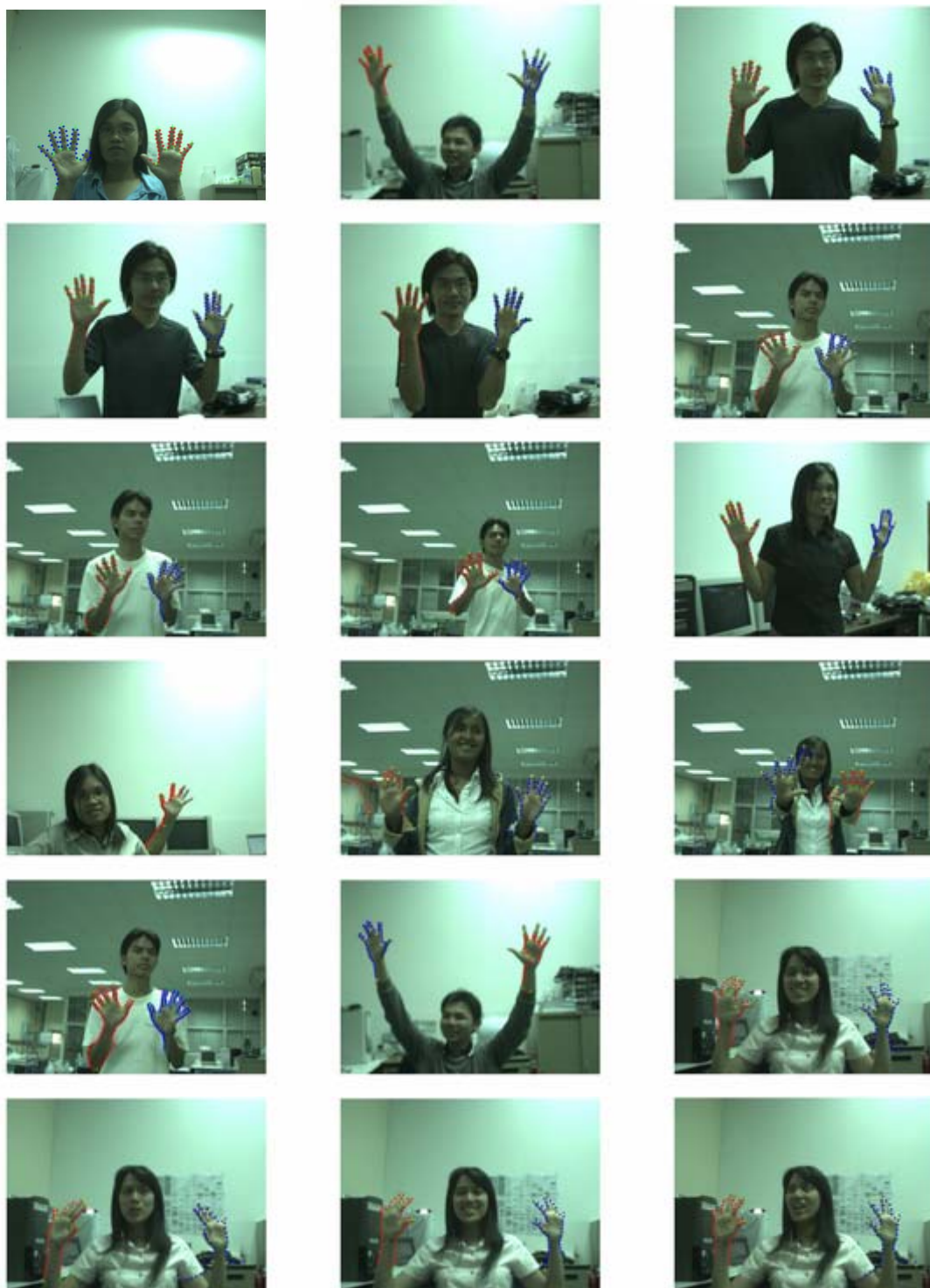


รูปที่ ข.1 ภาพที่ใช้ฝึกสอน โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ (ต่อ)

ภาคผนวก ค

ภาพผลการทดสอบระบบ

ภาพผลการทดสอบระบบ



รูปที่ ค.1 ภาพผลการทดสอบระบบ



รูปที่ ค.1 ภาพผลการทดสอบระบบ (ต่อ)



รูปที่ ค.1 ภาพผลการทดสอบระบบ (ต่อ)



รูปที่ ค.1 ภาพผลการทดสอบระบบ (ต่อ)



รูปที่ ค.1 ภาพผลการทดสอบระบบ (ต่อ)



รูปที่ ค.1 ภาพผลการทดสอบระบบ (ต่อ)



รูปที่ ค.1 ภาพผลการทดสอบระบบ (ต่อ)



รูปที่ ค.1 ภาพผลการทดสอบระบบ (ต่อ)



รูปที่ ค.1 ภาพผลการทดสอบระบบ (ต่อ)



รูปที่ ค.1 ภาพผลการทดสอบระบบ (ต่อ)



รูปที่ ค.1 ภาพผลการทดสอบระบบ (ต่อ)



รูปที่ ค.1 ภาพผลการทดสอบระบบ (ต่อ)



รูปที่ ค.1 ภาพผลการทดสอบระบบ (ต่อ)



รูปที่ ค.1 ภาพผลการทดสอบระบบ (ต่อ)



รูปที่ ค.1 ภาพผลการทดสอบระบบ (ต่อ)



รูปที่ ค.1 ภาพผลการทดสอบระบบ (ต่อ)



รูปที่ ค.1 ภาพผลการทดสอบระบบ (ต่อ)



รูปที่ ค.1 ภาพผลการทดสอบระบบ (ต่อ)



รูปที่ ค.1 ภาพผลการทดสอบระบบ (ต่อ)



รูปที่ ค.1 ภาพผลการทดสอบระบบ (ต่อ)



รูปที่ ค.1 ภาพผลการทดสอบระบบ (ต่อ)



รูปที่ ค.1 ภาพผลการทดสอบระบบ (ต่อ)



รูปที่ ค.1 ภาพผลการทดสอบระบบ (ต่อ)



รูปที่ ค.1 ภาพผลการทดสอบระบบ (ต่อ)



รูปที่ ค.1 ภาพผลการทดสอบระบบ (ต่อ)

ภาคผนวก ง

บทความวิชาการที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่ในขณะศึกษา

การประชุมวิชาการในประเทศ

1. “วิธีการใหม่แบบพันทางในการคัดแยกมือจากภาพสี” การประชุมทางวิศวกรรมไฟฟ้า ครั้งที่ 28 หน้า 1013 – 1016. 20 – 21 ตุลาคม 2548

ประวัติผู้เขียน

นางสาวชมพู ทรัพย์ปทุมสิน เกิดเมื่อวันที่ 29 ตุลาคม พ.ศ. 2519 เกิดที่อำเภอด่านขุนทด จังหวัดนครราชสีมา สำเร็จการศึกษาระดับมัธยมศึกษาตอนปลาย จากโรงเรียนมัธยมด่านขุนทด จังหวัดนครราชสีมา และสำเร็จการศึกษาระดับปริญญาตรี วิศวกรรมศาสตรบัณฑิต (วิศวกรรมไฟฟ้า) จากมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี จังหวัดนครราชสีมา เมื่อ พ.ศ. 2541 ขณะศึกษาระดับปริญญาโท เคยสอนวิชาปฏิบัติการของสาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า สำนักวิชา วิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี ได้แก่ ปฏิบัติการวงจรและอุปกรณ์ ปฏิบัติการ วงจรอิเล็กทรอนิกส์ ปฏิบัติการวิศวกรรมไฟฟ้า 1 ปฏิบัติการเครื่องจักรกลไฟฟ้า และมีผลงานทาง วิชาการที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่ในขณะศึกษา ดังรายชื่อที่ปรากฏในภาคผนวก ง. มีความสนใจ ทางด้านการประมวลผลสัญญาณภาพ การมองเห็นของคอมพิวเตอร์