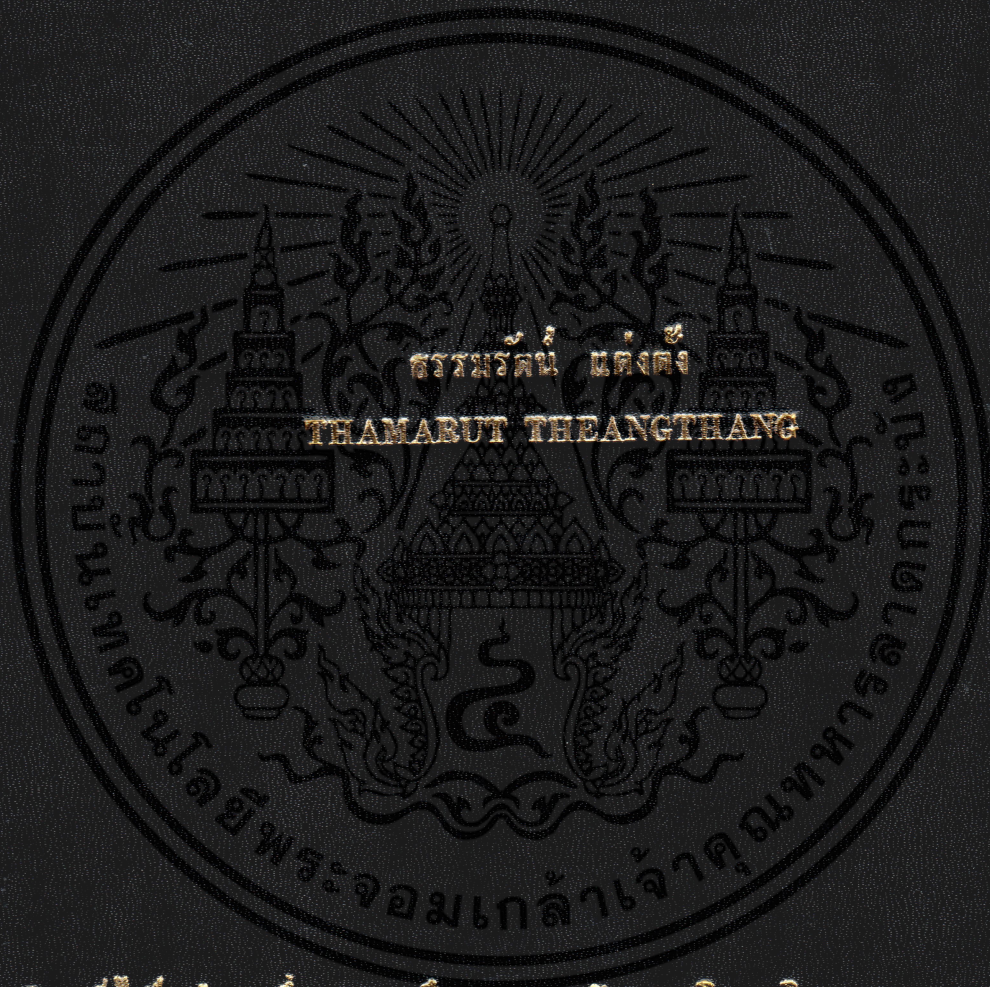


การทำภาพให้บางด้วยแบบจำลองมาร์คอฟ

THE THINNING IMAGE WITH HIDDEN MARKOV MODEL



วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิศวกรรมไฟฟ้า

บัณฑิตวิทยาลัย

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

พ.ศ. 2544

ISBN 974-648-378-1

การทำภาพให้บางด้วยแบบจำลองฮิดเดนมาร์คอฟ

THE THINNING IMAGE WITH HIDDEN MARKOV MODEL



วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า

บัณฑิตวิทยาลัย

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

40641

พ.ศ. 2544

ISBN 974-648-378-1

b.....

i.....

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

THE THINNING IMAGE WITH HIDDEN MARKOV MODEL



**A THESIS SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT
OF THE REQUIREMENT FOR THE DEGREE OF
MASTER OF ENGINEERING IN ELECTRICAL ENGINEERING
SCHOOL OF GRADUATE STUDIES
KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG**

2001

ISBN 974-648-378-1

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



COPYRIGHT 2001

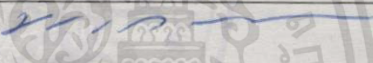

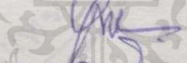
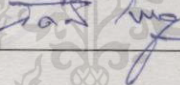
SCHOOL OF GRADUATE STUDIES

KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บัณฑิตวิทยาลัย
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
ใบรับรองวิทยานิพนธ์

หัวข้อวิทยานิพนธ์ การทำภาพให้บางด้วยแบบจำลองฮิดเดนมาร์คอฟ
THE THINNING IMAGE WITH HIDDEN MARKOV MODEL
ชื่อนักศึกษา นายธรรมรัตน์ แต่งตั้ง
รหัสประจำตัว 39061056
ปริญญา วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชา วิศวกรรมไฟฟ้า
อาจารย์ผู้ควบคุมวิทยานิพนธ์ รศ.ดร.กิตติ ไพฑูรย์วัฒนกิจ

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์	ลายมือชื่อ
รศ.ดร.มนัส สังวรศิลป์	
ผศ.ดร.สุรพันธุ์ เอื้อไพฑูรย์	
รศ.ดร.ยุทธพงษ์ รังสรรค์เสรี	
รศ.ดร.กิตติ ไพฑูรย์วัฒนกิจ	

วัน/เดือนปี ที่สอบ 31 พฤษภาคม 2544 เวลา 12.00 - 13.00 น.

สถานที่สอบ ณ อาคาร 12 ชั้น 4 (ห้อง E12-404)

บัณฑิตวิทยาลัยรับรองแล้ว

(รศ.ดร.บุญวัฒน์ อัคร)

คณบดีบัณฑิตวิทยาลัย

วันที่..... ๒๑.....เดือน..... สิงหาคม..... พ.ศ. ๒๕๔๔

หัวข้อวิทยานิพนธ์

การทำภาพให้บางด้วยแบบจำลองฮิดเดนมาร์คอฟ

นักศึกษา

ธรรมรัตน์ แต่งตั้ง

รหัสประจำตัว

39061056

ปริญญา

วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชา

วิศวกรรมไฟฟ้า

พ.ศ.

2544

อาจารย์ผู้ควบคุมวิทยานิพนธ์

รศ. ดร. กิตติ ไพฑูรย์วัฒนกิจ

บทคัดย่อ

ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้นำเสนอการทำภาพให้บางด้วยแบบจำลองฮิดเดนมาร์คอฟ (Hidden Markov Model หรือ HMM) โดยอาศัยคุณสมบัติของกรอบอ้างอิงสำหรับหาโครงของภาพจำนวน 12 กรอบซึ่งแบ่งออกเป็น 3 กลุ่มคือ Noise Template, Direction Template, และ Texture Template ที่มีขนาด 3×3 นำมาสร้างเป็นลำดับเหตุการณ์สำหรับนำไปคำนวณเปรียบเทียบกับแบบจำลองฮิดเดนมาร์คอฟเพื่อคัดแยกกรอบอ้างอิง ตามวิธีการนี้จะต้องกำหนดเงื่อนไขขึ้นมา 2 ส่วนเพื่อให้โครงของภาพมีความถูกต้องและสมบูรณ์ ซึ่งเราสามารถพิจารณาเงื่อนไขได้จากกรอบอ้างอิงและกลุ่มของกรอบอ้างอิงตามลำดับ จากผลการทดลองได้มีการเปรียบเทียบกับวิธีการทั่วไปเช่น Medial Axis Transformation และวิธีอื่นๆ โดยนำผลที่ได้ไปประเมินประสิทธิภาพด้วยมาตรฐานการวัดความกว้างของลายเส้น (Measure of Convergence to Unit Width หรือ m_c), มาตรฐานการวัดมูลค่าการคำนวณ (Measure of Computational Cost หรือ m_p), และมาตรฐานการวัดของความไวต่อสัญญาณรบกวน (Measure of Boundary Noise Sensitivity หรือ m_s) ซึ่งปรากฏว่าวิธีที่นำเสนอจะให้ผลลัพธ์ที่มีประสิทธิภาพดีกว่า

Thesis Title	THE THINNING IMAGE WITH HIDDEN MARKOV MODEL
Student	THAMARUT THEANGTHANG
Student ID	39061056
Degree	MASTER OF ENGINEERING
Programme	ELECTRICAL ENGINEERING
Year	2001
Thesis Advisor	ASSOC. PROF. DR. KITTI PAITHOONWATTANAKIJ

ABSTRACT

This Master thesis proposed of a method for thinning image with Hidden Markov Model (HMM). The properties of 12 thinning template for image skeleton are classified into 3 groups of template namely, Noise Template, Direction Template, and Texture Template. The window size of 3×3 is transformed into observation sequence. The observation sequence is computed and compared with HMM to extract the reference thinning template. According to this method, the condition have to set up 2 sections for complete image skeleton. We can find the relation for sections of condition from thinning template and template groups. The experimental results of thinning image is compared to the traditional techniques such as Medial Axis Transformation and other thinning algorithms. The image skeleton is assessed efficiency with the measure of convergence to unit width (m_1), the measure of computational cost (m_2), and the measure of boundary noise sensitivity (m_3). The results of measurement show that the proposed schemes give more accurate thinning image than traditional methods.

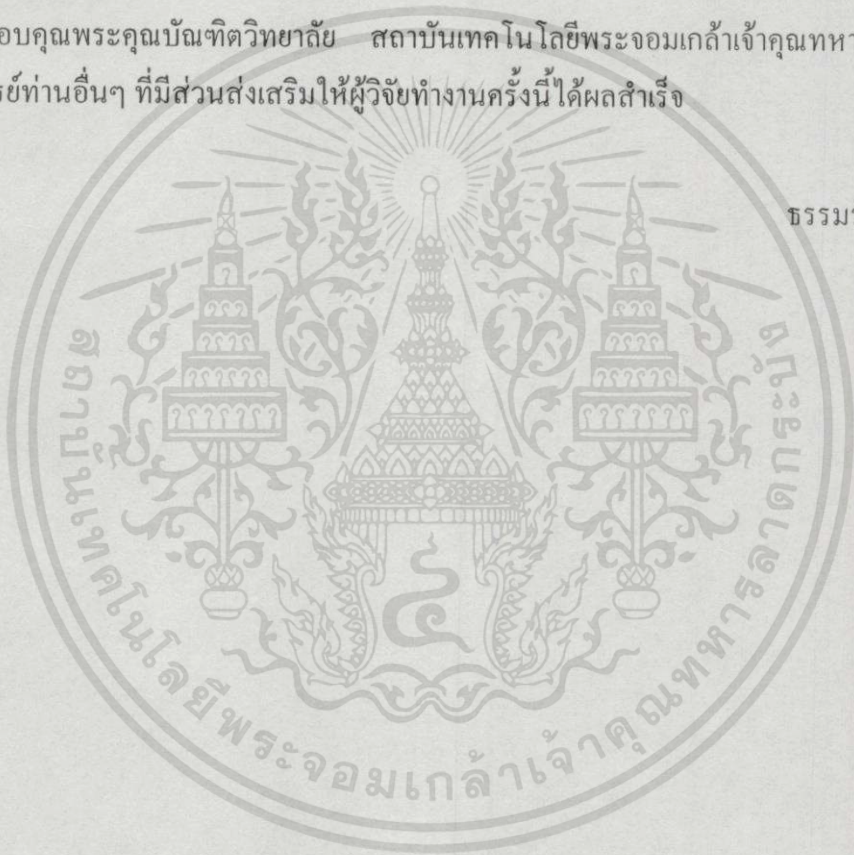
กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงได้ด้วยดี เพราะได้รับความเมตตาจากรองศาสตราจารย์ ดร. กิตติ ไพฑูรย์วัฒนกิจ ที่ได้กรุณาเป็นผู้ให้คำแนะนำและคำปรึกษาพร้อมทั้งสนับสนุนอุปกรณ์ในการวิจัยตลอดการควบคุมการทำการวิจัยตลอดมา ผู้วิจัยรู้สึกทราบบ้างและขอกราบขอบพระคุณเป็นอย่างสูง

ขอขอบพระคุณคณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ทุกท่าน ที่ได้ช่วยแนะนำแก้ไขวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ให้เสร็จสมบูรณ์

ขอขอบคุณพระคุณบัณฑิตวิทยาลัย สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง และอาจารย์ท่านอื่นๆ ที่มีส่วนส่งเสริมให้ผู้วิจัยทำงานครั้งนี้ได้ผลสำเร็จ

ธรรมรัตน์ แต่งตั้ง



สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย.....	I
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	II
กิตติกรรมประกาศ.....	III
สารบัญ.....	IV
สารบัญตาราง.....	VI
สารบัญรูป.....	VII
บทที่ 1 บทนำ.....	1
บทที่ 2 ทฤษฎีพื้นฐาน.....	3
2.1 พื้นฐานการประมวลผลภาพดิจิทัล.....	3
2.1.1 ตัวดำเนินการ Convolution.....	3
2.1.2 ตัวดำเนินการสถิติ.....	3
2.1.3 ตัวดำเนินการ Fourier Transform.....	4
2.2 การประมวลผลภาพก่อน.....	4
2.2.1 การกำจัดสัญญาณรบกวน.....	5
2.2.2 การปรับปรุงภาพให้คมชัด.....	5
2.2.3 การปรับปรุงภาพพรมัว.....	6
2.3 การหาโครงของภาพ.....	7
2.3.1 วิธีการหาโครงของภาพ.....	10
2.3.1.1 วิธี SR.....	10
2.3.1.2 วิธี Hil.....	11
2.3.1.3 วิธี RG.....	11
2.4 สรุป.....	12
บทที่ 3 แบบจำลองฮิดเดนมาร์คอฟ.....	13
3.1 แบบจำลองมาร์คอฟ.....	13
3.2 แบบจำลองฮิดเดนมาร์คอฟ.....	14
3.2.1 ตัวแปรที่สำคัญของแบบจำลองฮิดเดนมาร์คอฟ.....	15

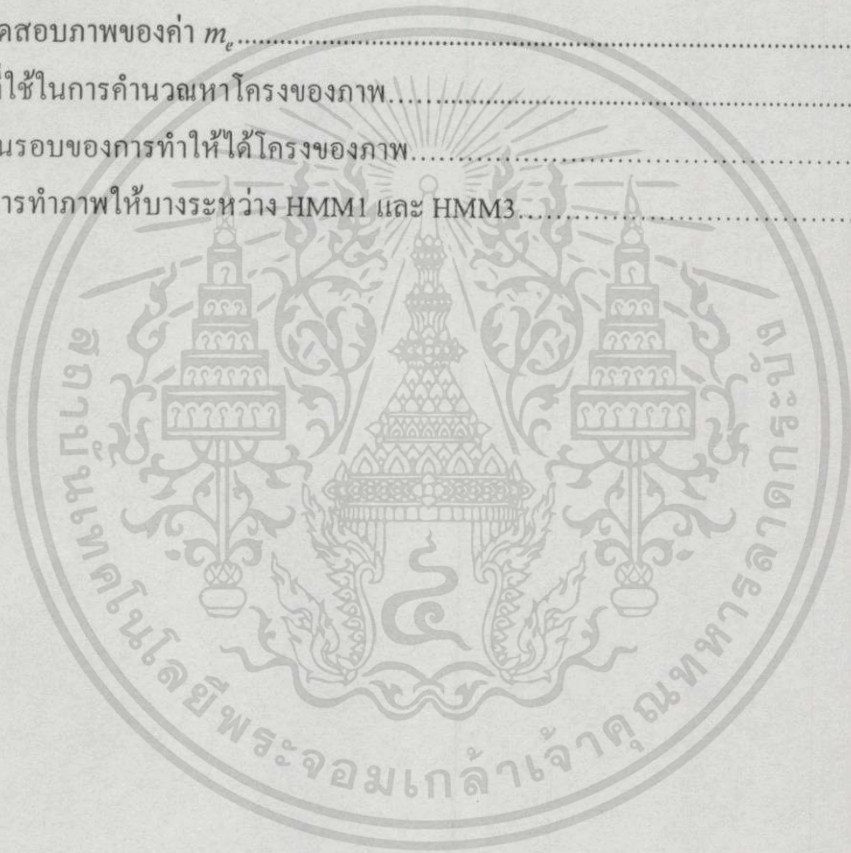
สารบัญ (ต่อ)

หน้า

3.2.2 ความสัมพันธ์ระหว่างแบบจำลองฮิดเดนมาร์คอฟกับลำดับเหตุการณ์.....	16
3.2.3 ปัญหาของแบบจำลองฮิดเดนมาร์คอฟ.....	18
3.2.4 ชนิดของแบบจำลอง.....	25
3.3 แบบจำลองฮิดเดนมาร์คอฟแบบหลายลำดับเหตุการณ์.....	27
3.3.1 การประมาณค่าตัวแปรเริ่มต้นของแบบจำลองฮิดเดนมาร์คอฟ.....	28
3.3.2 การเลือกแบบจำลอง.....	32
3.4 สรุป.....	31
บทที่ 4 การหาโครงของภาพ.....	34
4.1 การจัดลำดับของเหตุการณ์สำหรับหาโครงของภาพ.....	34
4.2 การหาโครงของภาพด้วยแบบจำลองฮิดเดนมาร์คอฟ.....	36
4.3 การพิจารณาเงื่อนไขสำหรับหาโครงของภาพ.....	38
4.3.1 การพิจารณาเงื่อนไขของ Thinning Template แวกซ์ลิ่งจุดภาพที่สมควรถูกจำกัด.....	39
4.3.2 การทำภาพให้บางกรณีที่มากกว่าสองสแตจ.....	42
4.4 สรุป.....	42
บทที่ 5 การประเมินประสิทธิภาพของโครงของภาพ.....	44
5.1 มาตรฐานการวัดความกว้างของลายเส้น (m_s).....	44
5.2 มาตรฐานการวัดมูลค่าการคำนวณ (m_a).....	46
5.3 มาตรฐานการวัดความไวต่อสัญญาณรบกวน (m_e).....	46
5.4 ผลการทดลอง.....	49
บทที่ 6 สรุปและวิจารณ์.....	56
เอกสารอ้างอิง.....	59
ประวัติผู้เขียน.....	61

สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
2.1 วิธีการหาโครงของภาพแบบต่างๆ ที่เกี่ยวข้องกับแบบอนุกรมและขนาน.....	10
3.1 แสดงลำดับเหตุการณ์ที่เกิดขึ้นจากลำดับสเตรจ.....	16
3.2 ความน่าจะเป็นของเหตุการณ์ภายในสเตรจ.....	16
5.1 การทดสอบภาพของค่า m_r	54
5.2 การทดสอบภาพของค่า m_d	54
5.3 การทดสอบภาพของค่า m_c	55
5.4 เวลาที่ใช้ในการคำนวณหาโครงของภาพ.....	55
5.5 จำนวนรอบของการทำให้ได้โครงของภาพ.....	53
5.6 เวลาการทำภาพให้บางระหว่าง HMM1 และ HMM3.....	56



สารบัญรูป

รูปที่	หน้า
2.1 แสดงตัวกรองสัญญาณความถี่ต่ำผ่าน.....	5
2.2 ผลลัพธ์การกำจัดสัญญาณรบกวน.....	5
2.3 วินโดว์ที่เป็นตัวกรองสัญญาณชนิดที่ยอมให้ความถี่สูงผ่าน.....	5
2.4 แสดงผลลัพธ์จากการปรับปรุงภาพให้คมชัด.....	6
2.5 $W_1 - W_4$ เป็น Laplacian วินโดว์และ $W_5 - W_{12}$ เป็น Gradient ตามมุมต่างๆ.....	7
2.6 แสดงผลลัพธ์การปรับปรุงภาพภาพแมว.....	7
2.7 ขั้นตอนการหาโครงของภาพ.....	8
2.8 แสดงนิยามกรอบจุกกรอบข้าง.....	9
3.1 ลูกโซ่มาร์คอฟขนาดห้าสแตจ.....	14
3.2 แบบจำลองกล่องบรรจุลูกบอลสีจำนวน N สแตจ.....	14
3.3 แผนผังการคำนวณของตัวแปร forward procedure.....	20
3.4 แผนผังการคำนวณของตัวแปร backward procedure.....	21
3.5 ทางเดินของลำดับสแตจ.....	23
3.6 แผนผังการค่าตัวแปร A, B, π	24
3.7 แสดงโครงสร้างของแบบจำลองฮิดเดนมาร์คอฟเมื่อ $N = 4$	26
3.8 ความแตกต่างของตัวอักษรตัว F.....	27
3.9 การหาค่าตัวแปร B เริ่มต้น.....	29
3.10 การประมาณค่าตัวแปรเริ่มต้นของ A.....	31
3.11 แสดงขั้นตอนการประมาณค่าตัวแปรของแบบจำลอง.....	32
4.1 กรอบอ้างอิง Texture Template.....	34
4.2 กรอบอ้างอิง Direction Template.....	35
4.3 กรอบอ้างอิง Noise Template.....	35
4.4 แสดงแบบจำลองและตัวแปรต่างๆ ที่ทำภาพให้บางวิธี HMM1.....	36
4.5 แสดงขั้นตอนในการทำภาพให้บางวิธี HMM1.....	37
4.6 การทดลองทำภาพให้บางเมื่อภาพเป็นเส้นคู่.....	38
4.7 แสดงผลรวมของ $B(p) = 7$ หรือ T^{13}	39
4.8 แสดงแบบจำลองและตัวแปรต่างๆ ที่ทำภาพให้บางวิธี HMM2.....	39
4.9 แสดงการกำหนดเงื่อนไขของกรอบอ้างอิง.....	40

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
4.10 แสดงขั้นตอนการทำภาพให้บางด้วยแบบจำลองฮิดเดนมาร์คอฟวิธี HMM2.....	41
4.11 การทดลองทำภาพให้บางเมื่อภาพเป็นเส้นคู่.....	42
4.12 แสดงแบบจำลองและตัวแปรต่างๆ ที่ทำภาพให้บางวิธี HMM3.....	42
5.1 ภาพที่ใช้ทดสอบทำภาพให้บาง.....	44
5.2 ภาพลายเส้นที่มีความหนามากกว่าหนึ่งจุดภาพ.....	45
5.3 แม่แบบตรวจวัดความหนาของโครงของภาพทั้ง 4 ทิศทาง.....	45
5.4 ภาพทดสอบที่ถูกสัญญาณรบกวนบริเวณขอบภาพ ($k=10$).....	48
5.5 โครงของภาพตามวิธี SR.....	50
5.6 โครงของภาพตามวิธี RG.....	50
5.7 โครงของภาพตามวิธี Hil.....	51
5.8 โครงของภาพตามวิธีฮิดเดนมาร์คอฟแบบ HMM1.....	51
5.9 โครงของภาพตามวิธีฮิดเดนมาร์คอฟแบบ HMM2.....	51
5.10 โครงของภาพที่มีสัญญาณรบกวนตามวิธี SR.....	52
5.11 โครงของภาพที่มีสัญญาณรบกวนตามวิธี RG.....	52
5.12 โครงของภาพที่มีสัญญาณรบกวนตามวิธี Hil.....	53
5.13 โครงของภาพที่มีสัญญาณรบกวนตามวิธี HMM1.....	53
5.14 โครงของภาพที่มีสัญญาณรบกวนตามวิธี HMM2.....	54
5.15 โครงของภาพตามวิธีฮิดเดนมาร์คอฟแบบ HMM3.....	56

บทที่ 1

บทนำ

การประมวลผลภาพที่สำคัญด้านหนึ่งคือการรู้จักภาพ (Pattern Recognition) เพราะถูกนำไปใช้ประโยชน์ในด้านต่างๆ มากมายอาทิเช่น การรู้จักตัวอักษร, การรู้จักลายมือ และ การออกแบบลายวงจรพิมพ์ เป็นต้น

วิธีการต่างเพื่อทำให้รู้จักภาพหรือจำแนกลายระเอียดต่างๆ มักจะต้องผ่านการประมวลผลขั้นต้นก่อน (Pre-Processing) ซึ่งขั้นตอนมีอยู่หลายวิธีขึ้นอยู่กับความต้องการของผู้ใช้ และวิธีการลดขนาดข้อมูลภาพหรือที่เรียกว่า “การทำภาพให้บาง” ก็เป็นหนึ่งในวิธีการเหล่านั้น อัลกอริทึมการทำภาพให้บางส่วนใหญ่จะประสบปัญหาบางประการเช่นความหนาของลายเส้น, เวลาที่ใช้ในการคำนวณและสัญญาณรบกวน โดยปัญหาต่างเหล่านี้ได้มีความพยายามในการแก้ไข เพื่อปรับปรุงให้ดียิ่งขึ้น

วัตถุประสงค์ของงานวิจัย

เพื่อออกพัฒนาอัลกอริทึมทำภาพให้บางแบบอนุกรม ซึ่งการทำภาพให้บางอนุกรมเป็นวิธีการที่สะดวกเพราะเครื่องคอมพิวเตอร์ที่เราใช้ๆ ก็ยังอยู่เป็นการทำงานแบบอนุกรม โดยวิธีการนี้ได้นำเอาคณิตศาสตร์ตัวใหม่เข้ามาพัฒนาอัลกอริทึมที่มีอยู่เดิม เพื่อให้ผลลัพธ์ที่ได้มีความถูกต้องสมบูรณ์ และถูกต้องเช่น มีความหนาเพียงจุดเดียว, มีความเร็วในการคำนวณสูง, ไม่ไวต่อจุดภาพรบกวน เพื่อเป็นการเพิ่มทางเลือกใหม่ในการนำไปประยุกต์ใช้งาน

ขอบเขตการศึกษา

งานวิจัยครั้งนี้จะนำภาพ Binary มาทำภาพให้บางด้วยแบบจำลองฮิดเดนมาร์คอฟ โดยแบบจำลองนี้จะแบ่งออกเป็นหลายสเตจ โดยภาพในแต่ละสเตจจะมีหน้าที่จดจำแบบเหตุการณ์ต่างๆ ที่ใช้สำหรับทำภาพให้บาง ซึ่งการทำภาพให้บางในวิทยานิพนธ์เล่มนี้ได้แบ่งออกเป็นสามวิธีโดยวิธีแรกจะนำเอาทฤษฎีสร้างเป็นลำดับเหตุการณ์และทำภาพให้บางเรียนแบบทฤษฎีนั้น วิธีที่สองจะกรอบอ้างอิงสำหรับทำภาพให้บางมาสร้างเป็นแบบจำลองแล้วจึงนำแบบจำลองมาทำภาพให้บางแทนกรอบอ้างอิงนั้นๆ และวิธีสุดท้ายเป็นการเพิ่มปริมาณสเตจเพื่อดูประสิทธิภาพการทำงานของแบบจำลองว่ายังสามารถทำภาพให้บางได้ดีเหมือนเดิมหรือไม่

หัวข้อที่สำคัญต่อมาคือการทดสอบประสิทธิภาพของผลการทดลองที่ได้จากแบบจำลองฮิดเดนมาร์คอฟเปรียบเทียบกับวิธีการอื่นๆ ที่จะกล่าวในบทต่อไป การทดสอบประสิทธิภาพที่ใช้มีอยู่

ด้วยกันสี่วิธีคือการวัดความหนาของลายเส้น, การวัดความสามารถในการลบจุดภาพ, การวัดความไวต่อสัญญาณรบกวนที่ขอบภาพและสุดท้ายคือเวลาที่ใช้ในการทำภาพให้บาง

โครงร่างวิทยานิพนธ์

รายละเอียดของวิทยานิพนธ์ประกอบด้วยเนื้อหาหลักดังต่อไปนี้

- บทที่ 1 กล่าวถึงความเป็นมา และความสำคัญของการศึกษา
- บทที่ 2 อธิบายทฤษฎีพื้นฐานการประมวลผลภาพต่างๆ โดยรวม
- บทที่ 3 ทฤษฎีพื้นฐานเกี่ยวกับแบบจำลองฮิดเดนมาร์คอฟ
- บทที่ 4 การประยุกต์แบบจำลองฮิดเดนมาร์คอฟมาประยุกต์ทำภาพให้บาง
- บทที่ 5 การทดสอบประสิทธิภาพต่างๆ ผลการทดลองและการเปรียบเทียบ
- บทที่ 6 สรุปผลและวิจารณ์



บทที่ 2

ทฤษฎีพื้นฐาน

ภาพดิจิทัลที่นำมาประมวลผลด้วยคอมพิวเตอร์จะถูกแทนด้วยระดับตัวเลข ซึ่งอยู่ในรูปของเมตริกซ์ที่มีขนาด M แถว N คอลัมน์ ($M \times N$) และมีระดับความเข้มของสีเทาของจุดภาพ (Pixel) ที่มีค่าอยู่ L ระดับ บ่งถึงระดับความละเอียดของภาพดิจิทัล โดยทั่วไปค่าความเข้มจะมีค่าอยู่ในช่วง $[0-255]$ หรือใช้ 8 บิต ($2^8 = 256$)

2.1 พื้นฐานการประมวลผลภาพดิจิทัล

วิธีการประมวลผลภาพดิจิทัลส่วนใหญ่มีอยู่ด้วยกันหลายวิธีเช่น Convolution, สถิติ, Fourier Transform และอื่นๆ

2.1.1 ตัวดำเนินการ Convolution

ตัวดำเนินการ Convolution เป็นวิธีการที่นิยมใช้กันทั่วไป เพราะสะดวกต่อการนำไปใช้งาน เพียงแต่มีฟังก์ชัน $h(x,y)$ ที่เป็นวินโดว์ขนาด $m \times n$ นำมาดำเนินการกับภาพดิจิทัลที่เป็นฟังก์ชัน $g(x,y)$ ที่มีขนาด $M \times N$ และผลลัพธ์ของฟังก์ชัน $f(x,y)$ ที่ได้จะขึ้นอยู่กับฟังก์ชัน $h(x,y)$ ที่ต้องการดำเนินการ สมการของวิธีการ Convolution เขียนตามสมการที่ (2.1) เมื่อ "*" เป็นตัวดำเนินการ Convolution

$$f(x,y) = g(x,y) * h(x,y) \quad (2.1)$$

$$= \sum_{i=-\infty}^{\infty} \sum_{j=-\infty}^{\infty} g(i,j)h(x-i,y-j) \quad (2.2)$$

2.1.2 ตัวดำเนินการสถิติ

ตัวดำเนินการสถิติเป็นการหาค่าทางสถิติของภาพ $g(x,y)$ ที่ตำแหน่ง (x,y) เช่นการหาค่าเฉลี่ย, มัชฐาน, ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน, Entropy และความถี่สะสมหรือฮิสโทแกรมและอื่นๆ เพื่อบอกถึงคุณสมบัติของภาพ $g(x,y)$ ในการตัดสินใจกับงานที่เกี่ยวกับภาพเช่น การหาค่าเทรโซลต์

ค่าเฉลี่ย (μ)

$$\mu = \frac{1}{MN} \sum_{y=0}^{M-1} \sum_{x=0}^{N-1} g(x,y) \quad (2.3)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (σ)

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{y=0}^{M-1} \sum_{x=0}^{N-1} (g(x,y) - \mu)^2} \quad (2.4)$$

Entropy (E)

$$E = - \sum_{i=0}^{MAX} P_i \log(P_i) \quad (2.5)$$

P_i คือความถี่สัมพัทธ์ของภาพ $g(x,y)$

2.1.3 ตัวดำเนินการ Fourier Transform

ตัวดำเนินการ Fourier Transform เป็นการแปลงระดับความเข้มของภาพ $g(x,y)$ ให้อยู่ในรูปความถี่ $G(u,v)$ แต่เนื่องจากภาพดิจิทัลเป็นภาพเชิงเลขที่มีระดับความเข้มในช่วง $[0-255]$ ระดับ ดังนั้นตัวดำเนินการ Fourier จะเป็นแบบ Discrete Fourier Transform (DFT) สมการที่ (2.6) และ (2.7) แสดงความสัมพันธ์ระหว่าง $G(u,v)$ และ $g(x,y)$

$$G(u,v) = \begin{cases} \sum_{y=0}^{M-1} \sum_{x=0}^{N-1} g(x,y) e^{-j(2\pi/N)ux} e^{-j(2\pi/M)vy} \\ 0, \text{ ในกรณีอื่นๆ} \end{cases} \quad (2.6)$$

$$g(x,y) = \begin{cases} \frac{1}{MN} \sum_{y=0}^{M-1} \sum_{x=0}^{N-1} G(u,v) e^{j(2\pi/N)ux} e^{j(2\pi/M)vy} \\ 0, \text{ ในกรณีอื่นๆ} \end{cases} \quad (2.7)$$

2.2 การประมวลผลภาพก่อน

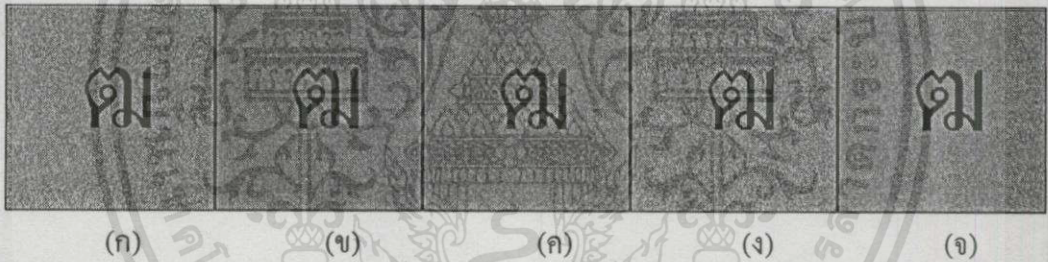
การประมวลผลภาพก่อนเป็นขบวนการปรับปรุงภาพเพื่อเตรียมข้อมูลภาพที่นำไปใช้ในขั้นตอนต่อไป ซึ่งขั้นตอนนี้มีความสำคัญอย่างยิ่งในการประมวลผลภาพดิจิทัล การประมวลผลภาพก่อนมีอยู่หลายวิธีการเช่น การกำจัดสัญญาณรบกวน, การปรับปรุงภาพให้คมชัด, และการปรับปรุงภาพพรมาม้วน เป็นต้น

2.2.1 การกำจัดสัญญาณรบกวน

การกำจัดสัญญาณรบกวน (Low-Pass Filter) โดยทั่วไปแล้วสัญญาณรบกวนจะมีความถี่สูงกว่าสัญญาณภาพปกติ ซึ่งการกำจัดสัญญาณรบกวนมีใช้ด้วยกันหลายวิธีเช่น ตัวกรองเฉลี่ยสัญญาณ (Average Filter), ตัวกรอง Gaussian, [1] และตัวกรองมัธยฐาน (Median Filter) [2] เป็นต้น การกำจัดสัญญาณรบกวนเรานำตัวกรองสัญญาณที่มีวินโดว์ขนาด 3×3 เข้ามาดำเนินการกับภาพตามวิธี Convolution ตัวกรองสัญญาณแสดงตามรูปที่ 2.1 และภาพที่ผ่านขั้นตอนการกรองสัญญาณความถี่ต่ำผ่านแสดงตามรูปที่ 2.2

$$W_1 = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad W_2 = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \quad W_3 = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 2 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

รูปที่ 2.1 แสดงตัวกรองสัญญาณความถี่ต่ำผ่าน, W_1 ตัวกรองเฉลี่ยสัญญาณ, W_2 ตัวกรอง Gaussian, W_3 เป็นตัวกรองสัญญาณความถี่ต่ำผ่าน



รูปที่ 2.2 ผลลัพธ์การกำจัดสัญญาณรบกวน, (ก) ภาพอินพุต, (ข) ตัวกรองเฉลี่ยสัญญาณ, (ค) Gaussian Filter, (ง) ตัวกรองมัธยฐาน, (จ) ตัวกรอง W_3

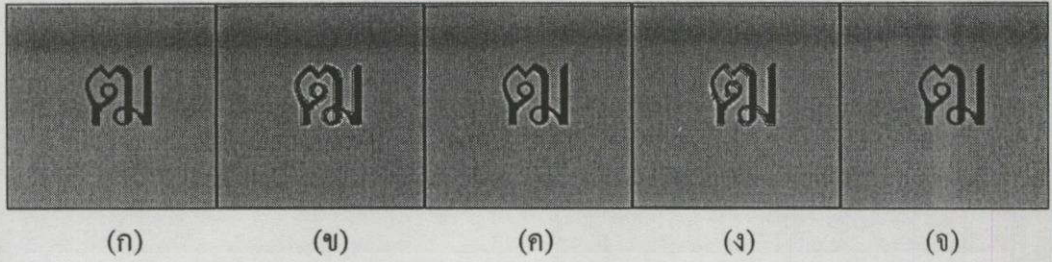
2.2.2 การปรับปรุงภาพให้คมชัด

การปรับปรุงภาพให้คมชัดสามารถดำเนินการโดยใช้ตัวกรองสัญญาณที่ยอมให้ความถี่สูงผ่าน (High-Pass Filter) ในรูปที่ 2.3 เป็นวินโดว์ขนาด 3×3 ที่ใช้ในการปรับปรุงภาพให้คมชัด

$$W_1 = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 9 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} \quad W_2 = \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 5 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix} \quad W_3 = \begin{bmatrix} 1 & -2 & 1 \\ -2 & 5 & -2 \\ 1 & -2 & 1 \end{bmatrix} \quad W_4 = \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 20 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix}$$

รูปที่ 2.3 วินโดว์ที่เป็นตัวกรองสัญญาณชนิดที่ยอมให้ความถี่สูงผ่าน

ผลรวมของสมาชิกตัวกรองสัญญาณความถี่สูงผ่านในวินโดว์มีค่าไม่เท่ากับศูนย์ ตัวกรองสัญญาณในรูปที่ 2.3 ได้นำมาประมวลผลเพื่อทำภาพให้คมชัดแสดงในรูปที่ 2.4



รูปที่ 2.4 แสดงผลลัพธ์จากการปรับปรุงภาพให้คมชัด, (ก) ภาพอินพุต, (ข) ผลจาก W_1 , (ค) ผลจาก W_2 , (ง) ผลจาก W_3 , (จ) ผลจาก W_4

2.2.3 การปรับปรุงภาพพรมัว

การปรับปรุงภาพพรมัวให้คมชัด (Restoration) มีอยู่ด้วยกันหลายวิธีเช่นวิธี Gabor [3], วิธี Laplacian และ Gradient [4] และยังมีวิธีที่ไม่ได้กล่าวถึงเช่นวิธี Wiener Filter, และวิธี Inverse Filter [5] วิธี Gabor, Laplacian และ Gradient เป็นการปรุงภาพพรมัวให้คมชัดขึ้นโดยใช้วิธีการหาขอบภาพ (Edge Enhancement) ซึ่งวิธี Gabor หาได้ตามสมการที่ (2.8)

$$f(x, y) = g(x, y) - c, \left(\frac{\partial^2 g}{\partial n^2} - \frac{1}{3} \frac{\partial^2 g}{\partial s^2} \right) \quad (2.8)$$

โดยที่ $g(x, y)$ คือภาพที่ต้องการปรับปรุงและ c , คือค่าคงที่ ภาพ $f(x, y)$ คือภาพที่ปรับปรุงแล้ว วิธี gabor จะต้องมีการแปลงโคออร์ดิเนตโดยที่ n เป็นเส้นตรงที่ตั้งฉากกับขอบภาพและ s เป็นเส้นตรงที่สัมผัสกับขอบภาพซึ่ง Gabor กำหนดการแปลงโคออร์ดิเนตตามสมการที่ (2.9) และ (2.10)

$$\frac{\partial^2 g}{\partial n^2} = \frac{(\partial^2 g / \partial x^2)(\partial g / \partial x)^2 + 2(\partial^2 g / \partial x \partial y)(\partial g / \partial x)(\partial g / \partial y) + (\partial^2 g / \partial y^2)(\partial g / \partial y)^2}{(\partial g / \partial x)^2 + (\partial g / \partial y)^2} \quad (2.9)$$

$$\frac{\partial^2 g}{\partial s^2} = \frac{(\partial^2 g / \partial x^2)(\partial g / \partial y)^2 + 2(\partial^2 g / \partial x \partial y)(\partial g / \partial x)(\partial g / \partial y) + (\partial^2 g / \partial y^2)(\partial g / \partial x)^2}{(\partial g / \partial x)^2 + (\partial g / \partial y)^2} \quad (2.10)$$

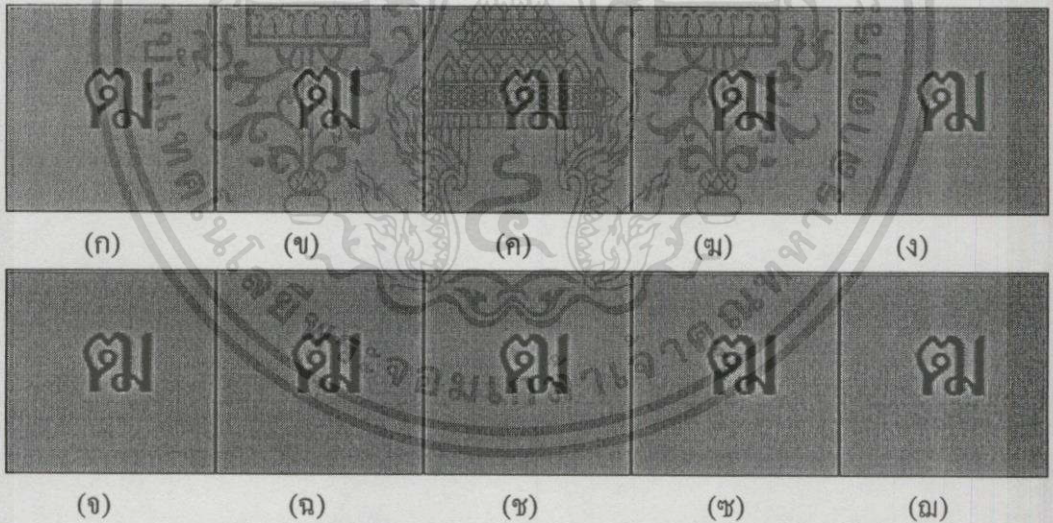
การปรับปรุงภาพด้วยวิธี Laplacian และ Gradient นำภาพที่ต้องการปรับปรุงมาหาขอบภาพด้วยวินโดว์ขนาด 3×3 ของ Laplacian และ Gradient แล้วนำมาดำเนินการตามสมการที่ (2.11)

$$f(x, y) = c_i g(x, y) - (1 - c_i) \tilde{g}(x, y) \quad (2.11)$$

เมื่อ $\tilde{g}(x, y)$ ภาพที่ผ่านวิธี Laplacian หรือ Gradient วินโดว์สำหรับหาขอบภาพแสดงตามรูปที่ 2.5 และผลลัพธ์ของการปรับปรุงภาพพรมัวให้คมชัดแสดงตามรูป 2.6 ใช้ภาพอินพุต 2.4 (ก)

$$\begin{aligned}
 W_1 &= \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} & W_2 &= \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 4 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix} & W_3 &= \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 8 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} & W_4 &= \begin{bmatrix} 1 & -2 & 1 \\ -2 & 4 & -2 \\ 1 & -2 & 1 \end{bmatrix} \\
 W_5 &= \begin{bmatrix} -1 & 1 & 1 \\ -1 & -2 & 1 \\ -1 & 1 & 1 \end{bmatrix} & W_6 &= \begin{bmatrix} -1 & -1 & 1 \\ -1 & -2 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} & W_7 &= \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 1 & -2 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} & W_8 &= \begin{bmatrix} 1 & -1 & -1 \\ 1 & -2 & -1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \\
 W_9 &= \begin{bmatrix} 1 & 1 & -1 \\ 1 & -2 & -1 \\ 1 & 1 & -1 \end{bmatrix} & W_{10} &= \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & -2 & -1 \\ 1 & -1 & -1 \end{bmatrix} & W_{11} &= \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & -2 & 1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} & W_{12} &= \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ -1 & -2 & 1 \\ -1 & -1 & 1 \end{bmatrix}
 \end{aligned}$$

รูปที่ 2.5 $W_1 - W_4$ เป็น Laplacian วินโดว์และ $W_5 - W_{12}$ เป็น Gradient ตามมุมต่างๆ



รูปที่ 2.6 แสดงผลลัพธ์การปรับปรุงภาพพรมัว, (ก) ภาพอินพุต (ข) ผลจาก Gabor (ค)-(ง) ผลจาก Laplacian (จ)-(ฉ) ผลจาก Gradient ที่มุมต่างๆ

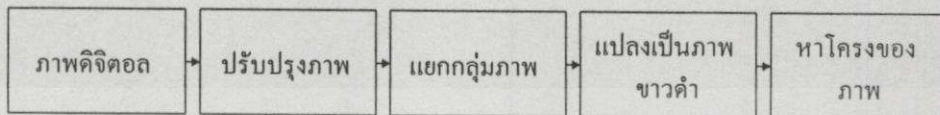
2.3 การหาโครงของภาพ

การหาโครงของภาพเริ่มจากนำภาพไปนารี่มาลดขนาดความกว้างของภาพลงให้เหลือเพียง

โครงของภาพ โดยโครงของภาพจะมีลักษณะเป็นเส้นที่มีความหนาเพียงจุดภาพเดียว เรียกกระบวนการ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การนี้ว่า “Thinning” หรือ “Skeletonization” กระทำได้โดยการนำภาพดิจิทัลที่เป็นภาพสีเทา มาปรับปรุงให้ภาพมีความสมบูรณ์เช่นวิธีที่กล่าวไว้ข้างต้น แล้วจึงนำภาพที่ผ่านการปรับปรุงแล้วมา แยกกลุ่มของภาพออกจากกันโดยจัดวัตถุภายในภาพที่ต้องการจะหาโครงของภาพให้เหมาะสม ซึ่งจะแยกออกมาเป็นภาพที่มีสองระดับสีคือขาวกับดำเท่านั้น และจึงนำมาหาโครงของภาพ ขั้นตอนดังกล่าวแสดงตามรูปที่ 2.7



รูปที่ 2.7 ขั้นตอนการหาโครงของภาพ

และการหาโครงของภาพได้กำหนดนิยาม [6] ดังต่อไปนี้ โดยกำหนดให้จุดภาพสีดำมีค่าเท่ากับ “1” และจุดภาพสีขาวมีค่าเท่า “0”

นิยามที่ 1.1 “กรอบภาพจตุรรอบข้าง” (Mask) หรือ $N(p)$ คือเซตของจุดภาพสีเหลี่ยมที่ประกอปกกันเป็นวินโดว์ขนาด 3×3 มีจุด p เป็นจุดกลาง จุด p และจตุรรอบข้างอยู่ในเซต $N(p)$ หรือ $p, x_1, x_2, \dots, x_8 \in N(p)$ แสดงตามรูปที่ 2.8

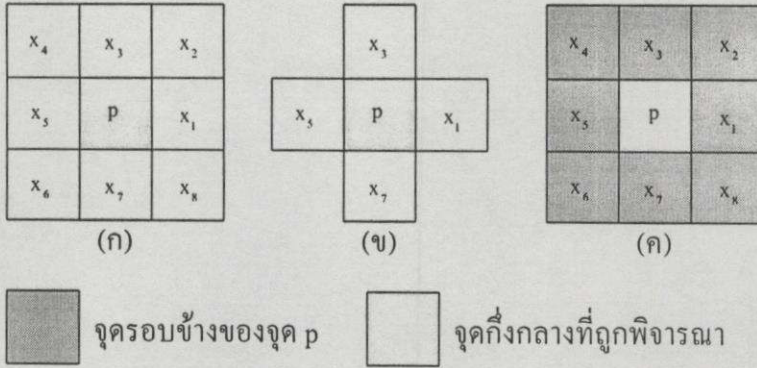
นิยามที่ 1.2 “จตุรรอบข้าง 4-neighbor” คือจตุรรอบข้างในทิศทั้ง 4 คือ ทิศเหนือ, ทิศใต้, ทิศตะวันออกและทิศตะวันตก ของจุดภาพ p ได้แก่ x_1, x_3, x_5, x_7 ตามรูปที่ 2.8 ข

นิยามที่ 1.3 “จตุรรอบข้าง 8-neighbor” คือจุดภาพที่ล้อมรอบจุด p ทั้งหมดได้แก่จุด x_1, x_2, \dots, x_8 ตามรูปที่ 2.8 ค

นิยามที่ 1.4 ถ้าให้ U, V เป็นสับเซตของภาพ S ($U, V \subseteq S$) และมีจุดภาพใดๆ ของ U เป็น 4-(8-) adjacent กับจุดภาพของ V จะเรียกว่า U เป็น 4-(8-) adjacent กับ V

นิยามที่ 1.5 “เส้น (path)” ให้เส้น $\pi_n(x, y)$ คืออนุกรมของจุดภาพจาก x ไป y มีความยาว n หรือ $(x = x_0, x_1, \dots, x_n = y)$ โดยที่ x_i เป็น 4-(8-) neighbor ของ x_{i-1} , $1 \leq i \leq n$

นิยามที่ 1.6 ถ้า x และ y คือจุดภาพใดๆ ในภาพ S ที่ไม่ใช่จุดเดียวกันจะเรียกจุด x ว่ามีการเชื่อมต่อกับจุด y หรือมี 4-(8-) path connected จาก x ถึง y ถ้ามี 4-(8-) path $\pi_n(x, y)$ และ ถ้ามี x เป็น 4-path connected ถึง y ย่อมมี x เป็น 8-path connected ถึง y เช่นเดียวกัน แต่ในทางกลับกันถ้า x มี 8-path connected ถึง y อาจไม่มี x ที่เป็น 4-path connected ถึง y ก็ได้.



รูปที่ 2.8 แสดงนิยามกรอบจุดรอบข้าง (ก) กรอบภาพ (ข) จุดรอบข้าง 4-neighbor และ (ค) จุดรอบข้าง 8-neighbor

นิยามที่ 1.7 ให้ $x \in S$ ดังนั้น 4-(8-) connected component ของ S หรือ $K_S(x)$ สามารถเขียนเป็นสมการได้ว่า $K_S(x) = \{y \in S: y \text{ เป็น } 4\text{-}(8\text{-}) \text{ path connected ถึง } x\}$

นิยามที่ 1.8 เรียก S ว่าเป็น 4-connected ถ้า S มี 4-(8-) connected component เพียงหนึ่งเดียว

นิยามที่ 1.9 “ขอบภาพ (edge, border)” หรือ ∂S ของภาพ S คือจุดภาพใดๆ ที่มี 4-neighbor เป็นพื้นฉาก เขียนเป็นสมการได้ว่า $\partial S = \{x: x \text{ เป็น } 4\text{-neighbor ของ } y, x \in S, y \in S^c\}$ เมื่อ S^c เป็นคอมพลีเมนต์ของ S

นิยามที่ 1.10 “จุดภายใน (interior)” หรือ $\overset{\circ}{S}$ ของภาพ S คือจุดเนื้อหาที่ไม่ใช่ขอบภาพทั้งหมด เขียนเป็นสมการได้ดังนี้ $\overset{\circ}{S} = S / \partial S$

นิยามที่ 1.11 “ฉากหลัง (background)” หรือ S^c ของภาพคือส่วนที่ไม่ใช่เนื้อหาทั้งหมด

นิยามที่ 1.12 หลุมภาพหรือช่องโหว่ (Hole) คือจุด S^c หรือจุดฉากที่อยู่ภายในเนื้อหา

นิยามที่ 1.13 “simply connected” คือรูปภาพ S ที่เป็น 8-connected และไม่มีหลุมภาพ

นิยามที่ 1.14 “multiply connected” คือรูปภาพ S ที่เป็น 8-connected ที่มีหลุมภาพ

นิยามที่ 1.15 “เลขลำดับการเชื่อมต่อ” (order of connected) กำหนดให้จุดเนื้อหาใช้เลขลำดับการเชื่อมต่อแบบ 8-path connected และจุดฉากหลังใช้เลขลำดับการเชื่อมต่อแบบ 4-path connected

การหาโครงของภาพสามารถแบ่งประเภทของอัลกอริทึมได้สองวิธีคืออัลกอริทึมแบบอนุกรม (sequential) และอัลกอริทึมแบบขนาน (parallel) อัลกอริทึมแบบอนุกรมยังแบ่งวิธีการหาได้อีกสองวิธีคือแบบกวาดทีละจุดภาพ (raster scanning) และกวาดตามเส้นรอบรูป (contour pixels) สำหรับอัลกอริทึมแบบขนานแบ่งวิธีการหาโครงของภาพออกได้สามวิธี สามารถสรุปวิธีการหาโครงของภาพได้ตามตารางที่ 2.1

ตารางที่ 2.1 วิธีการหาโครงของภาพแบบต่างๆ ที่เกี่ยวข้องกับแบบอนุกรมและขนาน

OPERATION		Pixel Testing Criteria			
		$x_R(p)$	$x_H(p)$	Windows matching	Multiple/Simple Pixels
S E Q U E N T I A L	Contour Pixels	Rafael[7]		Beun[8]	Pavlidis[8]
	Raster Scanning	Stefanelli[9]	Hilditch[9]		Arcelli[8]
P A R A L L E L	4-Subcycle		Rosenfeld[8]	Stefanelli[8]	Arcelli[8]
	2-Subcycle	Zgang[10]	Suzuki[8]	Stefanelli[8]	
	1-Subcycle	Rutovitz[8]	Chen[8]	Chin[8]	

จากตารางที่ 2.1 ฟังก์ชัน $x_R(p)$ และ $x_H(p)$ ใช้สำหรับตรวจสอบการเชื่อมต่อของโครงของภาพ โดยวิธีนับจุดสลับจาก 0 ไป 1 และ 1 ไป 0 ของจุดรอบข้างตามสมการที่ (2.12) และ (2.13)

$$x_R(p) = \sum_{i=1}^8 |x_{i-1} - x_i| \text{ เมื่อ } x_9 = x_1 \quad (2.12)$$

$$x_H(p) = \sum_{i=1}^4 b_i \text{ เมื่อ } b_i = \begin{cases} 1 & \text{if } x_{2i-1} = 0 \text{ และ } (x_{2i+1} = 1) \\ 0 & \text{ในกรณีอื่นๆ} \end{cases} \quad (2.13)$$

ในวิทยานิพนธ์เล่มนี้จะเป็นการหาโครงของภาพแบบอนุกรมชนิด raster scanning โดยจะประมวลผลภาพแบบจุดจากซ้ายไปขวาและจากบนมาล่าง

2.3.1 วิธีการหาโครงของภาพ

วิธีการหาโครงของภาพที่อยู่ในกลุ่มของอัลกอริทึมแบบอนุกรมมีอยู่หลายวิธีเช่นของ Stefanelli-Rosenfeld's (SR), Hilditch (Hil) เป็นการหาโครงของภาพแบบ raster scanning และวิธีของ Rafael C. Gonzales (RG) ซึ่งเป็นการหาโครงของภาพแบบ contour pixels

2.3.1.1 วิธี SR

วิธี SR เป็นวิธีการหาโครงของภาพแบบหนึ่งขั้นตอน (1-step) โดยกำหนดให้ $B(p)$ คือจำนวนจุดภาพสีดำของจุดรอบข้างแบบ 8-neighbor รอบจุด p และ $A(p)$ เป็นจำนวนจุดสลับ (crossing number) จากจุดภาพสีขาวไปเป็นสีดำที่หมุนตามเข็มนาฬิการอบจุด p ซึ่งวิธีการของ SR ได้กำหนดเงื่อนไขสำหรับหาโครงของภาพไว้สี่ข้อดังต่อไปนี้

$$1. 2 \leq B(p) \leq 6 \quad (2.14)$$

$$2. X_R(p) = \quad (2.15)$$

$$3. x_1 \cdot x_3 \cdot x_7 = 0 \quad (2.16)$$

$$4. x_1 \cdot x_3 \cdot x_5 = 0 \quad (2.17)$$

ถ้า $N(p)$ มีค่าตามเงื่อนไขดังกล่าวทั้งสี่ข้อแล้วให้กำหนดเครื่องหมาย (Flag) สำหรับการลบจุดภาพ โดยเงื่อนไขแต่ละข้อมีความหมายคือ ข้อ 1 จุดภาพ p จะต้องเป็นจุดขอบภาพ (edge-point) ข้อ 2 จุดภาพ p จะต้องไม่เป็นจุดตัดของภาพ (break point) ข้อ 3 และ 4 เป็นการตรวจจุด ที่ต้องการลบจุดภาพออก

2.3.1.2 วิธี Hil

วิธี Hil เป็นวิธีที่พัฒนาขึ้นมาโดยมีการแก้ไขข้อเสียที่เกิดจากวิธี SR ซึ่งวิธีการ Hil ได้กำหนดเงื่อนไขขึ้นมาทั้งหมดหกข้อดังต่อไปนี้

$$1. B(p) \geq 2 \quad (2.18)$$

$$2. x_1 + x_3 + x_5 + x_7 \leq 3 \quad (2.19)$$

$$3. C(p) \geq \quad (2.20)$$

$$4. X_H(p) = 1 \quad (2.22)$$

$$5. x_3 \text{ ต้องไม่ถูกกำหนดเครื่องหมายอยู่ก่อนแล้ว หรือ } X_{4H}(p) = 1 \quad (2.22)$$

$$6. x_5 \text{ ต้องไม่ถูกกำหนดเครื่องหมายอยู่ก่อนแล้ว หรือ } X_{6H}(p) = 1 \quad (2.23)$$

ความหมายของแต่ละเงื่อนไขตามวิธีการนี้คือ ข้อ 1 p จะต้องไม่เป็นจุดปลายภาพ (end-point) ข้อที่ 2 p จะต้องเป็นจุดขอบของภาพ ข้อ 3 เป็นจำนวนของจุดที่ไม่ได้กำหนดเครื่องหมายรอบจุด p แบบ 8-neighbours ซึ่งถูกระบุขึ้นตามแบบของ Hilditch เท่านั้น ส่วนข้อ 4 จุดภาพ p จะต้องไม่เป็นจุดตัดของภาพ ข้อ 5 และ 6 เป็นการป้องกันการลบจุดภาพที่อยู่คู่กัน วิธีการหาโครงของภาพของ Hil จะเป็นแบบหนึ่งขั้นตอนเช่นกัน

2.3.1.3 วิธี RG

วิธีการหาโครงของภาพแบบนี้จะเป็นแบบสองขั้นตอน ซึ่งเงื่อนไขที่กำหนดขึ้นมาจะมีรูปแบบเหมือนกับวิธีการหาโครงของภาพอย่างขนานแบบ Zhang ต่างกันตรงที่วิธีของ Rafael เป็นแบบ contour pixel แต่วิธีของ Zhang เป็นแบบขนาน ซึ่งมีเงื่อนไขในการหาโครงของภาพดังต่อไปนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$1. 2 \leq B(p) \leq 6 \quad (2.24)$$

$$2. X_R(p) = \quad (2.25)$$

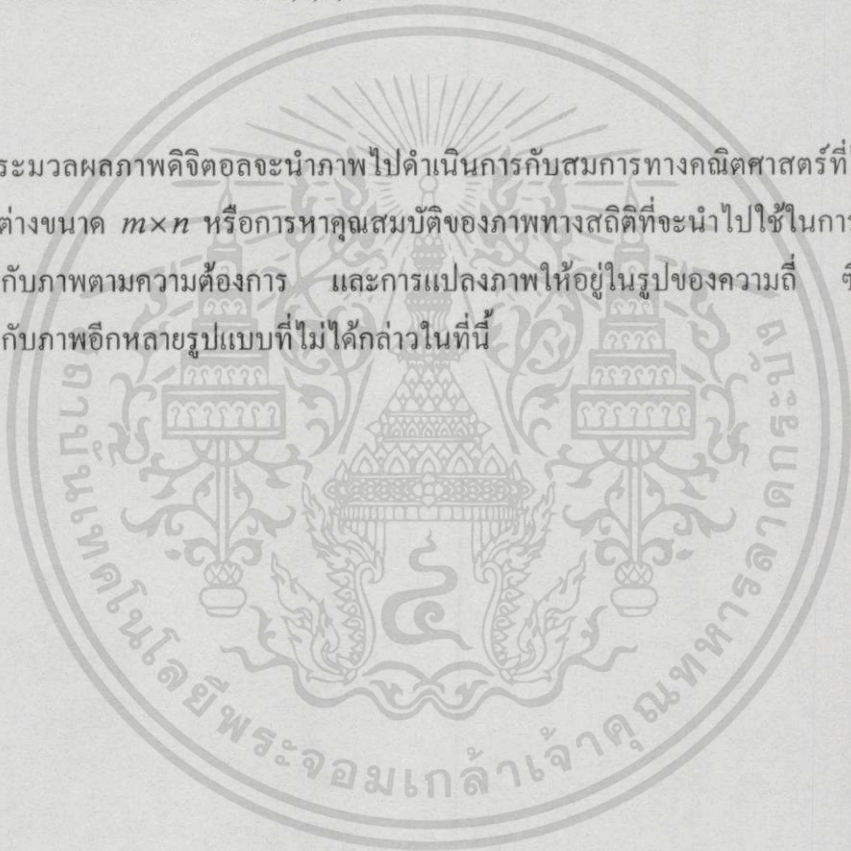
$$3. x_3 \cdot x_1 \cdot x_7 = 0 \text{ และ } 3'. x_1 \cdot x_3 \cdot x_5 = 0 \quad (2.26)$$

$$4..x_1 \cdot x_7 \cdot x_5 = 0 \text{ และ } 4'. x_3 \cdot x_5 \cdot x_7 = 0 \quad (2.27)$$

ความหมายของแต่ละข้อก็จะเหมือนกับในหัวข้อที่แล้ว แต่การหาโครงของภาพจะแบบออกเป็นสองชั้นคือ ชั้นตอนที่ 1 จะทำตามเงื่อนไขที่ 1,2,3,4 ถ้าเป็นไปตามเงื่อนไขทั้งสี่แล้วจะทำการกำหนดเครื่องหมายสำหรับลบจุดภาพจนกระทั่งทำตลอดทั้งภาพแล้วจึงลบจุดตามตำแหน่งของเครื่องหมายในชั้นตอนที่ 2 จะทำตามเงื่อนไขที่ 1,2,3,4 แล้วทำซ้ำตามชั้นตอนที่ 1

2.4 สรุป

การประมวลผลภาพดิจิทัลจะนำภาพไปดำเนินการกับสมการทางคณิตศาสตร์ที่ได้เปลี่ยนรูปอยู่ในหน้าต่างขนาด $m \times n$ หรือการหาคุณสมบัติของภาพทางสถิติที่จะนำไปใช้ในการตัดสินใจในการจัดการกับภาพตามความต้องการ และการแปลงภาพให้อยู่ในรูปของความถี่ ซึ่งยังมีวิธีการดำเนินการกับภาพอีกหลายรูปแบบที่ไม่ได้กล่าวในที่นี้



บทที่ 3

แบบจำลองฮิดเดนมาร์คอฟ

ถ้าเราพิจารณาขบวนการที่เกิดขึ้นทางธรรมชาติเช่นการเกิดฝนตก, น้ำท่วม, ไฟป่า และอื่นๆ ให้อยู่ในรูปของสัญญาณ เราสามารถแบ่งสัญญาณออกเป็น 2 ประเภทคือสัญญาณแบบไม่ต่อเนื่อง (discrete signal) เช่นการโยนเหรียญ, การเกิดหรือการตายเป็นต้น ส่วนสัญญาณแบบต่อเนื่อง (continuous signal) เช่นสัญญาณเสียงพูด, สัญญาณไฟฟ้าเป็นต้น สิ่งที่เราสนใจจากสัญญาณเหล่านี้คือเราต้องการแปลงสัญญาณให้อยู่ในรูปของแบบจำลองสัญญาณ (signal model) เพื่อนำไปใช้ประโยชน์เช่น การทวนสัญญาณ, การจดจำสัญญาณ ฯลฯ แบบจำลองสัญญาณยังสามารถแบ่งออกได้อีกสองประเภทคือ แบบจำลองคิเทอมินิสติก, แบบจำลองสแตสทิสทิกอน สำหรับแบบจำลองคิเทอมินิสติกการที่จะสร้างแบบจำลองชนิดนี้ทำได้โดยพิจารณาจากคุณสมบัติของสัญญาณเช่น sine wave พิจารณาจาก phase, amplitude, หรือ frequency เป็นต้น สำหรับแบบจำลองชนิด แบบจำลองสแตสทิสทิกอนซึ่งเป็นแบบที่นิยมใช้กันมาก จะพิจารณาจากสัญญาณให้อยู่ในรูปของตัวแปรทางสถิติ ซึ่งมีอยู่ด้วยกันหลายวิธีเช่น Gaussian processed, แบบจำลองฮิดเดนมาร์คอฟ [11-12] เป็นต้น แบบจำลองฮิดเดนมาร์คอฟยังสามารถแบ่งออกได้ตามโครงสร้างของแบบจำลองตามลักษณะการเชื่อมต่อของสแตต ซึ่งมีอยู่ 3 ชนิดจะแสดงในหัวข้อต่อไป นอกจากนั้นและยังแบ่งได้ตามรูปแบบของสัญญาณคือสัญญาณแบบไม่ต่อเนื่องและสัญญาณแบบต่อเนื่อง

3.1 แบบจำลองมาร์คอฟ

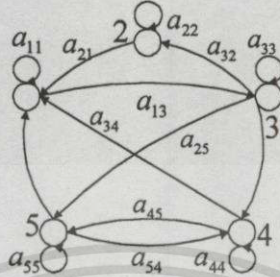
พิจารณาระบบที่ขึ้นกับเวลาซึ่งประกอบด้วยสแตต จำนวน N สแตต (จากรูปที่ 4.1 $N=5$) ถ้าระบบของเรามีการเปลี่ยนสแตต (transition state) ตามค่าความน่าจะเป็นที่เชื่อมโยงกันอยู่ โดยแต่ละสแตตจะมีการเปลี่ยนไปตามเวลา $t=1,2,\dots,T$ ค่าความน่าจะเป็นของการเปลี่ยนสแตตตามเวลาที่คือค่าความน่าจะเป็นของระบบทั้งหมดภายในช่วงเวลา T จากสแตต $q_{t-1}, q_t, q_{t+1}, \dots, q_T$ สามารถหาได้ตามสมการที่ (3.1) เราเรียกระบบนี้ว่าลูกโซ่มาร์คอฟ (Markov chains)

$$P[q_t = j | q_{t-1} = i, q_{t-2} = k, \dots] = P[q_t = j | q_{t-1} = i] \quad (3.1)$$

จากสมการที่ (3.1) การเปลี่ยนสแตตของแบบจำลองมาร์คอฟจะมีการเปลี่ยนจากสแตตที่ i ไปยังสแตตที่ j ซึ่งการเปลี่ยนแปลงของสแตตมีความเป็นอิสระต่อกันหรือไม่ขึ้นกับเงื่อนไขใดๆ จนกระทั่งถึงสแตตที่ k ใดๆ สามารถหาค่าความน่าจะเป็นของการเปลี่ยนสแตตได้ตามสมการที่ (3.2)

$$a_{ij} = P[q_t = j | q_{t-1} = i], \quad 1 \leq i, j \leq N \tag{3.2}$$

โดยกำหนดให้ $a_{ij} \geq 0 \quad \forall j, i$ และ $\sum_{j=1}^N a_{ij} = 1 \quad \forall j, i$

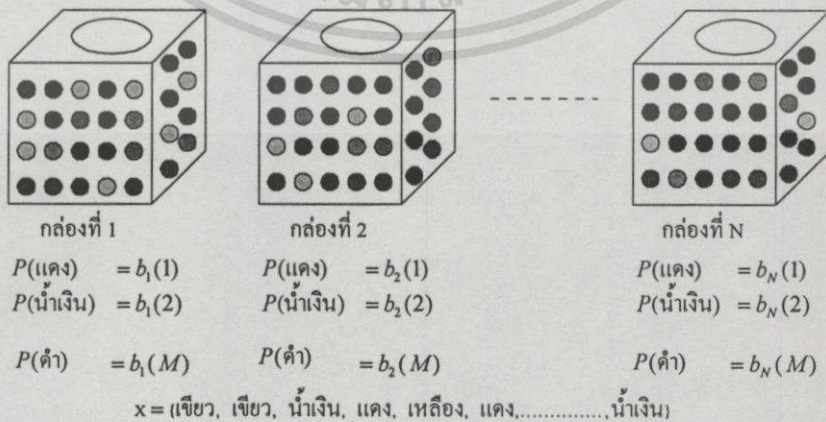


รูปที่ 3.1 ลูกโซ่มาร์คอฟขนาดห้าสแตจ

ขบวนการทำนายที่เกิดขึ้นสามารถเรียกว่าแบบจำลองเหตุการณ์มาร์คอฟเพราะว่าผลลัพธ์ที่ได้จากขบวนการเกิดขึ้นจากสแตจที่เปลี่ยนไปตามเวลา

3.2 แบบจำลองฮิดเดนมาร์คอฟ

การขยายแนวคิดจากแบบจำลองมาร์คอฟไปสู่แบบจำลองฮิดเดนมาร์คอฟ โดยสมมติแบบจำลองของกล่องที่บรรจุลูกบอลสีต่างๆ และการทดลองสุ่มหยิบลูกบอลสีจำนวน M ลูกจากกล่องที่มีจำนวน N กล่อง ซึ่งตัวอย่างนี้เป็นตัวอย่างที่สามารถอธิบายการทำงานของแบบจำลองฮิดเดนมาร์คอฟได้อย่างดี โดยในแต่ละกล่องไม่จำเป็นที่จะต้องบรรจุลูกบอลสีๆ ละเท่าๆ กัน แบบจำลองกล่องและลูกบอลแสดงตามรูปที่ 3.2



รูปที่ 3.2 แบบจำลองกล่องบรรจุลูกบอลสีจำนวน N สแตจ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

พิจารณาการทำงานของแบบจำลองนี้ ขณะเริ่มขั้นตอนที่เวลา $t=1$ เราจะสุ่มเลือกกล่องเพื่อที่จะหยิบลูกบอลสี ซึ่งก็คือความน่าจะเป็นของการเกิดสแตจเริ่มต้น (initial state) ลูกบอลสีที่ถูกหยิบขึ้นมาจากกล่องคือค่าความน่าจะเป็นของเหตุการณ์ (observation) ที่เกิดขึ้นครั้งแรก เมื่อเวลา $t=2$ เราสุ่มเลือกที่จะหยิบลูกบอลสีในกล่องอื่นๆ หรือกล่องเดิมก็ได้ซึ่งก็คือค่าความน่าจะเป็นในการเปลี่ยนสแตจและลูกบอลสีที่หยิบได้ครั้งที่สองคือค่าความน่าจะเป็นของเหตุการณ์ที่เกิดขึ้นครั้งที่สอง ถ้าทำเช่นเดียวกันต่อไปจนกระทั่งถึงเวลา $t=T$ เราก็จะได้ลำดับเหตุการณ์ต่างๆ ของลูกบอลสีเป็นจำนวน T เหตุการณ์ โดยจะเรียกว่าลำดับเหตุการณ์ (observation sequence) ของลูกบอลสีต่างๆ สมมติว่าลำดับเหตุการณ์เป็นตามรูปที่ 3.2 จากการทดลองลักษณะการสุ่มหยิบลูกบอลสีจากกล่องจะเป็นการหยิบแล้วใส่คืนที่กล่องเดิม จะทำให้เหตุการณ์ที่เกิดขึ้นครั้งต่อไปจะไม่ขึ้นอยู่กับเหตุการณ์แรกหรือเป็นอิสระต่อกัน การทดลองดังกล่าวจะเห็นความน่าจะเป็นที่เกิดขึ้นจะมีลักษณะซ้อนกัน (double stochastic process)

3.2.1 ตัวแปรที่สำคัญของแบบจำลองฮิดเดนมาร์คอฟ

จากแบบจำลองของกล่องบรรจุลูกบอลสีซึ่งจะประกอบด้วยแปรต่างๆ ซึ่งเป็นคุณสมบัติที่สำคัญของแบบจำลองฮิดเดนมาร์คอฟอยู่หลายตัวดังต่อไปนี้

1. N คือจำนวนของสแตจที่เป็นเซตของ $S = \{s_1, s_2, s_3, \dots, s_N\}$ ในที่นี้จำนวนของสแตจก็คือจำนวนของกล่องบรรจุลูกบอลสีและถ้าสแตจมีการเปลี่ยนไปตามเวลา t แล้วลำดับของสแตจจะขึ้นอยู่กับเวลา ดังนั้นเซตของสแตจจะเขียนได้ใหม่เป็น $\{q_1, q_2, q_3, \dots, q_T\}$

3. M คือจำนวนของเหตุการณ์ที่เป็นไปได้ภายในสแตจหรือจำนวนของลูกบอลสีภายในกล่อง ซึ่งลำดับของสีลูกบอลที่เกิดขึ้นก็คือลำดับของสัญลักษณ์ (observation symbols) ที่สุ่มเลือกหยิบจากกล่องซึ่งจะเขียนอยู่ในเซตของ $V = \{v_1, v_2, v_3, \dots, v_M\}$

3. ค่าความน่าจะเป็นของการเปลี่ยนสแตจที่เขียนอยู่ในรูปของเมตริกซ์หรือ $A = \{a_{ij}\}$ เมื่อ

$$a_{ij} = P[q_{t+1} = j | q_t = i] \quad 1 \leq i, j \leq N \quad (3.3)$$

4. ความน่าจะเป็นของลำดับสัญลักษณ์ $B = \{b_j(k)\}$ เมื่อ

$$b_j(k) = P[x_t = v_k | q_t = j] \quad 1 \leq k \leq M \quad (3.4)$$

5. ความน่าจะเป็นของสแตจเริ่มต้น $\pi = \{\pi_i\}$ เมื่อ

$$\pi_i = P[q_1 = i] \quad 1 \leq i \leq N \quad (3.5)$$

จากค่าพารามิเตอร์ทั้งห้าจะพบว่า N และ M เป็นเลขจำนวนเต็มของจำนวนกล่องและจำนวนลูกบอลสี ส่วนค่าตัวแปร A, B, π แสดงถึงค่าความน่าจะเป็นต่างๆ ที่เกิดขึ้นภายในแบบจำลอง ดังนั้นสามารถที่จะเขียนส่วนประกอบของแบบจำลองได้ใหม่เป็น $\lambda = (A, B, \pi)$ โดยให้ λ เป็นสัญลักษณ์แทนแบบจำลองฮิดเดนมาร์คอฟ

3.2.2 ความสัมพันธ์ระหว่างแบบจำลองฮิดเดนมาร์คอฟกับลำดับเหตุการณ์

เมื่อได้ตัวแปร N, M, A, B และ π ซึ่งสามารถหาความสัมพันธ์ระหว่างแบบจำลองกับลำดับเหตุการณ์ $O = o_1 o_2 \dots o_T$ สามารถอธิบายความสัมพันธ์ได้ข้อๆ ต่อไปนี้

1. เลือกสถานะเริ่มต้น $q_1 = i$ ตามค่าความน่าจะเป็นของสถานะเริ่มต้น π
2. กำหนดให้ $t = 1$
3. เลือกเหตุการณ์ $o_t = v_k$ ตามค่าความน่าจะเป็นของสัญลักษณ์ภายในสถานะ i หรือ $b_i(k)$
4. เปลี่ยนจากสถานะ $q_t = i$ ไปยังสถานะ $q_{t+1} = j$ ตามค่าความน่าจะเป็นของการเปลี่ยนสถานะ
5. เมื่อ $t = t + 1$ กลับไปที่ข้อ 3

ตารางที่ 3.1 แสดงลำดับเหตุการณ์ของสถานะและลำดับเหตุการณ์ที่ได้ตามขั้นตอนทั้งห้าข้างบน

time, t	1	2	3	4	5	6	...	T
สถานะ	q_1	q_2	q_3	q_4	q_5	q_6	...	q_T
เหตุการณ์	o_1	o_2	o_3	o_4	o_5	o_6	...	o_T

จากขั้นตอนทั้งห้าข้างต้นสามารถหาลำดับเหตุการณ์ที่เกิดขึ้นจากแบบจำลองได้ตามตัวอย่างของการโยนเหรียญ โดยกำหนดให้ค่าความน่าจะเป็นของเหตุการณ์ที่เกิดขึ้นจากสามสถานื่อดังตารางที่ 3.2

ตารางที่ 3.2 ความน่าจะเป็นของเหตุการณ์ภายในสถานะ

	สถานะ 1	สถานะ 2	สถานะ 3
$P(H)$	0.5	0.75	0.25
$P(T)$	0.5	0.25	0.75

โดยกำหนดให้ความน่าจะเป็นของการเปลี่ยนสแตจมีค่าเท่า $1/3$ ทุกๆ การเปลี่ยนสแตจ และกำหนดขั้นตอนการคำนวณเป็นข้อๆ ต่อไปนี้

1. กำหนดลำดับของเหตุการณ์ $O = (HHHHTHTTTT)$ เพื่อหาลำดับของสแตจที่มีโอกาสเป็นไปได้มากที่สุดและคำนวณหาค่าความน่าจะเป็น
2. คำนวณค่าความน่าจะเป็นที่เกิดขึ้นจากสแตจที่ "1"
3. กำหนดลำดับเหตุการณ์ขั้นใหม่เป็น $\tilde{O} = (HTTHTHHTTH)$ และทำตามข้อ 1 และ 2
4. กำหนดความน่าจะเป็นของการเปลี่ยนสแตจขั้นใหม่หรือ λ' และทำตามขั้นตอนที่ 1 และ 2

$$a_{11} = 0.9 \quad a_{12} = 0.45 \quad a_{13} = 0.45$$

$$a_{21} = 0.05 \quad a_{22} = 0.1 \quad a_{23} = 0.45$$

$$a_{31} = 0.05 \quad a_{32} = 0.45 \quad a_{33} = 0.75$$

ขั้นตอนการหาค่าตอบ

1. หาลำดับของสแตจจากตารางที่ 3.2 ที่มีค่าความน่าจะเป็นมากที่สุดตามลำดับเหตุการณ์ซึ่งจะทำให้ได้ลำดับของสแตจดังต่อไปนี้ $q = (2222323333)$ คำนวณหาค่าความน่าจะเป็นสูงสุดจากลำดับเหตุการณ์เทียบกับลำดับสแตจ

$$P(O, q | \lambda) = (0.75)^{10} \left(\frac{1}{3}\right)^{10}$$

2. ลำดับสแตจที่มีค่าเท่ากับ "1" หรือ $\hat{q} = (1111111111)$ ได้ค่าความน่าจะเป็น

$$P(O, \hat{q} | \lambda) = (0.5)^{10} \left(\frac{1}{3}\right)^{10}$$

3. ผลลัพธ์เท่ากับข้อ 1 และ 2
4. ค่าความน่าจะเป็นของลำดับเหตุการณ์

$$P(O, q | \lambda') = (0.75)^{10} \left(\frac{1}{3}\right) (0.1)^6 (0.45)^3$$

และ

$$P(O, \hat{q} | \lambda') = (0.5)^{10} \left(\frac{1}{3}\right) (0.9)^9$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.2.3 ปัญหาของแบบจำลองฮิดเดนมาร์คอฟ

ปัญหาของแบบจำลองฮิดเดนมาร์คอฟมีอยู่ด้วยกันสามข้อ ซึ่งปัญหาแต่ละข้อจะเกี่ยวกับการสร้างแบบจำลอง เพื่อให้แบบจำลองมีความสัมพันธ์กับลำดับเหตุการณ์มากที่สุด ดังมีรายละเอียดของปัญหาดังต่อไปนี้

3.2.3.1 การหาค่าความน่าจะเป็น

เราต้องการคำนวณหาค่าความน่าจะเป็นของลำดับเหตุการณ์ $X = (x_1, x_2, \dots, x_T)$ เทียบกับแบบจำลอง หรือ $P(X|\lambda)$ ซึ่งค่าความน่าจะเป็นที่ได้ควรจะมีค่าสูงที่สุดเท่าที่ทำได้ โดยที่ลำดับของสแตตมีการเปลี่ยนแปลงตั้งแต่เวลา $t = 1$ ถึง $t = T$ หรือตามสมการที่ (3.6)

$$q = (q_1, q_2, \dots, q_T) \quad (3.6)$$

เมื่อสแตตเริ่มต้นมีค่าเท่ากับ q_1 ดังนั้นความน่าจะเป็นของลำดับเหตุการณ์ X กับลำดับของสแตตเป็นตามสมการที่ (3.7)

$$P(X|q, \lambda) = \prod_{t=1}^T P(x_t|q_t, \lambda) \quad (3.7)$$

ซึ่งจากแบบจำลองของกล่องบรรจุลูกบอลสีเป็นการทดลองที่สุ่มหยิบลูกบอลซึ่งเป็นอิสระต่อกันดังนั้นเราสามารถที่จะเขียนสมการที่ (3.7) ได้ใหม่เป็นสมการที่ (3.8)

$$P(X|q, \lambda) = b_{q_1}(x_1) \cdot b_{q_2}(x_2) \dots b_{q_T}(x_T) \quad (3.8)$$

และความน่าจะเป็นของลำดับสแตตเทียบกับแบบจำลองเขียนได้ตามสมการที่ (3.9)

$$P(q|\lambda) = \pi_{q_1} a_{q_1 q_2} a_{q_2 q_3} \dots a_{q_{T-1} q_T} \quad (3.9)$$

ความสัมพันธ์ของค่าความน่าจะเป็นที่เกิดรวมกันของ X และ q เราสามารถแสดงได้อย่างง่ายดายตามสมการที่ (3.10)

$$P(X, q|\lambda) = P(X|q, \lambda)P(q|\lambda) \quad (3.10)$$

ความน่าจะเป็นของ X ได้จากผลรวมของความน่าจะเป็นที่เกิดขึ้นรวมกันทั้งหมดของทุกลำดับแสดง q ที่มีทางเป็นไปได้เขียนได้ตามสมการที่ (3.11)

$$P(X|\lambda) = \sum_{\text{all } q} P(X|q, \lambda)P(q|\lambda) \quad (3.11)$$

$$P(X|\lambda) = \sum_{q_1 q_2 \dots q_T} \pi_{q_1} b_{q_1}(x_1) a_{q_1 q_2} b_{q_2}(x_2) \dots a_{q_{T-1} q_T} b_{q_T}(x_T) \quad (3.12)$$

จากสมการที่ (3.12) เริ่มต้นที่เวลา $t=1$ ให้แสดง q_1 เป็นความน่าจะเป็นเริ่มต้น π_{q_1} และให้กำเนิดสัญลักษณ์ x_1 ด้วยค่าความน่าจะเป็น $b_{q_1}(x_1)$ และเมื่อเวลา $t=2$ มีการเปลี่ยนแสดงจาก q_1 ไปเป็น q_2 ด้วยค่าความน่าจะเป็นของการเปลี่ยนแสดง $a_{q_1 q_2}$ และให้กำเนิดสัญลักษณ์ x_2 ด้วยค่าความน่าจะเป็น $b_{q_2}(x_2)$ ขบวนการทำงานจะดำเนินการไปจนกระทั่งเวลา $t=T$ ซึ่งแสดง q_{T-1} เปลี่ยนไปเป็นแสดง q_T ด้วยค่าความน่าจะเป็นของการเปลี่ยนแสดง $a_{q_{T-1} q_T}$ และให้กำเนิดสัญลักษณ์ x_T ด้วยค่าความน่าจะเป็น $b_{q_T}(x_T)$ โดยผลรวมที่เกิดขึ้นของขั้นตอนทั้งหมดคือค่าความน่าจะเป็นของแบบจำลองเทียบกับลำดับเหตุการณ์ตามสมการที่ (3.12) จากขั้นตอนทั้งหมดที่กล่าวมาสามารถหาได้จากวิธีการ forward procedure

1. ขบวนการ Forward Procedure

กำหนดตัวแปร forward คือ $\alpha_i(i)$ โดยที่

$$\alpha_i(i) = P(x_1 x_2 \dots x_i, q_i = i | \lambda) \quad (3.13)$$

ความน่าจะเป็นของลำดับเหตุการณ์ $x_1 x_2 \dots x_T$ และแสดง i ที่เวลา t เทียบกับแบบจำลอง λ เราสามารถหาความสัมพันธ์ได้ตามขั้นตอนต่อไปนี้

1. กำหนดค่าเริ่มต้น

$$\alpha_1(i) = \pi_i b_i(x_1) \quad 1 \leq i \leq N \quad (3.14)$$

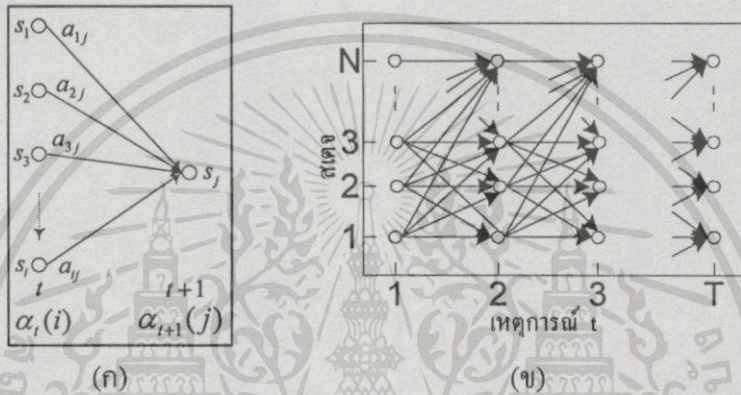
2. อนุमान

$$\alpha_{t+1}(j) = \left[\sum_{i=1}^N \alpha_t(i) a_{ij} \right] b_j(x_{t+1}) \quad \begin{array}{l} 1 \leq t \leq T-1 \\ 1 \leq j \leq N \end{array} \quad (3.15)$$

3. สิ้นสุด

$$P(X|\lambda) = \sum_{i=1}^N \alpha_T(i) \quad (3.16)$$

ขั้นตอนที่ 1 เป็นค่าความน่าจะเป็น forward ที่ได้จากความน่าจะเป็นที่เกิดร่วมกันของสแตต i และเหตุการณ์ x_1 ขั้นตอนเป็นการคำนวณของตัวแปร forward แสดงขั้นตอนการคำนวณได้ตามรูปที่ 3.3 ขั้นตอนสิ้นสุดเราจะได้ค่าความน่าจะเป็นของ $P(X|\lambda)$



รูปที่ 3.3 แผนผังการคำนวณของตัวแปร forward procedure (ก) การเปลี่ยนสแตตจาก S_i ไปยัง S_j (ข) แผนผังการคำนวณของทุกสแตตจากเวลา $t=1$ ถึง $t=T$

2. ขบวนการ Backward Procedure

กำหนดตัวแปร backward คือ $\beta_t(i)$ โดยที่

$$\beta_t(i) = P(x_T x_{t-1} \dots x_t | q_t = i, \lambda) \quad (3.17)$$

ค่าความน่าจะเป็นของลำดับเหตุการณ์จากเวลา T จนกระทั่งถึงเวลา t หรือสิ้นสุดลำดับของเหตุการณ์ที่ได้จากสแตต i ที่เวลา t เทียบกับแบบจำลอง λ ซึ่งเราสามารถหาคำตอบของค่า $\beta_t(i)$ ได้ตามขั้นตอนต่อไปนี้

1. กำหนดค่าเริ่มต้น

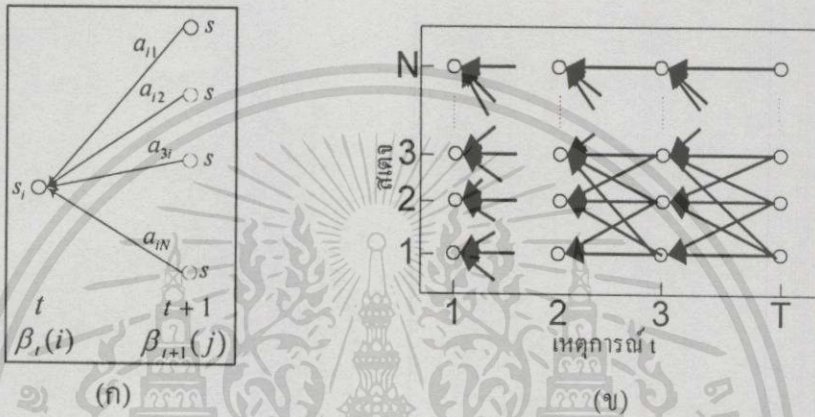
$$\beta_T(i) = 1 \quad (3.18)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับกรใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2. อนุमान

$$\beta_t(i) = \sum_{j=1}^N a_{ij} b_j(x_{t+1}) \beta_{t+1}(j) \quad t = T-1, T-2, \dots, 1, \quad 1 \leq i \leq N \quad (3.19)$$

ขั้นตอนที่ 1 กำหนดค่า $\beta_T(i)$ ให้มีค่าเท่ากับ 1 ทุกสแตจ เหตุการณ์ x_1 ขั้นตอนเป็นการคำนวณของตัวแปร backward ซึ่งแสดงขั้นตอนการคำนวณได้ตามรูปที่ 3.4



รูปที่ 3.4 แผนผังการคำนวณของตัวแปร backward procedure (ก) การเปลี่ยนสแตจจาก S_t ไปยัง S_{t+1} (ข) แผนผังการคำนวณของทุกสแตจจากเวลา $t = T$ ถึง $t = 1$

3.2.3.2 การหาลำดับของสแตจ

การหาลำดับของสแตจ (optimal state sequence) ที่สัมพันธ์กับลำดับเหตุการณ์ เราทำได้โดยเลือกสแตจ q_t ที่เวลา t ใดๆ ที่มีโอกาสจะเกิดขึ้นได้มากที่สุด โดยการประกาศตัวแปรขึ้นมาตามสมการที่ (3.20)

$$\gamma_t(i) = P(q_t = i | X, \lambda) \quad (3.20)$$

จากสมการที่ (3.20) คือค่าความน่าจะเป็นที่สแตจ i ที่เวลา t ที่สัมพันธ์กับลำดับเหตุการณ์ X จากแบบจำลอง λ ซึ่งจากความสัมพันธ์ดังกล่าว สามารถหาคำตอบของตัวแปร $\gamma_t(i)$ ตามสมการที่ (3.20) ได้จากวิธีการ forward procedure และ backward procedure ซึ่งเขียนได้ใหม่ตามสมการที่ (3.21)

$$\gamma_t(i) = \frac{\alpha_t(i)\beta_t(i)}{\sum_{i=1}^N \alpha_t(i)\beta_t(i)} \quad (3.21)$$

จากสมการที่ (3.21) เป็นค่าความน่าจะเป็นที่เกิดขึ้นของสแตจที่ 1 ถึง สแตจที่ N แต่สิ่งที่เราต้องการคือสแตจที่เกิดขึ้นขณะเวลา t ใดๆ ดังนั้นเราสามารถหาค่าของสแตจได้ตามสมการที่ (3.22)

$$q_t = \arg \max[\gamma_t(i)] \quad 1 \leq t \leq T \quad (3.22)$$

สมการที่ (3.21) ถึงจะสามารถหาค่าลำดับของสแตจได้ก็ตาม แต่ก็ยังคงมีปัญหาอยู่ในกรณีที่ค่าความน่าจะเป็นการเปลี่ยนสแตจมีค่าเท่ากับศูนย์หรือ $a_{ij} = 0$ เราไม่สามารถหาค่าลำดับของสแตจได้ ดังนั้นสมการที่ (3.21) จะใช้ได้กับกรณีที่มีค่า $a_{ij} \neq 0$

ปัญหาที่เกิดขึ้นในสมการที่ (3.21) จะไม่สามารถใช้ได้กับโครงสร้างของแบบจำลองบางชนิด ดังนั้นเราสามารถแก้ปัญหาที่เกิดขึ้นได้โดยใช้วิธีการวิเทอบิกอัลกอริทึม [13-14]

1. วิเทอบิกอัลกอริทึม

การหาทางเดินของสแตจที่ดีที่สุดสำหรับลำดับเหตุการณ์ใดๆ เพื่อให้ได้ค่าความน่าจะเป็น $P(X/\lambda)$ สูงสุดสามารถแบ่งออกได้สี่ขั้นตอน ซึ่งค่าของลำดับสแตจที่มีค่าความน่าจะเป็นสูงสุดจะถูกเก็บไว้ในตารางข้อมูล (array) $\psi_t(j)$

1. กำหนดค่าเริ่มต้น

$$\delta_t(i) = \pi_i b_i(x_t), \quad 1 \leq i \leq N \quad (3.23)$$

$$\psi_t(i) = 0 \quad (3.24)$$

2. อนุมาณ

$$\delta_t(j) = \max_{1 \leq i \leq N} [\delta_{t-1}(i) a_{ij}] b_j(x_t), \quad 2 \leq t \leq T, \quad 1 \leq j \leq N \quad (3.25)$$

$$\psi_t(j) = \arg \max_{1 \leq i \leq N} [\delta_{t-1}(i) a_{ij}], \quad 2 \leq t \leq T, \quad 1 \leq j \leq N \quad (3.26)$$

3. สิ้นสุด

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับกรใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$P^* = \max_{1 \leq i \leq N} [\delta_T(i)] \tag{3.27}$$

$$q_T^* = \arg \max_{1 \leq i \leq N} [\delta_T(i)] \tag{3.28}$$

4. ลำดับของสแดง

$$q_t^* = \psi_{t+1}(q_{t+1}^*), \quad t = T-1, T-2, \dots, 1 \tag{3.29}$$

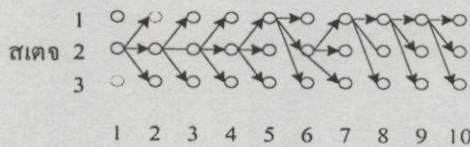
ขั้นตอนการคำนวณหาลำดับของสแดงด้วยวิธีวิเทอบิกอัลกอริทึมสามารถคำนวณหาได้ตามตัวอย่างต่อไปนี้อยู่ใช้ตัวแปรต่างๆ ตามหัวข้อที่ 3.22 จากสมการที่ (3.23) การกำหนดค่าเริ่มต้น โดยค่าความน่าจะเป็นของสแดงเริ่มต้นทราบจากลำดับของสแดงคือ $\pi = (0,1,0)$

$$\delta_1(1) = 0.5\pi_1, \quad \delta_2(2) = 0.75\pi_2, \quad \delta_3(3) = 0.25\pi_3$$

ขั้นตอนอนุমানตามสมการที่ (3.25)

$$\begin{aligned} \delta_2(1) &= (0.75)(0.5), & \delta_2(2) &= (0.75)^2, & \delta_2(3) &= (0.75)(0.5) \\ \delta_3(1) &= (0.75)^2(0.5), & \delta_3(2) &= (0.75)^3, & \delta_3(3) &= (0.75)^2(0.5) \\ \delta_4(1) &= (0.75)^3(0.5), & \delta_4(2) &= (0.75)^4, & \delta_4(3) &= (0.75)^3(0.5) \\ \delta_5(1) &= (0.75)^4(0.5), & \delta_5(2) &= (0.75)^4(0.25), & \delta_5(3) &= (0.75)^5 \\ \delta_6(1) &= (0.75)^5(0.5), & \delta_6(2) &= (0.75)^6, & \delta_6(3) &= (0.75)^5(0.5) \\ \delta_7(1) &= (0.75)^6(0.5), & \delta_7(2) &= (0.75)^6(0.25), & \delta_7(3) &= (0.75)^7 \\ \delta_8(1) &= (0.75)^7(0.5), & \delta_8(2) &= (0.75)^7(0.25), & \delta_8(3) &= (0.75)^8 \\ \delta_9(1) &= (0.75)^8(0.5), & \delta_9(2) &= (0.75)^8(0.25), & \delta_9(3) &= (0.75)^8 \\ \delta_{10}(1) &= (0.75)^{10}(0.5), & \delta_{10}(2) &= (0.75)^9(0.25), & \delta_{10}(3) &= (0.75)^9 \end{aligned}$$

จากวิธีการข้างต้นแสดงเป็น โครงสร้างตามรูปที่ 3.5



รูปที่ 3.5 ทางเดินของลำดับสแดง

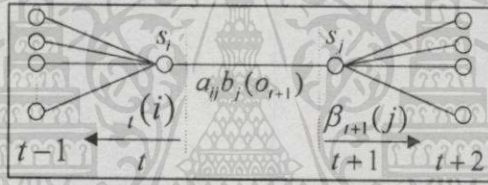
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.2.3.4 การประมาณค่าตัวแปร A, B, π

การปรับปรุงค่าของตัวแปร A, B, π ให้เหมาะสมก็เป็นอีกประการที่จะทำให้ได้ค่าความน่าจะเป็น $P(X|\lambda)$ มีค่าสูงสุด ซึ่งวิธีการนี้จะเป็นวิธีการประมาณค่าซ้ำๆ (re-estimation) จนทำให้ได้ค่าตัวแปรที่ทำให้ $P(X|\lambda)$ มีค่าสูงสุด เมื่อทำการปรับปรุงตัวแปร A, B, π ได้แล้ว ผลลัพธ์ที่ได้ควรจะทำให้ $P(X|\bar{\lambda}) > P(X|\lambda)$ โดยใช้วิธีการประมาณค่าของ Baum-Welch หาได้ตามสมการต่อไปนี้

$$\xi_r(i, j) = P(q_t = i, q_{t+1} = j | X, \lambda) \quad (3.30)$$

จากสมการที่ (3.30) สามารถอธิบายได้ตามรูปที่ 3.6 ตามข้อกำหนดของตัวแปร forward และ backward จะนำมาใช้ในการประมาณค่าตัวแปร A, B, π ที่เขียนอยู่ในฟังก์ชัน $\xi_r(i, j)$ ตามสมการที่ (3.31)



รูปที่ 3.6 แผนผังการประมาณค่าตัวแปร A, B, π

$$\xi_r(i, j) = \frac{\alpha_r(i) a_{ij} b_j(x_{r+1}) \beta_{r+1}(j)}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_r(i) a_{ij} b_j(x_{r+1}) \beta_{r+1}(j)} \quad (3.31)$$

ถ้ากำหนดตัวแปร $\gamma_r(i)$ เป็นความน่าจะเป็นของสแตต i ที่เวลา r ซึ่งสามารถเขียนความสัมพันธ์ระหว่าง $\gamma_r(i)$ และ $\xi_r(i, j)$ ได้ตามสมการที่ (3.32) ซึ่งความสัมพันธ์นี้เป็นผลรวมตามค่าของ j

$$\gamma_r(i) = \sum_{j=1}^N \xi_r(i, j) \quad (3.32)$$

แต่ถ้าเป็นผลรวมของ $\gamma_r(i)$ ตามค่าเวลา r ซึ่งจะเป็นค่าคาดหวังของการเปลี่ยนแปลงจากสแตต i ตามค่าลำดับเหตุการณ์ และถ้าเป็นผลรวมของ $\xi_r(i, j)$ ตามค่าเวลา r จะเป็นค่าคาดหวังของการเปลี่ยนสแตต i ไปยังสแตต j ตามค่าลำดับเหตุการณ์ จากสมการทั้งหมดสามารถนำไปใช้ในการประมาณค่าตัวแปร A, B, π ได้ตามสมการต่อไปนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$\bar{\pi}_j = \gamma_1(i) \quad (3.33)$$

$$\bar{a}_{ij} = \frac{\sum_{i=1}^{T-1} \xi_i(i, j)}{\sum_{i=1}^{T-1} \gamma_i(i)} \quad (3.34)$$

$$\bar{b}_j(k) = \frac{\sum_{i=1}^T \gamma_i(j)}{\sum_{i=1}^T \gamma_i(j)} \quad (3.35)$$

จากสมการที่ (3.33) – (3.35) จะทำให้ได้ค่าตัวแปร $\bar{A}, \bar{B}, \bar{\pi}$ ที่ทำให้ค่าความน่าจะเป็น $P(O|\bar{\lambda})$ ที่มีค่าสูงสุด แต่สมการที่ (3.33) – (3.35) จะต้องเป็นไปตามเงื่อนไขต่อไปนี้

$$\sum_{i=1}^N \bar{\pi}_i = 1 \quad (3.35)$$

$$\sum_{j=1}^N \bar{a}_{ij} = 1, \quad 1 \leq i \leq N \quad (3.37)$$

$$\sum_{k=1}^M \bar{b}_j(k) = 1, \quad 1 \leq j \leq N \quad (3.38)$$

3.2.4 ชนิดของแบบจำลอง

การแบ่งชนิดของแบบจำลองฮิดเดนมาร์คอฟจะมีความสัมพันธ์กับค่าความน่าจะเป็นของการเปลี่ยนแปลง ที่พบส่วนใหญ่จะแบ่งออกเป็นสามชนิดคือ Ergodic, Left-Right, 6-state parallel left-right model ซึ่งการเลือกชนิดของแบบจำลองเพื่อนำไปใช้งานยังไม่มีข้อกำหนดที่แน่นอน แต่ส่วนใหญ่จะเลือกแบบจำลองให้มีความใกล้เคียงกับลำดับเหตุการณ์มากที่สุดเพื่อนำมาสร้างเป็นแบบจำลอง แบบจำลองชนิด Ergodic จะมีโครงสร้างตามรูปที่ 3.7 (ก. $N = 4$)

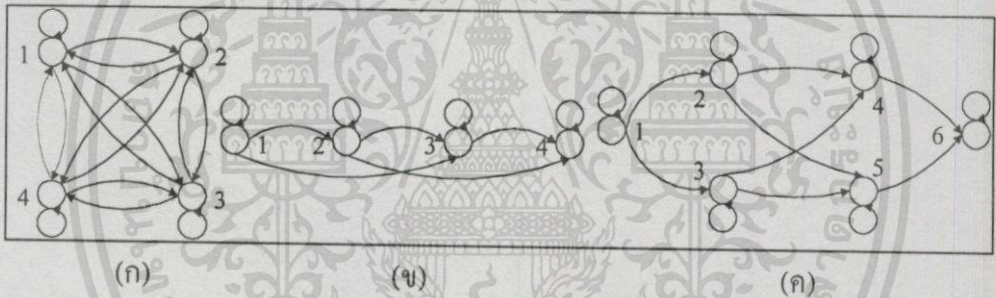
ค่าความน่าจะเป็นของการเปลี่ยนแปลงจะเชื่อมโยงกับทุกๆ สเตจ และค่าตัวแปรต่างๆ จะเป็นไปตามข้อกำหนดในหัวข้อ 3.2.3 ค่าความน่าจะเป็นของการเปลี่ยนแปลงจะเป็นตามสมการที่ (3.39)

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{21} & a_{13} & a_{14} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} & a_{24} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} & a_{34} \\ a_{41} & a_{42} & a_{43} & a_{44} \end{bmatrix} \quad (3.39)$$

แบบจำลองชนิด Left-Right model แสดงตามรูปที่ 3.7 (ข. $N = 4$) และเป็นชนิดที่นิยมนำมาใช้งานมากที่สุดเนื่องจากง่ายต่อการนำไปใช้งาน รูปแบบการเชื่อมโยงของแบบจำลองนี้จะมีการเปลี่ยนสแตตจจากซ้ายไปขวาเท่านั้น และจะไม่เชื่อมโยงกับทุกๆ สแตตจเหมือนกับแบบจำลองชนิด Ergodic ดังนั้นค่าของเมตริกซ์ความน่าจะเป็นของการเปลี่ยนสแตตจจะมีค่า $a_{ij} = 0$ เมื่อ $j < i$ ตามสมการที่ (3.40)

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} & 0 \\ 0 & a_{22} & a_{23} & a_{24} \\ 0 & 0 & a_{33} & a_{34} \\ 0 & 0 & 0 & a_{44} \end{bmatrix} \quad (3.40)$$

ข้อพิเศษของแบบจำลองชนิดนี้คือยอมให้มีการข้ามสแตตจได้เช่นจากสแตตจที่ 1 ไปยังสแตตจที่ 3 แต่มีเงื่อนไขว่าจะมีการข้ามได้ไม่เกิน 2 สแตตจ หรือ $a_{ij} = 0$ เมื่อ $j > i + \Delta i$ เมื่อ $\Delta i = 2$



รูปที่ 3.7 แสดงโครงสร้างของแบบจำลองฮิลเดนบร็อคเมื่อ $N = 4$ (ก) Ergodic model, (ข) Left-Right model, (ค) 6-State parallel left-right model

เนื่องจากโครงสร้างของแบบจำลองชนิด Left-Right model ได้มีการกำหนดให้สแตตจที่ 1 เป็นสแตตจเริ่มต้นของการทำงานที่เวลา $t = 1$ ดังนั้นเมตริกซ์ของค่าความน่าเริ่มต้นจะมีค่าตามสมการที่ (3.41) เป็นไปตามโครงสร้างของแบบจำลอง

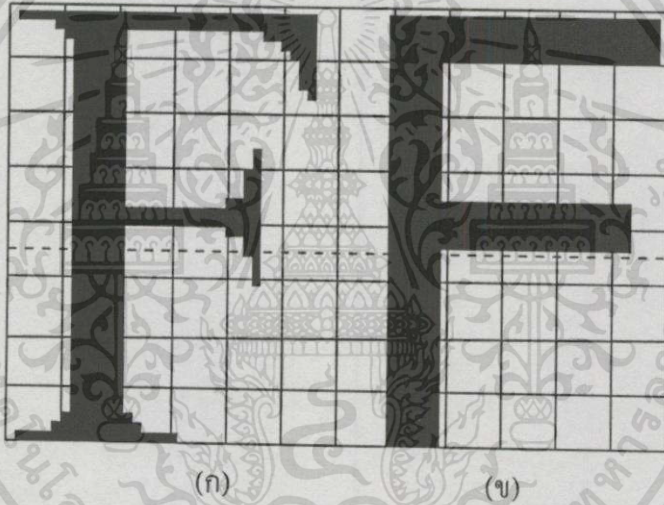
$$\pi_i = \begin{cases} 0, & i \neq 1 \\ 1, & i = 1 \end{cases} \quad (3.41)$$

ส่วนแบบจำลองชนิด 6-state parallel left-right model จะมีส่วนคล้ายกับแบบจำลองชนิด Left-Right model แตกต่างกันตรงที่โครงสร้างเป็นแบบ Parallel แต่ค่าความน่าจะเป็นสแตตจเริ่มต้นยังคงเป็นตาม

สมการที่ (3.41) ค่าความน่าจะเป็นการเปลี่ยนแปลง ก็จะเป็นไปตามโครงสร้างของแบบจำลองเช่นกัน

3.3 แบบจำลองอิดเดนมาร์คอฟแบบหลายลำดับเหตุการณ์

ในหัวข้อที่แล้วได้กล่าวถึงแบบจำลองชนิด Left-Right model ซึ่งการทำงานจะดำเนินจากสแตตที่ 1 ขณะที่เวลา $t=1$ จนถึงสแตตที่ N ขณะที่เวลา $t=T$ และในการประมาณค่าตัวแปรต่างๆ ของแบบจำลองตามสมการที่ (3.33)-(3.35) แต่เนื่องจากโครงสร้างของแบบจำลองชนิด Left Right model สามารถที่จะนำลำดับเหตุการณ์มาใช้ในการสอนแบบจำลองได้มากกว่าหนึ่งเหตุการณ์ ขึ้นอยู่กับความเหมาะสมของเหตุการณ์ตามตัวอย่างในรูปที่ 3.8 แสดงภาพของตัวอักษรตัว F กำหนดให้จุดภาพสีขาวมีค่าเป็น “0” และจุดภาพสีดำมีค่าเป็น “1”



รูปที่ 3.8 ความแตกต่างของตัวอักษรตัว F (ก) อักษรแบบ Angsana, (ข) อักษรแบบ Browallia

ถ้าเรากำหนดให้แนวเส้นปะเป็นลำดับเหตุการณ์ที่จะนำมาสอนแบบจำลอง ซึ่งจะพบว่าลำดับเหตุการณ์ของตัวอักษรแบบ Angsana จะไม่ตรงกับตัวอักษรแบบ Browallia แต่ทั้งสองตัวอักษรก็คงยังเป็นตัว F เช่นเดียวกัน กำหนดให้ลำดับเหตุการณ์ของตัวอักษรแบบ Angsana เป็น X^1 และตัวอักษรแบบ Browallia เป็น X^2 หรือถ้ามีมากกว่าสองเหตุการณ์ขึ้นไปสามารถเขียนใหม่ได้ตามสมการที่ (3.42)

$$X = [X^1, X^2, \dots, X^k] \tag{3.42}$$

โดยค่า k เป็นจำนวนเหตุการณ์ที่จะนำมาสอนแบบจำลอง จากตัวอย่างจะพบลำดับเหตุการณ์ X^1 จะเป็นอิสระจากเหตุการณ์ X^2 หรือทุกๆ เหตุการณ์ที่เป็นไปได้ ซึ่งสามารถหาความน่าจะเป็นสูงสุดที่เกิดขึ้นจากแบบจำลองตามลำดับเหตุการณ์ทั้งสองได้ตามสมการที่ (3.43)

$$P(X/\lambda) = \prod_{k=1}^K P(X^k/\lambda) \quad (3.43)$$

$$= \prod_{k=1}^K P_k \quad (3.44)$$

วิธีการนี้จะต้องมีปรับปรุงการประมาณค่าตัวแปร \bar{a}_{ij} และ $\bar{b}_j(\ell)$ เมื่อค่า ℓ เท่ากับเหตุการณ์ใดๆ หรือ x_i ที่เป็นสับเซตของลำดับเหตุการณ์ ของเหตุการณ์ทั้งหมด การประมาณค่าตัวแปรเขียนได้ตามสมการต่อไปนี้

$$\bar{a}_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^K \frac{1}{P_k} \sum_{t=1}^{T_{k-1}} \alpha_t^k(i) a_{ij} b_j(x_{t+1}^k) \beta_{t+1}^k(j)}{\sum_{k=1}^K \frac{1}{P_k} \sum_{t=1}^{T_{k-1}} \alpha_t^k(i) \beta_t^k(j)} \quad (3.45)$$

$$\bar{b}_j(\ell) = \frac{\sum_{k=1}^K \frac{1}{P_k} \sum_{s.t. x_t = v_t} \alpha_t^k(i) \beta_{t+1}^k(j)}{\sum_{k=1}^K \frac{1}{P_k} \sum_{t=1}^{T_{k-1}} \alpha_t^k(i) \beta_t^k(j)} \quad (3.46)$$

3.3.1 การประมาณค่าตัวแปรเริ่มต้นของแบบจำลองฮิดเดนมาร์คอฟ

การประมาณตัวแปรต่างของแบบจำลองฮิดเดนมาร์คอฟจะต้องมีการกำหนดค่าเริ่มต้นก่อนของการประมาณค่าก่อน การกำหนดค่าเริ่มต้นที่เหมาะสมจะทำให้ได้ค่าความน่าจะเป็น $P(O|\lambda)$ มีค่าสูงสุด ซึ่งการกำหนดตัวแปรเริ่มต้นมีอยู่ด้วยกันหลายวิธี การกำหนดตัวแปร π และ A สามารถที่ผู้กำหนดขึ้นมาได้เลยแต่ต้องเป็นไปตามเงื่อนไขของแบบจำลองหรือจะกำหนดให้มีค่าเริ่มต้นเป็นไปตามรูปแบบของโครงสร้างแบบจำลองแต่สำหรับในกรณีของตัวแปร B สามารถทำได้หลายวิธี เช่นวิธีการจัดกลุ่ม (manual) ลำดับเหตุการณ์ตามสแดง และหาค่าเฉลี่ยของเหตุการณ์ภายในสแดง, จัดกลุ่มของลำดับเหตุการณ์ในสแดง ตามวิธี maximum likelihood และหาค่าเฉลี่ยของลำดับเหตุการณ์ภายในสแดง, จัดกลุ่มของลำดับเหตุการณ์ในสแดงตามวิธี k-means เป็นต้น

สมมติลำดับเหตุการณ์มีค่าดังต่อไปนี้ให้ประมาณค่าตัวแปร A, B, π ของแบบจำลองชนิด Left-Right Model ขนาดสองสแตจ

$$O^1 = \{HHHHT\}, O^2 = \{HHHTT\}, O^3 = \{HHTTT\}, O^4 = \{HTTTT\}$$

เนื่องจากเป็นแบบจำลองชนิด Left-Right ซึ่งจากโครงสร้างของแบบจำลองได้กำหนดให้สแตจเริ่มต้นแรกที่สแตจที่หนึ่งดังตัวแบบ π มีค่าตามสมการที่ (3.47)

$$\pi = \{1, 0\}$$

3.47

สำหรับการประมาณค่าตัวแปรเริ่มต้น B จะใช้วิธี Manual จากลำดับเหตุการณ์ทั้งสี่กำหนดให้

The diagram illustrates the calculation of transition probabilities b_{11} and b_{21} for a Left-Right model with two stages. It lists four outcomes O^1 to O^4 for each stage and shows how they are grouped to calculate the probabilities.

For the first stage, the outcomes are $O^1 = HHHHT$, $O^2 = HHHTT$, $O^3 = HHTTT$, and $O^4 = HTTTT$. The probability b_{11} is calculated as the sum of the probabilities of the first three outcomes divided by the total number of outcomes (4):

$$b_{11} = \frac{4/4 + 3/4 + 2/4 + 1/4}{4} = 0.625$$

The probability b_{12} is calculated as the complement of b_{11} :

$$b_{12} = (1 - 0.625) = 0.375$$

For the second stage, the outcomes are $O^1 = HHHHT$, $O^2 = HHHTT$, $O^3 = HHTTT$, and $O^4 = HTTTT$. The probability b_{21} is calculated as the sum of the probabilities of the first two outcomes divided by the total number of outcomes (4):

$$b_{21} = \frac{0/4 + 1/4 + 2/4 + 3/4}{4} = 0.375$$

The probability b_{22} is calculated as the complement of b_{21} :

$$b_{22} = (1 - 0.375) = 0.625$$

รูปที่ 3.9 การหาค่าตัวแปร B เริ่มต้น

สำหรับการประมาณค่าตัวแปรเริ่มต้น A ยังไม่มีข้อกำหนดแน่นอนแต่ต้องขึ้นอยู่กับโครงสร้างของแบบจำลองในที่นี้ใช้แบบจำลองชนิด Left-Right ขนาดสองสแตจดังนั้นค่าของตัวแปรที่ทราบได้ทันทีคือ $a_{21} = 0$ และ $a_{22} = 1$ ในที่นี้เราจะทดลองสมมติตัวแปรเริ่มต้นให้มีค่าต่างกันมากของ $a_{11} = 0.9$ และ $a_{12} = 0.1$ เพื่อนำไปหาค่าของตัวแปรที่ใช้จริง

$$A = \begin{bmatrix} 0.9 & 0.1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad B = \begin{bmatrix} 0.625 & 0.375 \\ 0.375 & 0.625 \end{bmatrix}$$

$$P(O^1 | \lambda) = 0.05428 \text{ ลำดับของสแดงคือ } S = (11111)$$

$$P(O^2 | \lambda) = 0.04300 \text{ ลำดับของสแดงคือ } S = (11111)$$

$$P(O^3 | \lambda) = 0.03496 \text{ ลำดับของสแดงคือ } S = (11111)$$

$$P(O^4 | \lambda) = 0.02708 \text{ ลำดับของสแดงคือ } S = (11112)$$

ครั้งที่ 1

$$A = \begin{bmatrix} 0.867 & 0.133 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad B = \begin{bmatrix} 0.856 & 0.144 \\ 0.387 & 0.613 \end{bmatrix}$$

$$P(O^1 | \lambda) = 0.0988 \text{ ลำดับของสแดงคือ } S = (11112)$$

$$P(O^2 | \lambda) = 0.0542 \text{ ลำดับของสแดงคือ } S = (11122)$$

$$P(O^3 | \lambda) = 0.0354 \text{ ลำดับของสแดงคือ } S = (11222)$$

$$P(O^4 | \lambda) = 0.0202 \text{ ลำดับของสแดงคือ } S = (12222)$$

ครั้งที่ 2

$$A = \begin{bmatrix} 0.761 & 0.239 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad B = \begin{bmatrix} 0.965 & 0.035 \\ 0.397 & 0.603 \end{bmatrix}$$

$$P(O^1 | \lambda) = 0.1197 \text{ ลำดับของสแดงคือ } S = (11112)$$

$$P(O^2 | \lambda) = 0.0851 \text{ ลำดับของสแดงคือ } S = (11122)$$

$$P(O^3 | \lambda) = 0.0589 \text{ ลำดับของสแดงคือ } S = (11222)$$

$$P(O^4 | \lambda) = 0.0318 \text{ ลำดับของสแดงคือ } S = (12222)$$

ครั้งที่ 3

$$A = \begin{bmatrix} 0.635 & 0.364 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad B = \begin{bmatrix} 0.994 & 0.006 \\ 0.427 & 0.573 \end{bmatrix}$$

$$P(O^1 | \lambda) = 0.1286 \text{ ลำดับของสแดงคือ } S = (11112)$$

$$P(O^2 | \lambda) = 0.1016 \text{ ลำดับของสแดงคือ } S = (11122)$$

$$P(O^3 | \lambda) = 0.0726 \text{ ลำดับของสแดงคือ } S = (11222)$$

$$P(O^4 | \lambda) = 0.0395 \text{ ลำดับของสแดงคือ } S = (12222)$$

ครั้งที่ 4

$$A = \begin{bmatrix} 0.583 & 0.417 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad B = \begin{bmatrix} 0.999 & 0.001 \\ 0.474 & 0.526 \end{bmatrix}$$

$$P(O^1 | \lambda) = 0.1307 \text{ ลำดับของสแดงคือ } S = (11112)$$

$$P(O^2 | \lambda) = 0.0968 \text{ ลำดับของสแดงคือ } S = (11122)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$P(O^3 | \lambda) = 0.0639 \text{ ลำดับของสแดงคือ } S = (11222)$$

$$P(O^4 | \lambda) = 0.0318 \text{ ลำดับของสแดงคือ } S = (12222)$$

ในครั้งที่ 4 ค่าความน่าจะเป็นเริ่มมีค่าลดคั้งนั้นค่าตัวแปร A, B ในครั้งที่ 3 มีค่าเหมาะสมที่สุด สำหรับเทคนิคการประมาณค่าตัวแปร A เริ่มต้นจะใช้วิธีการนับ การเปลี่ยนของสแดงตามรูปที่ 3.10 จะเห็นว่าที่ O^4 จะไม่มีค่าของ a_{11} ที่ได้จากการนับ แต่ในความเป็นจริงแล้วค่าของตัวแปร a_{11} ยังคงมีอยู่คั้งนั้นในกรณีนี้เราจะไม่นำการนับที่ได้จาก O^4 มาใช้ในการประมาณ

$$\begin{aligned}
 O^1 &= \overbrace{H H H H}^{a_{11} \ a_{11} \ a_{11} \ a_{12}} T & a_{11} &= \frac{3}{4} & a_{12} &= \frac{1}{4} \\
 O^2 &= \overbrace{H H H}^{a_{11} \ a_{11} \ a_{12}} \overbrace{T T}^{a_{22} \ a_{22}} & a_{11} &= \frac{2}{3} & a_{12} &= \frac{1}{3} \\
 O^3 &= \overbrace{H H}^{a_{11} \ a_{12}} \overbrace{T T T T}^{a_{22} \ a_{22} \ a_{22} \ a_{22}} & a_{11} &= \frac{1}{2} & a_{12} &= \frac{1}{2} \\
 O^4 &= \overbrace{H}^{a_{12}} \overbrace{T T T T}^{a_{22} \ a_{22} \ a_{22} \ a_{22}} & a_{11} &= \varepsilon & a_{12} &= 1 - \varepsilon \quad * \ \varepsilon \text{ มีค่าน้อย}
 \end{aligned}$$

ค่าเฉลี่ยของตัวแปร $a_{11} = \frac{\frac{3}{4} + \frac{2}{3} + \frac{1}{2}}{3} = 0.639$	$a_{12} = \frac{\frac{1}{4} + \frac{1}{3} + \frac{1}{2}}{3} = 0.361$
---	--

รูปที่ 3.10 การประมาณค่าตัวแปรเริ่มต้นของ A

เมื่อเปลี่ยนค่าของตัวแปร a_{11} จาก 0.9 ไปเป็น 0.639 และ a_{12} จาก 0.1 ไปเป็น 0.361 แล้วนำไปทำการประมาณค่าใหม่ได้คั้งต่อไปนี้

$$A = \begin{bmatrix} 0.639 & 0.361 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad B = \begin{bmatrix} 0.625 & 0.375 \\ 0.375 & 0.625 \end{bmatrix}$$

$$P(O^1 | \lambda) = 0.04231 \text{ ลำดับของสแดงคือ } S = (11112)$$

$$P(O^2 | \lambda) = 0.05076 \text{ ลำดับของสแดงคือ } S = (11122)$$

$$P(O^3 | \lambda) = 0.05776 \text{ ลำดับของสแดงคือ } S = (11222)$$

$$P(O^4 | \lambda) = 0.05669 \text{ ลำดับของสแดงคือ } S = (12222)$$

ครั้งที่ 1

$$A = \begin{bmatrix} 0.644 & 0.356 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad B = \begin{bmatrix} 0.9101 & 0.0899 \\ 0.4518 & 0.5482 \end{bmatrix}$$

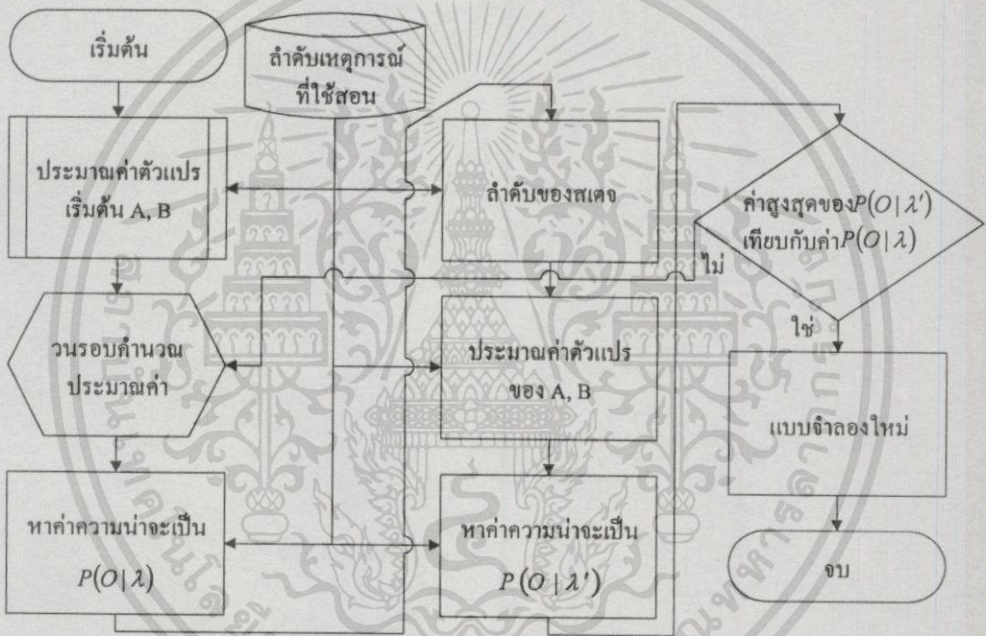
$$P(O^1 | \lambda) = 0.1116 \text{ ลำดับของสแดงคือ } S = (11112)$$

$$P(O^2 | \lambda) = 0.05076 \text{ ลำดับของสแดงคือ } S = (11122)$$

$$P(O^3 | \lambda) = 0.05776 \text{ ลำดับของสแดงคือ } S = (11222)$$

$$P(O^4 | \lambda) = 0.05669 \text{ ลำดับของสแดงคือ } S = (12222)$$

สำหรับขั้นตอนในการประมาณค่าตัวแปรต่างแสดงได้ตามรูปที่ 3.11



รูปที่ 3.11 แสดงขั้นตอนการประมาณค่าตัวแปรของแบบจำลอง

3.3.2 การเลือกแบบจำลอง

ปัญหาในการเลือกชนิดของแบบจำลอง (Ergodic หรือ Left-Right model), การเลือกขนาดของแบบจำลอง (จำนวนของสแดง), การเลือกสัญลักษณ์แทนเหตุการณ์ (สัญญาณแบบไม่ต่อเนื่อง, สัญญาณแบบต่อเนื่อง, แบบสัญญาณเดียว, แบบหลายสัญญาณ) จากปัญหาต่างที่กล่าวมาข้างนี้ไม่มีข้อกำหนดที่แน่นอน มีแต่เพียงวิธีการสังเกตจากสัญญาณที่กำลังพิจารณาว่าสมควรที่เลือกแบบจำลองอย่างไร

3.4 สรุป

แบบจำลองฮิดเดนมาร์คอฟสร้างขึ้นมาจากการสังเกตเหตุการณ์ต่างๆ ที่เกิดขึ้นตามธรรมชาติ ซึ่งเหตุการณ์ต่างๆ เหล่านี้มีทั้งแบบต่อเนื่องและไม่ต่อเนื่อง ซึ่งแบบจำลองที่สร้างก็จะมีลักษณะตามเหตุการณ์ที่เป็นไป และแบบจำลองยังแบ่งออกตามโครงสร้างได้อีกสามชนิดใหญ่ๆ ซึ่งโครงสร้างชนิด Left-Right Model เป็นแบบที่นิยมใช้กันมากเพราะสะดวกต่อการออกแบบ นอกจากนี้แล้วแบบจำลองฮิดเดนมาร์คอฟยังมีความสามารถที่จำลองเหตุการณ์ต่างๆ ได้มากกว่าหนึ่งเหตุการณ์ภายในแบบจำลองเดียว ซึ่งช่วยให้ประหยัดแบบจำลองลงได้มาก



บทที่ 4

การหาโครงของภาพ

แบบจำลองฮิดเดนมาร์คอฟได้ถูกนำไปประยุกต์ใช้งานในด้านการประมวลผลภาพต่างๆ มากมาย เช่น การแยกกลุ่มของเนื้อหาภาพ [15], การค้นหาภาพ (Retrieval) [16], และการจดจำลายเขียนหรือตัวอักษร (Recognition) [17-18] และการจดจำเสียงพูด (Speech Recognition) [19] เป็นต้น ในวิทยานิพนธ์จะกล่าวถึงการหาโครงของภาพด้วยแบบจำลองฮิดเดนมาร์คอฟ ซึ่งอาศัยคุณสมบัติของแบบจำลองฮิดเดนมาร์คอฟที่สามารถจะจดจำลำดับเหตุการณ์ได้มากกว่าหนึ่งลำดับเหตุการณ์ภายในแบบจำลองเดียว แต่ลำดับเหตุการณ์ที่จะจดจำจะต้องลำดับเหตุการณ์ที่มีรูปแบบใกล้เคียงกัน โดยจะนำกฎและกรอบอ้างอิงสำหรับหาโครงของภาพมาสร้างเป็นลำดับเหตุการณ์ เพื่อที่จะนำลำดับเหตุการณ์นั้นๆ ไปใช้สอนแบบจำลองสำหรับนำไปทำภาพให้บาง ซึ่งในวิทยานิพนธ์เล่มนี้ได้นำเสนอไว้ของวิธีคือ Hidden Markov model แบบที่ 1 หรือ HMM1, Hidden Markov model แบบที่ 2 หรือ HMM2 และ HMM3

4.1 การจัดลำดับของเหตุการณ์สำหรับหาโครงของภาพ

จากขั้นตอนที่แล้วจะเป็นการแยกกลุ่มภาพออกเพื่อที่จะนำมาหาโครงของภาพซึ่งภาพที่ได้ในแต่ละกลุ่มจะนำไปทำเป็นภาพขาว-ดำ ขั้นตอนต่อไปการจะสร้างแบบจำลองฮิดเดนมาร์คอฟตามวิธีการของ RG ซึ่งวิธีการของ RG จะแบ่งขั้นตอนในการหาโครงของภาพอยู่ 4 ขั้นตอน แต่ละขั้นตอนจะพิจารณาจากเมตริกซ์ภาพขนาด 3×3 เป็นการพิจารณาจุดเชื่อมต่อภาพที่ต้องการจะลบตามรูปที่ 1.7 จากวิธี RG กฎข้อ 3 และ 4 หรือ 3' และ 4' ถ้าเราพิจารณาผลลัพธ์ของกฎให้มีค่าเท่ากับ 1 แทน จะทำให้ได้เมตริกซ์ของภาพขนาด 3×3 จำนวน 4 เมตริกซ์ ตามรูปที่ 4.1 ซึ่งกรอบอ้างอิงในกลุ่มนี้เรากำหนดชื่อว่ากรอบอ้างอิงในกลุ่มของ Texture Template

$$\begin{array}{cccc} \begin{bmatrix} * & 1 & * \\ 0 & 1 & 1 \\ * & 1 & * \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} * & 0 & * \\ 1 & 1 & 1 \\ * & 1 & * \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} * & 1 & * \\ 1 & 1 & 0 \\ * & 1 & * \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} * & 1 & * \\ 1 & 1 & 1 \\ * & 0 & * \end{bmatrix} \\ T_1 & T_2 & T_3 & T_4 \end{array}$$

รูปที่ 4.1 กรอบอ้างอิง Texture Template

ภาพอีก สี่กรอบอ้างอิง [20] เพื่อให้สามารถหาโครงของภาพในมุมทแยงตามรูปที่ 4.2 ซึ่งกรอบอ้างอิงในกลุ่มนี้เรากำหนดชื่อว่ากรอบอ้างอิงในกลุ่มของ Direction Template

$$\begin{array}{cccc} \begin{bmatrix} * & 1 & * \\ 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & * \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} 0 & 0 & * \\ 0 & 1 & 1 \\ * & 1 & * \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} * & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 \\ * & 1 & * \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} * & 1 & * \\ 1 & 1 & 0 \\ * & 0 & 0 \end{bmatrix} \\ T_5 & T_6 & T_7 & T_8 \end{array}$$

รูปที่ 4.2 กรอบอ้างอิง Direction Template

นอกจากกรอบอ้างอิงทั้งสองแบบที่กล่าวมาในข้างต้น ยังมีกรอบอ้างอิงอีกประเภทหนึ่ง ซึ่งกรอบอ้างอิงในกลุ่มนี้เรากำหนดชื่อว่ากรอบอ้างอิงในกลุ่มของ Noise Template ซึ่งแบ่งออกเป็นสองแบบคือ $T^9 - T^{12}$ และที่ไม่ได้กำหนดชื่อ

$$\begin{array}{cccc} \begin{bmatrix} * & 1 & * \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} 0 & 0 & * \\ 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & * \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ * & 1 & * \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} * & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 \\ * & 0 & 0 \end{bmatrix} \\ T_9 & T_{10} & T_{11} & T_{12} \\ \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \end{array}$$

รูปที่ 4.3 กรอบอ้างอิง Noise Template

จากกรอบอ้างอิงสำหรับหาโครงของภาพทั้งแปดจะเห็นว่ามีการเปลี่ยนระดับจาก “0” ไปเป็น “1” ได้มากกว่าหนึ่งครั้งซึ่งต่างจากกฎข้อ 2 ของ RG ดังนั้นเราจะต้องกำหนดเงื่อนไขของกฎข้อที่ 2 เสียใหม่ โดยแบ่งกฎออกเป็น 2 ส่วนคือ $X_R(p) = 1$ สำหรับกรอบอ้างอิงที่ T^1, T^2, T^3, T^4 และ $X_R(p) = 2$ สำหรับกรอบอ้างอิง T^5, T^6, T^7, T^8 จากวิธีการของ RG เราจะลบจุดภาพจากกฎข้อที่ 1,2,3,4 ก่อนแล้วถึงจะมาทำตามกฎ 1,2,3',4' ตามลำดับ ดังนั้นเราจะต้องมีการแบ่งกรอบอ้างอิงสำหรับหาโครงของภาพออกเป็นสองส่วนๆ ส่วนแรกจะเป็นไปตามกฎข้อที่ 3,4 คือกรอบอ้างอิงที่ T^1, T^2 และกรอบอ้างอิงในมุมทแยงทั้งสี่กรอบ เช่นเดียวกันกับในส่วนที่สองจะทำตามกฎที่ 3',4' คือกรอบอ้างอิง T^3, T^4 และกรอบอ้างอิงในมุมทแยง

4.2 การหาโครงของภาพด้วยแบบจำลองฮิดเดนมาร์คอฟ

การหาโครงของภาพวิธีนี้จำนำเอากรอบอ้างอิงทั้งแปดคือ $T^1 - T^8$ โดยจะนำจุดภาพในกรอบอ้างอิงมาสร้างเป็นลำดับเหตุการณ์ ก่อนที่จะนำไปหาค่าตัวแปร (A, B, π) วิธีการหาโครงภาพแบบแรกนี้หรือ HMM1 จะนำเอาแนวคิดของวิธีการหาโครงของภาพจากวิธี RG มาเป็นต้นแบบ ซึ่งการจัดเรียงลำดับเหตุการณ์สำหรับหาโครงของภาพจะเรียงกันไปตามเข็มนาฬิกาที่อยู่แวดล้อมจุดภาพที่พิจารณาดังต่อไปนี้

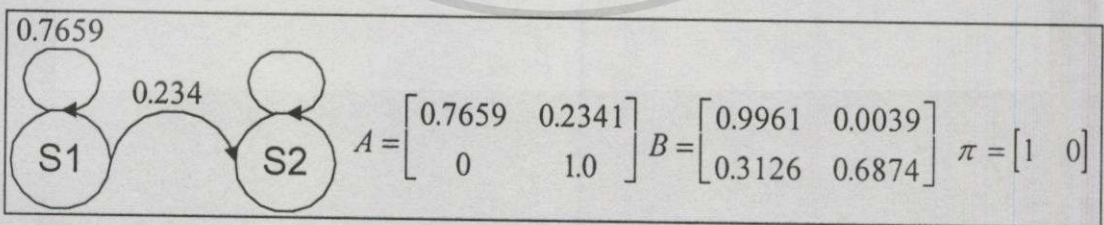
$$\text{จัดลำดับเหตุการณ์ที่ 1 เท่ากับ } X^1 = (x_3, x_1, x_7, x_6, x_5)$$

$$\text{จัดลำดับเหตุการณ์ที่ 2 เท่ากับ } X^2 = (x_1, x_7, x_5, x_4, x_3)$$

$$\text{จัดลำดับเหตุการณ์ที่ 3 เท่ากับ } X^3 = (x_7, x_5, x_3, x_2, x_1)$$

$$\text{จัดลำดับเหตุการณ์ที่ 4 เท่ากับ } X^4 = (x_5, x_3, x_1, x_8, x_7)$$

จากลำดับเหตุการณ์ที่จัดเรียงไว้ถ้าเราแทนค่าด้วยตัวเลขตามค่าของแต่ละกรอบอ้างอิง ลงไปในตำแหน่งต่างๆ ตามลำดับจะพบว่าทั้ง (X^n) ลำดับเหตุการณ์ที่จัดเรียงไว้แล้ว จะมีลำดับตัวเลขเหมือนกันอยู่สามชุดคือ $(1,1,0,0,0), (1,1,1,0,0), (1,1,1,1,0)$ ซึ่งชุดแรกจะเป็นของกรอบอ้างอิง $T^1 - T^4$ และชุดที่ 2, 3 จะเป็นของกรอบอ้างอิง $T^5 - T^8$ จากลำดับเหตุการณ์ทั้งสาม $(T^1 - T^8)$ จะนำไปใช้สอนแบบจำลองฮิดเดนมาร์คอฟ เพื่อหาตัวแปร (A, B, π) แบบจำที่สร้างขึ้นมามีจำนวนสแตตเท่ากับสองเนื่องจากการเปลี่ยนแปลงจากเหตุการณ์ "1" ไปเป็น "0" เพียงหนึ่งครั้งจากลำดับตัวเลขทั้งสามชุดจะถูกสร้างอยู่ภายในแบบจำลองเดียวกันเนื่องจาก คุณสมบัติของแบบจำลองฮิดเดนมาร์คอฟ สามารถที่จะจดจำเหตุการณ์ต่างๆ ได้มากกว่าหนึ่งลำดับเหตุการณ์ขึ้นไป แต่ลำดับเหตุการณ์ดังกล่าวจะต้องมีลักษณะที่สอดคล้องกันจึงจะนำมารวมไว้ในแบบจำลองเดียวกันได้ [21] โครงสร้างของแบบจำและตัวแปรต่างๆ แสดงตามรูปที่ 4.4

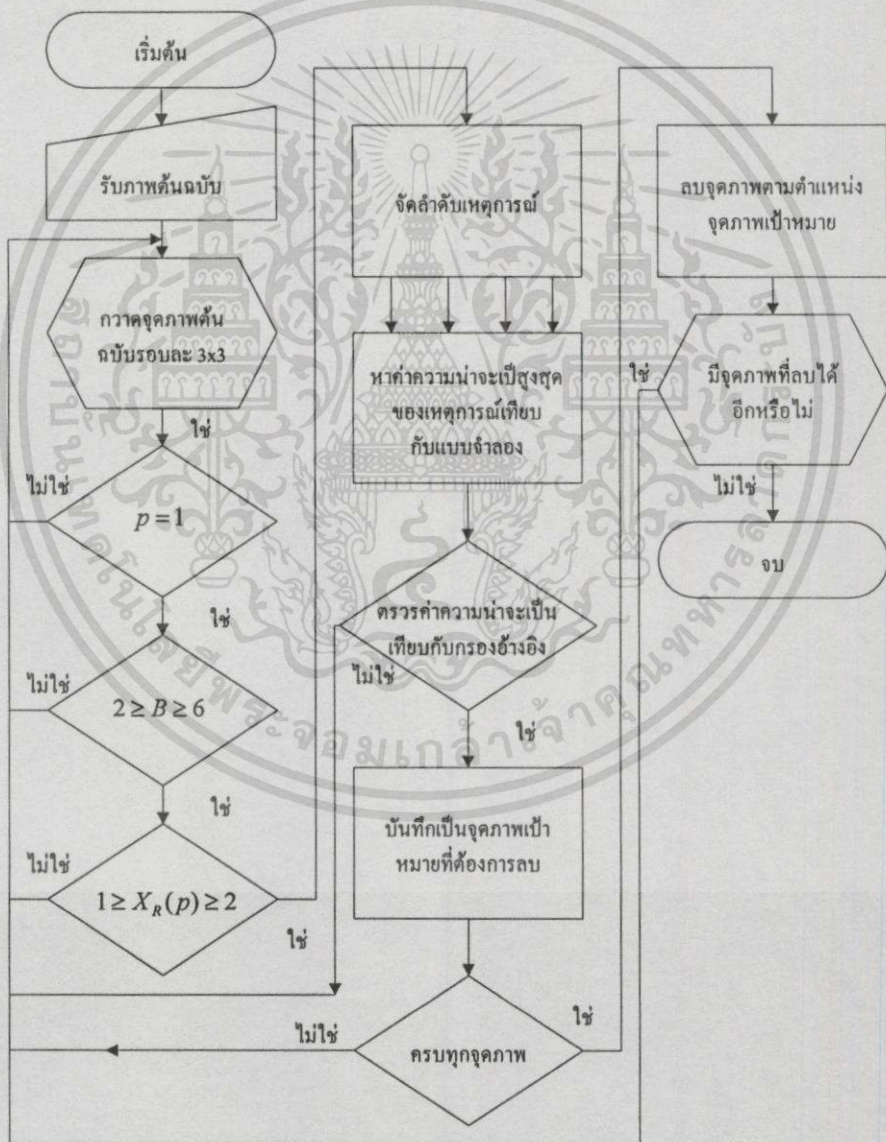


รูปที่ 4.4 แสดงแบบจำลองและตัวแปรต่างๆ ที่ทำภาพให้บางวิธี HMM1

แบบจำลองที่ใช้หาโครงของภาพเป็นชนิด Simple Left-Right Model ขนาดสองสแตต ซึ่งขั้นตอนในการหาโครงของภาพแสดงตามรูปที่ 4.5

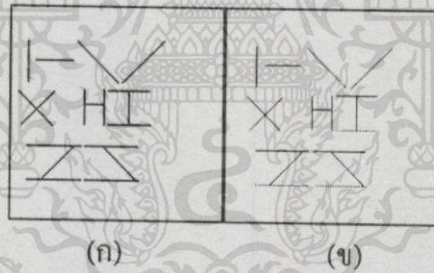
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รูปที่ 4.5 ในส่วนแรกเราจะนำภาพระดับสีเทาขนาด 256×256 นำมาแยกกลุ่มภาพด้วยวิธีใดๆ ก็ เช่น กล่าวไว้ข้างต้น ผลลัพธ์ของกลุ่มภาพที่ได้จะถูกแยกออกเป็นกลุ่มต่างๆ ตามระดับสีของกลุ่มภาพ ซึ่งไม่ใช่ภาพขาว-ดำในกรณีที่มีกลุ่มภาพมากกว่าสองกลุ่มภาพ ดังนั้นจะทำการแยกส่วนของเนื้อของภาพออกจากส่วนของพื้นของภาพเพื่อที่จะทำให้ภาพที่ได้ออกมาเป็นภาพขาว-ดำ เมื่อได้ภาพออกมาเป็นภาพขาว-ดำแล้ว เราจะนำส่วนของภาพออกมาหาโครงของภาพด้วยขนาดกรอบภาพ 3×3 จนกระทั่งครบ 256×256 จุดภาพ โดยจะเริ่มตรวจสอบว่าภาพนั้นยังสามารถหาโครงของภาพได้หรือไม่ ในขั้นตอนต่อมาจะมีเงื่อนไขสำหรับตรวจสอบจุดภาพที่กำลังพิจารณาคือตำแหน่งที่ $p = 1$



รูปที่ 4.5 แสดงขั้นตอนในการทำภาพให้บางวิธี HMM1

เพื่อให้การประมวลผลภาพเฉพาะในส่วนของเนื้อหาเท่านั้นจะได้เป็นการประหยัดเวลาในการคำนวณ ในขั้นตอนต่อมาเราจะทำตามกฎของ RG ข้อที่ 1 หรือ $2 \leq B(p) \leq 6$ แต่ในกฎข้อที่ 2 ได้ทำการปรับปรุง ในกรณีที่ $X_R(p) = 1$ เราจะเลือกเข้าไปทำตามกรอบอ้างอิง T^1, T^2 หรือ T^3, T^4 ในการประมวลผลรอบต่อไป และในกรณีที่ $X_R(p) = 2$ เราเลือกเข้าไปทำตามกรอบอ้างอิง T^5, T^6 หรือ T^7, T^8 จากผลของ $X_R(p) = 2$ และกฎที่ได้กำหนดไว้จะตรงกับการหาโครงของภาพตามวิธี Parallel Algorithm [22] ในการประมวลผลรอบต่อไป จากกฎทั้ง 2 ถ้าไม่เป็นไปตามเงื่อนไขดังกล่าวให้กลับไปปรับส่วนของภาพเข้ามาใหม่ ถ้าเป็นไปตามเงื่อนไขเราจะนำส่วนของภาพขนาด 3×3 ไปจัดเรียงลำดับเหตุการณ์จำนวนสี่ลำดับ เพื่อนำไปคำนวณหาค่าความน่าจะเป็นสูงสุดของลำดับเหตุการณ์เทียบกับแบบจำลอง โดยค่าความน่าจะเป็นที่ได้จะเป็นตัวบอกให้เราทราบว่ากรอบอ้างอิงที่ได้อยู่ในกรอบ T^1, T^2, T^5, T^6 หรือไม่ ถ้าเราสามารถที่จะระบุกรอบอ้างอิงลงไปได้ เราก็จะทำการกำหนดตำแหน่งในการลบจุดภาพ เราจะคำนวณเช่นเดียวกันไปตลอดทั้งภาพแล้วจึงจะนำตำแหน่งที่ได้มาทำการลบจุดภาพ ต่อจากนั้นเราจะกระทำเช่นเดียวกันแต่จะอยู่ในส่วนของกรอบอ้างอิง T^3, T^4, T^7, T^8 โดยเราจะทำสลับกันไปจนกระทั่งไม่สามารถที่จะลบจุดภาพใดๆ ได้อีกหรือเหลือแต่โครงของภาพ สำหรับผลการทดลองแสดงตามรูปที่ 4.6 ซึ่งเป็นภาพที่ถูกจำลองขึ้นมาสำหรับหาโครงของภาพ



รูปที่ 4.6 การทดลองทำภาพให้บางเมื่อภาพเป็นเส้นคู่ (ก) ภาพอินพุต, (ข) ภาพผลลัพธ์

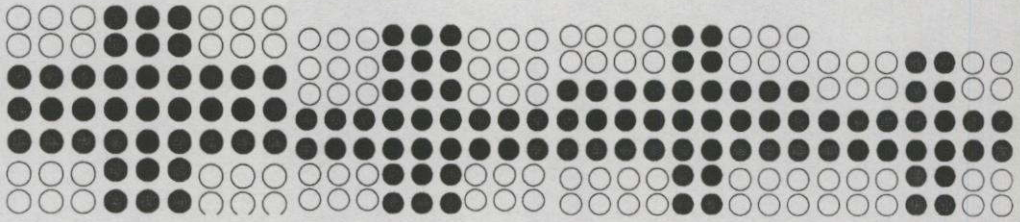
4.3 การพิจารณาเงื่อนไขสำหรับหาโครงของภาพ

เนื่องจากแบบจำลองฮิดเดนมาร์คอฟ ที่สร้างขึ้นสามารถตอบสนองต่อกรอบอ้างอิงได้สิบสองกรอบอ้างอิงคือ $T^1 - T^{12}$ ดังนั้นจึงได้ทำการหาโครงของพร้อมกันภายในขั้นตอนเดียวซึ่งเป็นการหาโครงของภาพวิธีที่สองหรือ HMM2 โดยการนำแนวคิดของวิธี Hil แต่วิธีนี้จะต้องมีการกำหนดเงื่อนไขเพื่อลดเวลาในการทำงานและการรับรู้ของกรอบอ้างอิง โดยมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

1. กำหนดให้จุด $p = 1$
2. กำหนดให้ผลรวมของจุดที่เวกเตอร์จุด p มีค่าอยู่ระหว่าง $2 \geq B(p) \leq 7$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งนั้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

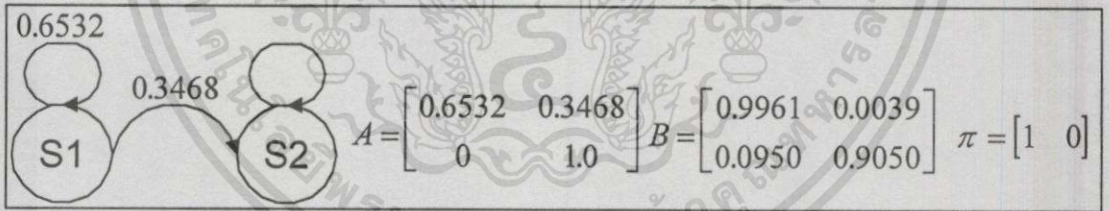
3. $B(p) = 7$ นำมาพิจารณาจะพบว่าจะมีจุดภาพที่ต้องการจะลบและภาพจุดที่ไม่ต้องการลบที่จุด p ในกรณีที่ T^{13} เกิดขึ้นแสดงตามรูปที่ 4.7



รูปที่ 4.7 แสดงผลรวมของ $B(p) = 7$ หรือ T^{13} กำหนดให้ ● แทนจุดที่จะถูกลบ และ ○ แทนโครงของภาพที่จะได้ ○ แทนพื้นของภาพ

4. จากรูปที่ 4.7 การที่จุด p จะถูกลบได้หรือไม่ขึ้นอยู่กับกรอบอ้างอิงที่แวดล้อมจุด p เป็นตัวช่วยในการพิจารณา เราสามารถเลือกกำหนดได้ตามรูปที่ 4.7

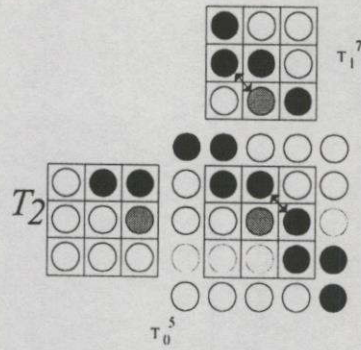
5. Noise Template ที่ตำแหน่ง x^8, x^2, x^4, x^6 ของกรอบอ้างอิง $T^9 - T^{12}$ มีค่าเท่ากับ “0” ทั้งสี่กรอบอ้างอิงแต่แบบจำลองฮิดเดนมาร์คอฟไม่ได้ครอบคลุมจุดนี้ไว้
จากกรอบอ้างอิงสำหรับทำภาพให้บางทั้งสี่กรอบเมื่อนำมาจัดเรียงลำดับเหตุการณ์เช่นเดียวกับวิธี HMM1 แล้วนำไปสร้างเป็นแบบจำลองได้ตามรูปที่ 4.8



รูปที่ 4.8 แสดงแบบจำลองและตัวแปรต่างๆ ที่ทำภาพให้บางวิธี HMM2

4.3.1 การพิจารณาเงื่อนไขของ Thinning Template แวดล้อมจุดภาพที่สมควรจำกัด

จากกรอบอ้างอิงทั้งหมดถ้าเรานำมาหาโครงของภาพจะไม่สามารถที่จะกำหนดลงไปได้เลยว่าจุดภาพ p ในกรอบอ้างอิงควรถูกลบ นอกเสียจากเราต้องทำการพิจารณากรอบอ้างอิงที่เกิดขึ้น แวดล้อมกรอบอ้างอิงที่กำลังพิจารณาอีกสองกรอบเสียก่อนตามรูปที่ 4.9



รูปที่ 4.9 แสดงการกำหนดเงื่อนไขของกรอบอ้างอิงโดยที่ T_i^j $j = \{0,1,2,\dots,13\}$ คือเลขของกรอบอ้างอิง $j = 0$ แสดงว่าอยู่นอกเหนือกรอบอ้างอิงและ $i = \{0,1,2\}$ คือตำแหน่งที่แวดล้อม

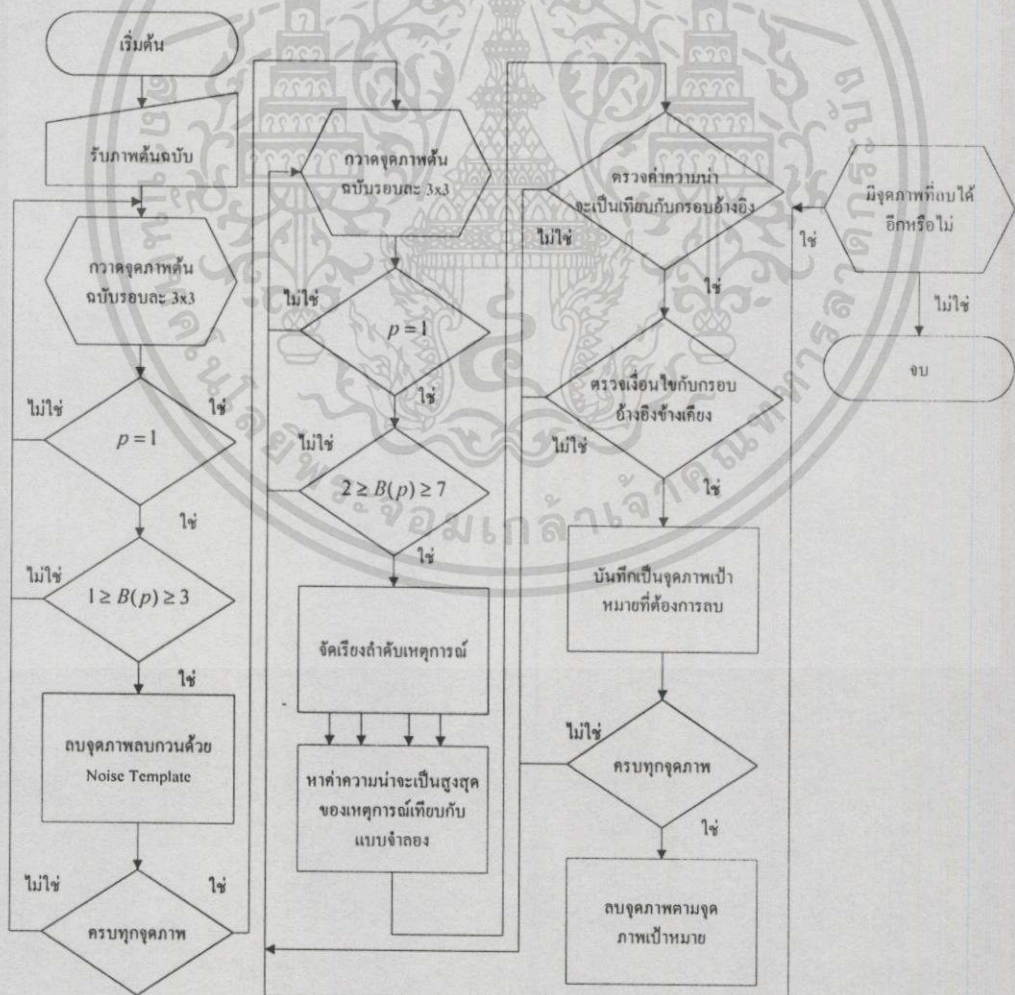
จากรูปที่ 4.9 กรอบอ้างอิงที่กำลังพิจารณาคือ T_0^1 และกรอบอ้างอิงแวดล้อมคือ $\{T_1^3, T_2^0\}$ ซึ่งกรอบอ้างอิงเหล่านี้จะเป็นตัวบอกให้เรารู้ว่ากรอบ T_0^1 สมควรถูกลบจุดภาพที่ตำแหน่ง p หรือไม่ โดยพิจารณาจากความสัมพันธ์ของตำแหน่งที่มีค่าเท่ากับ “1” ภายในกรอบอ้างอิงแวดล้อม (ตามลูกศรในภาพที่ 4.9 แสดงทิศทาง) ซึ่งสามารถกำหนดเงื่อนไขได้ดังต่อไปนี้

1. T_0^1 สัมพันธ์กับ T_i^j เมื่อ $i = 1,2$ และ $j! = 2,3,4,7,8$
2. T_0^2 สัมพันธ์กับ T_i^j เมื่อ $i = 1,2$ และ $j! = 1,3,4,5,8$
3. T_0^3 สัมพันธ์กับ T_i^j เมื่อ $i = 1,2$ และ $j! = 1,2,4,5,8$ โดยที่ $i = 2$ และ $j! = 13$
4. T_0^4 สัมพันธ์กับ T_i^j เมื่อ $i = 1,2$ และ $j! = 1,2,3,6,7$ โดยที่ $i =$ และ $j! = 13$
5. T_0^5 สัมพันธ์กับ T_i^j เมื่อ $i = 1,2$ และ $j! = 2,3,7$
6. T_0^6 สัมพันธ์กับ T_i^j เมื่อ $i = 1,2$ และ $j! = 3,4,8$
7. T_0^7 สัมพันธ์กับ T_i^j เมื่อ $i = 1,2$ และ $j! = 1,4,5$
8. T_0^8 สัมพันธ์กับ T_i^j เมื่อ $i = 1,2$ และ $j! = 1,2,6$
9. T_0^{13} เป็นไปตามเงื่อนไขในรูปที่ 4.7

ถ้าไม่ตรงตามเงื่อนไขทั้งเก้าและที่ตำแหน่ง $i = 1,2$ ยังไม่ได้กำหนดตำแหน่งสำหรับการลบ (กรอบอ้างอิงใดๆ) สามารถที่กำหนดตำแหน่งของจุดภาพที่ต้องการจะลบ (กรอบอ้างอิงที่เกิดขึ้น) ซึ่งจะลบจุดภาพก็ต่อเมื่อสิ้นสุดขบวนการทั้งหมดหรือเกิดกรอบอ้างอิงใดๆ ขึ้น

จากเงื่อนไขต่างๆ ที่ได้สร้างขึ้นมาจากการพิจารณากรอบอ้างอิงทั้งหมด ในส่วนต่อจากนี้ก็จะเป็นการนำเอาองค์ประกอบต่างๆ มารวมกันเพื่อหาโครงของภาพ โดยมีขั้นตอนตามรูปที่ 4.10 เริ่มจากนำภาพระดับสีเทาขนาด 256×256 มาแยกออกทีละ 3×3 แล้วนำไปตรวจสอบเงื่อนไขเพื่อลด

เวลาในการคำนวณ เพื่อนำไปหาจุดภาพรบกวนด้วยแบบจำลองฮิดเดนมาร์คอฟในตอนแรกเสียก่อน ซึ่งมีรูปแบบการดำเนินการในส่วนของฮิดเดนมาร์คอฟเช่นเดียวกับวิธี HMM1 ตามรูป 4.5 คือการจัดลำดับเหตุการณ์ $X^1 - X^4$, การหาค่าความน่าจะเป็นสูงสุด ($P(O|\lambda)$) และกำหนดตำแหน่งที่ต้องการลบจุดภาพ เพียงแต่จะดำเนินการแต่ในส่วนของ Noise Template เท่านั้น ขั้นตอนต่อมาจะลบจุดภาพตรงตำแหน่งที่ได้ระบุไว้ในตอนแรก เมื่อกำจัดจุดภาพรบกวนแล้วจะทำการตรวจสอบภาพสามารที่จะหาโครงของภาพได้หรือไม่ ถ้ายังสามารถหาโครงของภาพได้ นำภาพระดับสีเทาขนาด 256×256 มาแยกออกทีละ 3×3 แล้วนำไปตรวจสอบเงื่อนไขเพื่อลดเวลาในการคำนวณตามเงื่อนไขที่ 1 และ 2 ในหัวข้อที่ 4.3 ถ้าไม่เป็นจริงตามเงื่อนไขให้กลับมาข้อมูลภาพมาใหม่ แต่ถ้าเป็นตามเงื่อนไขก็จะไปดำเนินการตามแบบจำลองฮิดมาร์คอฟ เพียงแต่จะดำเนินการแต่ในส่วนของ Texture และ Direction Template ต่อจากนั้นจะนำกรอบอ้างอิงที่ได้มาทำการตรวจสอบเงื่อนไขของกรอบอ้างอิงแวดล้อมตามหัวข้อที่ 4.3.1 ถ้าเป็นไปตามเงื่อนไขและถ้าเป็นไปตามเงื่อนไขจึงลบจุดภาพ ผลที่ได้จากขั้นตอนนี้จะนำไปตรวจสอบเงื่อนไข

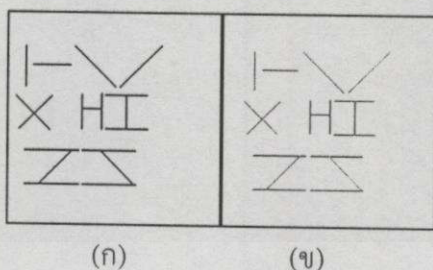


รูปที่ 4.10 แสดงขั้นตอนการทำภาพให้บางด้วยแบบจำลองฮิดเดนมาร์คอฟวิธี HMM2

เอกสารนี้เป็นเอกสารทรัพย์สินทางปัญญาสำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่อผู้ใช้เห็นประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

กรอบอ้างอิงแวดล้อมต่อไปเพื่อกำหนดจุดภาพสำหรับนำไปลบต่อไปเมื่อจบขบวนการ ซึ่งขั้นตอนการหาโครงของภาพแสดงตามรูปที่ 4.10 และผลการทดลองของวิธีนี้แสดงตามรูปที่ 4.11

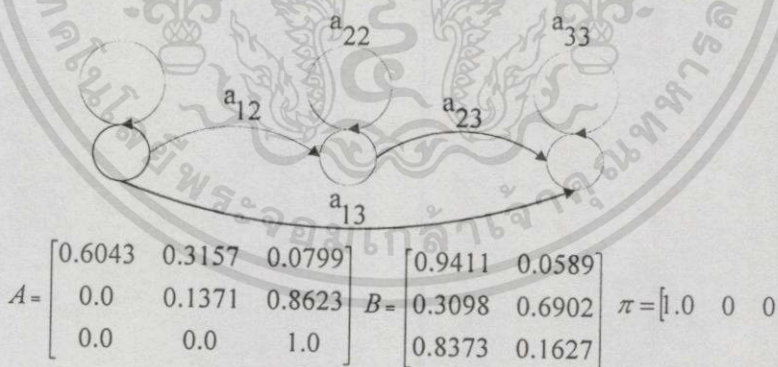


รูปที่ 4.11 การทดลองทำภาพให้บางเมื่อภาพเป็นเส้นคู่ (ก) ภาพอินพุต, (ข) ภาพผลลัพธ์

4.3.2 การทำภาพให้บางกรณีที่มีค่ามากกว่าสองสแดง

ทดลองทำการสร้างแบบจำลองที่มีค่ามากกว่าสองสแดงเพื่อทดสอบประสิทธิภาพและเวลาในการทำงาน เริ่มจากการจัดเรียงลำดับเหตุการณ์เพื่อให้เหมาะสมสำหรับนำไปสร้างแบบจำลองขนาดสามสแดง (HMM3) จากการจัดเรียงลำดับเหตุการณ์ในหัวข้อที่ 4.2

รูปที่ 4.12 แสดงตัวแปรต่างของแบบจำลอง ลักษณะการทำภาพให้บางด้วยวิธี HMM3 จะทำคล้ายกับวิธี HMM1 ต่างกันที่มีจำนวนสแดงมากกว่า



รูปที่ 4.12 แสดงแบบจำลองและตัวแปรต่างๆ ที่ทำภาพให้บางวิธี HMM3

4.4 สรุป

การหาโครงของภาพด้วยแบบจำลองฮิดเดนมาร์คอฟ จะต้องนำลำดับเหตุการณ์ที่ใช้หาโครงของภาพมาสร้างเป็นแบบจำลอง ซึ่งลำดับเหตุการณ์ที่ใช้สร้างแบบจำลองสามารถมีได้มากกว่าหนึ่ง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ลำดับเหตุการณ์ต่อหนึ่งแบบจำลอง และแบบจำลองที่สร้างขึ้นมาจะใช้เป็นตัวสอบเทียบกับเหตุการณ์ต่างๆ ที่เข้ามาเพื่อนำมาพิจารณาหาค่าความน่าจะเป็นที่เกิดขึ้นว่าตรงกับลำดับเหตุการณ์ที่เป็นไปได้ในแบบจำลองหรือไม่ ซึ่งวิธีการนี้จะขาดต่อการสร้างเงื่อนไขประกอบสำหรับการหาโครงของภาพ

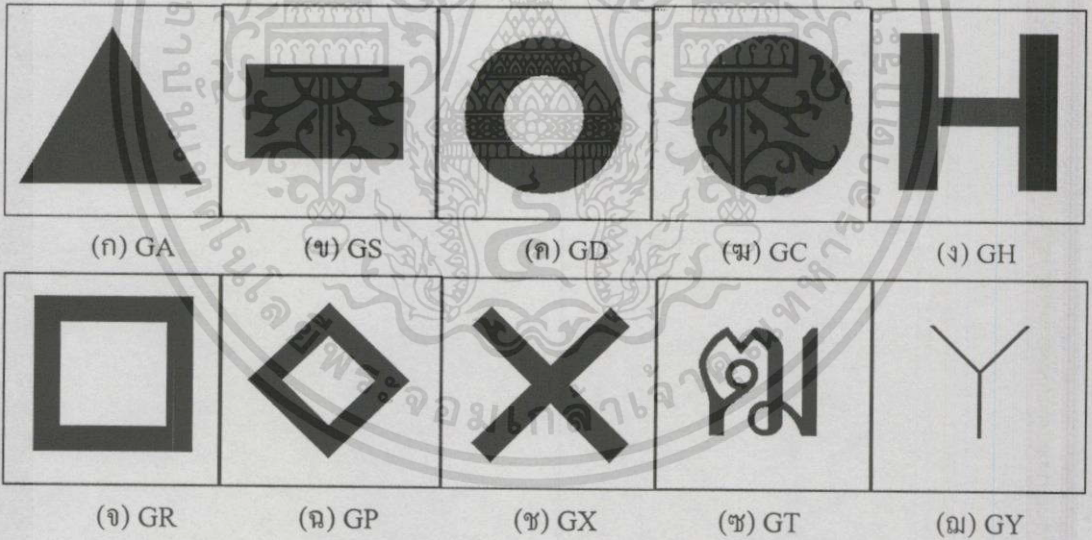


เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 5

การประเมินประสิทธิภาพของโครงของภาพ

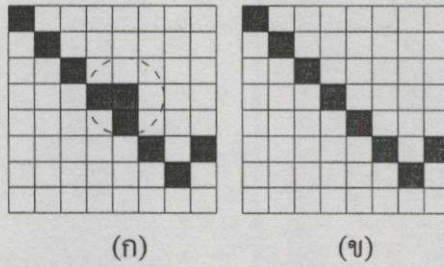
การประเมินประสิทธิภาพของโครงของภาพ ทำขึ้นมาเพื่อแสดงการเปรียบเทียบให้เห็นว่า อัลกอริทึมต่างๆ มีขีดความสามารถในการหาโครงของภาพเป็นอย่างไร โดยทั่วไปประสิทธิภาพของโครงของภาพจะพิจารณาที่ ความบางของลายเส้น, ความถูกต้องของโครงของภาพและความเร็วในการหาโครงของภาพ ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้มีการประเมินประสิทธิภาพ [23] ไว้ด้วยกันสามวิธีคือมาตรฐานการวัดความกว้างของลายเส้น (m_l), มาตรฐานการวัดมูลค่าการคำนวณ (m_d) และมาตรฐานการวัดของความไวต่อสัญญาณรบกวน (m_e) และความเร็วในการทำภาพให้บาง ซึ่งขึ้นอยู่กับอัลกอริทึมที่ใช้และขึ้นอยู่กับความเร็วในการทำงานของเครื่องคอมพิวเตอร์ เครื่องคอมพิวเตอร์ที่ใช้ในการทำภาพให้บางเป็นรุ่น pentium-75 ขนาดหน่วยความจำ 24Mb ภาพต้นแบบที่ใช้ประเมินประสิทธิภาพต่างจำนวนสิบภาพเป็นภาพขนาด 256×256 แสดงตามรูปที่ 5.1



รูปที่ 5.1 ภาพที่ใช้ทดสอบทำภาพให้บาง

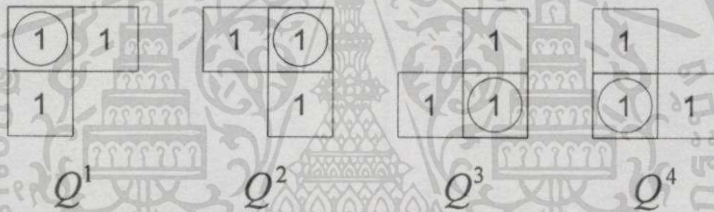
5.1 มาตรฐานการวัดความกว้างของลายเส้น (m_l)

เป็นการวัดความหนาของลายเส้นตรงส่วนที่เป็นมุมของโครงของภาพ ซึ่งลายเส้นควรจะต้องเป็นลายเส้นแบบจุดเดียวหรือบางที่สุดเท่าที่จะทำได้ ตัวอย่างลายเส้นตามรูป 5.2 จะมีบางส่วนของลายเส้นยังคงมีความหนาอยู่



รูปที่ 5.2 ภาพลายเส้นที่มีความหนามากกว่าหนึ่งจุดภาพ (ก) ลายเส้นที่ยังทำให้บางลงได้อีก (ข)
ลายเส้นที่มีความหนาเพียงจุดเดียว

ซึ่งสามารถทำให้บางได้อีก วิธีการวัดความกว้างของลายเส้นทำได้โดยการใช้แม่แบบตรวจความบางลายเส้นตามรูปที่ 5.3 โดยการตรวจนับจุดที่มีความหนามากกว่าหนึ่งจุดทั้งสี่ทิศทาง แล้วนำไปเปรียบเทียบจำนวนกับจุดภาพของลายเส้นทั้งหมดตามสมการที่ 5.1



รูปที่ 5.3 แม่แบบตรวจวัดความหนาของโครงของภาพทั้ง 4 ทิศทาง

$$m_t = 1 - \frac{\text{Area} \left[\bigcup_{1 \leq k \leq 4} S_M Q^k \right]}{\text{Area} [S_M]} \quad (5.1)$$

S_M คือ โครงของภาพ

Q^k คือ จุดภาพตามแม่แบบเมื่อ $1 \leq k \leq 4$

$\text{Area} []$ คือ การนับจำนวนจุดภาพ

$\text{Area} \left[\bigcup_{1 \leq k \leq 4} S_M Q^k \right]$ คือ จำนวนของจุดภาพที่ตรงกับแม่แบบ

$\text{Area} [S_M]$ คือ จำนวนจุดภาพทั้งหมดของลายเส้น

จากสมการที่ 5.1 ค่า m_t เป็นจำนวนเต็มบวก เมื่อค่าเข้าใกล้ "1" มากแสดงว่าความบางของโครงภาพมีความบางเพียงหนึ่งจุดภาพซึ่งเป็นโครงภาพที่ดี

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

5.2 มาตรฐานการวัดมูลค่าการคำนวณ (m_d)

การวัดมูลค่าการคำนวณหรืออัตราผลตอบแทนจุดภาพของอัลกอริทึม วิธีหาทำโดยการเปรียบเทียบจำนวนจุดภาพที่ถูกลบทิ้งไปกับจำนวนรอบทำงานของอัลกอริทึม โดยคำนวณจากจำนวนจุดภาพของโครงของภาพทั้งหมดกับจำนวนจุดภาพที่หายไปและจำนวนรอบการการคำนวณได้ตามสมการที่ 5.2

$$m_d = \frac{Area[S] - Area[S_M]}{n \times Area[S]} \quad (5.2)$$

n คือจำนวนรอบการคำนวณ

$Area[S]$ คือจำนวนจุดภาพ

$Area[S_M]$ คือจำนวนจุดภาพของโครงของภาพ

ค่าได้จากการคำนวณจะมีค่า “0” ถึง “1” แต่จากการสังเกตค่า m_d ตามสมการที่ 5.2 จะมีค่าอินฟินิตี้ (∞) ในกรณีที่ n มีค่าเป็น “0” (เกิดขึ้นในกรณีที่นำภาพลายเส้นที่มีความบางเพียงหนึ่งจุดภาพอยู่แล้ว มาผ่านการทำลายเส้นให้บางอีก ในกรณี $n=0$ เนื่องจากจะไม่มีจุดภาพเกิดขึ้น) ดังนั้นจึงใช้ฟังก์ชัน minimum มาช่วยสมการหาค่า m_d เพื่อเป็นการจำกัดค่าที่ได้จากการคำนวณให้อยู่ระหว่าง “0” ถึง “1” ดังนั้นจะได้ค่า m_d ที่ใช้เป็นสูตรในการคำนวณดังนี้

$$m_d = \min \left[1, \frac{Area[S] - Area[S_M]}{n \times Area[S]} \right] \quad (5.3)$$

การวัดนี้จะมีค่าอยู่ระหว่าง “0” กับ “1” ถ้า m_d ค่าที่มากจะแสดงถึงประสิทธิภาพในการคำนวณที่สูง

5.3 มาตรฐานการวัดของความไวต่อสัญญาณรบกวน (m_e)

โดยทั่วไปการหาโครงของภาพส่วนใหญ่มักทำได้ดีภายใต้เงื่อนไขที่ไม่มีสัญญาณรบกวน แต่เมื่อมีสัญญาณรบกวนในภาพที่อยู่บริเวณขอบของภาพ ผลลัพธ์ที่ได้จะเกิดกึ่งที่ไม่ต้องออกจากโครงของภาพ (skeleton-leg) ดังนั้น จึงเป็นสิ่งสำคัญที่จะต้องมีการตรวจสอบค่าความไวของการตอบสนองสัญญาณรบกวนภายในภาพ ซึ่งมีวิธีการดังต่อไปนี้

กำหนดให้ภาพ S เป็นภาพที่ไม่มีจุดภาพรบกวนและให้ S' เป็นภาพที่มีจุดภาพรบกวนบริเวณขอบของภาพ กำหนดจุดภาพรบกวนเหล่านี้ได้จากการสุ่มเติมและสุ่มลบจุดภาพบริเวณ

ขอบของภาพที่มีจำนวนเท่ากับ k จุด ซึ่งอัตราส่วนสัญญาณต่อสัญญาณรบกวน (signal to boundary noise ratio : $SBNR_k$) ตามสมการที่ 5.4

$$SBNR_k = \frac{Area[\mathcal{S}]}{Area[S''/S] + Area[S/S'']} \quad (5.4)$$

$SBNR_k$ คืออัตราส่วนระหว่างจำนวนจุดภาพบริเวณขอบภาพกับจุดภาพรบกวน

$Area[\mathcal{S}]$ คือจำนวนจุดภาพบริเวณขอบภาพ

$Area[S/S'']$ คือผลต่างระหว่างจำนวนจุดภาพที่ไม่มีจุดรบกวนกับภาพที่มีจุดรบกวน

$Area[S''/S]$ คือผลต่างระหว่างจำนวนจุดภาพที่มีจุดรบกวนกับภาพที่ไม่มีจุดรบกวน

ความไวต่อสัญญาณรบกวนของอัลกอริทึมที่เกิดขึ้นจากจำนวนจุดรบกวน $SBNR_k$ หาได้ตามสมการที่ 5.5

$$m_e(SBNR_k) = \min \left[1, \frac{Area[S_M/S''_M] + Area[S''_M/S_M]}{Area[S_M]} \right] \quad (5.5)$$

$m_e(SBNR_k)$ คือความไวต่อสัญญาณรบกวนที่ปริมาณอัตราส่วนการรบกวนที่ $SBNR_k$

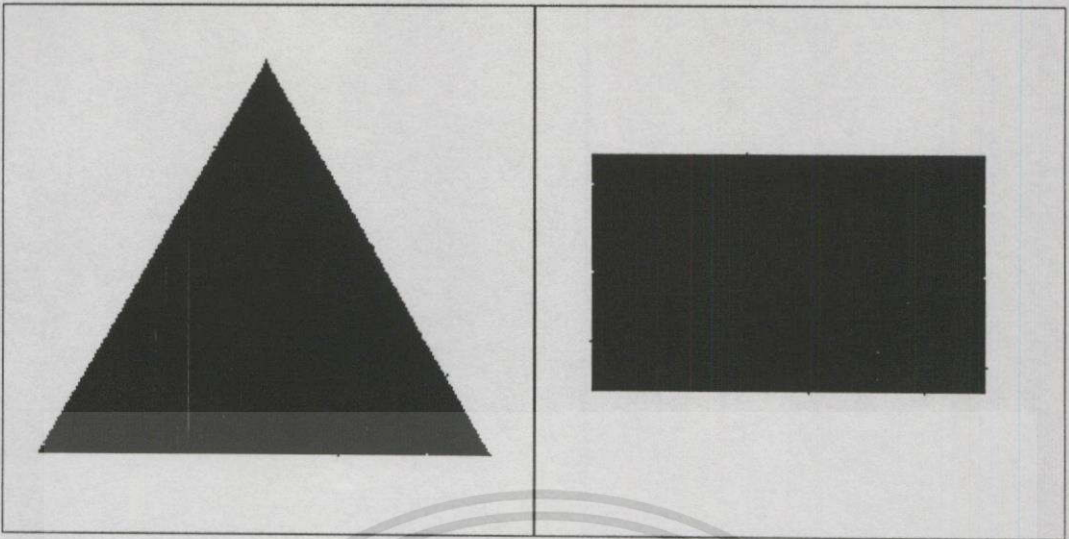
$Area[S_M]$ คือจำนวนจุดของ โครงของภาพที่ได้จากภาพต้นฉบับที่ไม่มีจุดรบกวน

$Area[S_M/S''_M]$ คือผลต่างระหว่างจุดภาพจาก โครงของภาพที่ไม่มีจุดรบกวนกับ โครงของภาพที่มีจุดรบกวน

$Area[S''_M/S_M]$ คือผลต่างระหว่างจุดภาพจาก โครงของภาพที่มีจุดรบกวนกับ โครงของภาพที่ไม่มีจุดรบกวน

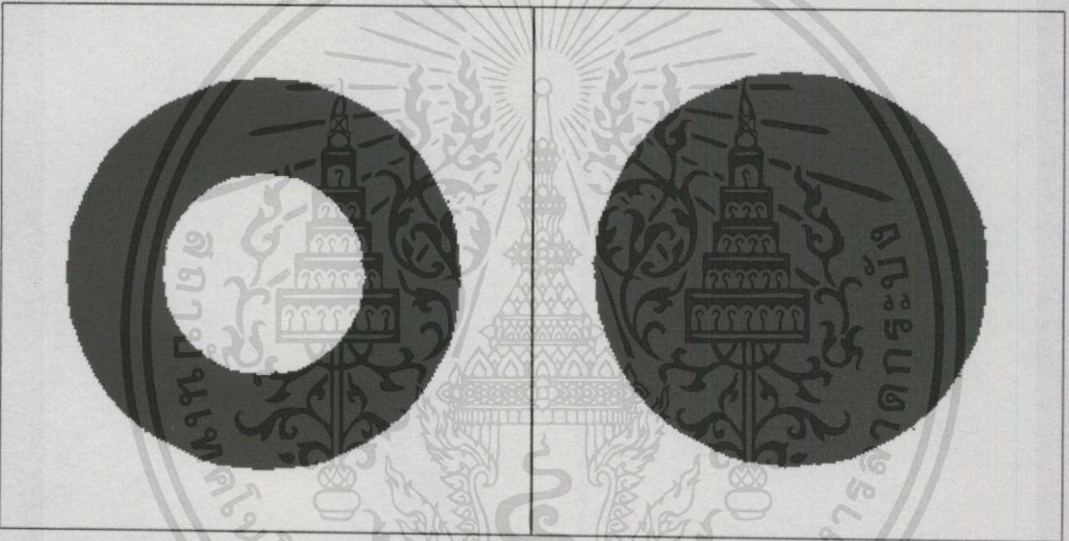
ค่าที่ได้จะมีค่าอยู่ระหว่าง “0” กับ “1” อัลกอริทึมที่ไวต่อจุดรบกวนมากๆ จะให้ค่า m_e เข้าใกล้ “1” ซึ่งแสดงว่าโครงของภาพที่ได้มีความคลาดเคลื่อนสูง

สำหรับรูปที่ใช้ทดสอบค่า m_e แสดงตามรูปที่ 5.4 เป็นรูปที่มีสัญญาณรบกวนแบบสุ่มที่ขอบของภาพ ซึ่งในรูปมีจุดภาพที่ขาดหายไปห้าจุดภาพ และมีจุดภาพที่เกินออกมาห้าจุดภาพ หรือมีค่า $k = 10$



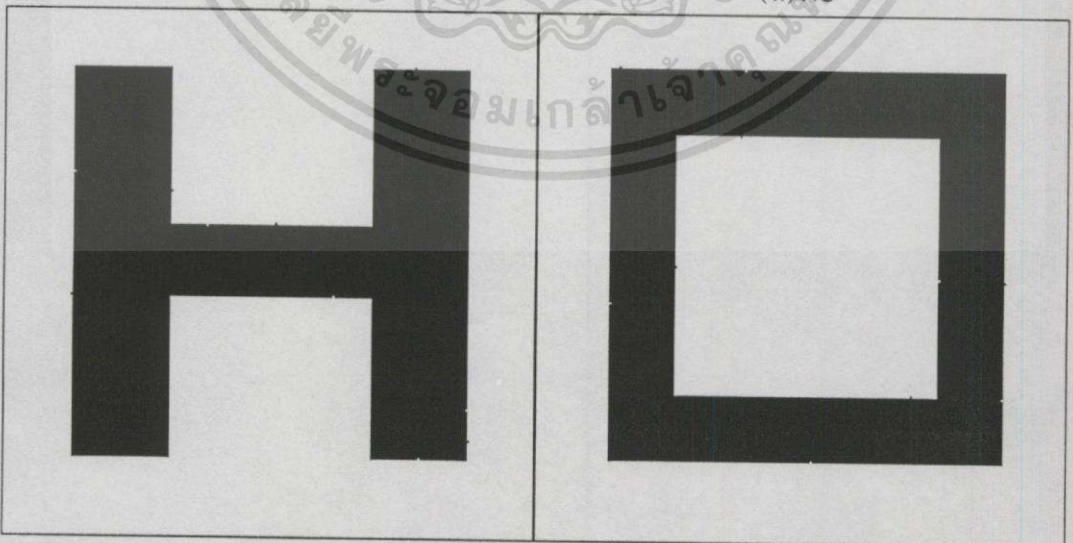
(ก) NA

(ข) NS



(ค) ND

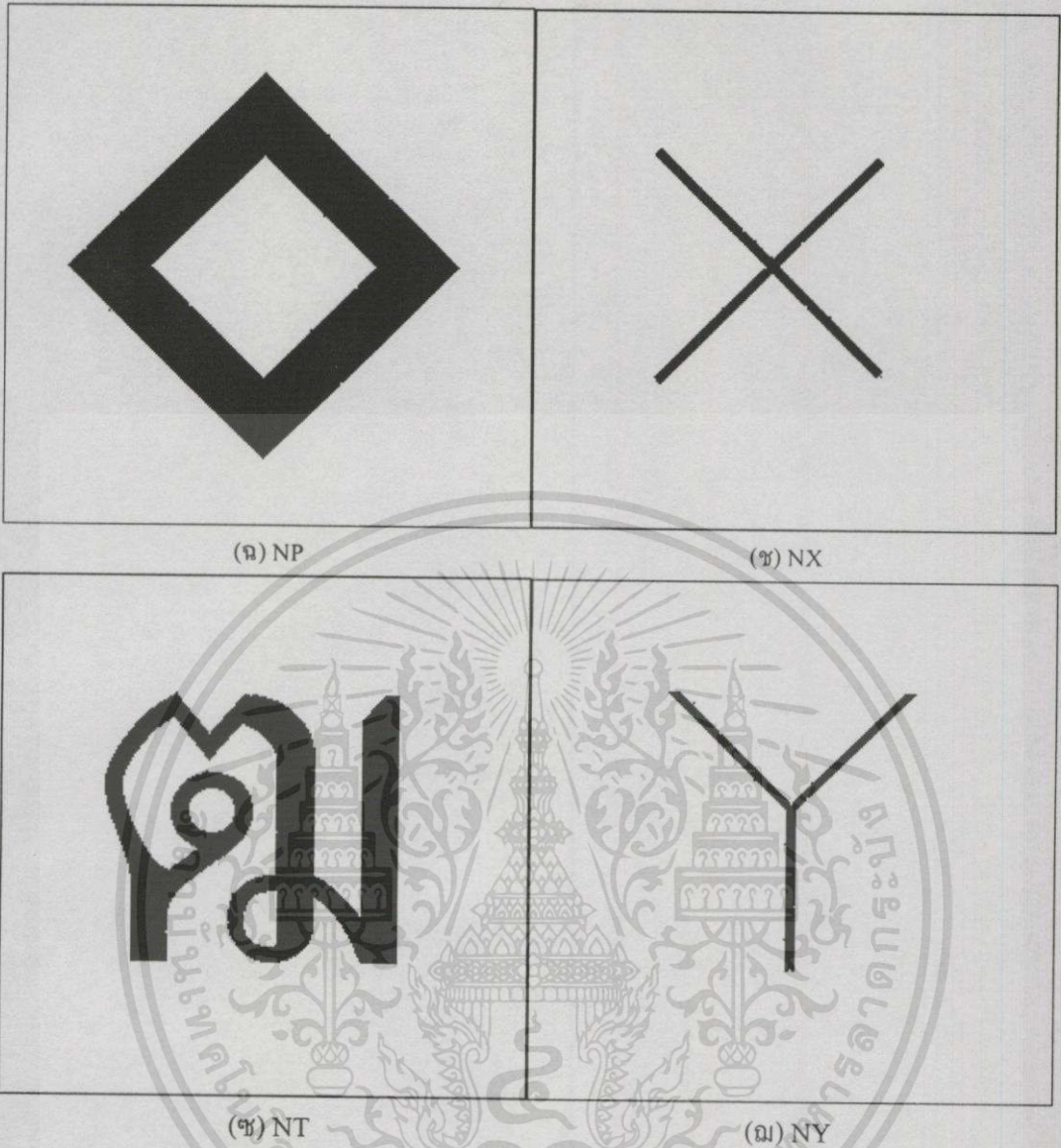
(ง) NC



(ง) NH

(จ) NR

รูปที่ 5.4 ภาพทดสอบที่ถูกสัญญาณรบกวนบริเวณขอบภาพ ($k = 10$)
 เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับกรู๊ปงานเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่อนำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
 ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



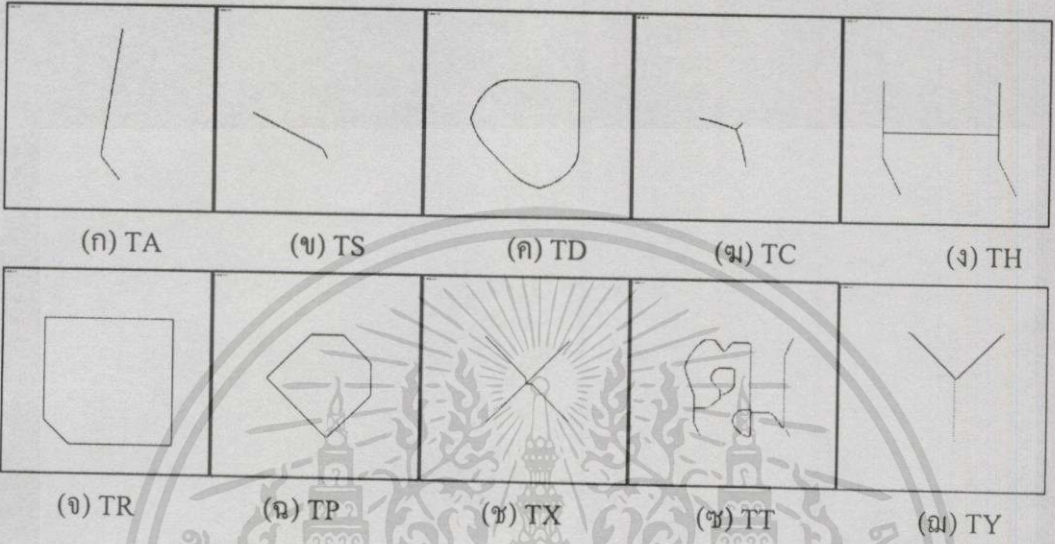
รูปที่ 5.4 (ต่อ)

5.4 ผลการทดลอง

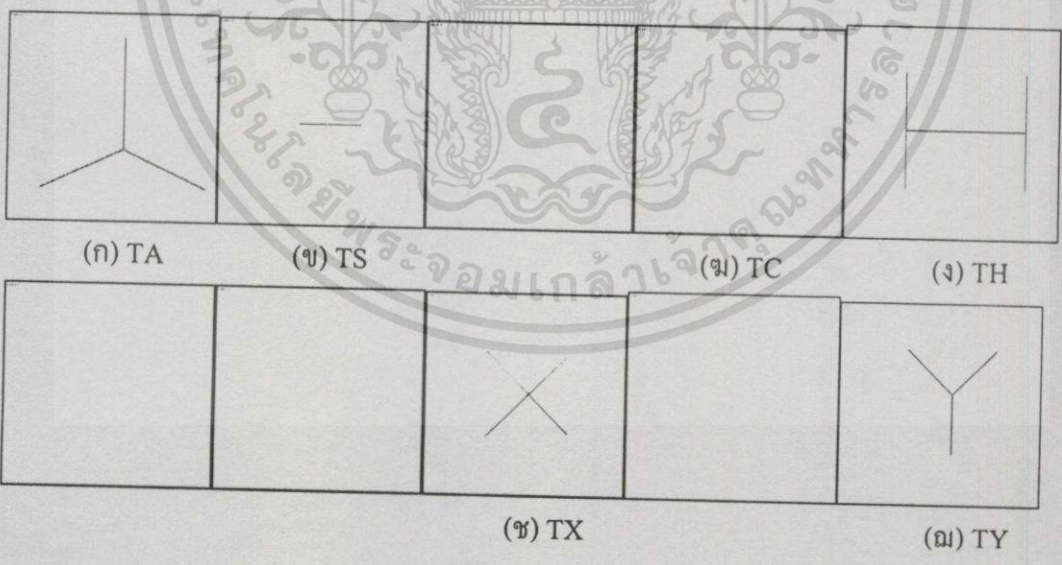
การหาโครงของภาพที่อยู่ในกลุ่มของแบบอนุกรมที่ใช้สอบเทียบกับหาโครงของภาพที่ได้จากแบบจำลองฮิเดนมาร์คอฟ คือวิธี SR, RG, Hil ซึ่งผลลัพธ์โครงของภาพแต่ละวิธีแสดงตามรูปต่อไปนี้ โดยเรียงลำดับตามภาพอินพุต GA, GS, GD, GC, GH, GR, GP, GX, GT, GY, GC

โครงของภาพที่ได้จากวิธี SR ตามรูปที่ 5.5 ทั้งสิบภาพโครงของภาพที่ได้ไม่มีความถูกต้องตามรูปทรงเรขาคณิต โครงของภาพที่ได้จากวิธี RG ตามรูปที่ 5.6 ไม่ได้ทำการทดสอบบางเนื่องจากความยุ่งยากต่อการเขียนโปรแกรม แต่งโครงของภาพตามรูปทรงเรขาคณิตมีความสมบูรณ์ดี

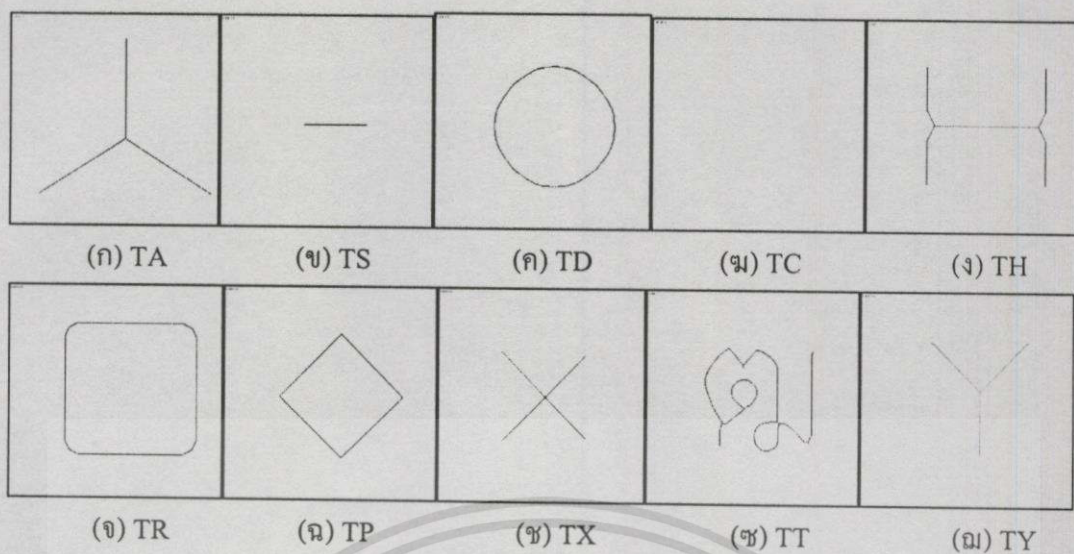
แต่ลายเส้นตามแนวเส้นทแยงมุมไม่สามารถทำให้บางเป็นจุดเดียวได้ และไม่สามารถตรวจวัดด้วยค่า m_d ได้ โครงของภาพที่ได้จากวิธี Hil ตามรูปที่ 5.7 โครงของภาพตามรูปทรงเรขาคณิตมีความสมบูรณ์แต่จะได้อุณหภูมิตรงส่วนที่เป็นจุดหักมุม



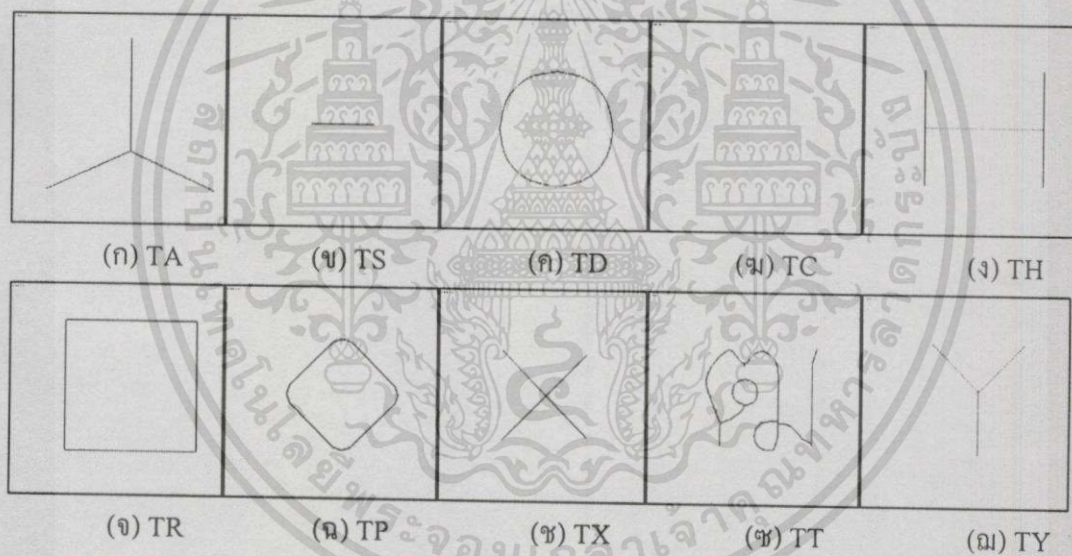
รูปที่ 5.5 โครงของภาพตามวิธี SR



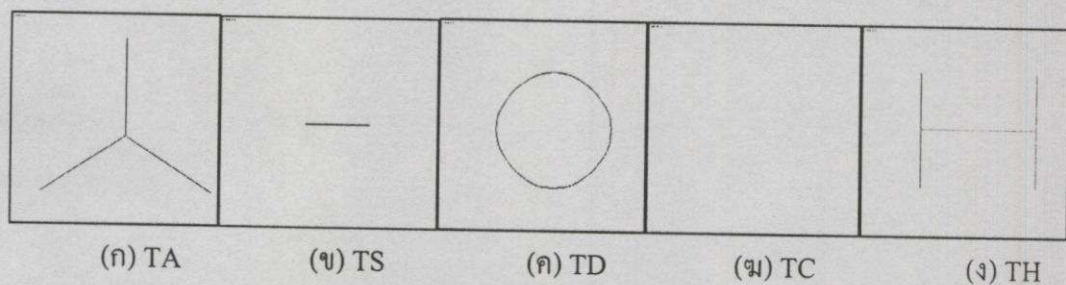
รูปที่ 5.6 โครงของภาพตามวิธี RG



รูปที่ 5.7 โครงของภาพตามวิธี Hil

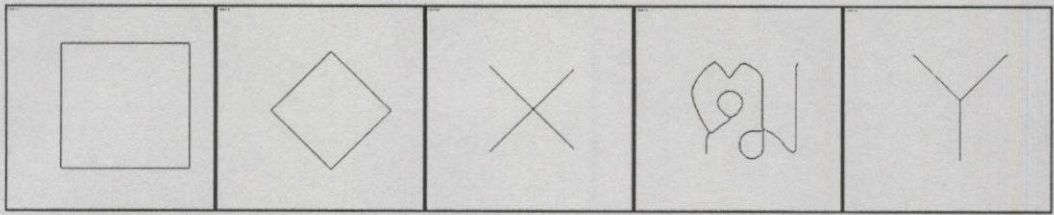


รูปที่ 5.8 โครงของภาพตามวิธีฮิตเคนมาร์คอฟแบบ HMM1



รูปที่ 5.9 โครงของภาพตามวิธีฮิตเคนมาร์คอฟแบบ HMM2

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับกรใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



(จ) TR

(ข) TP

(ค) TX

(ง) TT

(ฉ) TY

รูปที่ 5.9 (ต่อ)

สำหรับวิธีการทำภาพให้บางด้วยแบบจำลองฮิตเดนมาร์คอฟโครงของภาพที่เป็นรูปทรงเรขาคณิตสมบูรณ์ซึ่งภาพมีความบางเพียงจุดเดียวและไม่มีปัญหาที่เกิดขึ้นที่หักมุม และโครงของภาพที่มีสัญญาณรบกวนแสดงตามรูปที่ 5.10-5.14 ตามวิธี SR, RG, HiI, HMM1, HMM2 ตามลำดับ



(ก) TA

(ข) TS

(ค) TD

(ง) TC

(ฉ) TH



(จ) TR

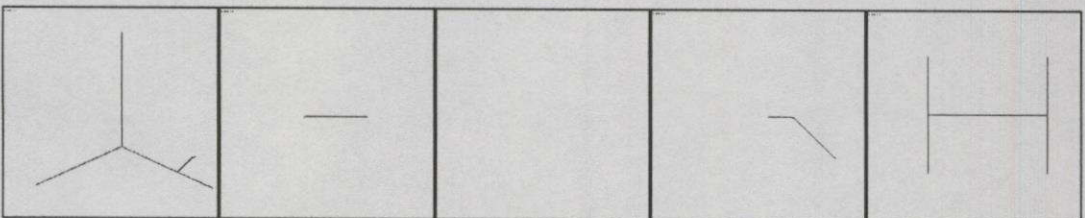
(ข) TP

(ค) TX

(ง) TT

(ฉ) TY

รูปที่ 5.10 โครงของภาพที่มีสัญญาณรบกวนตามวิธี SR



(ก) TA

(ข) TS

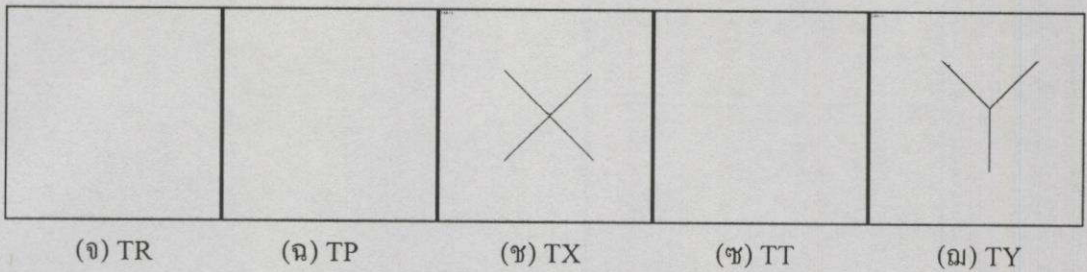
(ค) TD

(ง) TC

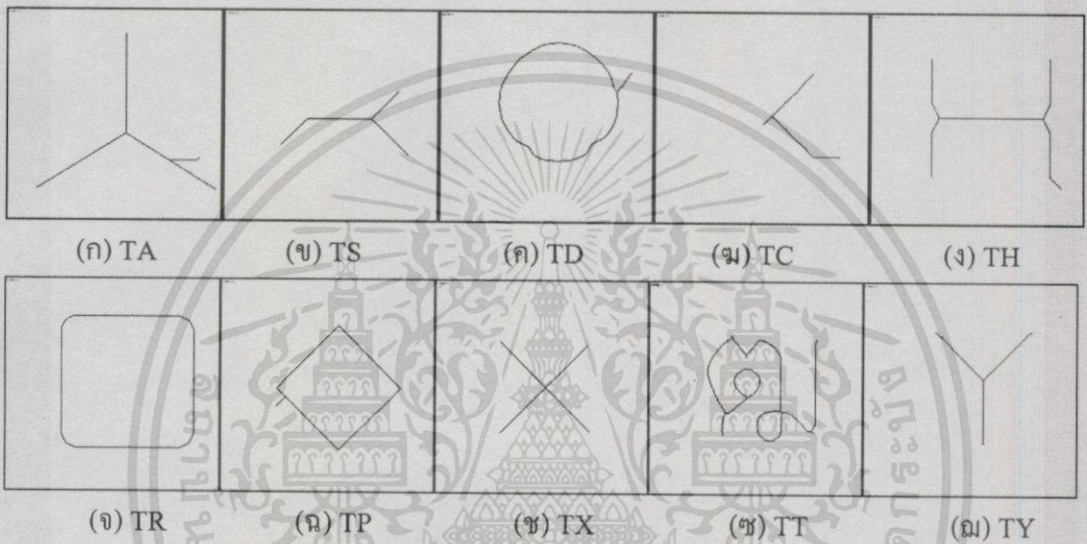
(ฉ) TH

รูปที่ 5.11 โครงของภาพที่มีสัญญาณรบกวนตามวิธี RG

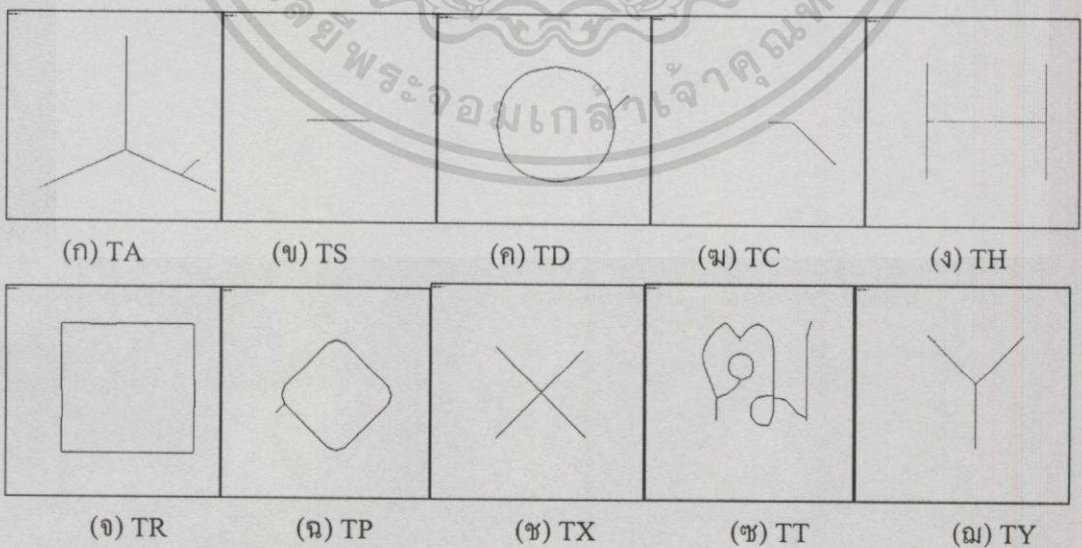
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับกรใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 5.11 (ต่อ)

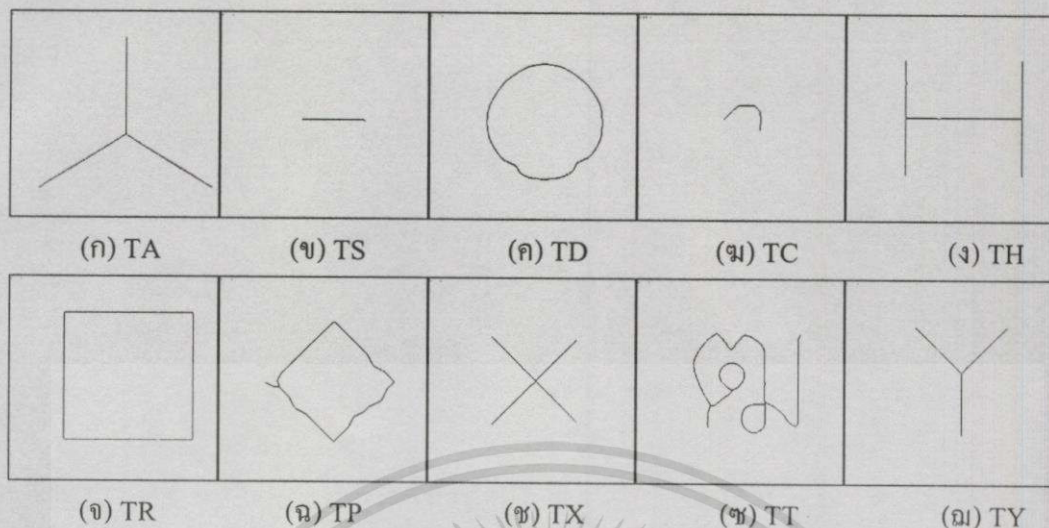


รูปที่ 5.12 โครงของภาพที่มีสัญญาณรบกวนตามวิธี Hil



รูปที่ 5.13 โครงของภาพที่มีสัญญาณรบกวนตามวิธี HMM1

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับครูใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 5.14 โครงของภาพที่มีสัญญาณรบกวนตามวิธี HMM2

ตารางที่ 5.1 การทดสอบภาพตามค่า m_r

วิธีการ ภาพ	ผลการทดสอบภาพต่อค่า m_r									
	GA	GS	GD	GC	GH	GR	GP	GX	GT	GY
SR	0.92195	1.0	0.91529	0.9908	1.0	0.89736	1.0	0.99111	0.84034	0.31529
RG	0.88679	1.0	*	1.0	1.0	*	*	0.96413	*	0.29487
HIL	0.99708	1.0	1.0	1.0	0.99762	1.0	1.0	0.98174	0.99361	1.0
HMM1	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	0.98174	0.9969	1.0
HMM2	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	0.9819	0.99842	1.0

ตารางที่ 5.2 การทดสอบภาพตามค่า m_d

วิธีการ ภาพ	ผลการทดสอบภาพต่อค่า m_d									
	GA	GS	GD	GC	GH	GR	GP	GX	GT	GY
SR	0.00846	0.00976	0.02085	0.00914	0.01209	0.03026	0.02378	0.09461	0.03289	0.143
RG	0.00963	0.00874	*	0.00735	0.02041	*	*	0.10660	*	0.11914
HIL	0.00726	0.08587	0.01533	0.00724	0.01485	0.02206	0.07322	0.10693	0.03324	0.10181
HMM1	0.0963	0.0874	0.02131	0.00724	0.02849	0.02849	0.03482	0.010693	0.04643	0.10192
HMM2	0.13569	0.01688	0.02972	0.01202	0.03767	0.05099	0.04432	0.14242	0.0775	0.16415

ตารางที่ 5.3 การทดสอบภาพตามค่า m_c

ผลการทดสอบภาพเมื่อ $k=10$ ค่า m_c										
วิธีการ ภาพ	GA	GS	GD	GC	GH	GR	GP	GX	GT	GY
SR	1.0	0.03774	0.19765	1.0	0.10092	0	0.39088	0.7111	0.03081	0.05096
RG	0.26954	0	*	1.0	0	*	*	0.08969	*	0.01282
HIL	0.21637	1.0	0.12776	1.0	0.07619	0	0.07818	0.02740	0.01597	0.04926
HMM1	0.17143	0	0.10121	1.0	0	0	0.08469	0.04566	0.04341	0.06931
HMM2	0.00595	0.05063	0	1.0	0.02752	0.01256	0.27815	0.00922	0.0032	0.03109

ตารางที่ 5.4 เวลาที่ใช้ในการคำนวณหาโครงของภาพ

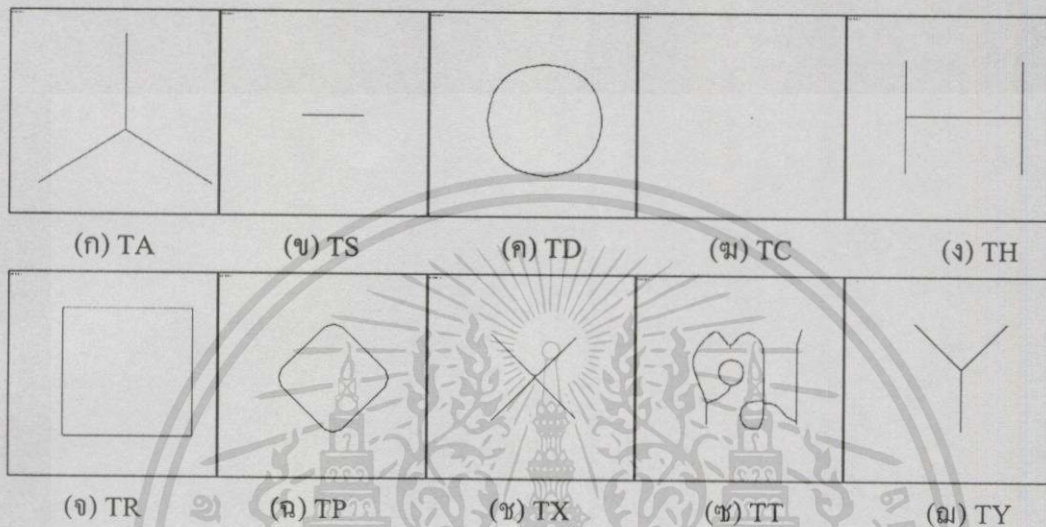
เวลาที่ใช้ในการหาโครงของภาพ(วินาที)										
วิธีการ ภาพ	GA	GS	GD	GC	GH	GR	GP	GX	GT	GY
SR	31	28	13	31	21	9	10	2	7	2
RG	26	29	*	35	14	*	*	2	*	1
HIL	57	46	27	73	28	20	18	3	13	4
HMM1	42	49	21	54	24	18	12	3	9	2
HMM2	28	21	15	37	12	9	10	1	6	1

ตารางที่ 5.5 จำนวนรอบของการทำให้ได้โครงของภาพ

จำนวนรอบการหาโครงของภาพ										
วิธีการ ภาพ	GA	GS	GD	GC	GH	GR	GP	GX	GT	GY
SR	117	102	47	109	81	32	41	9	28	5
RG	102	114	*	136	48	*	*	8	*	6
HIL	140	116	64	138	66	44	42	8	28	8
HMM1	102	114	46	138	48	34	28	8	20	6
HMM2	72	59	33	97	26	19	22	6	12	5

จากตารางที่ 5.1 แสดงถึงค่าสัมประสิทธิ์ของ m ซึ่งทุกวิธีการที่ได้กำหนดมามีค่าความถูกต้องสูงยกเว้นวิธี SR และตารางที่ 5.2 เป็นการวัดค่าประสิทธิภาพการคำนวณต่อรอบการทำงาน จากตารางจะพบวิธีที่ให้ค่า m_c มากที่สุดเป็นวิธี RG ถ้าพิจารณาวิธีนี้แล้วจะพบว่า วิธีนี้เป็นการคำนวณหาโครงของภาพแบบสองขั้นตอนนี้ ละก็เงื่อนไข แต่ค่า m_c ที่ใช้ในการคำนวณถือว่าทั้งสองขั้นตอนนี้เป็นหนึ่งในรอบสำหรับทำภาพให้บาง จึงมีค่า m_c มีค่ามาก ตารางที่ 5.3 เป็นการวัดผลตอบสนองต่อ

สัญญาณรบกวนที่ขอบของภาพ เนื่องจากวิธี HMM1 เรียนแบบมาจากวิธี ของ RG และวิธี HMM2 เรียนแบบมาจากวิธี Hil จึงทำให้ค่าของ m_c ของทั้งสองมีค่าใกล้เคียงกันกับวิธีต้นแบบ ตารางที่ 5.4 และตารางที่ 5.5 แสดงเวลาทั้งหมดและจำนวนรอบการทำภาพให้บางตามซึ่งวิธี HMM2 .ใช้เวลาและจำนวนรอบน้อยที่สุดผลการทดลองสำหรับแบบจำลองชนิด HMM3 แสดงตามรูปที่ 5.15 ซึ่งจะเปรียบเทียบกับผลการทดลองที่ได้จาก HMM1 ในด้านเวลาการคำนวณเท่านั้น



รูปที่ 5.15 โครงของภาพตามวิธีฮิลเดนมาร์คอฟแบบ HMM3

ตารางที่ 5.6 เวลาการทำภาพให้บางระหว่าง HMM1 และ HMM3

เวลาที่ใช้ในการทำภาพให้บาง (วินาที) ระหว่าง HMM1 กับ HMM3										
วิธีการต่อเวลา	GA	GS	GD	GC	GH	GR	GP	GX	GT	GY
HMM1	42	49	21	54	24	18	12	3	9	2
HMM3	71	82	36	100	42	32	25	8	18	7

บทที่ 6

สรุปและวิจารณ์

การทำโครงของภาพเป็นขั้นตอนที่สำคัญสำหรับที่จะนำเอาโครงของภาพที่ได้ไปเก็บเป็นฐานข้อมูล เพื่อใช้จัดจำรูปแบบของวัตถุหรือตัวอักษรที่ทำให้คอมพิวเตอร์รู้จักวัตถุใดๆ ขั้นตอนในการหาโครงของภาพต่างๆ ไปจะเริ่มจากการนำภาพดิจิทัลที่เป็นระดับสีเทามาทำการแยกกันระหว่างเนื้อหาและส่วนของฉากหลังออกจากกันด้วยวิธีแยกกลุ่มภาพ โครงของภาพที่ได้จะมีถูกต้องสมบูรณ์เพียงไรก็ขึ้นอยู่กับคุณภาพของกลุ่มภาพด้วย ในวิทยานิพนธ์เล่มนี้ได้เสนอไว้หลายวิธีด้วยกัน จากนั้นจะนำเอาส่วนของเนื้อหาภาพมาตัดแต่งก่อนเช่นการกำจัดสัญญาณรบกวนบริเวณขอบของภาพหรือทำให้เนื้อหาภาพเป็นเนื้อเดียวกันหมดเพื่อไม่ให้เกิดหลุมเล็กๆ ภายในเนื้อหาภาพ ขั้นตอนต่อไปจะนำภาพที่ตัดแต่งแล้วไปทำเป็นภาพสองระดับสีคือขาวกับดำเพื่อนำไปทำภาพให้บางต่อไป

วิธีการทำภาพให้บางจำแนกออกตามขบวนการ ได้สองวิธีหลักคือวิธีขนานและวิธีอนุกรม

วิธีขนานการทำโครงของภาพตามวิธีนี้แบ่งออกเป็นสามวิธีด้วยกันตามจำนวนรอบของขบวนการคือ 1-รอบ, 2-รอบ และ 4-รอบ ไม่ว่าจะเป็วิธีใดก็ตามมีข้อจำกัดอยู่ที่คอมพิวเตอร์ที่ใช้งานกันต่างๆ ไป เนื่องจากวิธีนี้จะต้องใช้คอมพิวเตอร์แบบขนานหรือใช้อุปกรณ์เสริม ซึ่งมีราคาแพง ไม่สะดวกต่อการใช้งานทั่วไป

วิธีการทำภาพให้บางแบบอนุกรมการทำโครงของภาพตามวิธีนี้แบ่งออกตามรูปแบบการกวาดจุดภาพออกเป็นสองวิธีคือการทำภาพให้บางตามเส้นรอบรูป และการหาโครงของภาพโดยการกวาดตลอดทั้งภาพ

- กวาดตามเส้นรอบรูปซึ่งวิธีนี้มีข้อดีคือทำงานได้รวดเร็วเพราะการทำโครงของภาพจะดำเนินการกับส่วนของขอบภาพโดยตรง แต่วิธีนี้จะมีความยุ่งยากต่อการเขียน โปรแกรมในกรณีที่ภาพมีหลุมเกิดขึ้นภายในเนื้อหาภาพเช่นภาพ โคนัสหรือภายในรูปมีส่วนของเนื้อหาภาพมากกว่าหนึ่งขึ้นไป

- กวาดทั้งภาพซึ่งวิธีนี้จะเขียน โปรแกรมเข้าไปหาส่วนของเนื้อหาภาพได้ง่ายกว่า แต่จะเสียเวลาในการดำเนินการกับจุดภาพมากกว่าวิธีกวาดตามเส้นรอบรูป จึงจำเป็นต้องมีเงื่อนไขเพื่อลดเวลาในการคำนวณลง

การทำภาพให้บางด้วยแบบจำลองฮิดเดนมาร์คคอฟเป็นการนำกฎหรือกรอบอ้างอิงสำหรับหาโครงของภาพที่มีอยู่เดิม มาจัดรูปแบบให้เหมาะสมสำหรับใช้สร้างเป็นแบบจำลอง โดยเริ่มจากการหาลำดับเหตุการณ์จากกฎหรือกรอบอ้างอิงต่างๆ จากคุณสมบัติของแบบจำลองสามารถที่จะจัดลำดับเหตุการณ์ต่างๆ ได้มากกว่าหนึ่งลำดับเหตุการณ์ต่อหนึ่งแบบจำลอง หรือเป็นการรวมกฎ

หรือกรอบอ้างอิงไว้ภายในหนึ่งแบบจำลอง การทำภาพให้บางในวิทยานิพนธ์เล่มได้นำเสนอไว้สองวิธีคือวิธีสร้างแบบจำลองจากการพิจารณากฎของ RG และวิธีสร้างแบบจำลองตามกรอบอ้างอิงสำหรับหาโครงของภาพจำนวนสิบสองกรอบ

วิธีสร้างแบบจำลองจากการพิจารณากฎของ RG ซึ่งวิธีนี้เป็นวิธีการทำภาพให้บางแบบกวาดตามเส้นรอบรูปหรือจะทำให้เป็นแบบกวาดตลอดภาพก็ได้เช่นกัน วิธีการนี้จะมีขบวนการทำภาพให้บางแบ่งออกเป็นสองขั้นตอนโดยจะทำสลับกันที่ละหนึ่งรอบการดำเนินการ สามารถสร้างแบบจำลองได้โดยการพิจารณาจากกฎข้อที่สามและสี่ของ RG ซึ่งเป็นรูปแบบที่มีลักษณะเช่นเดียวกับกรอบอ้างอิง แต่วิธีนี้ไม่สามารถทำให้ลายเส้นแ่งที่เป็นเส้นคู่มีความบางเป็นเส้นเดี่ยวได้ เมื่อนำมาสร้างเป็นแบบจำลองตามกรอบอ้างอิงที่ได้จากวิธี RG จึงจำเป็นที่จะต้องมีการปรับปรุงเงื่อนไขบางข้อของวิธี RG เพื่อให้ลายเส้นคู่ตามแนวแ่งมีความบางจนเป็นลายเส้นเดี่ยวได้ แต่ทำให้ความเร็วในการทำภาพให้บางลดลงเล็กน้อยสำหรับผลลัพธ์ของโครงของภาพที่ได้มีความบางกว่ามาก ทั้งที่ขบวนการทำภาพให้บางนำเอาแนวคิดของวิธี RG ถือเป็นขบวนการหาแบบสองขั้นตอนสลับกัน

การสร้างแบบจำลองจากกรอบอ้างอิง เนื่องจากกรอบอ้างอิงที่ใช้หาโครงของภาพส่วนใหญ่จะถูกนำไปใช้กับวิธีการหาโครงของภาพแบบขนาน ซึ่งมีมากกว่าสิบสองกรอบอ้างอิงและยังมีขนาดของกรอบแตกต่างกันไปเช่น 3×3 หรือ 5×5 เป็นต้นซึ่งเป็นแบบ 2-มิติ แบบจำลองฮิดเดนมาร์คอฟได้มีการพัฒนาจากแบบ 1-มิติและ 2-มิติ แต่แบบจำลองที่ใช้หาโครงของภาพยังคงใช้แบบ 1-มิติของกรอบอ้างอิงขนาด 3×3 เนื่องจากขนาดของกรอบ 3×3 ยังเล็กเกินไปที่จะนำมาสร้างเป็นแบบจำลอง หรือในกรณีขนาด 5×5 สามารถจะสร้างเป็นแบบ 2-มิติได้แต่จะทำให้การหาโครงของภาพช้ามากเป็นผลมาจากการคำนวณค่าความน่าจะเป็น กรอบภาพที่ใช้ในวิธีนี้ยังเพิ่มขึ้นมาอีกสี่กรอบจากวิธีแรกเพื่อการจัดสัญญาณรบกวนบางจุด รวมจากของเดิมเป็นสิบสองกรอบอ้างอิง ที่ถูกนำมาสร้างเป็นแบบจำลองเพียงหนึ่งแบบจำลอง เนื่องจากแบบจำลองที่ได้สามารถรับรู้กรอบอ้างอิงสิบสองกรอบจึงได้นำวิธีการของ Hil มาประยุกต์เพื่อทำให้การหาโครงของภาพเป็นแบบขั้นตอนเดียวต่างจากวิธีแรก โดยนำกฎข้อที่ห้าและหกของ Hil มาประยุกต์ให้เข้ากับแบบจำลอง แทนที่จะรับว่าเป็นการกำหนดจุดภาพที่ต้องการลบอย่างเดียว ก็ให้รับรู้เป็นความแตกต่างของกรอบอ้างอิงแทน ถ้ากรอบอ้างอิงที่เกิดขึ้นใหม่ไม่ขัดแย้งกับกรอบอ้างอิงที่ได้กำหนดไว้แล้วก็ให้กำหนดจุดภาพสำหรับลบเป็นค่าของกรอบอ้างอิงที่เกิดขึ้นนั้น เพื่อนำไปสอบเทียบกับกรอบอ้างอิงที่เกิดขึ้นใหม่ต่อไป

ผลลัพธ์ของโครงของภาพที่ได้จากวิธีต่างๆ จะถูกนำมาประเมินประสิทธิภาพด้วยค่า m_r , m_d , m_c และเวลาที่ใช้ทั้งหมดในการคำนวณ โครงของภาพที่ได้จากวิธี SR ให้ค่าประสิทธิภาพต่างๆ โดยรวมแล้วได้ไม่ดีเมื่อเทียบกับวิธีที่กำหนดทั้งหมด แต่วิธีการใช้เวลาในการคำนวณน้อยพอสมควร โครงของภาพที่ได้จากวิธี RG เทียบกับวิธี HMM1 ซึ่งวิธี RG ใช้เวลาในการคำนวณ

น้อยกว่า แต่โครงของภาพที่ได้มีประสิทธิภาพของค่า m_u น้อยกว่าวิธี HMM1 และยังไม่สามารถทำให้ภาพบางเพียงจุดเดียวได้แต่วิธี HMM1 สามารถทำให้ภาพบางเป็นจุดเดียวได้ ซึ่งมีความถูกต้องของโครงของภาพมากกว่าแต่ค่า m_u มีค่าพอๆ กัน สำหรับวิธี Hil เทียบกับ HMM2 วิธีการหาโครงของภาพแบบ Hil ใช้เวลาคำนวณมากและโครงของภาพบริเวณมุมไม่ถูกต้องสำหรับค่า m_u มีค่าโดยรวมน้อยกว่าวิธี HMM2 แต่ค่า m_u มีค่าใกล้เคียงกัน สำหรับค่า m ของทุกวิธีที่กำหนดให้ประสิทธิภาพสูงขกเว้นวิธี SR

วิธีการทำภาพให้บางด้วยแบบจำลองฮิดเดนมาร์คอฟเป็นอีกทางเลือกหนึ่งสำหรับผู้ต้องการความเร็วในการคำนวณ ค่าประสิทธิภาพต่างที่ใช้ทดสอบโครงของภาพโดยรวมมีประสิทธิภาพดีกว่าวิธีที่ได้กำหนดขึ้นมาสอบเทียบ แต่วิธีการนี้ก็มีความยุ่งยากในการสร้างแบบจำลองเช่นกัน



เอกสารอ้างอิง

- [1] Christopher D. Watkins, Alberto Sadun, Stephen Marenka, Modern Image Processing, Academic Press, 1993.
- [2] Robert J. Schalkoff, Digital Image Processing and Computer Vision, John Wiley & Sons, 1989.
- [3] M. Lindenbaum, M. Fischer and A. Bruckstein, "On Gabor Contribution to Image Enhancement," Pattern Recognition, Vol. 27, No. 1, pp. 1-8, 1994.
- [4] William K. Pratt, Digital Image Processing, John Wiley & Son, 1991.
- [5] Loannis Pitas, Digital Image Processing Algorithms, Prentice Hall, 1993.
- [6] ไพลีน บุญเดช, การทำภาพให้บางแบบขนานโดย IB อัลกอริทึม, วิทยานิพนธ์วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิศวกรรมไฟฟ้า บัณฑิตวิทยาลัย, สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง, 2543.
- [7] Rafael C. Gonzales, Richard E. Wood, Digital Image Processing, Addison Wesley, 1992.
- [8] Louisa Lam, Seong-Whan Lee, and Chig Y. Suen, Fellow, "Thinning Methodologies A Comprehensive Survey," IEEE Trans. On Pattern and Machine Intelligence, Vol. 14, No. 9, pp. 869-885, September 1992.
- [9] Nabil Jean Naccache and Rajjan Shinghal, "An Investigation into the Skeletonization Approach of Hilditch," Pattern Recognition, Vol. 17, No. 3, pp. 284-254, 1984.
- [10] T. Y. Zhang, C.Y. Suen, "A Fast Parallel Algorithm for Thinning Digital Patterns," Communication of the ACM, Vol. 27, No. 3, pp. 236-239, March 1984.
- [11] Lawrence R. Rabiner, "A Tutorial on Hidden Markov Models and Selected Application in Speech Recognition," Proceeding IEEE, Vol. 77, No. 2, pp. 257-286, February 1989.
- [12] Lawrence Rabiner Biing-Hwang Juang, Fundamentals of Speech Recognition, Prentice Hall, 1993.
- [13] A.J. Viterbi, "Error bounds for convolutional codes and an asymptotically optimal decoding algorithm," IEEE Tran. Information Theory, IT-13: pp. 260-269, April 1967.
- [14] G.D. Forney, "The Virterbi Algorithm," Proceeding IEEE, Vol. 61, No. 3, pp. 268-278, March 1973.

- [15] Jia-Lin Chen and Amlan Kundu, "Unsupervised Texture Segmentation Using Multichannel Decomposition and Hidden Markov Models," *IEEE Trans., On Image Processing*, Vol. 4, No. 5, pp. 603-619, May 1995.
- [16] Hsin-Chih Lin, Ling-Ling Wang, and Shi-Nine Yang, "Color Image Retrieval Base on Hidden Markov Models," *IEEE Trans., On Image Processing*, Vol. 6, No. 2, pp. 330-339, February 1997.
- [17] Jianying Hu, Michael K. Brown, William Turin, "HMM Based On-Line Handwriting Recognition," *IEEE Trans., On Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 18, No. 10, October 1996.
- [18] Hang Joon Kim, Sang Kyoon, Kim, Kyung Hyun Kim, Jong Kook Lee, "An HMM-Base Charactor Recognition Network Using Level Building," *Pattern Recognition*, Vol. 30, No. 3, pp. 491-502, 1997.
- [19] By S. E. Levinson, L. R. Rabiner and M. M. Sondhi, "An Introduction to the Application of the Theory of Probabilistic Functions of a Markov Process to Automatic Speech Recognition," *The Bell System Technical Journal*, Vol. 62, No. 4, April 1983.
- [20] Datta and S. K. Parun, "A Robust Parallel Thinning Algorithm For Binary Image," *Pattern Recognition*, Vol. 27, No. 9, pp. 1181-1192, 1994.
- [21] Oscar E. Agazzi and Shyh-Shiaw Kuo, "Hidden Markov Based Optical Character Recognition in the Presence of Deterministic Transformations," *Pattern Recognition*, Vol. 26, No. 12, pp. 1813-18269, July 1993.
- [22] T. Y. Zhang and C. Y. Suen, "A Fast Parallel Algorithm for Thinning Digital Patterns," *Communications of the ACM*, Vol. 27, No. 3, March 1984.
- [23] Ben K. Jang and Roland T. Chin, "One-Pass Parallel: Analysis, Properties, and Quantitative Evaluation," *IEEE Trans., On Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 14, No. 11, November, 1992.

ประวัติผู้เขียน

นายธรรมรัตน์ แต่งตั้ง เกิดเมื่อวันที่ 8 เมษายน 2511 ที่จังหวัดกรุงเทพฯ สำเร็จการศึกษา
วิทยาศาสตร์บัณฑิต (ฟิสิกส์) จากมหาวิทยาลัยรามคำแหง

เข้ารับราชการในตำแหน่งนักวิทยาศาสตร์ 3 คณะวิทยาศาสตร์ ภาควิชาฟิสิกส์ประยุกต์
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง ปัจจุบันดำรงตำแหน่งนักวิทยาศาสตร์ 5

บทความวิชาการที่ได้รับการตีพิมพ์

1. รศ. ดร. กิตติ ไพฑูรย์วัฒนกิจ, ธรรมรัตน์ แต่งตั้ง, การหาโครงของภาพด้วยแบบจำลองฮิดเดนมาร์คอฟ, การประชุมวิชาการทางวิศวกรรมไฟฟ้า ครั้งที่ 20 พ.ศ. 2540. วิศวกรรมสถานแห่งประเทศไทยฯ, หน้า 307-312.
2. ธรรมรัตน์ แต่งตั้ง, กิตติ ไพฑูรย์วัฒนกิจ, การหาโครงของภาพด้วยแบบจำลองพีซซ์ฮิดเดนมาร์คอฟ, การประชุมทางวิชาการของมหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ ครั้งที่ 36.

