

การจำแนกภาพเท็กซ์เจอร์โดยใช้กาบอร์ฟิลเตอร์

TEXTURE IMAGE SEGMENTATION USING GABOR FILTER



เลขหมู่.....  
เลขทะเบียน..... 44098  
วัน, เดือน, ปี 28 ต.ค. 2545

b.....  
i.....

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต  
สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า

บัณฑิตวิทยาลัย

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

พ. ศ. 2545

ISBN 974-324-048-8

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

# TEXTURE IMAGE SEGMENTATION USING GABOR FILTER



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 TECHNOLOGY LADKRABANG

2002

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการ **ISBN 974-324-048-8** ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



**COPYRIGHT 2002**

**SCHOOL OF GRADUATE STUDIES**

**KING MONGKUT'S INSTITUTE TECHNOLOGY LADKRABANG**

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หัวข้อวิทยานิพนธ์	การจำแนกภาพเท็กเจอร์โดยใช้กาบอร์ฟิลเตอร์
นักศึกษา	นายทวี กุสุมาวลี
รหัสประจำตัว	42061033
ปริญญา	วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชา	วิศวกรรมไฟฟ้า
พ.ศ.	2545
อาจารย์ผู้ควบคุมวิทยานิพนธ์	รศ. ดร. ยุทธพงษ์ รังสรรค์เสรี

### บทคัดย่อ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้เสนอวิธีการสกัดคุณลักษณะเท็กเจอร์ โดยใช้วิธีมัลติสแกนเนลกาบอร์ฟิลเตอร์จริง วิธีนี้มีการสร้างกลุ่มของกาบอร์ฟิลเตอร์โดยใช้ค่าความถี่เชิงมุมและโอเรียนต์เดชันมา กำหนดคุณลักษณะของกาบอร์ฟิลเตอร์ วิธีนี้ประกอบด้วยการคอนโวลูชันภาพเท็กเจอร์กับกลุ่มของกาบอร์ฟิลเตอร์พร้อมด้วยการหาค่าคุณลักษณะเท็กเจอร์เพื่อใช้บรรยายลักษณะของภาพ โดยอาศัยการแปลงแบบไม่เป็นเชิงเส้นและการคำนวณค่าพลังงานของสัญญาณที่เวดล้อมอยู่โดยรอบพิกเซล ได้มีการเปรียบเทียบวิธีนี้กับวิธีเกรย์เลเวลโคออกเคอเรนซ์เมตริกซ์โดยใช้วิธีวัดปริมาณ ซึ่งอาศัยพื้นฐานของพีชเซอร์ไคร์ที่เรียนเป็นคํวบ่งชี้ความสามารถในการแบ่งแยกคุณลักษณะแต่ละประเภทออกจากกัน และการจำแนกเท็กเจอร์ทำให้บรรลุผลสำเร็จได้โดยใช้เคมินคลัสเตอร์ริง ภาพเท็กเจอร์จากอัลบั้ม โบรดาซและภาพถ่ายดาวเทียมเป็นจำนวนมากถูกทดสอบกับทั้งสองวิธีนี้ จะเห็นได้ว่าคุณลักษณะเท็กเจอร์ที่ได้จากวิธีกาบอร์ฟิลเตอร์ ให้ผลลัพธ์ดีกว่าวิธีที่ได้จากเกรย์เลเวลโคออกเคอเรนซ์เมตริกซ์สำหรับทุกๆ ภาพ

<b>Thesis Title</b>	Texture Image Segmentation Using Gabor Filter
<b>Student</b>	Mr. Tawee Kusumawalee
<b>Student ID.</b>	42061033
<b>Degree</b>	Master of Engineering
<b>Programme</b>	Electrical Engineering
<b>Year</b>	2002
<b>Thesis Advisor</b>	Assoc. Prof. Dr. Yuttapong Rangsanteri

### ABSTRACT

This thesis presents the method of extracting textures by using the multi-channel Gabor filtering approach. The method creates a bank of Gabor filters by using radial frequencies and orientation angles for defining features of the Gabor filter. This method is composed of convolution texture images with a bank of Gabor filters along with finding a set of texture features to provide a description of local image content by using nonlinearity and local energy computations. It has been compared to gray-level co-occurrence matrix method using the quantitative method, and is also based on the Fisher criterion which indicates the separability capabilities of individual features. Texture segmentation have been carried out using k-means clustering. Many Brodatz texture images and satellite images are tested with both methods. It was found that texture features derived from Gabor filters provide better results than those derived from gray-level co-occurrence matrices for all tested images.

## กิตติกรรมประกาศ

ในการทำวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ได้สำเร็จบรรลุ ได้ก็ด้วยความอนุเคราะห์และช่วยเหลือให้คำแนะนำให้คำปรึกษา ในหลายๆ ด้านจากท่านอาจารย์ รศ. ดร. ยุทธพงษ์ รั้งสรรค์เสรี ซึ่งท่านได้ชี้แนวทางในการทำวิจัยตลอดมา จนสำเร็จลงด้วยดี กระผมขอกราบขอบพระคุณเป็นอย่างสูง

ผู้วิจัยขอขอบพระคุณ คุณพรพรรณ คุลยกาญจน์ ที่ให้ความช่วยเหลือ ช่วยชี้แนะในเรื่องต่างๆ ไม่ว่าจะเป็นการทำวิจัย การแปลบทความ ตลอดจนเป็นผู้ร่วมงานในการเขียนบทความให้ประสบความสำเร็จลงได้ด้วยดี คุณประพนธ์ รักประทานพร ที่ได้ให้คำปรึกษา คำแนะนำ ข้อคิดในเรื่องต่างๆ ตลอดจนความรู้ดีๆ ที่มอบให้กับกระผมทุกครั้งที่ได้สนทนากัน

สุดท้ายนี้ ขอขอบพระคุณ บิดา มารดา พี่น้องทุกคน และเพื่อนๆ ที่ได้เป็นกำลังใจและเป็นแรงผลักดันให้สำเร็จลงได้ด้วยดี

ทวี กุศุมาวลี



# สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย.....	I
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	II
กิตติกรรมประกาศ.....	III
สารบัญ.....	IV
สารบัญตาราง.....	VII
สารบัญรูป.....	VIII
บทที่ 1 บทนำ.....	1
1.1 ความเป็นมาของงานวิจัย.....	1
1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย.....	2
1.3 ขอบเขตของงานวิจัย.....	2
1.4 ทฤษฎีแนวความคิดที่ใช้ในการวิจัย.....	2
1.5 โครงสร้างวิทยานิพนธ์.....	3
บทที่ 2 ทฤษฎีและหลักการ.....	4
2.1 กระบวนการจำแนกภาพเท็กเจอร์ทั้งหมด.....	4
2.2 การวิเคราะห์เท็กเจอร์.....	5
2.2.1 วิธีวิเคราะห์เท็กเจอร์ทางสถิติ.....	5
2.2.1.1 วิธี spatial frequencies.....	7
2.2.1.2 วิธีการตรวจจับขอบภาพ.....	8
2.2.1.3 การวัดพลังงานเท็กเจอร์โดยใช้หลักการของ Laws.....	10
2.2.1.4 การแปลงแบบเชิงเส้นเฉพาะแห่ง.....	11
2.2.1.5 การวิเคราะห์เท็กเจอร์ทางสถิติในรูปแบบอื่นๆ.....	13

# สารบัญ(ต่อ)

หน้า

2.2.2 วิธีวิเคราะห์เท็กเจอร์ทางโครงสร้าง.....	14
2.2.3 วิธีวิเคราะห์เท็กเจอร์ทางสเปกตรัม.....	15
2.3 เกรย์เลเวล โคออดิเนต เร็นจ์ เมตริกซ์.....	17
2.4 วิธีการจำแนกประเภทของภาพ.....	24
2.4.1 การจำแนกภาพแบบมีผู้สอน.....	24
2.4.2 การจำแนกภาพแบบไม่มีผู้สอน.....	24
<b>บทที่ 3 การวิเคราะห์เท็กเจอร์โดยใช้กาบอร์ฟิลเตอร์.....</b>	<b>30</b>
3.1 ประวัติความเป็นมาของกาบอร์ฟิลเตอร์.....	30
3.2 คุณสมบัติของกาบอร์ฟิลเตอร์.....	31
3.3 คุณลักษณะเท็กเจอร์ที่ได้จากกาบอร์ฟิลเตอร์.....	35
3.3.1 แบบจำลองของเท็กเจอร์.....	35
3.3.2 การแสดงออกของสัญญาณที่ได้จากกาบอร์ฟิลเตอร์.....	38
3.4 วิธีการออกแบบกาบอร์ฟิลเตอร์.....	40
3.5 การปรับปรุงคุณลักษณะเท็กเจอร์ที่ได้จากกาบอร์ฟิลเตอร์.....	43
3.5.1 การแปลงแบบไม่เป็นเชิงเส้น.....	44
3.5.2 การคำนวณพลังงานที่เวกเตอร์โดยรอบพิกเซล.....	45
<b>บทที่ 4 การวัดความแตกต่างระหว่างคุณลักษณะเท็กเจอร์ใดๆ.....</b>	<b>47</b>
4.1 เวกเตอร์คู่พารามิเตอร์ของการกระจายและการกระจายแบบปกติ.....	47
4.2 การแปลงแบบเชิงเส้น.....	50
4.3 การแปลงเชิงเส้นแบบพีชเซอร์.....	51

# สารบัญ(ต่อ)

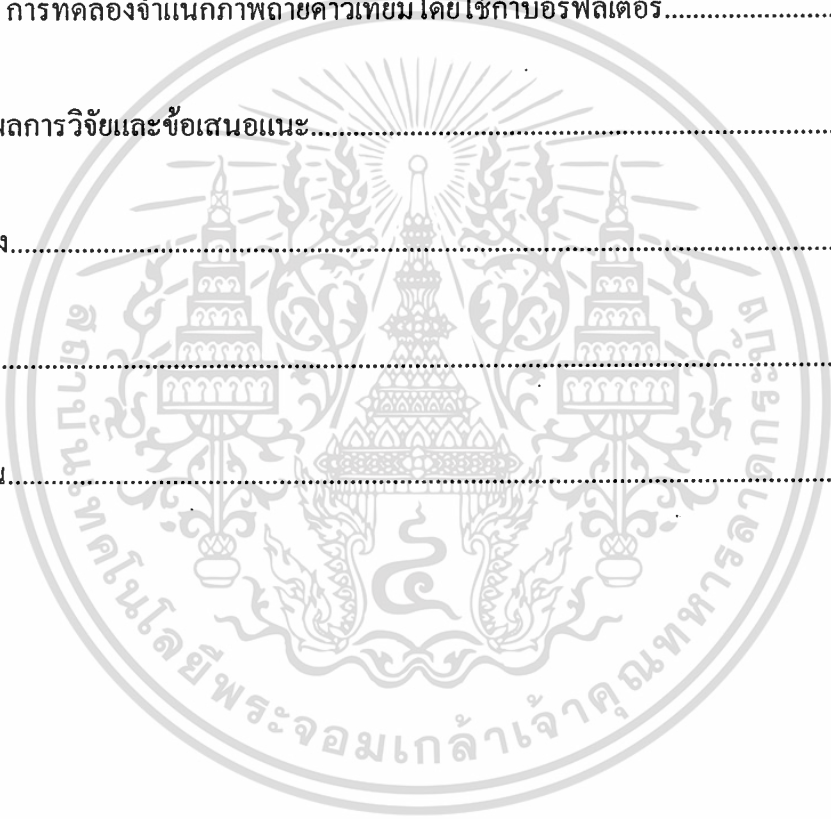
	หน้า
บทที่ 5 ผลการทดลอง.....	55
5.1 การทดลองเพื่อศึกษาผลของจำนวนช่องสัญญาณ.....	56
5.2 การทดลองเพื่อศึกษาผลของการแปลงแบบไม่เป็นเชิงเส้น.....	60
5.3 การทดลองเพื่อเปรียบเทียบกับวิธี โคออคเคอเรนซ์เมตริกซ์.....	63
5.4 การทดลองจำแนกภาพด้วยดาวเทียม โดยใช้กาบอร์ฟิลเตอร์.....	67

บทที่ 6 สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ.....	68
--	----

เอกสารอ้างอิง.....	70
--------------------	----

ภาคผนวก.....	71
--------------	----

ประวัติผู้เขียน.....	77
----------------------	----



# สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
3.1 ค่าพารามิเตอร์ที่ได้จากกลุ่มของกาบอร์ฟิลเตอร์ 16 ช่องสัญญาณ.....	43
3.2 ค่าพารามิเตอร์ที่ได้จากกลุ่มของกาบอร์ฟิลเตอร์ 24 ช่องสัญญาณ.....	43
5.1 เปรียบเทียบเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดของการจำแนกเมื่อใช้จำนวนช่องสัญญาณกาบอร์ฟิลเตอร์แตกต่างกัน.....	58
5.2 ค่าพีชเชอร์โครที่เรียนที่ได้จากกลุ่มของกาบอร์ฟิลเตอร์ 16 ช่องสัญญาณ.....	59
5.3 ค่าพีชเชอร์โครที่เรียนที่ได้จากกลุ่มของกาบอร์ฟิลเตอร์ 24 ช่องสัญญาณ.....	59
5.4 เปรียบเทียบเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดของการจำแนกเมื่อไม่ใช้และใช้กระบวนการแปลงแบบไม่เป็นเชิงเส้น.....	62
5.5 ค่าพีชเชอร์โครที่เรียนที่ได้เมื่อใช้กระบวนการแปลงแบบไม่เป็นเชิงเส้นในการจำแนกภาพเท็กเจอร์.....	63
5.6 ค่าพีชเชอร์โครที่เรียนที่ได้เมื่อไม่ได้ใช้กระบวนการแปลงแบบไม่เป็นเชิงเส้นในการจำแนกภาพเท็กเจอร์.....	63
5.7 เปรียบเทียบเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดของการจำแนกเมื่อใช้วิธีโคออคเคอเรนซ์เมตริกซ์และใช้วิธีมัลติชันแนลกาบอร์ฟิลเตอร์จริง.....	66
5.8 ค่าพีชเชอร์โครที่เรียนได้จากคุณลักษณะเท็กเจอร์ที่มาจากโคออคเคอเรนซ์เมตริกซ์.....	66

# สารบัญรูป

รูปที่	หน้า
2.1	กระบวนการสำหรับจำแนกภาพเท็กเจอร์.....4
2.2	ภาพตัวอย่างของ (a) เท็กเจอร์ราบเรียบ (b) เท็กเจอร์หยาบขรุขระ (c) เท็กเจอร์คาบสม่ำเสมอ.....6
2.3	พื้นที่แบ่งเป็นส่วนๆ ของฟูเรียร์สเปกตรัม (a) ฟิเตอร์วงแหวน (b) ฟิเตอร์รูปกลม.....8
2.4	ความเป็นเชิงเส้น, ความเป็นคาบ และขนาดของเท็กเจอร์โดยอาศัยขอบภาพ.....9
2.5	ภาพผ่านการฟิเตอร์ด้วยหน้ากาก 9 หน้ากากทำให้ได้ภาพที่ผ่านการแปลง 9 ภาพ.....12
2.6	(a) เท็กเจอร์แบบคั้งเดิม (b) รูปแบบสร้างโดยหลักการ $S \rightarrow \alpha S$ (c) รูปแบบของเท็กเจอร์ใน 2 มิติสร้างโดยหลักการนี้และหลักการอื่นๆ.....14
2.7	(a) ภาพเท็กเจอร์จัดเรียงเข้าไปเข้ามา (b) สเปกตรัมของภาพเท็กเจอร์ (a) (c) กราฟของ $S(r)$ (d) กราฟของ $S(\theta)$ (e) ภาพเท็กเจอร์ที่แตกต่างจาก (a) (f) กราฟของ $S(\theta)$ .....16
2.8	โอเรียนท์เดชัน 4 ทิศทางที่ใช้ในการสร้างโคออกเคอเรนซ์เมตริกซ์.....18
2.9	บล็อกโคอะแกรมของการจำแนกเท็กเจอร์โดยใช้คุณลักษณะเท็กเจอร์จากโคออกเคอเรนซ์เมตริกซ์.....23
2.10	การแข่งขันของตัวคลัสเตอร์ที่เป็นไปได้.....26
2.11	การจำแนกภาพด้วยวิธีการเคมีนคลัสเตอร์ริง.....28
2.12	ศูนย์กลางการคลัสเตอร์.....29
2.13	ค่าเฉลี่ยของอัลกอริทึมคลัสเตอร์ริงแบบทางเดียว.....29
3.1	รูปร่างของกาบอร์ฟิเตอร์ (a) $u_0 = 0.05$ , $\theta = 0^\circ$ ใน spatial domain (b) frequency domain ในรูป contour plot (c) $u_0 = 0.05$ , $\theta = 45^\circ$ ใน spatial domain (d) frequency domain ในรูป contour plot.....34
3.2	แบบจำลองของภาพเท็กเจอร์ ขนาด $2r \times s$ มีจุดศูนย์กลางอยู่ที่ $(r/2, 0)$ เท็กเจอร์ $\hat{i}_1(x, y)$ สร้างโดย texels $t_1(x, y)$ และเท็กเจอร์ $\hat{i}_2(x, y)$ สร้างโดย texels $t_2(x, y)$ .....37
3.3	ย่านความถี่ครึ่งหนึ่งของสัญญาณสูงสุด $B_r$ และย่านความถี่โอเรียนท์เดชัน $B_\theta$ ของกาบอร์ฟิเตอร์.....42

## สารบัญรูป(ต่อ)

รูปที่	หน้า
3.4 ผลตอบสนองทางความถี่ของกาบอร์ฟิลเตอร์ จำนวน 16 ช่องสัญญาณ.....	44
3.5 ผลตอบสนองทางความถี่ของกาบอร์ฟิลเตอร์ จำนวน 24 ช่องสัญญาณ.....	44
3.6 บล็อกไดอะแกรมของการจำแนกเท็กเจอร์โดยใช้วิธีมัลติชันแนลกาบอร์ฟิลเตอร์จริง.....	46
4.1 ตัวอย่างของการโพรเจกต์ข้อมูลลงบนเวกเตอร์ $V$ และ $V'$ .....	52
5.1 ภาพทดสอบ D17D55.....	55
5.2 ภาพทดสอบ D17D68.....	55
5.3 ภาพทดสอบ D3D68.....	55
5.4 ภาพทดสอบ D24D29D17.....	55
5.5 ภาพทดสอบ D55D68D84.....	56
5.6 ภาพทดสอบ D77D55D24D3.....	56
5.7 ภาพผลลัพธ์ D17D55 ใช้กาบอร์ฟิลเตอร์ (a) 16 ช่องสัญญาณ (b) 24 ช่องสัญญาณ.....	56
5.8 ภาพผลลัพธ์ D17D68 ใช้กาบอร์ฟิลเตอร์ (a) 16 ช่องสัญญาณ (b) 24 ช่องสัญญาณ.....	57
5.9 ภาพผลลัพธ์ D3D68 ใช้กาบอร์ฟิลเตอร์ (a) 16 ช่องสัญญาณ (b) 24 ช่องสัญญาณ.....	57
5.10 ภาพผลลัพธ์ D24D29D17 ใช้กาบอร์ฟิลเตอร์ (a) 16 ช่องสัญญาณ (b) 24 ช่องสัญญาณ.....	57
5.11 ภาพผลลัพธ์ D55D68D84 ใช้กาบอร์ฟิลเตอร์ (a) 16 ช่องสัญญาณ (b) 24 ช่องสัญญาณ.....	57
5.12 ภาพผลลัพธ์ D77D55D24D3 ใช้กาบอร์ฟิลเตอร์ (a) 16 ช่องสัญญาณ (b) 24 ช่องสัญญาณ.....	58
5.13 ภาพผลลัพธ์ D17D55 (a) ไม่ผ่านการแปลงไม่เป็นเชิงเส้น (b) ผ่านการแปลงไม่เป็นเชิงเส้น.....	60
5.14 ภาพผลลัพธ์ D17D68 (a) ไม่ผ่านการแปลงไม่เป็นเชิงเส้น (b) ผ่านการแปลงไม่เป็นเชิงเส้น.....	60
5.15 ภาพผลลัพธ์ D3D68 (a) ไม่ผ่านการแปลงไม่เป็นเชิงเส้น (b) ผ่านการแปลงไม่เป็นเชิงเส้น.....	61
5.16 ภาพผลลัพธ์ D24D29D17 (a) ไม่ผ่านการแปลงไม่เป็นเชิงเส้น (b) ผ่านการแปลง แบบไม่เป็นเชิงเส้น.....	61
5.17 ภาพผลลัพธ์ D55D68D84 (a) ไม่ผ่านการแปลงแบบไม่เป็นเชิงเส้น (b) ผ่านการแปลง แบบไม่เป็นเชิงเส้น.....	61
5.18 ภาพผลลัพธ์ D77D55D24D3 (a) ไม่ผ่านการแปลงแบบไม่เป็นเชิงเส้น (b) ผ่านการแปลง แบบไม่เป็นเชิงเส้น.....	61

### IX

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## สารบัญรูป(ต่อ)

รูปที่	หน้า
5.19 ภาพผลลัพธ์ D17D55 ได้จาก (a) กาบอร์ฟิลเตอร์ (b) โคออกเคอเร็นซ์เมตริกซ์ .....	64
5.20 ภาพผลลัพธ์ D17D68 ได้จาก (a) กาบอร์ฟิลเตอร์ (b) โคออกเคอเร็นซ์เมตริกซ์.....	64
5.21 ภาพผลลัพธ์ D3D68 ได้จาก (a) กาบอร์ฟิลเตอร์ (b) โคออกเคอเร็นซ์เมตริกซ์.....	64
5.22 ภาพผลลัพธ์ D24D29D17 (a) กาบอร์ฟิลเตอร์ (b)โคออกเคอเร็นซ์เมตริกซ์.....	65
5.23 ภาพผลลัพธ์ D55D68D84 (a) กาบอร์ฟิลเตอร์ (b)โคออกเคอเร็นซ์เมตริกซ์.....	65
5.24 ภาพผลลัพธ์ D77D55D24D3 (a) กาบอร์ฟิลเตอร์ (b)โคออกเคอเร็นซ์เมตริกซ์.....	65
5.25 ผลการจำแนกเท็กเจอร์ (a) ภาพถ่ายดาวเทียม JERS-1/SAR (b) ภาพผลลัพธ์.....	67



# บทที่ 1

## บทนำ

ในยุคปัจจุบันคอมพิวเตอร์ได้เข้ามามีบทบาทอย่างมากต่อชีวิตความเป็นอยู่แทบจะทุกๆ ด้านก็ว่าได้ คอมพิวเตอร์จะถูกนำไปใช้ในสาขาวิชาชีพต่างๆ เช่น ด้านวิศวกรรม ด้านการแพทย์ และงานอุตสาหกรรมแขนงต่างๆ โดยเฉพาะงานทางด้านวิศวกรรมนั้นคอมพิวเตอร์จะถูกนำมาใช้แทบทุกสาขาไม่ว่าจะเป็นด้านการสื่อสาร งานด้านการออกแบบโครงสร้าง งานประมวลผลภาพของการสำรวจระยะไกล และในปัจจุบันได้เริ่มเข้าสู่ยุคของข้อมูลข่าวสาร คอมพิวเตอร์ถูกออกแบบให้มีความสามารถในการประมวลผลข้อมูลจำนวนมากโดยใช้เวลาเพียงเล็กน้อยได้

ข้อมูลข่าวสารต่างๆ ที่สำคัญนั้นนอกจากจะอยู่ในรูปของเสียง เอกสาร และสัญลักษณ์ต่างๆ แล้ว ข้อมูลอีกอย่างหนึ่งที่มีความสำคัญไม่ยิ่งหย่อนไปกว่านั้นก็คือภาพ โดยที่ภาพนั้นอาจจะอยู่ในรูปของภาพถ่าย ภาพทางจอโทรทัศน์ และข้อมูลภาพอื่นๆ ที่แสดงทางจอภาพ (Monitor) ข้อมูลภาพเหล่านี้สามารถนำมาใช้ประโยชน์ได้อย่างกว้างขวาง เป็นต้นว่า ข้อมูลภาพถ่ายทางดาวเทียมได้นำมาใช้ในการพัฒนาและการอนุรักษ์ทรัพยากรธรรมชาติ สภาพแวดล้อมโลก และการสำรวจหรือพยากรณ์ในระยะทางไกล (remote sensing) อื่นๆ ซึ่งในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะนำข้อมูลภาพเท็กเจอร์และข้อมูลภาพถ่ายทางดาวเทียมมาใช้ในการจำแนกภาพ โดยใช้หลักการวิเคราะห์เท็กเจอร์ดังรายละเอียดที่จะได้กล่าวในหัวข้อต่อไป

### 1.1 ความเป็นมาของงานวิจัย

ในงานประมวลผลข้อมูล ไม่ว่าจะเป็นการสำรวจระยะไกล (remote sensing) ด้านการประมวลผลเอกสาร (document processing) หรือทางด้านทางการแพทย์ งานเหล่านี้ต้องอาศัยหลักการวิเคราะห์หาคุณลักษณะเท็กเจอร์ เพื่อจำแนกภาพออกเป็นส่วนๆ ที่มีเท็กเจอร์เดียวกันได้อย่างถูกต้อง ดังนั้นการจำแนกภาพเท็กเจอร์ให้ถูกต้องแม่นยำได้นั้น หากใช้การวิเคราะห์ด้วยสายตาย่างเดียว อาจทำให้ผลการวิเคราะห์คลาดเคลื่อนไปจากความเป็นจริง ควรจะมีการใช้เครื่องคอมพิวเตอร์และความรู้การประมวลผลเชิงภาพ เป็นเครื่องมือในการจำแนกภาพเท็กเจอร์แทน

การนำเอากาบอร์ฟิลเตอร์ (Gabor filter) มาใช้ในการจำแนกภาพเท็กเจอร์ เป็นอีกทางเลือกหนึ่งที่น่าสนใจ มีหลายวิธีในการวิเคราะห์ภาพเท็กเจอร์ แต่มีวิธีหนึ่งที่โดดเด่นมากเมื่อเทียบกับวิธีอื่น คือวิธีมัลติชันแนลฟิลเตอร์ริง (Multi-channel filtering) โดยใช้กาบอร์ฟิลเตอร์สำหรับวิธีนี้ วิธีนี้นำเอาทฤษฎีการเข้าใจเท็กเจอร์ของมนุษย์ และระบบการมองเห็นของมนุษย์มาเป็นต้นแบบในการวิเคราะห์เท็กเจอร์ วิธีนี้จะทำการพิจารณาภาพใน spatial และในระนาบความถี่เข้าด้วยกัน

เพื่อค้นหาดินแดนที่มีเท็กเจอร์แตกต่างหรือคล้ายคลึงกันได้ หลังจากนั้นจะเป็นการปรับปรุงคุณ

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ลักษณะเท็กเจอร์ที่ได้จากกาบอร์ฟิลเตอร์ให้มีคุณลักษณะในการวิเคราะห์เท็กเจอร์ให้ดียิ่งขึ้น โดยใช้การแปลงแบบไม่เป็นเชิงเส้นและการคำนวณพลังงานที่เวดล้อมโดยรอบพิกเซล และสุดท้ายจะเป็นกระบวนการคลัสเตอร์ริง (clustering) เพื่อให้ได้ภาพที่ผ่านการจำแนกออกมา

## 1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย

1. เพื่อศึกษาคุณสมบัติพื้นฐานของกาบอร์ฟิลเตอร์สำหรับการวิเคราะห์ภาพเท็กเจอร์
2. เพื่อศึกษาหลักการมัลติชันแนลกาบอร์ฟิลเตอร์ริงในการวิเคราะห์ภาพเท็กเจอร์
3. เพื่อศึกษาอิทธิพลของจำนวนช่องสัญญาณของกาบอร์ฟิลเตอร์ว่า หากเพิ่มจำนวนช่องสัญญาณขึ้น จะมีผลกระทบต่อการวิเคราะห์ภาพเท็กเจอร์มากน้อยอย่างไร
4. เพื่อศึกษาอิทธิพลของการแปลงแบบไม่เป็นเชิงเส้นว่า มีผลกระทบต่อการวิเคราะห์เท็กเจอร์มากน้อยอย่างไร
5. เพื่อศึกษาเปรียบเทียบคุณลักษณะเท็กเจอร์ที่มาจากวิธีมัลติชันแนลกาบอร์ฟิลเตอร์ริงกับคุณลักษณะเท็กเจอร์ที่มาจากโคออกเคอเรนซ์เมตริกซ์ (co-occurrence matrix) คุณลักษณะใดสามารถจำแนกเท็กเจอร์ได้ดีกว่ากัน
6. เพื่อศึกษาปัญหาที่เกิดขึ้นเมื่อนำเอาการจำแนกภาพเท็กเจอร์โดยใช้กาบอร์ฟิลเตอร์ ไปประยุกต์ใช้กับภาพเท็กเจอร์และภาพ SAR พร้อมทั้งเสนอแนะวิธีแก้ปัญหที่เกิดขึ้น

## 1.3 ขอบเขตของงานวิจัย

ศึกษาการวิเคราะห์เท็กเจอร์ที่มีอยู่ขณะนี้ และศึกษาคุณลักษณะเท็กเจอร์ที่ได้จากกาบอร์ฟิลเตอร์ พร้อมทั้งแสดงจุดเด่นของวิธีนี้ ซึ่งเป็นเหตุผลในการนำเอากาบอร์ฟิลเตอร์มาใช้ในงานวิจัยศึกษาการจำแนกภาพเท็กเจอร์ โดยใช้กาบอร์ฟิลเตอร์มาคำนวณหาคุณลักษณะเท็กเจอร์ พร้อมทั้งเปรียบเทียบกับคุณลักษณะเท็กเจอร์ที่ได้จากโคออกเคอเรนซ์เมตริกซ์ ว่าคุณลักษณะใดจำแนกเท็กเจอร์ได้ดีกว่ากัน โดยกำหนดให้ใช้ภาพเท็กเจอร์จากอัลบั้มโบรดาซ ซึ่งมีระดับสัญญาณสีเทา 256 ระดับสัญญาณ และภาพ SAR จากดาวเทียม JERS-1 โดยมีจำนวนระดับสัญญาณเท่ากับภาพจากอัลบั้มโบรดาซมาทำการทดลอง

## 1.4 ทฤษฎีแนวความคิดที่ใช้ในการวิจัย

ทฤษฎีที่ใช้ประกอบการวิจัยนี้คือ การจำแนกภาพเท็กเจอร์ด้วยวิธีมัลติชันแนลกาบอร์ฟิลเตอร์ริง (Multi-channel Gabor filtering) การแปลงแบบไม่เป็นเชิงเส้น การคำนวณพลังงานที่เวดล้อมโดยรอบพิกเซล และกระบวนการเคมินคลัสเตอร์ริงเพื่อจำแนกภาพเท็กเจอร์และภาพถ่ายดาวเทียมได้อย่างมีประสิทธิภาพมากที่สุด

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## 1.5 โครงสร้างวิทยานิพนธ์

งานวิจัยในวิทยานิพนธ์นี้ ได้ทำการวิจัยการจำแนกภาพเท็กเจอร์โดยใช้กาบอร์ฟิลเตอร์ ซึ่งโครงสร้างวิทยานิพนธ์แบ่งออกเป็น 6 ส่วนคือ

บทที่ 1 บทนำ กล่าวถึง ความเป็นมาของวิทยานิพนธ์ วัตถุประสงค์ ขอบเขตในการวิจัยและโครงสร้างวิทยานิพนธ์

บทที่ 2 ทฤษฎีและหลักการ กล่าวถึง กระบวนการหลักๆ ที่ใช้จำแนกภาพเท็กเจอร์ หลักการวิเคราะห์เท็กเจอร์ คุณสมบัติพื้นฐานของโคออกเคอเรนซ์เมตริกซ์ คุณลักษณะเท็กเจอร์ที่ได้จากโคออกเคอเรนซ์เมตริกซ์ และวิธีการจำแนกประเภทของภาพ

บทที่ 3 การวิเคราะห์เท็กเจอร์โดยใช้กาบอร์ฟิลเตอร์ กล่าวถึง ประสิทธิภาพเป็นมา คุณสมบัติของกาบอร์ฟิลเตอร์ การวิเคราะห์คุณลักษณะเท็กเจอร์จากกาบอร์ฟิลเตอร์ โดยใช้ความรู้คณิตศาสตร์มาทำการวิเคราะห์ วิธีการออกแบบกาบอร์ฟิลเตอร์ให้มีประสิทธิภาพ การแปลงแบบไม่เป็นเชิงเส้น และการคำนวณพลังงานของสัญญาณที่เวดล้อม โดยรอบพิกเซล

บทที่ 4 การวัดความแตกต่างระหว่างคุณลักษณะเท็กเจอร์ใดๆ กล่าวถึง เวกเตอร์สุ่มพารามิเตอร์ของการกระจาย การกระจายแบบปกติ การแปลงแบบเชิงเส้น และการวัดความแตกต่างระหว่างคุณลักษณะเท็กเจอร์ 2 ประเภทใดๆ โดยใช้พีชเชอร์ไครทีเรียน

บทที่ 5 ผลการทดลอง กล่าวถึง การทดลองหลายรูปแบบโดยทำการทดลองกับภาพเท็กเจอร์ 6 รูป และภาพ SAR 1 รูป พร้อมทั้งแสดงภาพผลลัพธ์ ตารางพีชเชอร์ไครทีเรียน และตารางเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดของการจำแนกภาพเท็กเจอร์ ออกมาในแต่ละการทดลอง

บทที่ 6 สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ กล่าวถึง สรุปผลการทดลองการจำแนกภาพเท็กเจอร์โดยใช้กาบอร์ฟิลเตอร์ และข้อเสนอแนะในการพัฒนาการจำแนกภาพเท็กเจอร์ให้มีประสิทธิภาพดียิ่งขึ้นสำหรับการวิจัยและพัฒนาต่อไป

## บทที่ 2

# ทฤษฎีและหลักการ

### 2.1 กระบวนการจำแนกภาพเท็กเจอร์ทั้งหมด

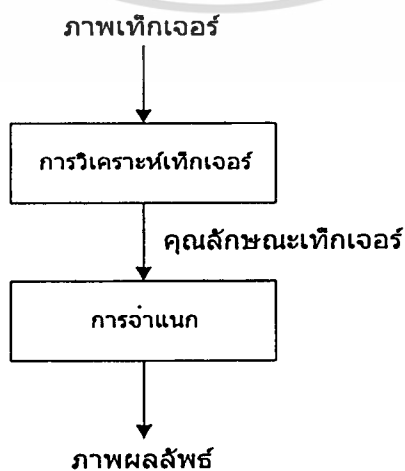
การประมวลผลสัญญาณภาพ เป็นความรู้แขนงหนึ่งสามารถนำไปประยุกต์ใช้งานได้หลายรูปแบบ ไม่ว่าจะเป็น การจดจำใบหน้ามนุษย์ การทำลายน้ำภาพดิจิทัล การสำรวจระยะไกล การจดจำรูปทรงวัตถุสามมิติ การขึ้นทะเบียนภาพ การกู้ภาพข้อมูล เป็นต้น นอกจากการประยุกต์ใช้งานดังกล่าวแล้ว การจำแนกภาพเท็กเจอร์เป็นการประยุกต์อีกแบบหนึ่ง ที่มีการใช้งานกันมาก มีหลายวิธีที่ใช้ในการจำแนกภาพเท็กเจอร์ ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ขอเสนอการจำแนกภาพเท็กเจอร์โดยใช้หลักการมัลติสแกนเนลทาบอร์ฟิลเตอร์ริง วิธีการจำแนกภาพเท็กเจอร์ตามหลักการนี้ประกอบด้วยขั้นตอน 2 ขั้นตอนหลักๆ ดังแสดงในรูปที่ 2.1 รายละเอียดของแต่ละขั้นตอนมีดังต่อไปนี้

#### 1. การวิเคราะห์เท็กเจอร์

การวิเคราะห์เท็กเจอร์ เป็นการคำนวณหาคุณลักษณะเท็กเจอร์ (Texture Feature) ที่โดดเด่นเป็นเอกลักษณ์เฉพาะตัวของภาพเท็กเจอร์หนึ่งๆ ซึ่งแสดงความเป็นเท็กเจอร์ของภาพเท็กเจอร์นั้นๆ ออกมา และคุณลักษณะนี้จะแตกต่างจากคุณลักษณะเท็กเจอร์ที่ได้จากภาพเท็กเจอร์อื่นๆ มีหลายวิธีในการวิเคราะห์เท็กเจอร์ รายละเอียดของการวิเคราะห์จะได้อีกกล่าวในส่วนต่อไป

#### 2. การจำแนก (Classification)

คุณลักษณะเท็กเจอร์ของภาพที่ได้จากการวิเคราะห์เท็กเจอร์ จะเป็นข้อมูลป้อนเข้าสู่การจำแนก การจำแนกเป็นการกำหนดค่าให้กับข้อมูล ให้เป็นข้อมูลของคลาสใดคลาสหนึ่ง การจำแนกแบ่งออกได้เป็น 2 ประเภทคือ การจำแนกแบบมีผู้สอน (Supervised Classification) และการจำแนกแบบไม่มีผู้สอน (Unsupervised Classification) รายละเอียดจะได้อีกกล่าวในส่วนต่อไป



เอกสารรูปที่ 2.1 กระบวนการสำหรับการจำแนกภาพเท็กเจอร์  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## 2.2 การวิเคราะห์เท็กเจอร์

เท็กเจอร์เป็นหนึ่งในคุณลักษณะพื้นฐานของพื้นผิวที่สามารถมองเห็นได้ มันเป็นส่วนสำคัญในโลกการมองเห็นของมนุษย์และสัตว์ต่างๆ เท็กเจอร์ของพื้นที่ภาพตัดสินโดยพิจารณา ระดับสัญญาณสีเทาเฉลี่ยกระจายไปบนพิกเซลในพื้นที่เหล่านี้ ถึงแม้ว่าไม่มีนิยามที่ให้คำจำกัดความของเท็กเจอร์ชัดเจน โดยพื้นฐานแล้วเท็กเจอร์จะให้คุณสมบัติของพื้นผิวในรูปแบบต่างๆ เช่น เรียบ หยาบ เป็นคาบสม่ำเสมอ ไม่สม่ำเสมอ เป็นเนื้อเดียวกัน ไม่เป็นเนื้อเดียวกัน ดังแสดงในรูปที่ 2.2

เท็กเจอร์ประกอบขึ้นจากเท็กเจอร์ดั้งเดิม (texture primitive) เป็นสมาชิกของเท็กเจอร์และมีชื่อเรียกว่า texels เท็กเจอร์ดั้งเดิมเป็นเซตของพิกเซลที่อยู่ใกล้เคียงกันและมีคุณสมบัติของดินแดนที่ครอบครองอยู่ซึ่งแสดงออกมาในรูปของค่าเฉลี่ยความเข้มสัญญาณ ค่าสูงสุดหรือค่าต่ำสุดของสัญญาณ รูปร่างของสัญญาณเป็นคั่น ลักษณะความสัมพันธ์ของเท็กเจอร์ดั้งเดิมเป็นไปได้หลายรูปแบบไม่ว่าจะเป็นแบบสุ่มไม่แน่นอน หรืออาจจะขึ้นกับคู่ของเท็กเจอร์ดั้งเดิม

คุณลักษณะเท็กเจอร์ของภาพเป็นข้อมูลแสดงลักษณะเด่นของพื้นที่ภาพเหล่านี้ คุณลักษณะเหล่านี้คำนวณออกมาจากการใช้ความสัมพันธ์ในปริภูมิภายใต้เกณฑ์ของการกระจายระดับสัญญาณสีเทา มี 3 วิธีสำหรับใช้ในงานประมวลสัญญาณภาพเพื่อวิเคราะห์ดินแดนของเท็กเจอร์ คือ ทางสถิติ ทางโครงสร้าง และ สเปกตรัม [1] วิธีทางสถิติยอมให้แสดงลักษณะของเท็กเจอร์ เช่น ราบเรียบ หยาบ ลวดลายต่างๆ เช่นในเนื้อไม้ และอื่นๆ วิธีโครงสร้างจะทำข้อตกลงที่จะจัดการกับเท็กเจอร์ดั้งเดิม เช่น ลักษณะของเท็กเจอร์ที่อาศัยพื้นฐานของช่องว่างสม่ำเสมอบนเส้นขนาน และวิธีทางสเปกตรัมอาศัยหลักการพื้นฐานของฟูเรียร์สเปกตรัม และถูกใช้ครั้งแรกเพื่อตรวจจับคาบทั้งหมดที่มีอยู่ในภาพ โดยแสดงในรูปของพลังงานระดับสูง จุดยอดแคบๆ ใน สเปกตรัม หลักการของแต่ละวิธีมีดังต่อไปนี้

### 2.2.1 วิธีวิเคราะห์เท็กเจอร์ทางสถิติ

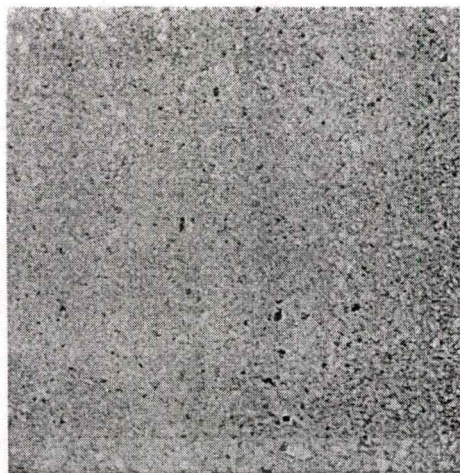
วิธีพื้นฐานที่สุดสำหรับแสดงลักษณะของเท็กเจอร์ คือการคำนวณหาคุณลักษณะเชิงสถิติอันดับที่หนึ่ง โดยใช้โมเมนต์ของฮิสโตแกรมระดับสัญญาณสีเทาของภาพหรือดินแดนนั้น ให้  $z$  เป็นตัวแปรสุ่ม ใช้แสดงความเข้มของภาพดิจิทัล และให้  $p(z_i)$ ,  $i=1,2,\dots,L$  เป็นฮิสโตแกรมอันดับที่หนึ่ง ที่สอดคล้องกัน เมื่อ  $L$  เป็นจำนวนของความเข้มระดับสัญญาณ

ฮิสโตแกรมอันดับที่หนึ่ง นิยามเป็น

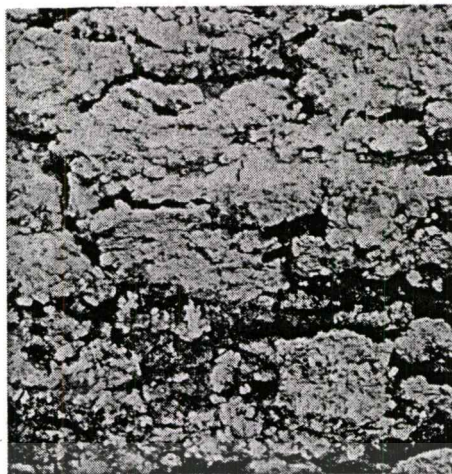
$$p(z_i) = \frac{\text{จำนวนพิกเซลที่มีระดับสัญญาณสีเทา } z_i}{\text{จำนวนพิกเซลทั้งหมดในพื้นที่พิจารณา}} \quad (2.1)$$

โมเมนต์อันดับที่  $n$  ของ  $z$  รอบค่าเฉลี่ย คือ

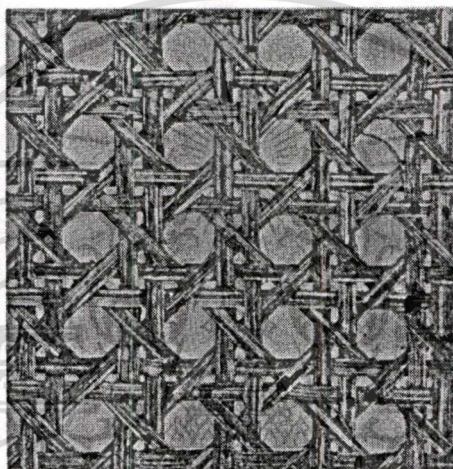
$$\mu_n(z) = \sum_{i=1}^L (z_i - m)^n p(z_i) \quad (2.2)$$



(a)



(b)



(c)

รูปที่ 2.2 ภาพตัวอย่างของ (a) เท็กเจอร์ราบเรียบ (b) เท็กเจอร์หยาบขรุขระ (c) เท็กเจอร์คาน  
สมาเสมอ

เมื่อ  $m$  เป็นค่าเฉลี่ยของ  $z$

$$m = \sum_{i=1}^L z_i p(z_i) \quad (2.3)$$

จากสมการ (2.2) จะได้ว่า  $\mu_0 = 1$  และ  $\mu_1 = 0$  ทุกๆ ภาพโมเมนต์อันดับที่สองเรียกว่า variance และเขียนสัญลักษณ์เป็น  $\sigma^2(z)$  เป็นส่วนสำคัญในการแสดงลักษณะของเท็กเจอร์ คำนี้อใช้ วัดคอนทราสต์ของระดับสัญญาณสีเทา ซึ่งสามารถใช้แสดงความราบเรียบ เช่น ค่าที่คำนวณได้จาก สมการต่อไปนี้

$$R = 1 - \frac{1}{1 + \sigma^2(z)} \quad (2.4)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สำหรับพื้นที่ที่มีความเข้มของสัญญาณคงที่ ค่า  $R$  จะมีค่าเป็น 0 เพราะมี  $\sigma^2(z)=0$  และประมาณ 1 สำหรับค่า  $\sigma^2(z)$  สูงมากๆ โมเมนต์อันดับที่สาม เป็นการวัดความลาดเอียงของฮิสโตแกรม ขณะที่โมเมนต์อันดับที่สี่ เป็นการวัดความเรียบแบน โมเมนต์อันดับที่ห้า และอันดับสูงขึ้นไปจะมีความสัมพันธ์กับรูปร่างฮิสโตแกรมน้อยมาก แต่ก็ยังคงให้ปริมาณเพื่อตัดสินลักษณะของเทกเจอร์ได้เช่นกัน

### 2.2.1.1 วิธี spatial frequencies [2]

วิธีนี้อาศัยหลักการพื้นฐานของ spatial frequencies โดยเทกเจอร์จะแสดงออกในแนวโน้มสัมพันธ์กับขนาด spatial ของเทกเจอร์ดั้งเดิม (texture primitives) หากเทกเจอร์ราบเรียบสร้างมาจากเทกเจอร์ดั้งเดิมขนาดเล็ก เทกเจอร์จะแสดงออกมาในรูปความถี่สูง ตรงกันข้ามเทกเจอร์หยาบสร้างมาจากเทกเจอร์ดั้งเดิมขนาดใหญ่ เทกเจอร์นี้จะแสดงออกมาในรูปความถี่ต่ำ

วิธี spatial frequencies นี้จะใช้ autocorrelation function ในการประเมินค่าเทกเจอร์ โดยพิจารณาพิกเซลเป็นเทกเจอร์ดั้งเดิม และคุณสมบัติของเทกเจอร์ดั้งเดิมจะพิจารณาจากระดับสัญญาณสี่เทา ค่าโครงของภาพเทกเจอร์ทั้งหมดหาได้โดยใช้ค่าสัมประสิทธิ์ autocorrelation ซึ่งประเมินความสัมพันธ์เชิงเส้นระหว่างเทกเจอร์ดั้งเดิม ถ้าเทกเจอร์ดั้งเดิมมีขนาดใหญ่ ค่าของ autocorrelation function จะลดลงอย่างช้าๆ เมื่อระยะทางเพิ่มขึ้น ขณะเดียวกันค่าดังกล่าวจะลดลงอย่างรวดเร็ว ถ้าภาพเทกเจอร์ประกอบด้วยเทกเจอร์ดั้งเดิมขนาดเล็ก และหากเทกเจอร์ดั้งเดิมถูกวางเป็นรายคาบ (periodically) ในภาพเทกเจอร์ ฟังก์ชัน autocorrelation จะเพิ่มขึ้นและลดลงเป็นรายคาบตามระยะทาง

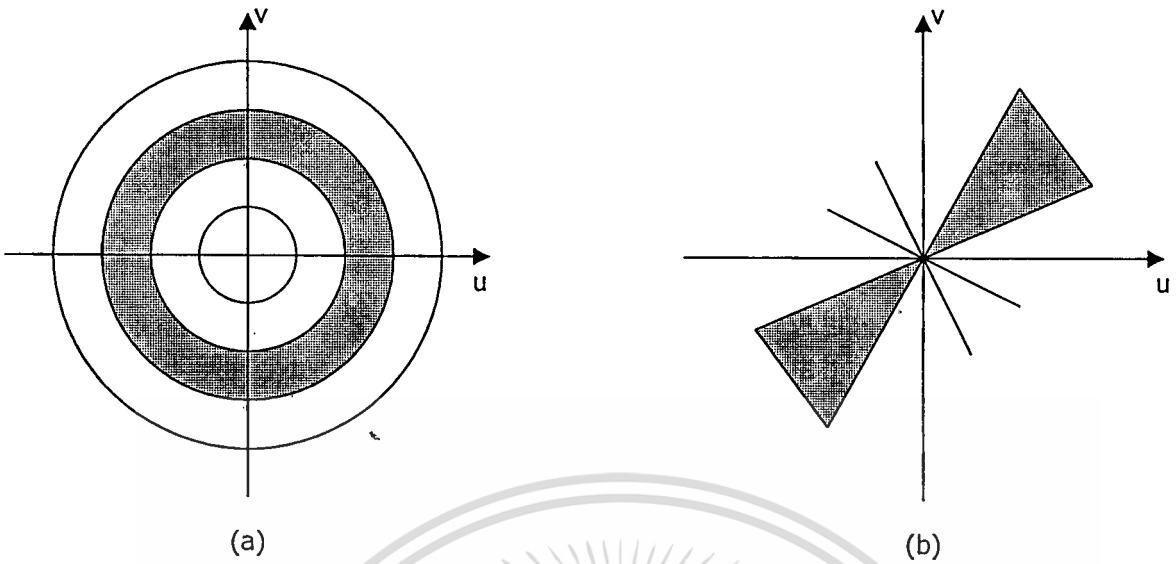
สัมประสิทธิ์ autocorrelation สำหรับพารามิเตอร์  $p, q$  เป็นดังนี้

$$C_{ff}(p, q) = \frac{MN \sum_{i=1}^{M-p} \sum_{j=1}^{N-q} f(i, j) f(i+p, j+q)}{(M-p)(N-q) \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N f^2(i, j)} \quad (2.5)$$

เมื่อ  $p, q$  เป็นตำแหน่งแตกต่างกันในทิศทาง  $i, j$  ตามลำดับ

$M, N$  เป็นขนาดของภาพ

นอกจากนี้ spatial frequencies ยังคำนวณได้จากการแปลงฟูเรียร์ของภาพ วิธีนี้มีข้อดีตรงคำนวณเร็วใหม่ได้ การแปลงฟูเรียร์จะวิเคราะห์ภาพโดยดูจากตำแหน่ง spatial frequencies ของภาพ ทำให้คำนวณพลังงานเฉลี่ยในบริเวณรูปสี่เหลี่ยมที่กำหนดและบริเวณวงแหวนของฟูเรียร์สเปกตรัมเพื่อใช้เป็นคุณลักษณะเพื่อวิเคราะห์เทกเจอร์ได้ ดังแสดงในรูปที่ 2.3 คุณลักษณะที่ได้จากการประเมินบริเวณวงแหวนจะบอกความเรียบหยาบของเทกเจอร์ โดยเทกเจอร์ที่มีพลังงานสูงใน



รูปที่ 2.3 พื้นที่แบ่งเป็นส่วนๆ ของฟูเรียร์สเปกตรัม (a) ฟิลเตอร์วงแหวน (b) ฟิลเตอร์รูปลิ้ม

บริเวณรัศมีวงกว้างของวงแหวนจะแสดงตัวเป็นเท็กเจอร์ราบเรียบซึ่งมี spatial frequencies สูง ขณะที่เท็กเจอร์ที่มีพลังงานสูงในบริเวณรัศมีแคบๆ จะแสดงตัวเป็นเท็กเจอร์หยาบ ซึ่งมี spatial frequencies ต่ำ ส่วนคุณลักษณะที่ได้จากการประเมินบริเวณรูปลิ้มของฟูเรียร์สเปกตรัมยังขึ้นอยู่กับทิศทางของคุณสมบัติของเท็กเจอร์ด้วย หากเท็กเจอร์มีขอบหรือเส้นมากมายในทิศทาง  $\phi$  พลังงานปริมาณสูงจะแสดงในรูปลิ้มในทิศทาง  $\phi + \frac{\pi}{2}$

อีกวิธีหนึ่งคือการแปลงภาพดิสครีต (discrete image transform) ใช้ในการวิเคราะห์เท็กเจอร์ได้เช่นกัน โดยภาพเท็กเจอร์จะถูกแบ่งเป็นสี่เหลี่ยมเล็กๆ ไม่ซ้อนกัน และภาพที่แบ่งนี้มีขนาด  $n \times n$  ระดับสัญญาณสีเทาของพิกเซลเหล่านี้ตีความได้เป็น เวกเตอร์ขนาด  $n^2$  มิติ และภาพถูกแทนในรูปของเวกเตอร์เหล่านี้ๆ จะผ่านการแปลงโดยใช้ฟูเรียร์ หรือการแปลงแบบอื่นๆ เวกเตอร์ที่ได้จากการแปลงจะสัมพันธ์กับ spatial frequencies ของภาพและใช้วิเคราะห์เท็กเจอร์ได้

วิธีการวิเคราะห์เท็กเจอร์โดยใช้ spatial frequencies นี้จะเป็นที่รู้จักกันดี แต่ยังมีปัญหามากมายตามมา โดยเฉพาะผลจากการวิเคราะห์ให้ข้อมูลไม่ถูกต้องเสมอไปกับทุกๆ ภาพ จึงสรุปได้ว่าวิธี spatial frequencies มีประสิทธิภาพน้อยกว่าวิธีอื่นจึงได้มีการเสนอวิธีการเชื่อมต่อกับ space/spatial frequencies เข้าด้วยกัน ดังจะได้กล่าวในส่วนต่อไป

### 2.2.1.2 วิธีการตรวจจับขอบภาพ

วิธีอีกวิธีหนึ่งในการวิเคราะห์เท็กเจอร์คือการตรวจจับขอบภาพ ขอบภาพสามารถตรวจจับได้ทั้ง micro-edges โดยใช้ตัวปฏิบัติการขอบภาพขนาดเล็กและ macro-edges โดยใช้ตัวปฏิบัติการขนาดใหญ่ ตัวปฏิบัติการพื้นฐานที่นำมาใช้งานในจุดประสงค์นี้คือ Robert's gradient และยังมีเอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

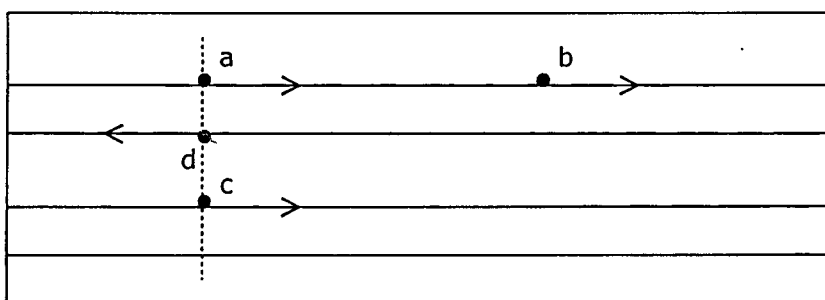
ตัวปฏิบัติการอื่นๆ สามารถนำมาใช้ได้ ในที่นี้จะใช้ gradient ที่เป็นฟังก์ชันของระยะทางระหว่างพิกเซลเป็นตัวปฏิบัติการ การวิเคราะห์เท็กเจอร์โดยใช้ฟังก์ชันที่ขึ้นกับระยะทาง จำนวนได้สำหรับส่วนย่อยของภาพ  $f(i, j)$  ในบริเวณพิกเซลข้างเคียง  $N$  ที่ระยะทาง  $d$  กำหนดได้เป็น

$$g(d) = |f(i, j) - f(i+d, j)| + |f(i, j) - f(i-d, j)| \\ + |f(i, j) - f(i, j+d)| + |f(i, j) - f(i, j-d)| \quad (2.6)$$

ผลจากการประเมินฟังก์ชัน  $g(d)$  ให้ข้อมูลตรงกันข้ามกับฟังก์ชัน autocorrelation เพราะว่าค่าต่ำสุดของ  $g(d)$  จะสอดคล้องกับค่าสูงสุดของฟังก์ชัน autocorrelation และค่าสูงสุดของ  $g(d)$  สอดคล้องกับค่าต่ำสุดของฟังก์ชัน autocorrelation

คุณสมบัติของเท็กเจอร์สามารถหาได้จากค่าสถิติอันดับที่หนึ่ง และอันดับที่สองของการกระจายขอบภาพดังต่อไปนี้

1. ความหยาบขรุขระ (coarseness) ความหนาแน่นขอบเป็นเครื่องวัดความหยาบขรุขระ เท็กเจอร์ราบเรียบจะมีความหนาแน่นขอบสูงซึ่งเป็นจำนวนขอบที่ปรากฏในภาพเท็กเจอร์
2. คอนทราสต์ เท็กเจอร์คอนทราสต์สูงแสดงได้โดยดูจากความใหญ่โตของขอบ
3. ความสุ่มไม่แน่นอน (randomness) ความสุ่มไม่แน่นอนวัดได้จากเอนโทรปีของฮิสโตแกรมของขอบภาพ
4. ไคเรคตีวิตี (directivity) การวัดไคเรคตีวิตีใช้เอนโทรปีของฮิสโตแกรมขอบภาพที่มีทิศทางเฉพาะ โดยเท็กเจอร์ที่มีทิศทางเฉพาะจะมีจุดยอดของฮิสโตแกรมเป็นจำนวนคู่ ส่วนเท็กเจอร์ไม่มีทิศทางเฉพาะมีฮิสโตแกรมขอบภาพเป็นแบบสมมาตรกันทั้งหมด
5. ความเป็นเชิงเส้น (linearity) ความเป็นเชิงเส้นของเท็กเจอร์บ่งบอกโดยใช้โคออร์ดิเนตของคู่ขอบ (edge pairs) ที่มีทิศทางขอบภาพเดียวกัน และมีระยะห่างคงที่ ขอบภาพวางอยู่ในตำแหน่งในทิศทางขอบนั้น ดังแสดงในรูปที่ 2.4 ขอบ a และ b



รูปที่ 2.4 ความเป็นเชิงเส้น ความเป็นคาบ และขนาดของเท็กเจอร์โดยอาศัยขอบภาพ

6. คาบ (periodicity) คาบของเท็กเจอร์วัดโดยใช้โคออดิเนตของคู่ขอบภาพ ที่มีทิศทางเดียวกันและมีระยะห่างคงที่ ในทิศทางตั้งฉากกับทิศทางขอบภาพ ดังแสดงในรูปที่ 2.4 ขอบ a และ c

7. ขนาด (size) ขนาดของเท็กเจอร์วัดโดยใช้โคออดิเนตของคู่ขอบ ที่มีทิศทางขอบตรงกันข้ามและมีระยะห่างคงที่ ในทิศทางตั้งฉากกับทิศทางขอบภาพ ดังแสดงในรูปที่ 2.4 ขอบ a และ d

คุณสมบัติของเท็กเจอร์ที่หนึ่งถึงสี่ ได้จากค่าสถิติอันดับที่หนึ่ง ส่วนคุณสมบัติของเท็กเจอร์ที่ห้าถึงเจ็ดได้จากค่าสถิติอันดับที่สอง

### 2.2.1.3 การวัดพลังงานเท็กเจอร์โดยใช้หลักการของ Laws

การวัดพลังงานเท็กเจอร์โดยใช้หลักการของ Laws ใช้หาคุณสมบัติของเท็กเจอร์โดยการประเมินสัญญาณเฉลี่ยระดับสัญญาณสี่เทา ความแตกต่างของขอบ ความแตกต่างของจุด (spots) ระลอกคลื่นในเท็กเจอร์ การวัดนี้มาจากเวกเตอร์พื้นฐาน 3 เวกเตอร์คือ

$$\begin{aligned} L_3 &= (1, 2, 1) && \text{แทนสัญญาณค่าเฉลี่ย} \\ E_3 &= (-1, 0, 1) && \text{คำนวณความแตกต่างของขอบ} \\ S_3 &= (-1, 2, -1) && \text{คำนวณความแตกต่างของจุด} \end{aligned} \quad (2.7)$$

เมื่อทำการคอนโวลูชันเวกเตอร์เหล่านี้ด้วยตัวของมันเอง จะได้เวกเตอร์ลัพธ์ 5 เวกเตอร์ดังต่อไปนี้

$$\begin{aligned} L_5 &= (1, 4, 6, 4, 1) && , && E_5 = (-1, -2, 0, 2, 1) \\ S_5 &= (-1, 0, 2, 0, -1) && , && R_5 = (1, -4, 6, -4, 1) \\ W_5 &= (-1, 2, 0, -2, -1) \end{aligned} \quad (2.8)$$

นำเวกเตอร์เหล่านี้มาคูณกัน จะได้หน้ากากของ Laws มีขนาด  $5 \times 5$  ดังตัวอย่างต่อไปนี้

$$L_5^T \times S_5 = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 2 & 0 & -1 \\ -4 & 0 & 8 & 0 & -4 \\ -6 & 0 & 12 & 0 & -6 \\ -4 & 0 & 8 & 0 & -4 \\ -1 & 0 & 2 & 0 & -1 \end{bmatrix} \quad (2.9)$$

นำภาพเท็กเจอร์กระทำคอนโวลูชันกับหน้ากากของ Laws ข้างต้นและคำนวณพลังงานออกมา จะได้เวกเตอร์คุณลักษณะใช้สำหรับการวิเคราะห์เท็กเจอร์ต่อไป

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ไว้เพื่อการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่ออนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### 2.2.1.4 การแปลงแบบเชิงเส้นเฉพาะแห่ง [3]

การแปลงแบบเชิงเส้นเฉพาะแห่งนี้ คุณสมบัติของเท็กเจอร์เฉพาะแห่งถูกแสดงออกมาใน รูปแบบค่าทางสถิติที่คำนวณได้จากสัญญาณเอาท์พุทจากกลุ่มของฟิลเตอร์ รูปแบบสำคัญของหลักการนี้ได้เน้นตรงรูปแบบเชิงสถิติ และตัวปฏิบัติการย่อยที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการวิเคราะห์และ จำแนกเท็กเจอร์ หลักการนี้ทนทานยืดหยุ่นได้ ออกแบบมาเพื่อการประมวลผลแบบขนานและการ ประมวลผลแบบมัลติซันแนลโดยเฉพาะ

พิจารณาหน้ากากขนาด  $N \times N$  ที่มีตำแหน่งศูนย์กลางอยู่ที่  $(m, n)$   $x_{mnn}$  เป็นเวกเตอร์ที่มี สมาชิก  $N^2$  ตัว ภายในหน้ากากนี้ จัดเรียงในแบบโหมคแถวต่อแถว การแปลงแบบเชิงเส้นเฉพาะ แห่งสำหรับการคำนวณหาคุณลักษณะเท็กเจอร์นิยามเป็น

$$y_{mnn} = A^T x_{mnn} \equiv \begin{bmatrix} a_1^T \\ a_2^T \\ \vdots \\ a_{N^2}^T \end{bmatrix} x_{mnn} \quad (2.10)$$

เมื่อ  $A$  เป็นตัวปฏิบัติการของการแปลงแบบเชิงเส้น

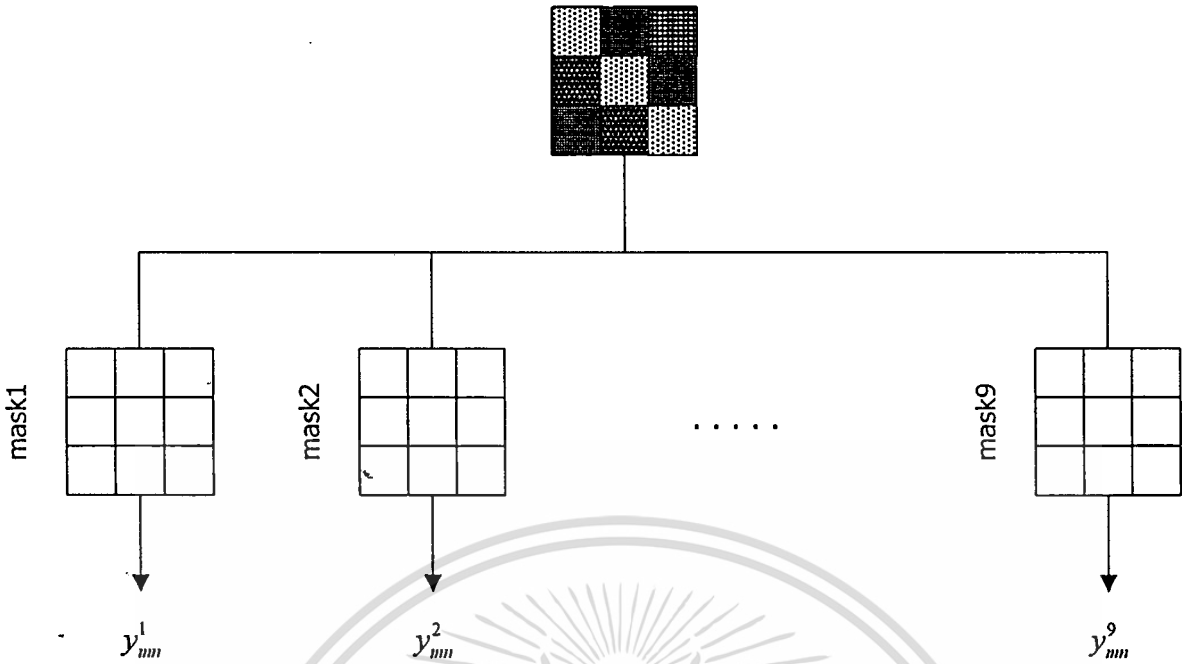
จากนิยามดังกล่าวเห็นได้ชัดว่า แต่ละสมาชิกของ  $y$  ประกอบด้วยข้อมูลของทุกๆ สมาชิก ของ  $x$  การใช้ตัวปฏิบัติการแบบเชิงเส้นที่เหมาะสม จะทำให้คุณสมบัติของเท็กเจอร์ในแง่มุมต่างๆ สามารถคำนวณออกมาได้

อีกวิธีหนึ่งในการตีความ (2.10) คือมองว่าเป็น การคอนโวลูชันของฟิลเตอร์ชุดหนึ่งที่มี จำนวนช่องสัญญาณ  $N^2$  กับส่วนย่อยของภาพขนาด  $N \times N$  ที่มีจุดศูนย์กลางที่  $(m, n)$  สมาชิก ของ  $y_{mnn}$  เป็นค่าเอาท์พุทที่ได้จากการฟิลเตอร์ ดังแสดงในรูปที่ 2.5 เมื่อส่วนย่อยของภาพขนาด  $3 \times 3$  ถูกส่งผ่านไปยังฟิลเตอร์จำนวน 9 ฟิลเตอร์ แต่ละค่าเอาท์พุทที่ได้ขึ้นอยู่กับค่าสัมประสิทธิ์ของ ฟิลเตอร์ หรือเรียกว่าหน้ากาก ได้มีการแนะนำหน้ากากที่ถูกสร้างจากเวกเตอร์พื้นฐาน 3 เวกเตอร์ ดังนี้

$$[1, 2, 1]^T, [-1, 0, 1]^T, [-1, 2, -1]^T$$

สำหรับภาพขนาด  $3 \times 3$  เวกเตอร์แรกสอดคล้องกับตัวปฏิบัติการหาค่าเฉลี่ยเฉพาะแห่ง เวกเตอร์ที่ สองสอดคล้องกับตัวปฏิบัติการในการตรวจจับขอบภาพ และ เวกเตอร์ที่สามเป็นตัวปฏิบัติการ สำหรับจุด (spot) เวกเตอร์ทั้งสามสร้างเซตของเวกเตอร์ในปริภูมิสามมิติ หน้ากาก 9 ตัวต่อไปนี้ ได้ มาจากผลคูณแบบ cross products ของเวกเตอร์ในปริภูมิสามมิติ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.5 ภาพผ่านการฟิลเตอร์ด้วยหน้ากาก 9 หน้ากากทำให้ได้ภาพที่ผ่านการแปลง 9 ภาพ

$$\begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \quad
 \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad
 \begin{bmatrix} -1 & 2 & -1 \\ -2 & 4 & -2 \\ -1 & 2 & -1 \end{bmatrix} \\
 \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \quad
 \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad
 \begin{bmatrix} 1 & -2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & 2 & -1 \end{bmatrix} \\
 \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 2 & 4 & 2 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix} \quad
 \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ -2 & 0 & 2 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix} \quad
 \begin{bmatrix} 1 & -2 & 1 \\ -2 & 4 & -2 \\ 1 & -2 & 1 \end{bmatrix}$$

แต่ละสมาชิกของเวกเตอร์  $y_m$  เป็นผลลัพธ์จากการฟิลเตอร์ภาพที่มีพิกเซลเวกเตอร์ตำแหน่งจุดศูนย์กลาง  $(m,n)$  ด้วยหน้ากากแต่ละตัว โดยการเคลื่อนหน้ากากที่ตำแหน่ง  $(m,n)$  แยกต่างหาก การกระทำนี้จะกระทำจนครบทุกพิกเซลที่มีอยู่ในภาพ ทำให้ได้ภาพที่ผ่านการแปลงมีทั้งหมด 9 ภาพ ภาพที่ผ่านการแปลงแต่ละภาพจะถูกเข้ารหัสเพื่อให้ได้แอมพลิจูดของคุณลักษณะเท็กเจอร์ที่แตกต่างกัน ค่าทางสถิติอันดับที่หนึ่ง เช่น ค่าโมเมนต์อันดับที่สอง หรือ variance และค่าทางสถิติอื่นๆ คำนวณจากภาพที่ผ่านการแปลงเหล่านี้ได้ เพื่อใช้เป็นคุณลักษณะในการจำแนกเท็กเจอร์ต่อไป

หลักการแปลงแบบเชิงเส้นเฉพาะแห่งนี้ เป็นพื้นฐานของหลักการมัลติชันแนลกาบอร์ฟิลเตอร์ริงดังจะได้อธิบายในส่วนต่อไป

### 2.2.1.5 การวิเคราะห์เท็กเจอร์ทางสถิติในรูปแบบอื่นๆ

นอกจากวิธีที่ใช้วิเคราะห์เท็กเจอร์ทางสถิติที่กล่าวไปข้างต้น ยังมีวิธีวิเคราะห์เท็กเจอร์ด้วยวิธีอื่นๆ อีกมากมายดังต่อไปนี้

#### 1. วิธีแปลงเท็กเจอร์ (Texture Transform)

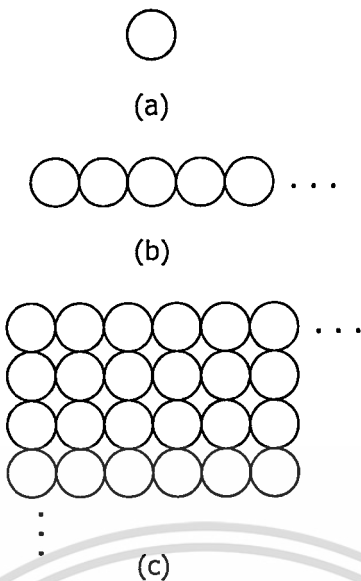
หลักการของวิธีนี้คือ การสร้างภาพ  $g$  ให้พิกเซลของภาพ  $g(i, j)$  วิเคราะห์เท็กเจอร์ในพื้นที่เวกซ์ล้อมโดยรอบพิกเซล  $f(i, j)$  ซึ่งเป็นภาพเท็กเจอร์ต้นแบบ เท็กเจอร์แต่ละประเภทในภาพ  $f$  ถูกแปลงให้อยู่ในระดับสัญญาณสีเทาแตกต่างกัน โดยใช้หน้าต่างขนาดต่างๆ ตามขนาดของเท็กเจอร์ หากภาพเท็กเจอร์ประกอบด้วย micro-texture พื้นที่เวกซ์ล้อมโดยรอบพิกเซล  $f(i, j)$  จะใช้หน้าต่างขนาดเล็ก และหากเท็กเจอร์เป็น macro-texture จะใช้หน้าต่างขนาดใหญ่ขึ้น สำหรับพิจารณาพื้นที่เวกซ์ล้อมโดยรอบพิกเซลดังกล่าว การคำนวณหาระดับสัญญาณสีเทาของพิกเซลจะใช้หลักการ autoregression texture model ด้วยพารามิเตอร์เชิงเส้นซึ่งเป็นการคำนวณหาระดับสัญญาณสีเทาจากระดับสัญญาณสีเทาของพิกเซลที่เวกซ์ล้อมอยู่โดยรอบ พารามิเตอร์เชิงเส้นจะแปรผันตามคุณลักษณะในเท็กเจอร์ราบเรียบ และจะคงที่หากเท็กเจอร์ที่พิจารณาเป็นเท็กเจอร์หยาบขรุขระ

#### 2. วิธี Peak and Valley

หลักการของวิธีนี้คือ การตรวจจับความสว่างเฉพาะที่ในแนวตั้งและแนวนอนของภาพเท็กเจอร์ จากการศึกษาพบว่าเท็กเจอร์ราบเรียบจะมีจำนวนระดับสัญญาณความสว่างมาก และมีระดับสัญญาณความสว่างสูงสุด-ต่ำสุดไม่แตกต่างกันมากนัก ส่วนเท็กเจอร์หยาบขรุขระจะมีจำนวนระดับสัญญาณความสว่างน้อย และมีระดับสัญญาณความสว่างสูงสุด-ต่ำสุดแตกต่างกันอย่างเห็นได้ชัด

#### 3. วิธีมัลติซันแนลกาบอร์ฟิลเตอร์ริงและการแปลงเวฟเล็ต

การวิเคราะห์เท็กเจอร์โดยอาศัยสเกลอย่างมากในการวัดค่าทางสถิติต่างๆ จำเป็นต้องลดความไวของสเกล โดยการวิเคราะห์ในสเกลหลากหลาย และสเกลที่เหมาะสมจะมีการนำไปใช้งานเพื่อทำการจำแนกภาพเท็กเจอร์ได้ถูกต้องที่สุด วิธีมัลติซันแนลกาบอร์ฟิลเตอร์ริงและการแปลงเวฟเล็ตนี้จะแสดงภาพเท็กเจอร์ในสเกลเดียวกันทั้ง spatial-spatial frequency ทั้งสองวิธีเหมาะสมมากสำหรับการแสดงเท็กเจอร์ในสเกลหลากหลาย วิธีเวฟเล็ตสามารถจำแนกเท็กเจอร์โดยใช้การแปลงแบบ tree-structured discrete wavelet ได้อย่างมีประสิทธิภาพ ส่วนวิธีมัลติซันแนลกาบอร์ฟิลเตอร์ริงสามารถจำแนกเท็กเจอร์ได้อย่างมีประสิทธิภาพเช่นกัน เพราะอาศัยทฤษฎีพื้นฐานการเข้าใจเท็กเจอร์ของมนุษย์เข้ามาสนับสนุนวิธีดังกล่าว รายละเอียดของวิธีนี้จะได้กล่าวในส่วนต่อไป



รูปที่ 2.6 (a) เท็กเจอร์แบบดั้งเดิม (b) รูปแบบสร้างโดยหลักการ  $S \rightarrow aS$  (c) รูปแบบของ เท็กเจอร์ใน 2 มิติสร้างโดยหลักการนี้และหลักการอื่นๆ

### 2.2.2 วิธีวิเคราะห์เท็กเจอร์ทางโครงสร้าง

การวิเคราะห์เท็กเจอร์ประเภทที่สองอาศัยพื้นฐานของหลักการ โครงสร้าง หลักการ โครงสร้างอธิบายได้ดังนี้ สมมติว่ามีหลักการสร้าง  $S \rightarrow aS$  ซึ่งบ่งชี้ว่าสัญลักษณ์ของ  $S$  จะเขียน ใหม่เป็น  $aS$  ถ้า  $a$  แทนด้วยวงกลมในรูปที่ 2.6(a) และความหมายของวงกลมด้านขวาถูกกำหนด ค่าให้กับการสร้าง  $aaa\dots$ , หลักการ  $S \rightarrow aS$  อนุญาตให้สร้างแบบแผนของเท็กเจอร์ดังแสดงใน รูปที่ 2.6(b)

สมมติต่อไปได้เพิ่มหลักการใหม่ สำหรับเรื่องนี้คือ  $S \rightarrow bA$ ,  $A \rightarrow cA$ ,  $A \rightarrow c$ ,  $A \rightarrow bS$ ,  $S \rightarrow a$  เมื่อ  $b$  หมายถึงวงกลมด้านล่าง และ  $c$  หมายถึงวงกลมไปทางซ้าย เราสามารถ สร้างรูปฟอร์ม  $aaabccbaa$  ที่สอดคล้องกับ  $3 \times 3$  เมตริกซ์ของวงกลม แบบแผนของเท็กเจอร์ ขนาดใหญ่ ดังแสดงในรูปที่ 2.6(c) สามารถสร้างได้ง่ายในหลักการเดียวกัน

หลักการข้างต้นนี้เป็นหลักการพื้นฐานของเท็กเจอร์ดั้งเดิม สามารถใช้สร้างแบบแผนของ เท็กเจอร์ที่ซับซ้อนกว่าโดยอาศัยหลักการของการจัดการที่เป็นไปได้ภายใต้ขอบเขตจำกัดของ เท็กเจอร์ดั้งเดิม หลักการเหล่านี้เป็นหัวใจของการวิเคราะห์ลักษณะความสัมพันธ์ดังกล่าว

### 2.2.3 วิธีวิเคราะห์เท็กเจอร์ทางสเปกตรัม

ฟูเรียร์สเปกตรัมเป็นวิธีที่เหมาะสมสำหรับการวิเคราะห์อย่างมีทิศทางของสัญญาณคาบ และสัญญาณที่คาดว่าจะมีคาบในภาพ แบบแผนของเท็กเจอร์ทั้งหมด เมื่อตรวจสอบโดยวิธีฟูเรียร์สเปกตรัม จะแบ่งแยกได้ง่ายโดยพิจารณาเฉพาะพลังงานสูงสุดที่ปล่อยออกมาในสเปกตรัม แต่ถ้าตรวจสอบโดยวิธี spatial จะตรวจยากมากเพราะข้อจำกัดของวิธีการนี้ จากจุดนี้เป็นที่มาของการวิเคราะห์เท็กเจอร์ทางสเปกตรัม

เราพิจารณาข้อมูลจากฟูเรียร์สเปกตรัม 3 ประการที่มีประโยชน์สำหรับการวิเคราะห์เท็กเจอร์ดังต่อไปนี้ (1) จุดยอดเด่นชัดในสเปกตรัมให้ทิศทางหลักของแบบแผนเท็กเจอร์ (2) ตำแหน่งของจุดยอดในระนาบความถี่ให้คาบหลักพื้นฐานของแบบแผนนั้น (3) การกำจัดองค์ประกอบของคาบอื่นๆ ผ่านการกรองโดยกรองเองประกอบที่ไม่เป็นคาบของภาพออกมา ซึ่งสามารถวิเคราะห์เท็กเจอร์โดยเทคนิคทางสถิติ สเปกตรัมของภาพจริง (real image) เป็นสมมาตรรอบจุดกำเนิด ระนาบความถี่เพียงครึ่งเดียวเท่านั้นที่จะนำมาพิจารณา ดังนั้นทุกแบบแผนที่เป็นคาบจะสอดคล้องกับจุดยอดหนึ่งเดียวเท่านั้นในสเปกตรัม

การตรวจจับและตีความคุณลักษณะของสเปกตรัม (spectrum feature) บ่อยครั้งอาศัยพื้นฐานการแสดงสเปกตรัมในระบบเชิงขั้วเพื่อให้ฟังก์ชัน  $S(r, \theta)$  เมื่อ  $S$  เป็นสเปกตรัมฟังก์ชัน  $r$  และ  $\theta$  เป็นตัวแปรในระบบโคออร์ดิเนต สำหรับแต่ละทิศทาง  $\theta$   $S(r, \theta)$  อาจพิจารณาเป็นฟังก์ชันใน 1 มิติ  $S_\theta(r)$  ในทำนองเดียวกันสำหรับแต่ละความถี่  $r$   $S_r(\theta)$  เป็นฟังก์ชันใน 1 มิติ การวิเคราะห์  $S_\theta(r)$  สำหรับค่าคงที่ของ  $\theta$  จะแสดงพฤติกรรมของสเปกตรัม ตัวอย่างเช่น การนำเสนอดูดยอด ไปตามทิศทางในแนวรัศมีจากจุดกำเนิด ขณะที่การวิเคราะห์  $S_r(\theta)$  สำหรับค่าคงที่  $r$  จะแสดงพฤติกรรมไปตามวงกลมที่มีจุดศูนย์กลางบนจุดกำเนิด

การวิเคราะห์ลักษณะเพิ่มเติมทำได้โดย การรวมฟังก์ชันต่อไปนี้

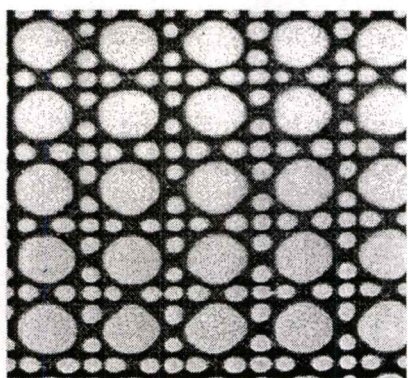
$$S(r) = \sum_{\theta=0}^{\pi} S_\theta(r) \quad (2.11)$$

และ 
$$S(\theta) = \sum_{r=1}^R S_r(\theta) \quad (2.12)$$

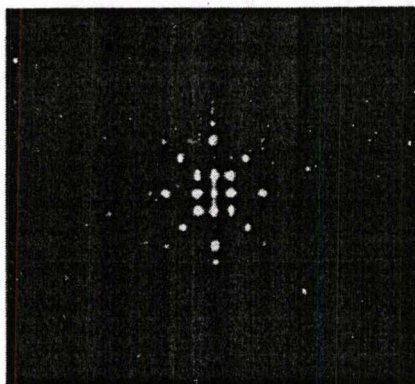
เมื่อ  $R$  เป็นรัศมีของวงกลมที่มีจุดศูนย์กลางที่จุดกำเนิด สำหรับ  $N \times N$  สเปกตรัม  $R$  โดยทั่วไป จะกำหนดให้เป็น  $\frac{N}{2}$

ผลจากสมการ (2.11) และ (2.12) เป็นองค์ประกอบของค่า 2 ค่า  $[S(r), S(\theta)]$  สำหรับแต่ละคู่ของ  $(r, \theta)$  โดยการเปลี่ยนค่าเหล่านี้ เราสามารถสร้างฟังก์ชันใน 1 มิติ 2 ตัว  $S(r)$  และ  $S(\theta)$  เป็นองค์ประกอบของการวิเคราะห์ spectral-energy ของเท็กเจอร์สำหรับภาพทั้งหมด หรือ

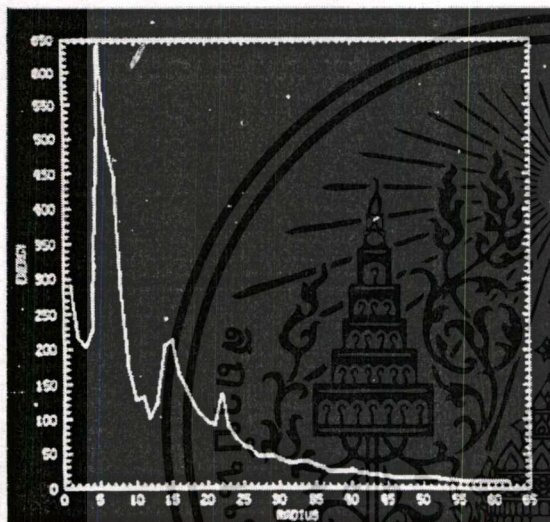
ดินแดนภายใต้การพิจารณา ฟังก์ชันเหล่านี้สามารถคำนวณเพื่อแสดงพฤติกรรมต่างๆ ได้ ข้อมูลที่ได้ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



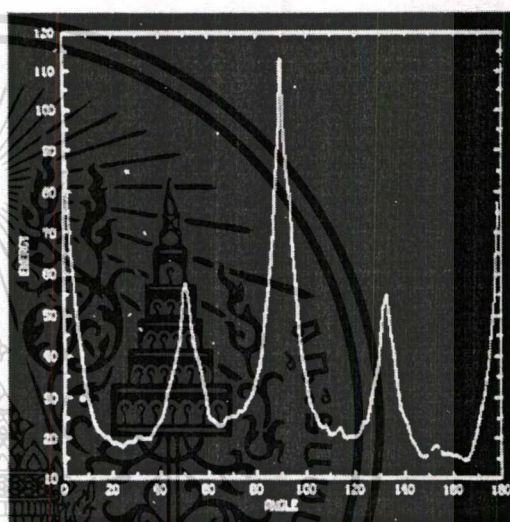
(a)



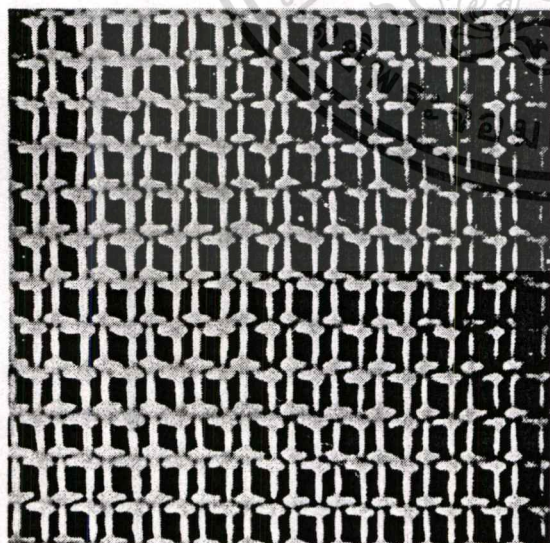
(b)



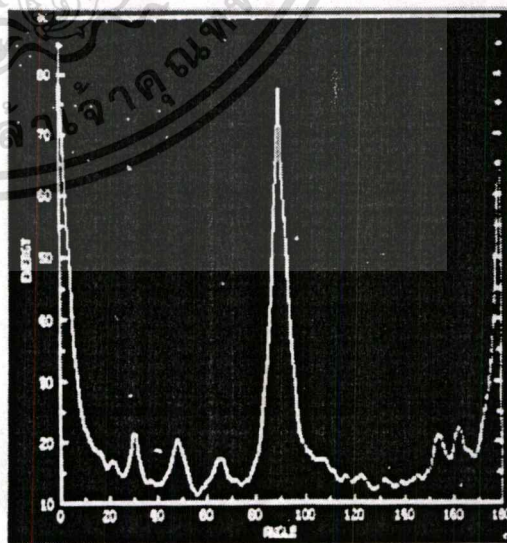
(c)



(d)



(e)



(f)

รูปที่ 2.7 (a) ภาพเท็กเจอร์จัดเรียงเข้าไปเข้ามา (b) สเปกตรัมของภาพเท็กเจอร์ (a) (c) กราฟของ

เอกสารนี้เป็นเส้น  $S(r)$  (d) กราฟของ  $S(\theta)$  (e) ภาพเท็กเจอร์ที่แตกต่างจาก (a) (f) กราฟของ  $S(\theta)$  การค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากฟังก์ชันเหล่านี้นำไปคำนวณหาตำแหน่งของค่าสูงสุด ค่าเฉลี่ย และ variance ของการเปลี่ยนค่าแอมพลิจูดและค่ารอบๆ แกน (axial) ระยะห่างระหว่างค่าเฉลี่ย และค่าสูงสุดของฟังก์ชัน

รูปที่ 2.7 แสดงหลักการดังกล่าวไปใช้ในการวิเคราะห์เท็กเจอร์ 2 เท็กเจอร์ โดยรูปที่ 2.7(a) แสดงเท็กเจอร์ที่จัดเรียงเข้าไปเข้ามาด้วยคาบสม่ำเสมอ เมื่อนำเท็กเจอร์คานี้มาวิเคราะห์สเปกตรัมจะได้รูปที่ 2.7(b) รูปที่ 2.7(c) และ 2.7(d) เป็นกราฟของ  $S(r)$  และ  $S(\theta)$  โดยใช้หลักการเบื้องต้นในการวาดกราฟออกมา กราฟของ  $S(r)$  แสดงโครงสร้างเรียบง่าย (typical structure) เพราะมีสัญญาณพลังงานค่าสูงกระจายอยู่รอบๆ จุดกำเนิด และสัญญาณพลังงานจะค่อยๆ ลดต่ำลงอย่างต่อเนื่องไปยังบริเวณความถี่สูงๆ ห่างจากจุดกำเนิดออกไป ส่วนกราฟของ  $S(\theta)$  มีระดับสัญญาณสูงสุด ทุกๆ ระยะห่าง  $45^\circ$  ซึ่งสอดคล้องกับคาบของเท็กเจอร์ในภาพ รูปที่ 2.7(e) แสดงภาพเท็กเจอร์ที่แตกต่างกับภาพเท็กเจอร์ในรูปที่ 2.7(a) ซึ่งรูปแบบของเท็กเจอร์จะเห็นได้เด่นชัด ในทิศทางตามแนวนอนและแนวตั้ง รูปที่ 2.7(f) แสดงกราฟของ  $S(\theta)$  สำหรับภาพเท็กเจอร์นี้จะเห็นว่าเส้นกราฟมีระดับสัญญาณสูงสุดทุกๆ ระยะห่าง  $90^\circ$  จากภาพเท็กเจอร์ทั้งสองสรุปได้ว่าเท็กเจอร์ที่แตกต่างกัน สามารถวิเคราะห์และตีความได้โดยใช้  $S(\theta)$  เป็นเครื่องมือในการตัดสินใจ และการวิเคราะห์กราฟ  $S(\theta)$  ให้ข้อมูลน่าเชื่อถือได้ระดับหนึ่ง

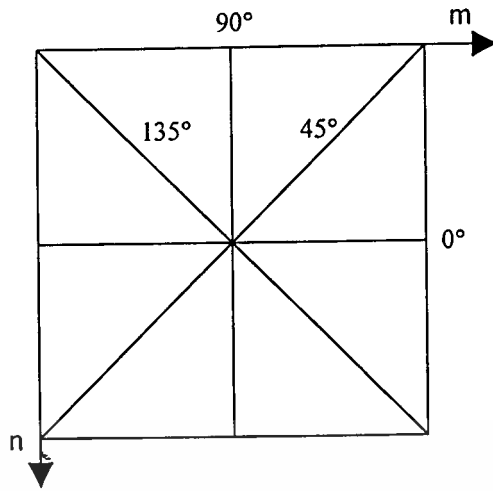
ดังนั้นเท็กเจอร์ที่แตกต่างกัน 2 เท็กเจอร์ใดๆ เมื่อนำมาวิเคราะห์กราฟ  $S(r)$  และ  $S(\theta)$  จะให้รูปร่างกราฟแตกต่างกัน จะเห็นว่าวิธีนี้ช่วยในการตรวจสอบเท็กเจอร์ 2 เท็กเจอร์ใดๆ ว่าทั้งสองเป็นเท็กเจอร์เดียวกันหรือไม่ ได้เป็นอย่างดีจึงควรพัฒนาวิธีการวิเคราะห์เท็กเจอร์แบบนี้ให้มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้นเพื่อให้สามารถนำไปใช้งานที่ซับซ้อนโดยไม่ทำให้ผลการวิเคราะห์ผิดพลาดจนทำให้งานเสียหายได้

### 2.3 เกรย์เลเวลโคออดิเนตเคอเรนซ์เมตริกซ์

การวิเคราะห์เท็กเจอร์โดยคำนวณค่าสถิติที่ได้จากฮิสโตแกรมนั้น มีข้อจำกัดของคุณลักษณะประเภทนี้คือ คุณลักษณะไม่มีข่าวสารเกี่ยวกับตำแหน่งสัมพันธ์ของระดับสัญญาณสีเทาที่ปรากฏขึ้นมาในภาพที่พิจารณาอยู่ มีอีกวิธีหนึ่งที่จะนำภาพเท็กเจอร์ไปใช้ในกระบวนการวิเคราะห์เท็กเจอร์คือ ไม่พิจารณาเพียงการกระจายความเข้มของสัญญาณเท่านั้น แต่ต้องดูตำแหน่งของพิกเซลด้วยว่าเท่ากับหรือใกล้เคียงกับค่าความเข้มสัญญาณใด สิ่งนี้นำไปสู่การนิยามโคออดิเนตเคอเรนซ์เมตริกซ์โดยใช้พารามิเตอร์ 2 ค่า ที่นำมาใช้พิจารณา คือ ระยะทางสัมพันธ์ระหว่างพิกเซล และ โอเรียนท์เดชันของพิกเซลที่พิจารณาอยู่ ให้  $d$  เป็นระยะทางสัมพันธ์ระหว่างพิกเซล ใกล้เคียงกำหนดให้เท่ากับหนึ่ง โอเรียนท์เดชัน  $\phi$  เป็นมุมในสี่ทิศทาง คือ แนวนอน แนวทแยงจากซ้ายล่างไปขวาบน แนวตั้ง และ แนวทแยงจากซ้ายบนไปขวาล่าง ( $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ ) ดังแสดงในรูปที่ 2.8 จากหลักการจัดหมู่ของค่า  $d$  และ  $\phi$  โคออดิเนตเคอเรนซ์เมตริกซ์นิยามเป็น [3]

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.8 โอเรียนท์เตชัน 4 ทิศทางที่ใช้ในการสร้างโคออดิเนตเร็นซ์เมตริกซ์

$$\begin{aligned}
 0^\circ &: P(I(m, n) = I_1, I(m \pm d, n) = I_2) \\
 45^\circ &: P(I(m, n) = I_1, I(m \pm d, n \mp d) = I_2) \\
 90^\circ &: P(I(m, n) = I_1, I(m, n \mp d) = I_2) \\
 135^\circ &: P(I(m, n) = I_1, I(m \pm d, n \pm d) = I_2)
 \end{aligned} \tag{2.13}$$

สมาชิกของโคออดิเนตเร็นซ์เมตริกซ์เป็นอัตราส่วนระหว่างจำนวนคู่พิกเซลที่มีค่า  $(I_1, I_2)$  ที่ระยะทาง  $d$  ต่อจำนวนคู่พิกเซลที่เป็นไปได้ทั้งหมด โคออดิเนตเร็นซ์เมตริกซ์ มีชื่อเรียกหลายชื่อ เช่น ฮิสโตแกรมในสองมิติหรือ spatial dependence matrix พิจารณาภาพตัวอย่าง  $I(m, n)$  ต่อไปนี้

$$I = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 2 & 2 \\ 1 & 1 & 0 & 0 \\ 3 & 2 & 3 & 3 \\ 3 & 2 & 2 & 2 \end{bmatrix} \tag{2.14}$$

ภาพมีขนาด  $4 \times 4$  จะเห็นว่า  $I(m, n)$  มีสมาชิกดังต่อไปนี้  $\{0, 1, 2, 3\}$  ดังนั้นจำนวนระดับสัญญาณภาพ  $N_g$  เท่ากับ 4 กำหนดขนาดหน้าต่างที่ใช้พิจารณาโคออดิเนตเร็นซ์เมตริกซ์เท่ากับ  $4 \times 4$  เท่ากับขนาดเดียวกับภาพ โคออดิเนตเร็นซ์เมตริกซ์สำหรับคู่  $(d, \phi)$  นิยามเป็น  $N_g \times N_g$  เมตริกซ์

$$P = \frac{1}{R} \begin{bmatrix} \eta(0,0) & \eta(0,1) & \eta(0,2) & \eta(0,3) \\ \eta(1,0) & \eta(1,1) & \eta(1,2) & \eta(1,3) \\ \eta(2,0) & \eta(2,1) & \eta(2,2) & \eta(2,3) \\ \eta(3,0) & \eta(3,1) & \eta(3,2) & \eta(3,3) \end{bmatrix} \tag{2.15}$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เมื่อ  $\eta(I_1, I_2)$  เป็นจำนวนคู่พิกเซลที่มีระดับสัญญาณสีเทา  $I_1, I_2$  ตามลำดับ และ สอดคล้องกับ ระยะทาง  $d$  และโอเรียนต์เดชัน  $\phi$

$$R \text{ เป็นจำนวนคู่พิกเซลทั้งหมดที่เป็นไปได้ ดังนั้น } \frac{1}{R} \eta(I_1, I_2) = P(I_1, I_2)$$

สำหรับภาพใน (2.14) เมื่อกำหนดระยะทางระหว่างพิกเซลเท่ากับ 1 โอเรียนต์เดชันเท่ากับ  $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$  และ  $135^\circ$  จะได้โคออดิเนตเมตริกซ์ดังต่อไปนี้

$$P^0(d=1) = \frac{1}{24} \begin{bmatrix} 4 & 1 & 1 & 0 \\ 1 & 2 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 6 & 3 \\ 0 & 0 & 3 & 2 \end{bmatrix} \quad P^{45}(d=1) = \frac{1}{18} \begin{bmatrix} 0 & 1 & 2 & 1 \\ 1 & 0 & 1 & 1 \\ 2 & 1 & 0 & 3 \\ 1 & 1 & 3 & 0 \end{bmatrix} \quad (2.16)$$

$$P^{90}(d=1) = \frac{1}{24} \begin{bmatrix} 0 & 2 & 2 & 2 \\ 2 & 0 & 1 & 1 \\ 2 & 1 & 2 & 2 \\ 2 & 1 & 2 & 2 \end{bmatrix} \quad P^{135}(d=1) = \frac{1}{18} \begin{bmatrix} 2 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 2 & 2 \\ 1 & 1 & 2 & 0 \end{bmatrix} \quad (2.17)$$

เมตริกซ์  $P^0(d=1)$  คำนวณได้ดังนี้ สำหรับพิกเซลแต่ละคู่เรานับจำนวนคู่พิกเซลที่ระยะทางสัมพันธ์  $d=1$  และโอเรียนต์เดชัน  $\phi=0^\circ$  แล้วนำเอาค่าเหล่านี้มาเป็นค่าสมาชิกของ  $P^0(d=1)$  เช่น  $(0,0)$  จะได้จำนวนคู่พิกเซลเท่ากับ 4 โดยสองค่าแรกเป็นการค้นหาในทิศทางบวก ส่วนสองค่าหลังเป็นการค้นหาในทิศทางลบ ซึ่งสอดคล้องกับนิยามใน (2.13) ที่กล่าวว่า ระดับสัญญาณสีเทา  $I_1=0, I_2=0$  มีตำแหน่งพิกัด  $(m,n)$  และ  $(m\pm 1,n)$  ตามลำดับ ส่วนค่า  $R$  พิจารณาได้ดังนี้ สำหรับทิศทางในแนวอนจนจำนวนคู่พิกเซลทั้งหมดคือ 24 เพราะแต่ละแถวมี  $N_x-1$  คู่ และมีทั้งหมด  $N_y$  แถว ดังนั้นมีจำนวนคู่พิกเซลทั้งทางบวกและทางลบ เป็น  $2(N_x-1)N_y = 2(3 \times 4) = 24$  สำหรับทิศทางทแยงมุมจากซ้ายล่างไปขวาบน  $\phi=45^\circ, d=1$  แต่ละแถวมี  $2(N_x-1)$  คู่ ยกเว้นคู่แรก ดังนั้นจำนวนคู่พิกเซลทั้งหมดคือ  $2(N_x-1)(N_y-1) = 2(3 \times 3) = 18$  สำหรับทิศทางในแนวตั้ง  $\phi=90^\circ, d=1$  จะได้จำนวนคู่พิกเซลทั้งหมดเท่ากับ  $2(N_y-1)N_x = 2 \times 3 \times 4 = 24$  คู่ และ ทิศทางในแนวทแยงจากซ้ายบนไปขวาล่าง  $\phi=135^\circ, d=1$  จะได้จำนวนคู่พิกเซลเท่ากับ  $2(N_x-1)(N_y-1) = 2 \times 3 \times 3 = 18$

เมื่อภาพมีขนาดใหญ่ขึ้น การคำนวณหาโคออดิเนตเมตริกซ์จะใช้หลักการเคลื่อนย้ายหน้าต่างที่มีขนาดคงที่ค่าหนึ่ง ไปทั่วทุกพิกเซลที่อยู่ในภาพนั้น โดยจะคำนวณโคออดิเนตเมตริกซ์จากภาพภายใต้หน้าต่างที่ครอบไว้ โคออดิเนตเมตริกซ์ที่คำนวณได้นี้จะบอกตำแหน่งสัมพันธ์ของพิกเซล ภายในบริเวณหนึ่งๆ ในภาพ สิ่งนี้ทำให้การวิเคราะห์เท็กเจอร์โดยใช้โคออดิเนตเมตริกซ์สามารถวิเคราะห์เท็กเจอร์ได้ละเอียดขึ้น

จากนิยามของโคออกเคอเรนซ์เมตริกซ์ จะสังเกตได้ว่ามันมีคุณสมบัติสมมาตร ข้อมูลนี้มีประโยชน์มากในการนำไปออกแบบโปรแกรมคำนวณ โคออกเคอเรนซ์เมตริกซ์เพื่อให้โปรแกรมทำงานได้รวดเร็วขึ้น โคออกเคอเรนซ์เมตริกซ์มีข้อดีและข้อเสียดังต่อไปนี้ [2]

### ข้อดี

โคออกเคอเรนซ์เมตริกซ์บรรยายความสัมพันธ์ระหว่างพิกเซลต่างๆ และไม่เปลี่ยนแปลงต่อการแปลงระดับสัญญาณสีเทาในระดับเดียวกัน

### ข้อเสีย

1. โคออกเคอเรนซ์เมตริกซ์จะต้องคำนวณหาขนาดของหน้าต่าง ให้ครอบคลุมขนาดของเท็กเจอร์ เพื่อให้การวิเคราะห์เท็กเจอร์มีประสิทธิภาพและเชื่อถือได้
2. โคออกเคอเรนซ์เมตริกซ์จะไม่พิจารณารูปร่างดั้งเดิม (primitive shapes) ดังนั้นจึงไม่แนะนำให้ใช้ถ้าเท็กเจอร์ประกอบด้วยเท็กเจอร์ขนาดใหญ่
3. โคออกเคอเรนซ์เมตริกซ์ต้องการหน่วยความจำขนาดใหญ่ เพื่อการจำแนกภาพเท็กเจอร์ให้ถูกต้องมากยิ่งขึ้น
4. การคำนวณ โคออกเคอเรนซ์เมตริกซ์จะใช้เวลาสิ้นเปลืองมาก เมื่อภาพเท็กเจอร์ที่ใช้ประมวลผลมีขนาดใหญ่

โคออกเคอเรนซ์เมตริกซ์สามารถสร้างคุณลักษณะเท็กเจอร์ได้หลายประเภท [3] บางประเภทมีการตีความทางฟิสิกส์ตรงๆ ในการวัดเท็กเจอร์ เช่น ปริมาณหยาบ ราบเรียบ และอื่นๆ บางประเภทไม่สามารถตีความได้ แต่คุณลักษณะเหล่านี้ได้มีการเข้ารหัสให้ได้ข้อมูลที่สัมพันธ์กับเท็กเจอร์ไว้ คุณลักษณะเท็กเจอร์ที่ได้จากโคออกเคอเรนซ์เมตริกซ์มีมากมาย ตัวอย่างต่อไปนี้เป็นส่วนหนึ่งเท่านั้น ที่เป็นคุณลักษณะเท็กเจอร์ที่พบเห็นและมีการนำไปใช้บ่อย

1. พลังงาน (Energy)

$$ENE = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} (P(i, j))^2 \quad (2.18)$$

2. คอนทราสต์ (Contrast)

$$CON = \sum_{n=0}^{N_g-1} n^2 \left\{ \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} P(i, j) \right\}_{|i-j|=n} \quad (2.19)$$

3. คอริริเลชัน (Correlation)

$$COR = \frac{\left\{ \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} (ij) P(i, j) \right\} - m_x m_y}{\sigma_x \sigma_y} \quad (2.20)$$

## 4. แวเรียนซ์ (Variance)

$$VAR = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} (i-m)^2 P(i, j) \quad (2.21)$$

## 5. อินเวอร์สดิฟเฟอเรนซ์โมเมนต์ (Inverse Different Moment)

$$IDM = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} \frac{P(i, j)}{1+(i-j)^2} \quad (2.22)$$

## 6. ผลรวมเอนโทรปี (Sum Entropy)

$$SENT = - \sum_{i=0}^{2N_g-2} P_{x+y}(i) \log P_{x+y}(i) \quad (2.23)$$

## 7. เอนโทรปี (Entropy)

$$ENT = - \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} P(i, j) \log P(i, j) \equiv H_{xy} \quad (2.24)$$

## 8. ผลต่างเอนโทรปี (Difference Entropy)

$$DENT = - \sum_{i=0}^{N_g-1} P_{x-y}(i) \log P_{x-y}(i) \quad (2.25)$$

## 9. ผลจากการวัดข้อมูลแบบที่หนึ่ง (Information Measure I)

$$IMI = \frac{H_{xy} - H_{xy}^1}{\max\{H_x, H_y\}} \quad (2.26)$$

## 10. ผลจากการวัดข้อมูลแบบที่สอง (Information Measure II)

$$IMII = \sqrt{1 - \exp(-2(H_{xy}^2 - H_{xy}))} \quad (2.27)$$

ตัวแปรต่างๆ ที่ปรากฏในสมการ เป็นดังนี้

$$P_x(i) = \sum_{j=0}^{N_g-1} P(i, j) \quad (2.28)$$

$$P_y(j) = \sum_{i=0}^{N_g-1} P(i, j) \quad (2.29)$$

$$P_{x\pm y}(k) = \sum_i \sum_{j, |i\pm j|=k} P(i, j) \quad (2.30)$$

$$H_{xy}^1 = - \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} P(i, j) \log(P_x(i)P_y(j)) \quad (2.31)$$

$$H_{xy}^2 = - \sum_{j=0}^{N_g-1} \sum_{i=0}^{N_g-1} P_x(i)P_y(j) \log(P_x(i)P_y(j)) \quad (2.32)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

คุณลักษณะเท็กเจอร์ที่กล่าวมาข้างต้นนั้น มีเพียงบางคุณลักษณะเท่านั้นที่นิยมนำมาใช้ งาน เพราะความง่ายในการตีความและประเมินผลลัพธ์ที่ได้จากคุณลักษณะเหล่านี้ [4] คุณลักษณะที่เป็นที่นิยมมีดังต่อไปนี้

### 1. พลังงาน (Energy)

ค่านี้นอกจากมีชื่อข้างต้นแล้วยังมีชื่อเรียกอีกหลายชื่อเช่น โมเมนต์เชิงมุมอันดับที่สอง และ uniformity ค่าพลังงานใช้วัดความเป็นยูนิฟอร์มของเท็กเจอร์ เมื่อพิจารณาภาพภายใต้หัวข้อ ความเป็นเนื้อเดียวกัน หรือเท็กเจอร์ยูนิฟอร์ม ถ้าพิคเซลทั้งหมดมีสัญญาณสีเทาเท่ากัน  $I = k$  แล้ว  $P(k, k) = 1$  และ  $P(i, j) = 0, i \neq k, j \neq k$  นั่นคือสมาชิกของโคออกเคอเรนซ์เมตริกซ์เพียงบางตัวมีค่าใกล้เคียงหรือเท่ากับหนึ่ง ขณะที่สมาชิกส่วนมากจะใกล้เคียงศูนย์ กรณีนี้ค่าพลังงานจะมีค่ามากที่สุดเท่ากับหนึ่ง ดังนั้นค่าพลังงานค่าสูงเกิดขึ้นเมื่อการกระจายระดับสัญญาณสีเทานบนหน้าต่ามีค่าคงที่หรือเป็นรายคาบ ผลจากสิ่งนี้หมายความว่าค่าพลังงานไม่สัมพันธ์กับตัวแปรสถิติอันดับที่หนึ่ง เช่น คอนทราสต์ และ variance นอกจากนี้อัตราการเปลี่ยนแปลงของค่าพลังงานที่จุดปลายของเท็กเจอร์ราบเรียบจะมีค่าสูงกว่าที่จุดปลายของเท็กเจอร์หยาบ

### 2. คอนทราสต์ (Contrast)

ค่านี้มีชื่อเรียกอีกอย่างหนึ่งคือ inertia เป็นการวัดความเปลี่ยนแปลงของระดับสัญญาณสีเทาเฉพาะที่ โดยจะพิจารณา spatial frequency ซึ่งเป็นองค์ประกอบทางความถี่ของสัญญาณต่างๆ ที่มีอยู่ในภาพ โดยเฉพาะเมื่อระยะทางระหว่างพิคเซลเท่ากับหนึ่ง ภาพคอนทราสต์ต่ำจะมีคุณลักษณะ spatial frequencies ต่ำ ภาพคอนทราสต์ต่ำได้พุ่งประเด็นไปที่สมาชิกของโคออกเคอเรนซ์เมตริกซ์ที่อยู่รอบๆ แนวทแยงมุมหลัก ทำให้มีค่าคอนทราสต์ต่ำ ในทางกลับกันหากค่าคอนทราสต์สูง ภาพดังกล่าวจะมีคอนทราสต์สูง เพราะว่าตัวแปรคอนทราสต์เชิงสถิติอันดับที่หนึ่งสัมพันธ์กับค่าคอนทราสต์ที่มาจากโคออกเคอเรนซ์เมตริกซ์ นอกจากนี้ค่าคอนทราสต์ที่มาจากโคออกเคอเรนซ์เมตริกซ์ยังมีความสัมพันธ์กับตัวแปรส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานอันดับที่หนึ่ง แต่ความสัมพันธ์นี้ต้องสอดคล้องกับข้อ กำหนดให้ระยะทางระหว่างพิคเซลเท่ากับหนึ่งเท่านั้น

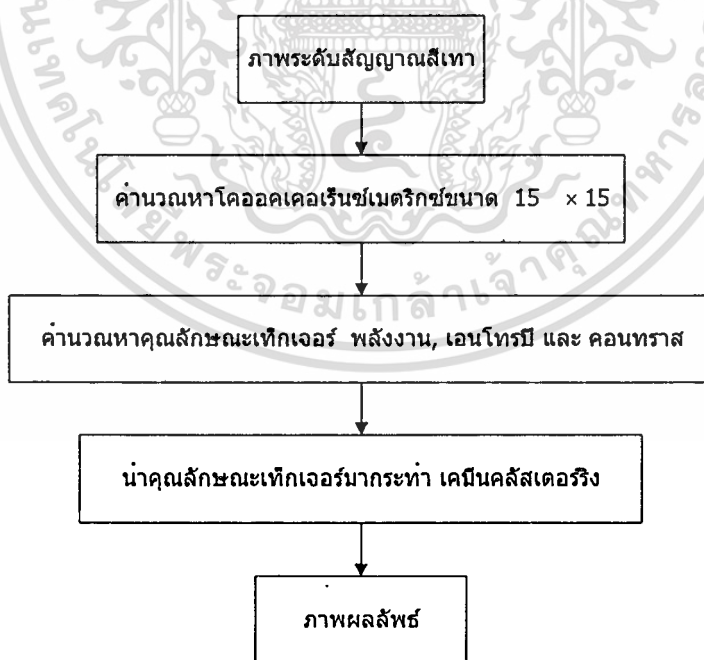
### 3. อินเวอร์สดิฟเฟอเรนซ์โมเมนต์ (Inverse Different Moment)

ค่านี้มีชื่อเรียกอีกอย่างหนึ่งว่า homogeneity ใช้วัด homogeneity ของภาพ ค่านี้จะมีค่าสูงสำหรับภาพที่มีความแตกต่างของระดับสัญญาณสีเทาเล็กน้อย ดังนั้นค่านี้มีความไว (sensitive) สูงต่อสมาชิกของโคออกเคอเรนซ์เมตริกซ์ที่อยู่รอบๆ แนวทแยงมุมหลัก ค่านี้ไม่แปรผันตามค่าคอนทราสต์และค่าพลังงานเพราะเมื่อ ค่าอินเวอร์สดิฟเฟอเรนซ์โมเมนต์ลดลง ค่าคอนทราสต์จะเพิ่มขึ้นขณะที่ค่าพลังงานมีค่าคงที่ ในทางกลับกันค่าอินเวอร์สดิฟเฟอเรนซ์โมเมนต์จะลดลง ถ้าค่าพลังงานเพิ่มขึ้นขณะที่ค่าคอนทราสต์มีค่าคงที่

#### 4. เอนโทรปี (Entropy)

ค่านี้วัดความไม่เป็นระเบียบของภาพ เมื่อภาพไม่เป็นเท็กเจอร์ยูนิฟอร์ม สมาชิกของโคออคเคอเรนซ์เมตริกซ์ส่วนใหญ่จะมีค่าน้อยๆ ทำให้ค่าเอนโทรปีมีค่าสูง และให้ค่าน้อยสำหรับภาพเรียบๆ หากพิจารณาภาพที่มีสัญญาณรบกวนแบบสุ่มรวมอยู่ ฮิสโตแกรมของภาพจะเป็นฟังก์ชันค่าคงที่ที่ทำให้สมาชิกของโคออคเคอเรนซ์เมตริกซ์มีค่าเหมือนกัน และค่าเอนโทรปีมีค่าสูงสุด จากแนวความคิดนี้ทำให้กล่าวได้ว่าค่าเอนโทรปีให้ผลลัพธ์ตรงกันข้ามกับค่าพลังงาน

ในการทดลองจำแนกภาพเท็กเจอร์โดยใช้คุณลักษณะเท็กเจอร์จากโคออคเคอเรนซ์เมตริกซ์ ได้ทำการคำนวณหาโคออคเคอเรนซ์เมตริกซ์โดยใช้หน้าต่างขนาด  $15 \times 15$  ในการพิจารณาหาจำนวนคู่พิกเซลที่มีระยะทางระหว่างพิกเซลและโอเรียนท์เดชันตามที่กำหนดไว้ดังต่อไปนี้ คือ ระยะทางระหว่างพิกเซลกำหนดให้เป็น 1 และ 2 ส่วนโอเรียนท์เดชันกำหนดให้เป็น  $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$  และ  $135^\circ$  เมื่อใช้หลักการจับคู่กับพารามิเตอร์ทั้งสอง จะได้โคออคเคอเรนซ์เมตริกซ์มีจำนวน 8 ตัว ขั้นตอนต่อมาจะนำไปคำนวณหาคุณลักษณะเท็กเจอร์ดังนี้ พลังงาน เอนโทรปี และคอนทราส สาเหตุที่ใช้คุณลักษณะเท็กเจอร์ 3 คุณลักษณะเพราะง่ายในการตีความและประเมินผลที่ได้จากคุณลักษณะ ขั้นตอนสุดท้ายของการจำแนกคือ การนำคุณลักษณะเท็กเจอร์ทั้งหมดไปกระทำกระบวนการเคมินคลัสเตอร์ริง เพื่อให้ได้ภาพผลลัพธ์ต่อไป ขั้นตอนการทำงานทั้งหมดของการจำแนกภาพเท็กเจอร์โดยใช้คุณลักษณะเท็กเจอร์จากโคออคเคอเรนซ์เมตริกซ์ แสดงได้ดังรูปที่ 2.9



รูปที่ 2.9 บล็อกไดอะแกรมของการจำแนกเท็กเจอร์โดยใช้คุณลักษณะเท็กเจอร์จากโคออคเคอเรนซ์เมตริกซ์

## 2.4 วิธีการจำแนกประเภทของภาพ [5]

การจำแนกประเภทของข้อมูลภาพ หมายถึง การจัดระดับจุดภาพ (pixel) ที่มีคุณลักษณะคล้ายกันออกเป็นกลุ่มๆ โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อแยกวัตถุประเภทต่างๆ ที่ปรากฏอยู่ในภาพออกจากกัน ระดับเหล่านี้เรียกว่าชนิดหรือประเภทของข้อมูล การจำแนกประเภททำโดยอาศัยคุณลักษณะเชิงคลื่นที่ชัดเจนของรูปลักษณะต่างๆ หรืออาจกล่าวได้ว่าการจำแนกประเภท คือการแบ่งปริภูมิสถานะของรูปลักษณะออกเป็นประเภทต่างๆ โดยอาศัยกฎการตัดสินใจ เทคนิควิธีการของการจำแนกประเภทซึ่งมีอยู่ด้วยกัน 2 วิธีดังนี้

### 2.4.1 การจำแนกภาพแบบมีผู้สอน (Supervised Classification)

เทคนิคในการจำแนกกลุ่มแบบมีผู้สอน ก็คือการวิเคราะห์พิกเซลที่ทราบค่าจำนวนหนึ่งของแต่ละกลุ่ม พิกเซลเหล่านี้แสดงด้วยสัญลักษณ์ที่สามารถนำมาปรับปรุงพิกเซลของกลุ่มเหล่านั้นได้ พิกเซลต้นแบบเหล่านี้เรียกว่าข้อมูลฝึกสอน (training data) การรวบรวมพิกเซลเหล่านั้นจะทำให้เห็นกลุ่มที่อยู่ในภาพและนำไปสร้างสัญลักษณ์ของกลุ่มได้ ซึ่งเราจะเรียกขั้นตอนนี้ว่าสนามการฝึกสอน (training fields) และขั้นตอนในการตัดสินใจสัญลักษณ์ของกลุ่มส่วนมากเราจะเรียกว่าการทำ การฝึกสอน (Training)

### 2.4.2 การจำแนกภาพแบบไม่มีผู้สอน (Unsupervised Classification)

การจำแนกแบบไม่มีผู้สอน เป็นขั้นตอนการวิเคราะห์โดยใช้หลักการคลัสเตอร์ริง ซึ่งเป็นการใช้อัลกอริทึมในการหาข้อมูล การคลัสเตอร์ริงแบ่งภาพในปริภูมิให้อยู่ในคลาสแตกต่างกัน และจากนั้นจะทำการกำหนดสัญลักษณ์ให้กับพิกเซลทั้งหมดให้เป็นของคลาสใดคลาสหนึ่ง ถึงแม้ว่าสัญลักษณ์จะเป็นสัญลักษณ์แท้ ๆ เช่น A B C หรือคลาสหนึ่ง คลาสสอง ก็ยังไม่สัมพันธ์กับประเภทข้อมูลมาตรฐาน (ground cover types) อย่างไรก็ตามสิ่งนี้จะไม่สำคัญถ้าการจำแนกกลุ่มแบบไม่มีผู้สอนนี้เป็นการจำแนกข้อมูลที่เราสนใจอยู่ การทำคลัสเตอร์ริงเมื่อใช้กับการจำแนกข้อมูลในปริภูมิ คลัสเตอร์ริงจะสอดคล้องกันกับประเภทของข้อมูลโดยใช้หลักการวิเคราะห์ ข้อมูลที่เราจะทำการวิเคราะห์นั้นจำเป็นต้องทำให้ชัดเจนเพียงพอสำหรับกลุ่มของข้อมูลที่สนใจ กลุ่มของข้อมูลประเภทอื่นๆ ถูกนำไปใช้โดยอัลกอริทึมเพื่อให้แน่ใจว่าตัดสินใจได้ถูกต้องแต่ยังคงกำหนดสัญลักษณ์มากกว่าที่จะกำหนดชื่อ

ในการที่จะระบุประเภทของข้อมูลลักษณะตรงข้ามกับที่เราสนใจโดยส่วนมากแล้วจะให้สำเร็จได้ ด้วยการเพิ่มข้อมูลการกระจายเชิง spatial ของพิกเซลเข้าไปในข้อมูลภาพ สิ่งนี้เป็นข้อได้เปรียบสำหรับการจำแนกกลุ่มแบบไม่มีผู้สอน และเทคนิคนี้จะช่วยอำนวยความสะดวก หมายความว่าสร้างสัญลักษณ์ของคลาสที่ถูกขยายออกไป เช่น ถนน และแม่น้ำ ดังนั้นการจำแนกแบบไม่มีผู้สอนเป็นการแบ่งปริภูมิข้อมูล ด้วยข้อมูลที่ได้จากการวิเคราะห์ ข้อมูลจากการวิเคราะห์ใช้เพื่ออ้างถึง

ประเภทของข้อมูลแล้วทำการแบ่งโดยการคลัสเตอร์ริงเท่านั้น ไม่นอนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### การกำหนดประเภทของข้อมูล (Delineation of Spectral Classes)

ผู้ใช้ข้อมูลภาพสามารถที่จะกำหนดรายละเอียดของประเภทข้อมูลเหล่านั้น ในบางครั้งอาจเป็นไปได้ที่จะประมาณจำนวนประเภทของสเปกตรัมในข้อมูลที่อยู่ร่วมกันแต่โดยทั่วๆ ไปผู้ใช้ควรมีแนวคิดสักเล็กน้อยเกี่ยวกับจำนวนกลุ่มที่มีลักษณะไม่ซ้ำกัน ขั้นตอนของการทำคลัสเตอร์ริง (Clustering) สามารถที่จะนำมาใช้ตามจุดประสงค์เหล่านั้น วิธีการที่ได้กล่าวมานี้ได้นำไปประยุกต์ในการวิเคราะห์ข้อมูลมากมายทำให้สามารถรู้ถึงธรรมชาติของโครงสร้างข้อมูลที่ได้กำหนดไว้ได้

การทำคลัสเตอร์ริง สามารถถูกนำไปใช้สำหรับการจำแนกแบบไม่มีผู้สอนได้ด้วย ในเทคนิคนี้ภาพจะถูกจำแนกภายในกลุ่มของข้อมูลเดียวกันที่ไม่รู้จัก (Unknown Class) มันเป็นงานที่ผู้ใช้จะทำการกำหนดสัญลักษณ์ให้กับประเภทข้อมูลในภายหลัง เครื่องมือวัดที่ใช้สำหรับวิธีการทำคลัสเตอร์ริงมีดังนี้

### ตัววัดความคล้ายกันและหลักเกณฑ์การจำแนก (Similarity Metrics and Clustering Criteria)

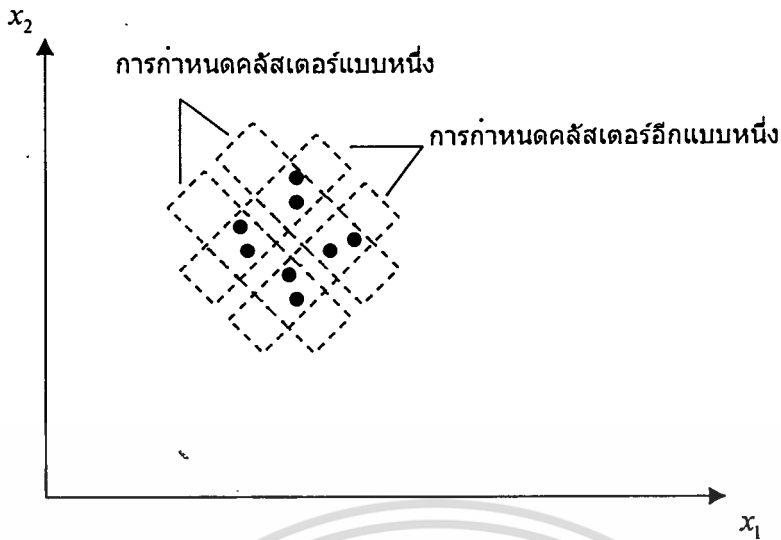
การคลัสเตอร์ริงถือได้ว่าเป็นการจัดกลุ่มของพิกเซลในปริภูมิ โดยพิกเซลจะเป็นสมาชิกเฉพาะของคลัสเตอร์ที่มีสเปกตรัมคล้ายๆ กัน การจะวัดความคล้ายคลึงเหล่านี้ ต้องใช้ตัววัดความเหมือนกัน สิ่งนี้ได้ใช้กันทั่วไปในขั้นตอนคลัสเตอร์ริงสำหรับการวัดระยะห่างในปริภูมิ โดยส่วนมากแล้วจะใช้ระยะห่างแบบยูคลิดีเนียน (Euclidean Distance) และระยะห่าง L1 หรือ Interpoint บ่อยที่สุด ถ้า  $x_1$  และ  $x_2$  เป็นสองพิกเซลซึ่งจะถูกตรวจสอบความเหมือนกัน ระยะห่างแบบยูคลิดีเนียนเป็นดังสมการที่ (2.33) โดยที่  $N$  เป็นจำนวนของสเปกตรัมทั้งหมด

$$\begin{aligned} d(x_1, x_2) &= \|x_1 - x_2\| \\ &= \{(x_1 - x_2)'(x_1 - x_2)\}^{\frac{1}{2}} \\ &= \left\{ \sum_{i=1}^N (x_{1i} - x_{2i})^2 \right\}^{\frac{1}{2}} \end{aligned} \quad (2.33)$$

ระยะห่าง L1 ระหว่างพิกเซลเป็นดังสมการที่ (2.34) ในสมการนี้เป็นการคำนวณอย่างรวดเร็วเพื่อที่จะกำหนดค่าให้ชัดเจน อย่างไรก็ตามมันมีความแม่นยำน้อยกว่าการวัดระยะห่างแบบยูคลิดีเนียน

$$d(x_1, x_2) = \sum_{i=1}^N |x_{1i} - x_{2i}| \quad (2.34)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.10 การแข่งขันของตัวคลัสเตอร์ที่เป็นไปได้

โดยใช้การวัดระยะห่างซึ่งมันควรจะเป็นไปได้ที่จะตัดสินคลัสเตอร์ในข้อมูล อย่างไรก็ตามมีคลัสเตอร์หลายแบบที่สามารถยอมรับได้ในการกำหนดให้กับข้อมูลดังรูปที่ 2.10 คลัสเตอร์ที่เข้าร่วมแข่งขัน หากต้องการที่จะวัดปริมาณการคลัสเตอร์จริงยอมรับสามารถวัดได้ การวัดที่ได้จะเลือกคลัสเตอร์หนึ่งเดียวเท่านั้นสำหรับกำหนดให้กับข้อมูล

เกณฑ์หรือบรรทัดฐานของคลัสเตอร์จริง หรือที่เป็นตัววัดคุณภาพอยู่ในรูปผลรวมค่าผิดพลาดกำลังสอง (Sum of Square Error) ดังสมการที่ (2.35) โดยที่  $m_i$  เป็นค่าเฉลี่ยของคลัสเตอร์ลำดับที่  $i$ th  $x \in C_i$  เป็นรูปแบบที่กำหนดไว้ให้คลัสเตอร์นั้น ผลรวมภายนอกเป็นการคิดคำนวณทุกๆ คลัสเตอร์ทั้งหมด สิ่งนี้จะเป็นการคำนวณการวัดระยะห่างที่สะสมเพิ่มขึ้นของแต่ละรูปแบบจากศูนย์กลางคลัสเตอร์ของมัน สำหรับคลัสเตอร์แต่ละตัวที่มีลักษณะเฉพาะจะทำการรวมการวัดคลัสเตอร์ทุกๆ คลัสเตอร์ ถ้าการระยะห่างที่ได้จากรูปแบบไปยังค่าเฉลี่ยคลัสเตอร์มีค่าน้อยจะทำให้ผลรวมทั้งหมดมีค่าน้อย และคลัสเตอร์จริงนั้นจะถือว่ามีประโยชน์

$$\begin{aligned} SSE &= \sum_{C_i} \sum_{x \in C_i} (x - m_i)' (x - m_i) \\ &= \sum_{C_i} \sum_{x \in C_i} \|x - m_i\|^2 \end{aligned} \quad (2.35)$$

ยังมีการวัดคลัสเตอร์จริงแบบอื่นๆ อีกสองค่าต่อไปนี้ที่นิยมใช้คือ ค่า within cluster scatter และค่า between cluster scatter โดย within cluster scatter จะคำนวณจากค่าเฉลี่ยของ covariance matrix ของคลัสเตอร์ ส่วนค่า between cluster scatter จะคำนวณจากค่าเฉลี่ยของคลัสเตอร์โดยวัดเทียบกับค่าเฉลี่ยของข้อมูลทั้งหมด การวัดทั้งสองนี้ได้ถูกนำมาใช้ใน figure of merit มีการค้นพบว่าเอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

figure of merit เป็นค่าที่สำคัญเหมือนกับผลรวมผิดพลาดกำลังสอง มีวิธีการทำคลัสเตอร์ริงมากมายที่ใช้เครื่องมือวัดดังกล่าวข้างต้นดังต่อไปนี้

### 1. กระบวนการเคมีนคลัสเตอร์ริง (k-means clustering)

กระบวนการเคมีนคลัสเตอร์ริง (k-means clustering) อาจเรียกได้ว่าเทคนิคในการเคลื่อนย้ายค่าเฉลี่ย วิธีนี้อาศัยการกำหนดค่าให้กับพิกเซลอย่างมีเหตุผลลงในคลัสเตอร์ที่เข้าร่วมการแข่งขันและการเคลื่อนย้ายพิกเซลเหล่านั้นจากคลัสเตอร์หนึ่งไปยังคลัสเตอร์อื่นๆ โดยการประเมินด้วย SSE (Sum of square error) ที่ลดลงเมื่อมีการเคลื่อนย้ายพิกเซลไปยังคลัสเตอร์ที่เหมาะสมสำหรับพิกเซลนั้น กระบวนการเคมีนคลัสเตอร์ริงมีอัลกอริทึมดังต่อไปนี้

#### พื้นฐานอัลกอริทึม

1. การเลือกตำแหน่ง  $C$  ในปริภูมิ ซึ่งเป็นศูนย์กลางคลัสเตอร์ที่เข้าร่วมแข่งขันแสดงดังสมการต่อไปนี้

$$\hat{m}_i, i = 1, \dots, C \quad (2.36)$$

การเลือกศูนย์กลางของคลัสเตอร์จะเลือกอย่างไรก็ได้ แต่ต้องไม่มีสองค่าศูนย์กลางคลัสเตอร์ใดๆ ที่เหมือนกัน ซึ่งชุดข้อมูลที่ไม่ปกติจะหลีกเลี่ยงการเกิดคลัสเตอร์แบบนี้ เป็นการพิจารณาแบบทั่วไปให้มีค่าเฉลี่ยคลัสเตอร์เริ่มแรกแบบเดียวกันครอบคลุมข้อมูลทั้งหมด สิ่งนี้สามารถช่วยเพิ่มการรวมกลุ่ม นอกเหนือจากการเลือกค่า  $\hat{m}_i$ , นี้ผู้ใช้จะต้องกำหนดจำนวนของ  $C$  คลัสเตอร์ขึ้นมาก่อน

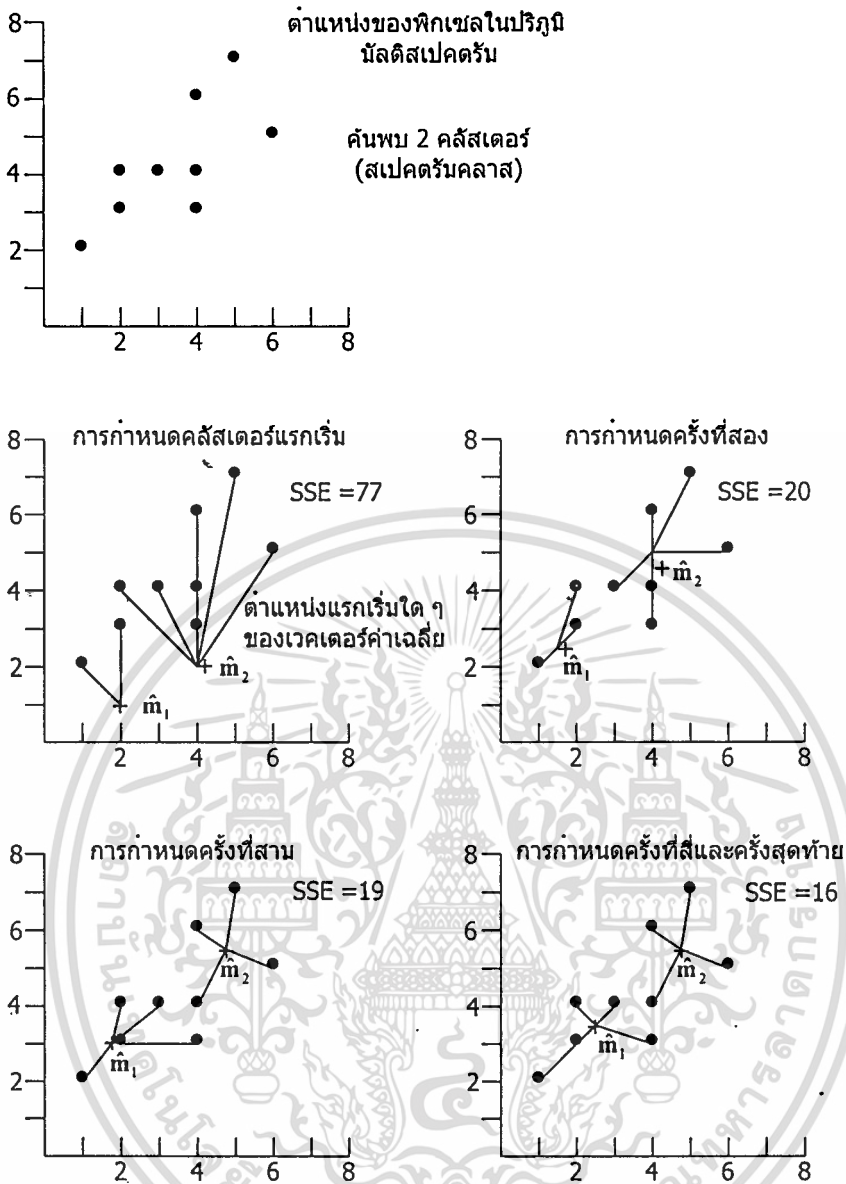
2. พิกเซลแต่ละพิกเซลในกลุ่มของภาพจะถูกทดสอบจำแนก และพิกเซลจะถูกกำหนดค่าให้กับคลัสเตอร์ที่เข้าแข่งขันที่อยู่ใกล้ที่สุด การทดสอบนี้จะกระทำโดยใช้พื้นฐานระยะห่างยูคลิเดียน (Euclidean)

3. ค่าเฉลี่ยชุดใหม่ซึ่งเป็นผลลัพธ์ได้มาจากขั้นตอนการแบ่งกลุ่มในข้อที่ 2 สามารถคำนวณได้ดังนี้

$$m_i, i = 1, \dots, C \quad (2.37)$$

4. ถ้า  $m_i = \hat{m}_i$  สำหรับ  $i$  ทั้งหมด การกระทำนี้จะสิ้นสุด ถ้าเป็นอย่างอื่น  $\hat{m}_i$  จะถูกกำหนดค่าใหม่ให้เท่ากับ  $m_i$  ขณะนั้นและกระบวนการจะย้อนกลับไปทำข้อที่ 2 โดยแสดงดังรูปที่

2.11 เป็นแบบ 2 มิติ



รูปที่ 2.11 การจำแนกภาพด้วยวิธีการเคมีนคลัสเตอร์ริง

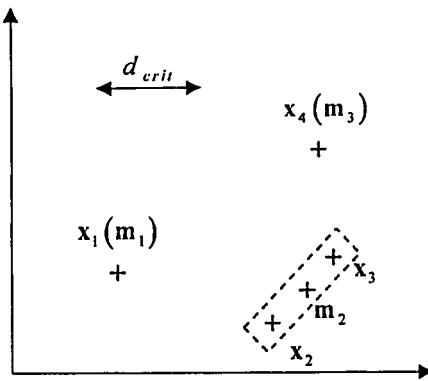
## 2. การคลัสเตอร์ริงข้อมูลแบบทางเดียว (Single Pass Clustering Technique)

การคลัสเตอร์ริงอีกวิธีหนึ่งที่ได้มีการเสนอขึ้นมา เพื่อลดข้อมูลต่างๆ ที่ต้องใช้ไปสำหรับการคลัสเตอร์ริง วิธีนี้มีการใช้งานอย่างแพร่หลายในรูปของโปรแกรมสำเร็จรูป สำหรับการวิเคราะห์ข้อมูลภาพ วิธีนี้มีการใช้งานขยายตัวเพิ่มขึ้นอย่างรวดเร็ว แต่ก็มี การสูญเสียความถูกต้องได้ อย่างไรก็ตามถ้าผู้ใช้ทราบถึงคุณลักษณะเหล่านี้ ผู้ใช้ก็สามารถจะนำไปใช้อย่างมีประสิทธิภาพได้

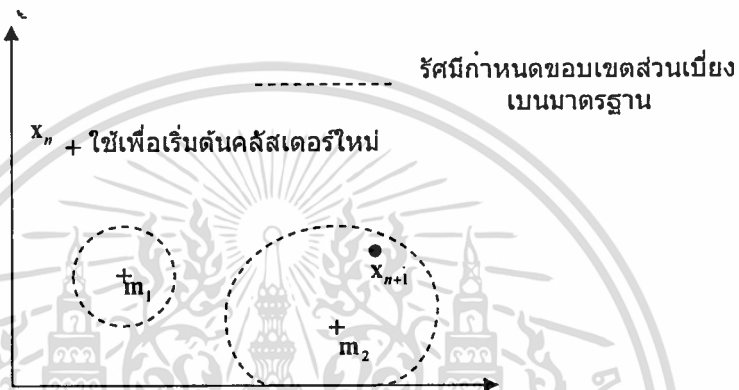
### อัลกอริทึมที่ใช้ในการคลัสเตอร์ริงข้อมูลแบบทางเดียว

การลดข้อมูลต่างๆ ที่ต้องใช้ไปสำหรับการคลัสเตอร์ริง จะใช้วิธีเลือกตัวอย่างแบบสุ่มขึ้นมา และตัวอย่างจะถูกจัดแจงในรูปอาร์เรย์สองมิติ แถวแรกของตัวอย่างจะใช้เป็นจุดเริ่มต้นของศูนย์กลางคลัสเตอร์

การนำเอาตัวอย่างแรกมาเป็นศูนย์กลางของคลัสเตอร์แรกเป็นเงื่อนไขเริ่มต้นของไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.12 ศูนย์กลางการคลัสเตอร์



รูปที่ 2.13 ค่าเฉลี่ยของอัลกอริทึมคลัสเตอร์เชิงแบบทางเดียว

วิธีนี้หากตัวอย่างที่สองอยู่ห่างจากตัวอย่างแรกเกินกว่าระยะทางวิกฤต (Critical Distance) ที่กำหนดไว้ มันจะใช้สร้างศูนย์กลางคลัสเตอร์ค่าต่อไป ไม่เช่นนั้นตัวอย่างที่สองจะเป็นของคลัสเตอร์เดียวกัน และค่าเฉลี่ยของทั้งสองจะคำนวณเพื่อสร้างศูนย์กลางคลัสเตอร์ใหม่ ขั้นตอนเหล่านี้มีการนำไปใช้กับทุกๆ ตัวอย่างในแถวแรกดังแสดงในรูปที่ 2.12 ค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของคลัสเตอร์คำนวณได้จากแถวเหล่านี้ แถวที่สองและแถวต่อมาจากแต่ละตัวอย่างจะโดนตรวจสอบเพื่อดูว่ามันใกล้เคียงกับคลัสเตอร์ใด ถ้ามันอยู่ในส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานที่ผู้ใช้กำหนดจะมีการกำหนดค่าให้กับคลัสเตอร์นั้น จากนั้นค่าเชิงสถิติของคลัสเตอร์จะถูกคำนวณใหม่ หากไม่เช่นนั้นจะนำไปสร้างศูนย์กลางคลัสเตอร์ใหม่ ดังแสดงในรูปที่ 2.13 ในทำนองเดียวกันตัวอย่างทั้งหมดจะทำการคลัสเตอร์ และคลัสเตอร์ใดที่น้อยกว่าจำนวนพิกเซลที่ผู้ใช้กำหนดก็จะถูกลบทิ้ง ข้อมูลภาพต้นแบบที่แบ่งไว้จะถูกอ่านไปที่ละพิกเซล และพิกเซลแต่ละพิกเซลจะถูกกำหนดค่าให้สอดคล้องกับประเภทที่มันใกล้เคียงที่สุด พิกเซลที่ไม่อยู่ในกลุ่มของศูนย์กลางคลัสเตอร์ก็จะไม่ถูกกำหนด

## บทที่ 3

# การวิเคราะห์เท็กเจอร์โดยใช้กาบอร์ฟิลเตอร์

### 3.1 ประวัติความเป็นมาของกาบอร์ฟิลเตอร์

สืบเนื่องจากการจำแนกภาพเท็กเจอร์มีหลายวิธีในการจำแนก วิธีหนึ่งที่โดดเด่นมากเมื่อเทียบกับวิธีอื่น คือการใช้กาบอร์ฟิลเตอร์มาทำการสกัดคุณลักษณะเท็กเจอร์ วิธีนี้เริ่มต้นจากการพิจารณาระบบการมองเห็นของมนุษย์ว่าเป็นระบบที่จำแนกเท็กเจอร์ได้อย่างทนทานดีเยี่ยม (robust) จึงทำให้มีการศึกษาระบบนี้อย่างกว้างขวาง [6] และนำไปสู่การตั้งทฤษฎีการเข้าใจเท็กเจอร์ของมนุษย์ ทฤษฎีนี้ได้รับการสนับสนุนอย่างมากมาโดยข้อมูลทางด้านจิตวิทยา และข้อมูลทางด้านประสาทวิทยา ทฤษฎีนี้กล่าวว่าระบบการมองเห็นของมนุษย์ เป็นการปฏิบัติการในรูปแบบการวิเคราะห์ความถี่เฉพาะที่เกิดขึ้นบนภาพเรตินา และการวิเคราะห์นี้สามารถกระทำได้โดยกลุ่มของแบนด์พาสฟิลเตอร์ หลักการของความถี่เฉพาะที่ได้มีการบันทึกไว้ในทฤษฎีระบบการสื่อสารเมื่อหลายปีมาแล้วโดย Gabor

โดยพื้นฐานแล้วภาพสามารถพิจารณาได้เป็น 2 แบบ แบบแรกพิจารณาใน spatial domain มองภาพว่าเป็นที่รวมของพิกเซลต่างๆ แต่ละพิกเซลมีระยะห่างจากจุดเริ่มต้นแตกต่างกัน แบบที่สองพิจารณาในโดเมนความถี่ (spatial frequency domain) มองภาพว่าเป็นผลรวมของสัญญาณ sinusoids ที่มีอยู่อย่างไร้ขอบเขตจำกัด กาบอร์สังเกตเห็นว่าการแสดงใน spatial และการแสดงในรูปแบบความถี่ (spatial frequency) ให้ผลตรงข้ามอย่างยิ่งเมื่อต้องการความต่อเนื่องของการเชื่อมต่อ space/spatial-frequency เข้าด้วยกัน เพื่อให้เห็นการเชื่อมต่อ space/spatial-frequency ในขณะที่พิจารณาภาพใดๆ จะได้ว่า ความถี่มองได้ว่าเป็นความถี่เฉพาะที่สามารถแปรเปลี่ยนตำแหน่งตลอดทั่วทั้งภาพ เมื่อใช้หลักการนี้ภายใต้กรอบของระบบการมองเห็นของมนุษย์ ทำให้เข้าใจว่าความแตกต่างของเท็กเจอร์จะสอดคล้องกับความแตกต่างของ spatial frequency เฉพาะที่ได้ ดังนั้นการจำแนกเท็กเจอร์จึงเป็นการแยกภาพเรตินาออกเป็นส่วนๆ ภายใต้การแสดงให้เห็นการเชื่อมต่อ space/spatial frequency ซึ่งสมมูลกับการใช้กลุ่มของแบนด์พาสฟิลเตอร์ และใช้ข้อมูลนี้เพื่อหาดินแดนเฉพาะที่มีข้อมูล spatial frequency คล้ายคลึงกัน

Campbell และ Robson [7] เป็นทีมแรกที่ได้เสนอระบบการมองเห็นของมนุษย์ ทฤษฎีนี้กล่าวว่าระบบการมองเห็นเป็นการแยกภาพเรตินาออกเป็นส่วนๆ แต่ละส่วนประกอบด้วยย่านความถี่ศูนย์กลาง และโอเรียนท์เดชั่น แยกๆ แตกต่างกันไป จากการทดลองทางจิตวิทยาได้เทคนิคในการนำเอาไปประยุกต์ใช้อย่างกว้างขวาง เทคนิคดังกล่าวคือการใช้รูปแบบของ grating ที่แตกต่างกันเป็นสิ่งเร้าให้กับระบบการมองเห็นของมนุษย์ และการทดลองต่อมาทางด้านนี้ได้สนับสนุน

เทคนิคดังกล่าว เช่นการทดลองของ De Valois et al. [7] ได้ผลการทดลองว่าผลตอบสนองของเซลล์ประสาทไม่ว่ากรณีใดจะทั้งสั้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ประสาทพื้นฐานที่รับรู้การมองเห็น (visual cortex) ของลิงกัง (Macaque Monkey) ที่มีต่อ sinusoidal gratings จะมีความถี่และโอเรียนท์แตกต่างกัน และสังเกตได้ว่าเซลล์พื้นฐานมีผลตอบสนองในย่านความถี่และโอเรียนท์เฉพาะๆ ดังนั้นสิ่งเหล่านี้เป็นกลไกของเซลล์ประสาทที่รับรู้การมองเห็นของสัตว์เลี้ยงลูกด้วยนมที่จะจับเอาความถี่และโอเรียนท์เฉพาะลงไปอยู่ในย่านแคบๆ กลไกเหล่านี้บ่อยครั้งจะอ้างอิงเป็นช่องสัญญาณ และตีความเป็นแบนด์พาสฟิลเตอร์

Kulikowski และ Bishop [8] ได้ทำการทดลองกับแมวโดยวัดผลตอบสนองของเซลล์พื้นฐานที่มีต่อสิ่งเร้าคือเส้น (bars) และขอบ (edges) ได้ผลการทดลองว่าเซลล์พื้นฐานมีความสามารถในการวิเคราะห์สัญญาณได้ดีทั้งด้านตำแหน่งและด้านความถี่ และได้นำฟังก์ชันกาบอร์มาใช้แทนสัญญาณผลตอบสนองที่วัดได้ สรุปจากการทดลองได้ว่าฟังก์ชันกาบอร์มีคุณสมบัติเทียบพร้อมในการแทนสัญญาณผลตอบสนองของเซลล์พื้นฐาน เพราะมีผลคูณของความไม่แน่นอนทางตำแหน่งของสัญญาณ ( $\Delta x$ ) และความไม่แน่นอนทางความถี่ ( $\Delta f$ ) มีค่าน้อยที่สุด ดังสมการต่อไปนี้

$$\Delta x \cdot \Delta \omega_x \geq \frac{1}{4\pi} \quad (3.1)$$

$$\Delta y \cdot \Delta \omega_y \geq \frac{1}{4\pi} \quad (3.2)$$

ระบบการมองเห็นของมนุษย์ที่ได้เสนอไปข้างต้นนี้ ได้มีการนำไปใช้วิเคราะห์เท็กเจอร์ และเรียกว่าหลักการแบบมัลติแชนแนลฟิลเตอร์ริง (Multi-channel filtering) หลักการนี้เป็นที่รู้จักกันอย่างแพร่หลาย เพราะว่ามันใช้แสดงความแตกต่างอย่างเห็นได้ชัด และโอเรียนท์เฉพาะของเท็กเจอร์ที่แตกต่างกันได้ ข้อดีของหลักการนี้อีกประการหนึ่งคือ ผู้วิจัยสามารถใช้ค่าสถิติพื้นฐานของภาพที่ผ่านการฟิลเตอร์มาใช้เป็นคุณลักษณะเท็กเจอร์ได้ ข้อดีข้อนี้เป็นผลลัพธ์โดยตรงจากการแยกภาพเท็กเจอร์ลงไปเป็นภาพที่ผ่านการฟิลเตอร์หลายๆ ภาพ ด้วยข้อกำหนดที่ได้จำกัดไว้แล้ว

### 3.2 คุณสมบัติของกาบอร์ฟิลเตอร์

กาบอร์ฟิลเตอร์ เป็นฟังก์ชันประกอบด้วยเกาส์เซียนมอดูเลตกับ sinusoid โดยสัญญาณ sinusoid พิจารณาได้ทั้งส่วนจริง หรือฟังก์ชันคู่ (cosine) ส่วนจินตภาพหรือฟังก์ชันคี่ (sine) หรือพิจารณาเป็น complex sinusoid ก็ได้เช่นกัน

กาบอร์ฟิลเตอร์ฟังก์ชันคู่สมมาตร [6] แสดงได้ดังสมการ (3.3)

$$h(x, y) = g(x, y) \cos(2\pi Ux)$$

$$h(x, y) = \exp\left(-\frac{1}{2}\left[\frac{x^2}{\sigma_x^2} + \frac{y^2}{\sigma_y^2}\right]\right) \cos(2\pi Ux) \quad (3.3)$$

กาบอร์ฟิลเตอร์คู่สมมาตร เมื่อผ่านการแปลงฟูเรียร์ จะได้ดังสมการ (3.4)

$$H(u, v) = A \left[ \exp \left( -\frac{1}{2} \left[ \frac{(u-U)^2}{\sigma_u^2} + \frac{v^2}{\sigma_v^2} \right] \right) \right] + A \left[ \exp \left( -\frac{1}{2} \left[ \frac{(u+U)^2}{\sigma_u^2} + \frac{v^2}{\sigma_v^2} \right] \right) \right] \quad (3.4)$$

ส่วนกาบอร์ฟิลเตอร์ที่ประกอบด้วยฟังก์ชันคี่ มีคุณสมบัติเหมือนกับกาบอร์ฟิลเตอร์คู่สมมาตรทุกประการ เว้นแต่มีความต่างเฟส  $90^\circ$  ดังนั้นการวิเคราะห์กาบอร์ฟิลเตอร์เมื่อพิจารณาจากฟังก์ชันคู่และฟังก์ชันคี่ จะวิเคราะห์จากกาบอร์ฟิลเตอร์ฟังก์ชันคู่สมมาตรเท่านั้น ส่วนกาบอร์ฟิลเตอร์เชิงซ้อน เป็นผลคูณของเกาส์เซียนมอดูเลตกับ complex sinusoid ดังแสดงในสมการ (3.5)

$$h(x, y) = \exp \left( -\frac{1}{2} \left[ \frac{x'^2}{\sigma_x^2} + \frac{y'^2}{\sigma_y^2} \right] \right) \exp [j2\pi (Ux + Vy)] \quad (3.5)$$

หรือ

$$h(x, y) = \exp \left( -\frac{1}{2} \left[ \frac{x'^2}{\sigma_x^2} + \frac{y'^2}{\sigma_y^2} \right] \right) \exp [j2\pi Wx'] \quad (3.6)$$

กาบอร์ฟิลเตอร์เชิงซ้อน เมื่อผ่านการแปลงฟูเรียร์ จะได้สมการ (3.7)

$$H(u, v) = A \left[ \exp \left( -\frac{1}{2} \left[ \frac{(u-U)^2}{\sigma_u^2} + \frac{(v-V)^2}{\sigma_v^2} \right] \right) \right] \quad (3.7)$$

เมื่อ  $A = 2\pi\sigma_x\sigma_y$  สังเกตเห็นได้ว่า สมการ (3.3) และสมการ (3.7) มีรูปแบบคล้ายคลึงกัน เพราะว่ากาบอร์ฟิลเตอร์คู่สมมาตรเป็นองค์ประกอบหนึ่งของกาบอร์ฟิลเตอร์เชิงซ้อนนั่นเอง ตัวแปรต่างๆ ที่ปรากฏในสมการ (3.3) – (3.7) เป็นดังนี้

$$(x', y') = (x \cos \theta + y \sin \theta, -x \sin \theta + y \cos \theta) \quad (3.8)$$

$$(U, V) = (W \cos \phi, W \sin \phi) \quad (3.9)$$

$$\phi \equiv \tan^{-1} \left( \frac{V}{U} \right) \quad (3.10)$$

$$[(u-U)', (v-V)'] = [(u-U) \cos \theta + (v-V) \sin \theta, -(u-U) \sin \theta + (v-V) \cos \theta] \quad (3.11)$$

เมื่อ  $x'$  และ  $y'$  เป็นโคออร์ดิเนตที่ถูกหมุนไปด้วยมุม  $\theta$

$\phi$  เป็นโอเรียนทชันของ sinusoid เพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่นิยามให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หาก  $\theta = \phi$  จะทำให้สมการกابอรัฟิเตอร์เชิงซ้อน (3.5) กลายเป็นสมการ (3.6)

$U$  และ  $V$  เป็นค่าความถี่เชิงมุมไปตามแกน  $u$  และ  $v$  ตามลำดับ

$(u-U)'$  และ  $(v-V)'$  เป็นค่าความถี่เชิงมุมที่ถูกเลื่อนไปด้วย  $U$  สำหรับ  $u$  และ  $V$  สำหรับ  $v$  พร้อมทั้งถูกหมุนไปด้วยมุม  $\theta$

$\sigma_x$  และ  $\sigma_y$  เป็นส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของ Gaussian envelope ตามแกน  $x$  และ  $y$  ตามลำดับ

$\sigma_u$  และ  $\sigma_v$  เป็นส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของ Gaussian envelope ตามแกน  $u$  และ  $v$  ตามลำดับ

เมื่อตีความสมการ (3.7) จะได้ว่า  $H(u,v)$  เป็นฟังก์ชันเกาส์เซียนที่ถูกเลื่อนความถี่ไป  $(U,V)$  ไปตามแกนความถี่  $(u,v)$  พร้อมทั้งถูกหมุนไปด้วยมุม  $\theta$  เมื่อวัดเทียบกับแกนความถี่  $u$  ทางด้านบวก ดังนั้น  $H(u,v)$  เป็นแบนด์พาสฟิลเตอร์ที่มีความถี่ศูนย์กลาง  $(U,V)$  และมีย่านความถี่ที่ควบคุมโดย  $\sigma_x$  และ  $\sigma_y$

Aspect ratio ของฟังก์ชันเกาส์เซียนใน (3.5) นิยามได้ดังนี้

$$\lambda \equiv \frac{\sigma_y}{\sigma_x} \quad (3.12)$$

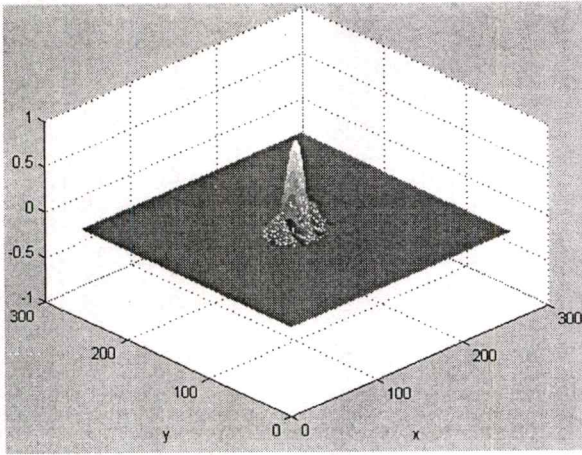
กابอรัฟิเตอร์คู่สมมาตรที่มี  $U = 0.05$ ,  $\theta = 0^\circ$  และ  $\theta = 45^\circ$  ใน spatial domain และ frequency domain แสดงดังรูปที่ 3.1 โดยกابอรัฟิเตอร์ใน frequency domain แสดงในรูปของกราฟเส้นโครงร่าง (contour plot)

กابอรัฟิเตอร์มีคุณสมบัติเทียบพร้อมสำหรับการวิเคราะห์เท็กเจอร์ ดังสรุปได้ดังนี้

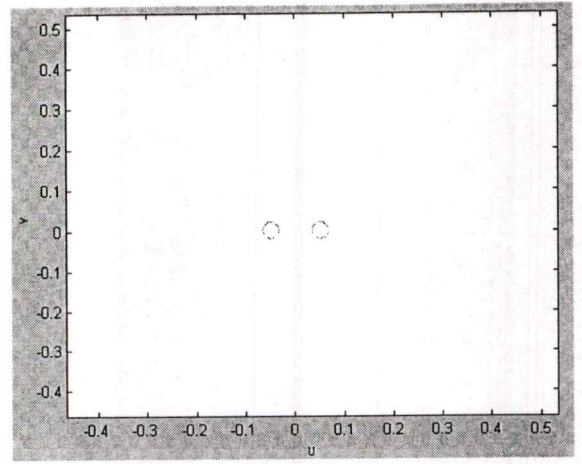
1. กาบอรัฟิเตอร์เป็นฟังก์ชันเดี่ยวเท่านั้นที่มีผลคูณระหว่างความไม่แน่นอนทางตำแหน่งกับความไม่แน่นอนทางความถี่มีค่าที่น้อยที่สุด นั่นคือ กาบอรัฟิเตอร์สามารถระบุตำแหน่งที่ปรากฏในระนาบ spatial และระนาบความถี่ พร้อมๆ กันได้ ทำให้กาบอรัฟิเตอร์สามารถออกแบบให้คัดเลือกรายละเอียดได้สูงในระนาบความถี่ ขณะเดียวกันยังสามารถระบุตำแหน่งในการแสดงได้ดีด้วย

คุณสมบัติข้อที่หนึ่งนี้นับว่าโดดเด่นมากในการนำกาบอรัฟิเตอร์ไปใช้กับปัญหาการจำแนกเท็กเจอร์ เพราะปัญหาการจำแนกเท็กเจอร์ต้องการการวัดพร้อมๆ กันทั้งใน spatial domain และ spatial frequency domain ฟิลเตอร์ที่มีย่านความถี่แคบๆ ใน spatial frequency domain เป็นที่ต้องการมาก เพราะว่ามันจะให้ความแตกต่างของเท็กเจอร์แต่ละประเภทออกมาอย่างชัดเจน อีกนัยหนึ่งฟิลเตอร์ที่มีการระบุตำแหน่งที่ชัดเจนใน spatial domain จะมีความแม่นยำในการระบุเขตแดน

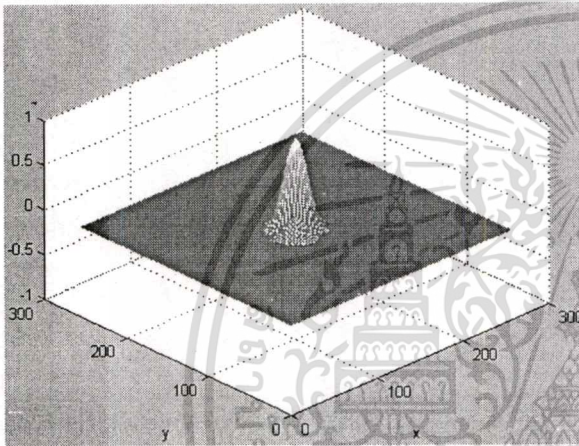
ระหว่างเท็กเจอร์ 2 เท็กเจอร์ใดๆ ได้ สิ่งเหล่านี้แก้ไขได้โดยการเลือกใช้ฟิลเตอร์ที่แก้ปัญหาดังกล่าว  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



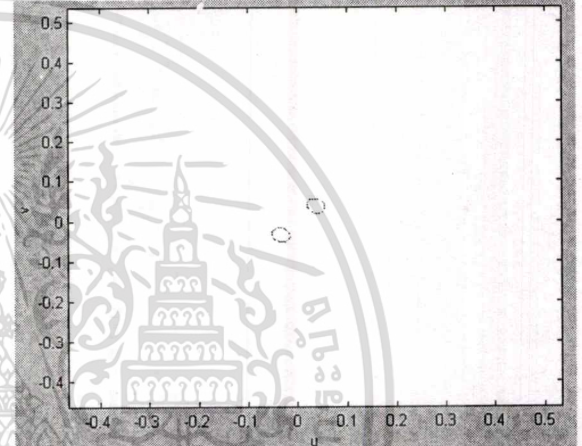
(a)



(b)



(c)



(d)

รูปที่ 3.1 รูปร่างของกaborฟิลเตอร์ (a)  $U = 0.05$ ,  $\theta = 0^\circ$  ใน spatial domain (b) frequency domain ในรูป contour plot (c)  $U = 0.05$ ,  $\theta = 45^\circ$  ใน spatial domain (d) frequency domain ในรูป contour plot

ได้ ฟิลเตอร์นี้คือกaborฟิลเตอร์นั่นเอง และคุณสมบัติในข้อนี้ของกaborฟิลเตอร์ นำไปสู่การออกแบบและพิจารณาการคำนวณหาค่าพารามิเตอร์ของฟิลเตอร์ ซึ่งจะได้กล่าวในส่วนต่อไป

2. รูปร่างของกaborฟิลเตอร์ คล้ายคลึงกับผลตอบสนองของเซลล์พื้นฐานในระบบการมองเห็นของมนุษย์

3. กaborฟิลเตอร์จัดเป็นแบนด์พาสฟิลเตอร์ ดังนั้นกaborฟิลเตอร์สามารถกำหนดคุณสมบัติพื้นฐานเพื่อสกัดเอาย่านความถี่เฉพาะจากภาพได้ คุณสมบัติการคัดเลือกความถี่และโอเรียนทชันของกaborฟิลเตอร์นั้นเด่นชัดมากเมื่อพิจารณาในโดเมนความถี่ เมื่อพิจารณาจากรูปที่ 3.1(b) และ 3.1(d) ตามลำดับ

### 3.3 คุณลักษณะเท็กเจอร์ที่ได้จากกาบอร์ฟิลเตอร์ [6]

เนื้อหาในส่วนนี้กล่าวถึงแบบจำลองเท็กเจอร์ที่ใช้สำหรับการวิเคราะห์ทางคณิตศาสตร์ เพื่อเป็นพื้นฐานในการศึกษา ต่อมาจะเป็นการแสดงออกของสัญญาณที่ได้จากกาบอร์ฟิลเตอร์ว่ามีคุณลักษณะเท็กเจอร์อย่างไร รวมถึงจะแสดงการวิเคราะห์คุณลักษณะเท็กเจอร์เหล่านั้น โดยใช้ความรู้ทางคณิตศาสตร์ที่ได้ศึกษาค้นคว้ามา

#### 3.3.1 แบบจำลองของเท็กเจอร์

เท็กเจอร์บรรยายได้ว่าเป็นการรวมลักษณะที่คล้ายคลึงกัน แต่ไม่จำเป็นต้องเหมือนกัน เป็นการจัดเรียงอนุภาคพื้นฐานให้เป็นแบบแผนซ้ำๆ กัน โดยอาศัยแนวคิดดังกล่าว เราสามารถสร้างแบบจำลองเท็กเจอร์ว่าเป็น การรวมของอนุภาคพื้นฐาน เรียกว่า texels กลุ่มของ texels ที่คล้ายกัน จะสร้างดินแดนที่มีเท็กเจอร์เนื้อเดียวกัน ภาพเท็กเจอร์จึงประกอบด้วยดินแดนที่แตกต่างกันอย่างน้อย 2 เท็กเจอร์ขึ้นไป ความแตกต่างของเท็กเจอร์ระหว่างดินแดน 2 ดินแดน พิจารณาจากการเปลี่ยนชนิดและลักษณะที่รวบรวมเป็นโครงร่างหลักของ texels เท็กเจอร์ที่ไม่เป็นระเบียบยังใช้หลักการนี้ได้ แต่จะขาดโครงสร้างที่จะนำไปสู่การใช้แบบจำลองสถิติเพื่อศึกษาเท็กเจอร์เหล่านี้

เราจะแบ่งภาพเท็กเจอร์เป็นสองระดับตามความซับซ้อน คือ แบบยูนิฟอร์ม (uniform) และแบบนอนยูนิฟอร์ม (nonuniform) ภาพเท็กเจอร์แบบยูนิฟอร์ม texels ทั้งหมดภายในดินแดนจะเหมือนกันไม่ว่าจะเป็นรูปร่าง โอเรียนท์เดชัน และระยะห่างระหว่าง texels ส่วนภาพเท็กเจอร์แบบนอนยูนิฟอร์ม texels ภายในดินแดนจะมีโอเรียนท์เดชันไม่แน่นอนเป็นแบบสุ่ม ตำแหน่งและรูปร่างของ texels จะสุ่มสอลห่ม่าน

เราสร้างภาพ  $i$  ประกอบด้วย สองยูนิฟอร์มเท็กเจอร์  $i_1$  และ  $i_2$  เท็กเจอร์ทั้งสองมีค่า texels  $t_1$  และ  $t_2$  ที่แตกต่างกันตามลำดับ

โดย texels  $t_1(x, y)$  เป็นฟังก์ชันจริงวิเคราะห์ได้ และมีการแปลงฟูเรียร์ เป็น  $T_1(u, v)$  ยูนิฟอร์มเท็กเจอร์  $i_1$  สร้างขึ้นมาโดยใช้อะเรย์ของ texels  $t_1$  แสดงได้ดังนี้

$$i_1(x, y) = t_1(x, y) * \sum_{k,l} \delta(x - k\Delta x, y - l\Delta y) \quad (3.13)$$

เมื่อ  $\Delta x$  เป็นคาบของ texels ในทิศทาง  $x$ ,  $\Delta y$  เป็นคาบของ texels ในทิศทาง  $y$  และการแปลงฟูเรียร์ของ  $i_1$  เป็นดังนี้

$$I_1(u, v) = \frac{4\pi^2}{\Delta x \Delta y} T_1(u, v) \sum_{k,l} \delta\left(u - \frac{2\pi k}{\Delta x}, v - \frac{2\pi l}{\Delta y}\right) \quad (3.14)$$

$I_1$  เป็นผลรวมของสัญญาณอิมพัลส์ ซึ่งพลังงานสัญญาณอยู่ ณ ระยะดิสกรีตความถี่  $\left(\frac{2\pi k}{\Delta x}, \frac{2\pi l}{\Delta y}\right)$  ความถี่เหล่านี้เรียกว่า ความถี่ฮาร์โมนิกของ  $I_1$  ดินแดนยูนิฟอร์มเท็กเจอร์ที่มีขอบเขตจำกัด  $\hat{i}_1$  สามารถสร้างจาก  $i_1$  ดังต่อไปนี้

$$\hat{i}_1(x, y) = \Pi_{r,s}(x, y) i_1(x, y) \quad (3.15)$$

$$\Pi_{r,s}(x, y) = \begin{cases} 1, & |x| < \frac{r}{2} \text{ และ } |y| < \frac{s}{2} \\ 0, & \text{นอกเหนือจากข้างต้น} \end{cases} \quad (3.16)$$

เมื่อ  $\Pi_{r,s}(x, y)$  เป็น gate function ใน 2 มิติ ดินแดน  $\hat{i}_1$  มีขนาด  $r \times s$  และมีจุดศูนย์กลางอยู่ที่  $(0, 0)$  การแปลงฟูเรียร์  $\hat{I}_1$  ของ  $\hat{i}_1$  เป็นดังนี้

$$\hat{I}_1(u, v) = \mathfrak{F}[\hat{i}_1(x, y)] = \frac{1}{2\pi} [S(u, v) * I_1(u, v)] \quad (3.17)$$

เมื่อ

$$S(u, v) = \mathfrak{F}[\Pi_{r,s}(x, y)] = srs \operatorname{sinc}\left(\frac{ur}{2}\right) \operatorname{sinc}\left(\frac{vs}{2}\right) \quad (3.18)$$

และ

$$\operatorname{sinc}(x) = \frac{\sin(x)}{x} \quad (3.19)$$

ทำนองเดียวกัน ยูนิฟอร์มเท็กเจอร์ที่สอง  $i_2$  สร้างขึ้นมาจาก texels  $t_2$  เมื่อ  $t_2(x, y)$  เป็นฟังก์ชันจริงวิเคราะห์ได้ และมีการแปลงฟูเรียร์เป็น  $T_2(u, v)$   $i_2$  ถูกสร้างขึ้นมาจาก  $t_2$  ดังนี้

$$i_2(x, y) = t_2(x, y) * \sum_{k,l} \delta(x - k\Delta x, y - l\Delta y) \quad (3.20)$$

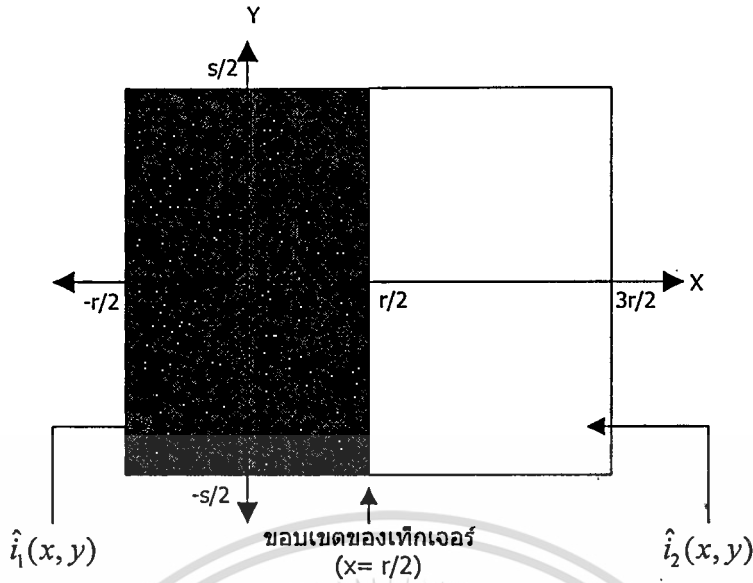
มีดินแดนยูนิฟอร์มเท็กเจอร์  $\hat{i}_2$  มีขนาด  $r \times s$  และมีจุดศูนย์กลางที่  $(r, 0)$  กำหนดได้ดังต่อไปนี้

$$\hat{i}_2(x, y) = \Pi_{r,s}(x - r, y) i_2(x, y) \quad (3.21)$$

และมีการแปลงฟูเรียร์ของ  $\hat{i}_2(x, y)$  เป็น  $\hat{I}_2(u, v)$

$$\hat{I}_2(u, v) = \mathfrak{F}[\hat{i}_2(x, y)] = \frac{1}{2\pi} [S(u, v) e^{-jvr}] * I_2(u, v) \quad (3.22)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.2 แบบจำลองของภาพเท็กเจอร์ ขนาด  $2r \times s$  มีจุดศูนย์กลางอยู่ที่  $(r/2, 0)$  เท็กเจอร์  $\hat{i}_1(x, y)$  สร้างโดย texels  $t_1(x, y)$  และเท็กเจอร์  $\hat{i}_2(x, y)$  สร้างโดย texels  $t_2(x, y)$

โดยมี

$$I_2(u, v) = \frac{4\pi^2}{\Delta x \Delta y} T_2(u, v) \sum_{k, l} \delta\left(u - \frac{2\pi k}{\Delta x}, v - \frac{2\pi l}{\Delta y}\right) \quad (3.23)$$

ดินแดน  $\hat{i}_1$  และ  $\hat{i}_2$  ถูกรวมด้วยกันเป็นภาพเท็กเจอร์ที่มีขอบเขตจำกัดดังต่อไปนี้

$$i(x, y) = \hat{i}_1(x, y) + \hat{i}_2(x, y) \quad (3.24)$$

$i(x, y)$  ประกอบด้วยดินแดนเท็กเจอร์  $\hat{i}_1(x, y)$  และ  $\hat{i}_2(x, y)$  ที่ไม่ซ้อนกันดังแสดงในรูปที่ 3.2  $i(x, y)$  เป็นภาพมีขอบเขตเป็นฟังก์ชันสี่เหลี่ยมเพื่อให้ง่ายต่อการวิเคราะห์ เมื่อทำการแปลงฟูเรียร์ สมการ (3.24) จะได้

$$\mathfrak{F}[i(x, y)] = I(u, v) = \hat{I}_1(u, v) + \hat{I}_2(u, v) \quad (3.25)$$

เมื่อ

$$\hat{I}_1(u, v) = \frac{2\pi}{\Delta x \Delta y} \sum_{k, l} S_{k, l} T_1\left(\frac{2\pi k}{\Delta x}, \frac{2\pi l}{\Delta y}\right) \quad (3.26)$$

$$\hat{I}_2(u, v) = \frac{2\pi}{\Delta x \Delta y} \sum_{k, l} S_{k, l} e^{-j\pi\left(u - \frac{2\pi k}{\Delta x}\right)} T_2\left(\frac{2\pi k}{\Delta x}, \frac{2\pi l}{\Delta y}\right) \quad (3.27)$$

$$S_{k, l} = S\left(u - \frac{2\pi k}{\Delta x}, v - \frac{2\pi l}{\Delta y}\right) \quad (3.28)$$

ทำให้เราเขียนสมการ (3.25) ได้ใหม่เป็น

$$I(u, v) = \frac{2\pi}{\Delta x \Delta y} \sum_{k, l} S_{k, l} \left[ T_1\left(\frac{2\pi k}{\Delta x}, \frac{2\pi l}{\Delta y}\right) + T_2\left(\frac{2\pi k}{\Delta x}, \frac{2\pi l}{\Delta y}\right) e^{-j\pi\left(u - \frac{2\pi k}{\Delta x}\right)} \right] \quad (3.29)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์การใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สรุปได้ว่าเมื่อนำ  $i(x, y)$  ที่ประกอบด้วยสองเทกเจอร์ขึ้นไปมาทำการแปลงฟูเรียร์ได้  $I(u, v)$  ออกมาแสดงในสมการ (3.29)  $I(u, v)$  ประกอบขึ้นมาจากผลรวมของสัญญาณ sinc  $S_{k,l}$  แต่ละสัญญาณ sinc ประกอบด้วยค่าการแปลงฟูเรียร์ของเทกเจอร์แต่ละเทกเจอร์ ที่เป็นองค์ประกอบของ  $i(x, y)$  นั้นหรือกล่าวได้ว่า แต่ละองค์ประกอบ  $(k, l)$  ของ  $I(u, v)$  ประกอบด้วยคู่ของสัญญาณ sinc ที่ได้มาจากแต่ละเทกเจอร์

### 3.3.2 การแสดงออกของสัญญาณที่ได้จากกาบอร์ฟิลเตอร์

เมื่อนำกาบอร์ฟิลเตอร์นี้มาทำคอนโวลูชันกับภาพเทกเจอร์ ในสมการ (3.24) เมื่อพิจารณาในระนาบความถี่จะได้เป็น

$$I_f(u, v) = H(u, v)I(u, v) \quad (3.30)$$

สมการข้างต้นเขียนได้ดังนี้

$$I_f(u, v) \approx \frac{2\pi}{\Delta x \Delta y} H(u, v) S(u-U, v-V) \{T_1(U, V) + T_2(U, V) e^{-jr(u-U)}\} \quad (3.31)$$

จากการสังเกตจะเห็นว่า  $H(u, v)$  ในสมการ (3.7) เป็นฟังก์ชันของ  $u-U$  และ  $v-V$  ดังนั้นจะนิยาม ฟังก์ชัน  $S_f$  ดังต่อไปนี้

$$S_f(u-U, v-V) \equiv H(u, v) S(u-U, v-V) \quad (3.32)$$

เมื่อ  $\mathcal{F}^{-1}[S_f(u-U, v-V)] = s_f(x, y) e^{j(u(x+Vy))} \quad (3.33)$

และ  $s_f(x, y) = \mathcal{F}^{-1}[S_f(u, v)] \quad (3.34)$

แทน  $S_f(u-U, v-V)$  ในสมการ (3.32) ลงในสมการ (3.31) และหาการแปลงกลับฟูเรียร์จะได้

$$i_f(x, y) = \frac{2\pi}{\Delta x \Delta y} e^{j(u(x+Vy))} [T_1 s_f(x, y) + T_2 s_f(x-r, y)] \quad (3.35)$$

เมื่อคำนวณขนาดของ  $i_f(x, y)$  จะได้สมการต่อไปนี้

$$m(x, y) = |i_f(x, y)| = \frac{2\pi}{\Delta x \Delta y} \sqrt{A+B+C} \quad (3.36)$$

$$\begin{aligned}
 A &= |T_1|^2 s_f^2(x, y) \\
 B &= |T_2|^2 s_f^2(x-r, y) \\
 C &= (T_1^* T_2 + T_1 T_2^*) s_f(x, y) s_f(x-r, y)
 \end{aligned} \tag{3.37}$$

เมื่อพิจารณาพฤติกรรมของ  $m$  เรามาพิจารณา  $s_f(x, y)$ , เพราะว่า  $S_f(u, v)$  เป็นผลคูณของฟังก์ชัน sinc กับเกาส์เซียน ดังนั้นใน spatial domain  $s_f(x, y)$  เป็นการคอนโวลูชันของเกาส์เซียนกับ gate function ดังต่อไปนี้

$$s_f(x, y) = \int_{-\frac{s}{2}}^{\frac{s}{2}} \int_{-\frac{r}{2}}^{\frac{r}{2}} g(x-\alpha, y-\beta) d\alpha d\beta \tag{3.38}$$

$$s_f(x-r, y) = \int_{-\frac{s}{2}}^{\frac{s}{2}} \int_{-\frac{r}{2}}^{\frac{r}{2}} g(x-\alpha, y-\beta) d\alpha d\beta \tag{3.39}$$

เมื่อ  $g$  เป็นฟังก์ชันเกาส์เซียนในสมการ (3.3) ปริมาณ  $m$  ตรวจสอบได้จากตำแหน่งภายในเท็กเจอร์ทั้งสองที่อยู่ห่างจากเขตแดนระหว่างเท็กเจอร์ และบริเวณเขตแดนระหว่างเท็กเจอร์ดังต่อไปนี้

1) จุดที่อยู่ทางซ้ายมือของภาพเท็กเจอร์ และห่างจากเขตแดนระหว่างเท็กเจอร์มาก คือ

$$|y| \ll \frac{s}{2} \text{ และ } x \ll \frac{r}{2} \text{ ทำให้ } s_f(x, y) \approx 1, s_f(x-r, y) \approx 0 \text{ และ}$$

$$m \approx \frac{2\pi}{\Delta x \Delta y} |T_1|$$

2) จุดที่อยู่ทางขวามือของภาพเท็กเจอร์ และห่างจากเขตแดนระหว่างเท็กเจอร์มาก คือ

$$|y| \ll \frac{s}{2} \text{ และ } x \gg \frac{r}{2} \text{ ทำให้ } s_f(x, y) \approx 0, s_f(x-r, y) \approx 1 \text{ และ}$$

$$m \approx \frac{2\pi}{\Delta x \Delta y} |T_2|$$

3) จุดที่อยู่บริเวณเขตแดนของเท็กเจอร์ทั้งสอง  $\left(x = \frac{r}{2}\right)$  ค่า  $m$  จะเป็น

$$\begin{aligned}
 m\left(\frac{r}{2}, y\right) &\approx \frac{2\pi}{\Delta x \Delta y} \sqrt{\frac{|T_1|^2}{4} + \frac{|T_2|^2}{4} + \frac{(T_1^* T_2 + T_1 T_2^*)}{4}} \\
 &\approx \frac{\pi}{\Delta x \Delta y} \sqrt{(T_1 + T_2)(T_1 + T_2)^*} \\
 &= \frac{\pi}{\Delta x \Delta y} |T_1 + T_2|
 \end{aligned} \tag{3.40}$$

เพราะว่า  $s_f(x, y) \approx \frac{1}{2}$  และ  $s_f(x-r, y) \approx \frac{1}{2}$  ที่  $x = \frac{r}{2}$  ให้  $T_1$  และ  $T_2$  เป็นค่าจริงบวกทั้งคู่ สมการ (3.36) เขียนใหม่ได้เป็น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$\begin{aligned}
 m(x, y) &= \frac{2\pi}{\Delta x \Delta y} (T_1^2 s_f^2(x, y) + T_2^2 s_f^2(x-r, y) + 2T_1 T_2 s_f(x, y) s_f(x-r, y))^{\frac{1}{2}} \\
 &= \frac{2\pi}{\Delta x \Delta y} (T_1 s_f(x, y) + T_2 s_f(x-r, y))
 \end{aligned} \tag{3.41}$$

สังเกตเห็นว่า  $s_f(x-r, y) \approx 1 - s_f(x, y)$  ดังนั้น  $m$  เป็นฟังก์ชันเชิงเส้นของ  $s_f(x, y)$ ,  $s_f(x, y)$  เป็นอินติกรัลของเกาส์เซียน รูปร่างของมันคล้ายกับ sigmoid function ดังนั้น  $m$  มีรูปร่างเป็น sigmoid ในบริเวณเขตแดนของเท็กเจอร์ทั้งสอง

สรุปการเปลี่ยนแปลงของ  $m(x, y)$  ได้ดังนี้

$$m(x, \cdot) \approx \begin{cases} \frac{2\pi}{\Delta x \Delta y} |T_1|, x < \frac{r}{2} \\ \text{การเปลี่ยนแปลงเป็นรูป sigmoidal จาก } \frac{2\pi}{\Delta x \Delta y} |T_1| \text{ เป็น } \frac{2\pi}{\Delta x \Delta y} |T_2|, x \text{ ใกล้ } \frac{r}{2} \\ \frac{2\pi}{\Delta x \Delta y} |T_2|, x > \frac{r}{2} \end{cases} \tag{3.42}$$

กล่าวได้ว่า  $m$  เป็นฟังก์ชันที่มีการเปลี่ยนแปลงจากสถานะหนึ่งไปยังอีกสถานะหนึ่งในบริเวณเขตแดนระหว่างเท็กเจอร์ทั้งสอง หากค่า  $T_1$  และ  $T_2$  เป็นจำนวนลบหรือจำนวนเชิงซ้อน ค่า  $m$  จะมากกว่า  $\max\left(\frac{2\pi}{\Delta x \Delta y} |T_1|, \frac{2\pi}{\Delta x \Delta y} |T_2|\right)$  หรือน้อยกว่า  $\min\left(\frac{2\pi}{\Delta x \Delta y} |T_1|, \frac{2\pi}{\Delta x \Delta y} |T_2|\right)$  ที่บริเวณเขตแดนระหว่างเท็กเจอร์ เรียกปรากฏการณ์นี้ว่า overshoot และ undershoot ตามลำดับ ปรากฏการณ์เหล่านี้ไม่ซับซ้อนสำหรับการตรวจจับเขตแดนระหว่างเท็กเจอร์

### 3.4 วิธีการออกแบบกาบอร์ฟิลเตอร์

กาบอร์ฟิลเตอร์ที่ได้กล่าวในหัวข้อที่ผ่านมา นำมาสร้างเป็นกลุ่มของกาบอร์ฟิลเตอร์ได้ เมื่อกำหนดค่าความถี่เชิงมุมต่ำสุด ค่าความถี่เชิงมุมสูงสุด จำนวนความถี่เชิงมุม และจำนวนโอเรียนต์เดชัน อย่างไรก็ตามฟิลเตอร์ที่มีความถี่เชิงมุมต่ำจะไม่มีประโยชน์มากนัก เพราะฟิลเตอร์เหล่านี้มีการเปลี่ยนแปลง spatial มากเกินไปที่จะใช้อธิบายการเปลี่ยนแปลงเท็กเจอร์ที่เกิดขึ้นในภาพได้ นอกจากนี้ยังต้องตั้งค่าที่ผ่านการแปลงฟูเรียร์ของแต่ละฟิลเตอร์ที่ตำแหน่ง  $(u, v) = (0, 0)$  ให้เท่ากับศูนย์ เพื่อไม่ให้มีผลตอบสนองต่อพื้นที่ที่มีระดับความเข้มสัญญาณคงที่ ผลลัพธ์จากการกระทำนี้จะทำให้ภาพที่ผ่านฟิลเตอร์มีค่าเฉลี่ยเป็นศูนย์ ทุกๆ ภาพ

การออกแบบข้างต้นนั้น ยังไม่ได้ทำให้ภาพที่ผ่านการฟิลเตอร์มีคุณลักษณะเท็กเจอร์เพียงพอ ดังนั้นจึงต้องออกแบบให้ภาพจากฟิลเตอร์มีคุณลักษณะเท็กเจอร์เพียงพอต่อการนำไปจำแนก

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เท็กเจอร์ต่อไปได้ โดยที่คุณลักษณะเท็กเจอร์ต้องไม่มีความฟุ้งเฟ้อของสัญญาณที่ผ่านการฟิลเตอร์ และต้องไม่ขาดตกบกพร่องไปจากที่ควรจะเป็นเพราะจะทำให้การจำแนกเท็กเจอร์ไม่ได้ผลดีที่สุด วิธีออกแบบที่จะบรรลุหลักการดังกล่าวได้ จะต้องออกแบบให้ผลตอบสนองของกaborฟิลเตอร์ใน ระนาบความถี่สัมพันธ์ซึ่งกันและกัน [9] โดยการคำนวณหาพารามิเตอร์ของฟิลเตอร์ต่อไปนี้  $\sigma_x, \sigma_y, \sigma_u, \sigma_v$

การคำนวณหาพารามิเตอร์ของกaborฟิลเตอร์ข้างต้นนั้น จะต้องใช้พารามิเตอร์ของ ฟิลเตอร์เพิ่มเติมอีก 2 ค่าคือ ย่านความถี่ครึ่งหนึ่งของสัญญาณสูงสุด (Half-peak magnitude bandwidth :  $B_r$ ) และย่านความถี่โอเรียนท์เดชัน ( Orientation bandwidth :  $B_\theta$ ) มาประกอบการ คำนวณ

ค่าพารามิเตอร์ทั้ง 2 กำหนดได้ดังนี้

$$B_r = \log_2 \left( \frac{U + (2 \ln 2)^{\frac{1}{2}} \sigma_u}{U - (2 \ln 2)^{\frac{1}{2}} \sigma_u} \right) \quad (3.43)$$

$$B_\theta = 2 \tan^{-1} \left( \frac{(2 \ln 2)^{\frac{1}{2}} \sigma_v}{U} \right) \quad (3.44)$$

โดย  $B_r$  มีหน่วยเป็น octaves

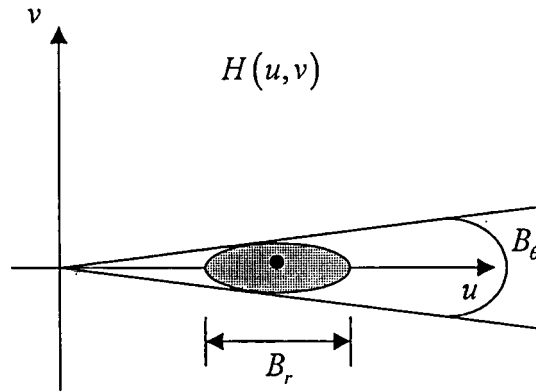
$B_\theta$  มีหน่วยเป็นองศา

หน่วย octave เป็นหน่วยที่ใช้วัดความถี่เชิงมุม 2 ค่าใดๆ โดย 1 octave จะเป็นสองเท่าหรือ ครึ่งหนึ่งของความถี่ที่พิจารณาอยู่ และการหาค่า octave สำหรับความถี่เชิงมุม  $f_1$  และ  $f_2$  ใดๆ กำหนดเป็น

$$octave = \log_2 \left( \frac{f_2}{f_1} \right) \quad (3.45)$$

ย่านความถี่ครึ่งหนึ่งของสัญญาณสูงสุดเป็นย่านความถี่ของผลตอบสนองสัญญาณที่มีผล ตอบสนองสัญญาณสูงกว่าครึ่งหนึ่งของสัญญาณสูงสุดเมื่อพิจารณาในระนาบความถี่ ส่วน ย่านความถี่โอเรียนท์เดชันเป็นมุมของเส้นสัมพันธ์ที่สัมพันธ์ผลตอบสนองสัญญาณในระนาบความถี่ โดยวัดจากจุดเริ่มต้น รูปที่ 3.3 แสดงการวัดย่านความถี่ทั้งสองเมื่อพิจารณาผลตอบสนองกabor ฟิลเตอร์ในระนาบความถี่

Pollen และ Rouner [7] ได้ทำการทดลองพบข้อเท็จจริงว่าย่านความถี่ของเซลประสาทที่ รับรู้การมองเห็นมีค่าประมาณ 1 octave ดังนั้นงานวิจัยนี้จะทำการออกแบบกaborฟิลเตอร์ให้มีย่าน เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปเผยแพร่โดยไม่ได้รับอนุญาต  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.3 ย่านความถี่ครึ่งหนึ่งของสัญญาณสูงสุด  $B_r$  และย่านความถี่โอเรียนท์เตชัน  $B_\theta$  ของ กาบอร์ฟิลเตอร์

ความถี่ครึ่งหนึ่งของสัญญาณสูงสุดเท่ากับ 1 octave เช่นกัน เพื่อจำลองระบบการมองเห็นของมนุษย์ ให้สมจริงมากที่สุด

ค่าความถี่เชิงมุมต่ำสุดและสูงสุดที่ใช้ในการทดลองคือ 0.05 และ 0.4 ตามลำดับ กำหนดให้จำนวนความถี่เชิงมุมที่ใช้ในการทดลองคือ 4 ดังนั้นค่าความถี่เชิงมุมทั้งหมดมีค่าดังนี้ 0.05, 0.1, 0.2 และ 0.4 cycles/pixel

สาเหตุสำคัญอีกประการหนึ่ง ในการกำหนดให้มีค่าความถี่เชิงมุมเป็นดังข้างต้น เพื่อรับประกันว่า ช่วงผ่านของฟิลเตอร์ที่มีความถี่เชิงมุมสูงสุดยังคงอยู่ภายในภาพ เมื่อพิจารณาภาพบน ระนาบความถี่ ส่วนย่านความถี่โอเรียนท์เตชัน กำหนดได้โดยอาศัยจำนวน โอเรียนท์เตชันดังนี้

$$B_\theta = \frac{180^\circ}{\text{จำนวน โอเรียนท์เตชัน}} \quad (3.46)$$

เมื่อกำหนดย่านความถี่ครึ่งหนึ่งของสัญญาณสูงสุด และย่านความถี่โอเรียนท์เตชันแล้วจะสามารถคำนวณหาพารามิเตอร์ของฟิลเตอร์ เพื่อให้ผลตอบสนองของกาบอร์ฟิลเตอร์ใน ระนาบความถี่สัมพันธ์ซึ่งกันและกัน ได้ดังนี้

$$\sigma_u = \frac{(2^{B_r} - 1)U}{(2^{B_r} + 1)\sqrt{2 \ln 2}} \quad (3.47)$$

$$\sigma_v = \tan\left(\frac{\pi}{2K}\right) \left[ U - 2 \ln 2 \left( \frac{\sigma_u^2}{U} \right) \right] \left[ 2 \ln 2 - \frac{(2 \ln 2)^2 \sigma_u^2}{U^2} \right]^{-\frac{1}{2}} \quad (3.48)$$

$$\sigma_x = \frac{1}{2\pi\sigma_u} \quad (3.49)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$\sigma_y = \frac{1}{2\pi\sigma_r} \quad (3.50)$$

เมื่อ  $K$  เป็นจำนวนโอเรียนท์เดชันที่กำหนดลงไป

ค่าพารามิเตอร์ที่ได้จากการคำนวณข้างต้นแสดงในตารางที่ 3.1 และ 3.2 ตามลำดับ โดยตารางที่ 3.1 เป็นของกลุ่มกาบอร์ฟิลเตอร์ 16 ช่องสัญญาณ ส่วนตารางที่ 3.2 เป็นของกลุ่มกาบอร์ฟิลเตอร์ 24 ช่องสัญญาณ

เมื่อสร้างกลุ่มของกาบอร์ฟิลเตอร์โดยใช้ค่าพารามิเตอร์ต่างๆ ที่ได้คำนวณไว้ และเขียนกราฟเส้นโครงร่าง (contour plot) ออกมาจะได้รูปที่ 3.4 สำหรับกลุ่มของกาบอร์ฟิลเตอร์ 16 ช่องสัญญาณ และรูปที่ 3.5 สำหรับกลุ่มของกาบอร์ฟิลเตอร์ 24 ช่องสัญญาณตามลำดับ

ตารางที่ 3.1 ค่าพารามิเตอร์ที่ได้จากกลุ่มของกาบอร์ฟิลเตอร์ 16 ช่องสัญญาณ

ช่องสัญญาณที่	ความถี่เชิงมุม (cycles/pixel)	โอเรียนท์เดชัน (degree)	$\sigma_x$	$\sigma_y$	$\sigma_u$	$\sigma_v$
1-4	0.05	0°, 45°, 90° และ 135°	11.243	9.5969	0.0142	0.0166
5-8	0.10	0°, 45°, 90° และ 135°	5.6217	4.7984	0.0283	0.0332
9-12	0.20	0°, 45°, 90° และ 135°	2.8109	2.3992	0.0566	0.0663
13-16	0.40	0°, 45°, 90° และ 135°	1.4054	1.1996	0.1132	0.1327

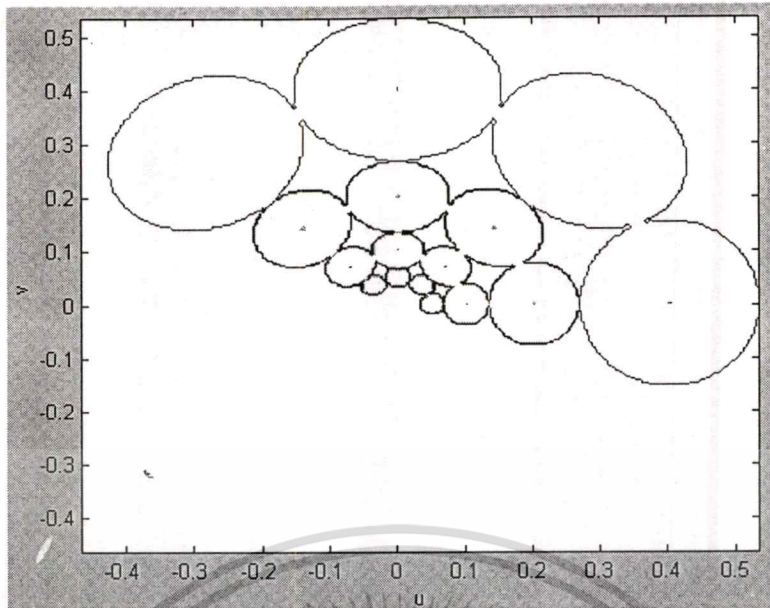
ตารางที่ 3.2 ค่าพารามิเตอร์ที่ได้จากกลุ่มของกาบอร์ฟิลเตอร์ 24 ช่องสัญญาณ

ช่องสัญญาณที่	ความถี่เชิงมุม (cycles/pixel)	โอเรียนท์เดชัน (degree)	$\sigma_x$	$\sigma_y$	$\sigma_u$	$\sigma_v$
1-6	0.05	0°, 30°, 60°, 90°, 120°, 150°	11.243	14.835	0.0142	0.0107
7-12	0.10	0°, 30°, 60°, 90°, 120°, 150°	5.6217	7.4177	0.0283	0.0215
13-18	0.20	0°, 30°, 60°, 90°, 120°, 150°	2.8109	3.7089	0.0566	0.0429
19-24	0.40	0°, 30°, 60°, 90°, 120°, 150°	1.4054	1.8544	0.1132	0.0858

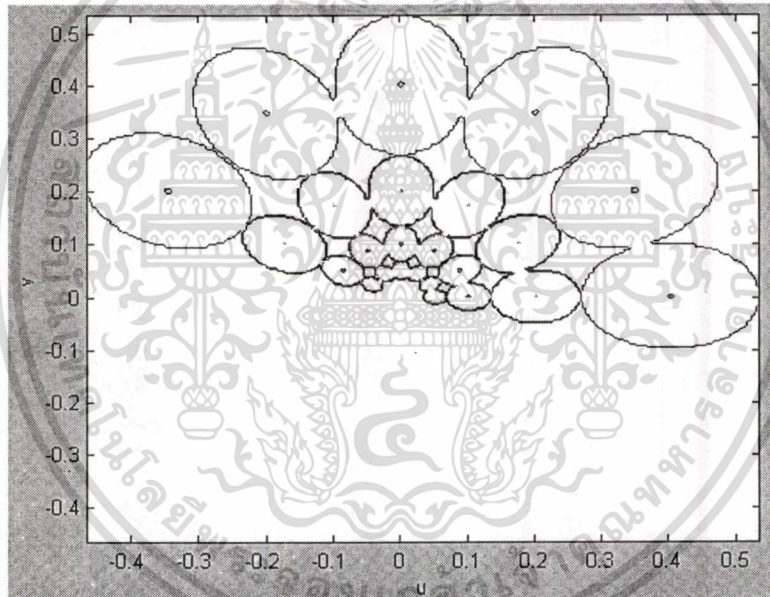
### 3.5 การปรับปรุงคุณลักษณะเท็กเจอร์ที่ได้จากกาบอร์ฟิลเตอร์ [7]

เมื่อสร้างกลุ่มของกาบอร์ฟิลเตอร์ตามหลักเกณฑ์ที่ได้ออกแบบไว้แล้วขั้นต่อไปของการจำแนกเท็กเจอร์ คือการนำภาพเท็กเจอร์มาผ่านกลุ่มของกาบอร์ฟิลเตอร์ให้ได้ภาพที่ผ่านการฟิลเตอร์ออกมา ภาพที่ได้มีจำนวนเท่ากับจำนวนช่องสัญญาณของกาบอร์ฟิลเตอร์ที่ใช้ ภาพที่ผ่านการฟิลเตอร์ออกมาสามารถนำไปใช้เป็นอินพุตให้กับกระบวนการคลัสเตอร์ริงโดยตรง หรือมัน

เอกซอร์คัลเป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ไว้เพื่อใช้ในการวิจัยและพัฒนาเทคโนโลยีการรู้จำภาพโดยไม่หวังผลกำไร หากท่านมีข้อสงสัยหรือต้องการข้อมูลเพิ่มเติม กรุณาติดต่อที่ [office@ajcc.ac.th](mailto:office@ajcc.ac.th) หรือที่ [www.ajcc.ac.th](http://www.ajcc.ac.th) หรือที่ [www.ajcc.ac.th](http://www.ajcc.ac.th)



รูปที่ 3.4 ผลตอบสนองทางความถี่ของกาบอร์ฟิลเตอร์ จำนวน 16 ช่องสัญญาณ



รูปที่ 3.5 ผลตอบสนองทางความถี่ของกาบอร์ฟิลเตอร์ จำนวน 24 ช่องสัญญาณ

สามารถแปลงไปอยู่ในรูปคุณลักษณะเท็กเจอร์ใหม่ซึ่งต่อจากนั้นจะนำไปใช้เป็นอินพุตต่อไป  
 วิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะทำการปรับปรุงคุณลักษณะเท็กเจอร์จากกาบอร์ฟิลเตอร์ ให้มีประสิทธิภาพ  
 ในการจำแนกเท็กเจอร์ให้ดียิ่งขึ้น กระบวนการที่ใช้ปรับปรุงคุณลักษณะเท็กเจอร์ประกอบด้วยสอง  
 กระบวนการดังต่อไปนี้

### 3.5.1 การแปลงแบบไม่เป็นเชิงเส้น

นำภาพที่ผ่านการฟิลเตอร์มาเป็นอินพุตให้กับกระบวนการแปลงแบบไม่เป็นเชิงเส้น โดย  
 ใช้ฟังก์ชันไม่เป็นเชิงเส้นต่อไปนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
 ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$\psi(I_{f_k}(x, y)) = \tanh(\alpha I_{f_k}(x, y)) = \frac{1 - e^{-2\alpha I_{f_k}(x, y)}}{1 + e^{-2\alpha I_{f_k}(x, y)}} \quad (3.51)$$

เมื่อ  $I_{f_k}(x, y)$  เป็นภาพที่ผ่านการฟิลเตอร์ลำดับที่  $k$  ด้วยโคออร์ดิเนต  $(x, y)$

$\alpha$  เป็นค่าคงที่เท่ากับ 0.25

ฟังก์ชันไม่เป็นเชิงเส้นจะเป็นการแปลง sinusoidal modulations ในภาพที่ผ่านการฟิลเตอร์เป็น square modulation และตีความได้เป็น blob detector ซึ่ง blob เป็นลักษณะของการจัดเรียงของเส้นภายใน texels โดย Jain [7] ได้ค้นพบในการทดลองว่าความแตกต่างของคุณสมบัติของ blob สามารถอธิบายการจำแนกเท็กเจอร์ได้ ภาพผลลัพธ์ที่ได้จากการแปลงแบบไม่เป็นเชิงเส้นนี้เรียกว่า ภาพผลตอบสนอง (Response image :  $\psi(I_{f_k}(x, y))$ ) จากนั้นนำภาพผลตอบสนองมาป้อนเป็นอินพุตให้กับกระบวนการต่อไป

### 3.5.2 การคำนวณพลังงานที่เวดล้อมโดยรอบพิกเซล

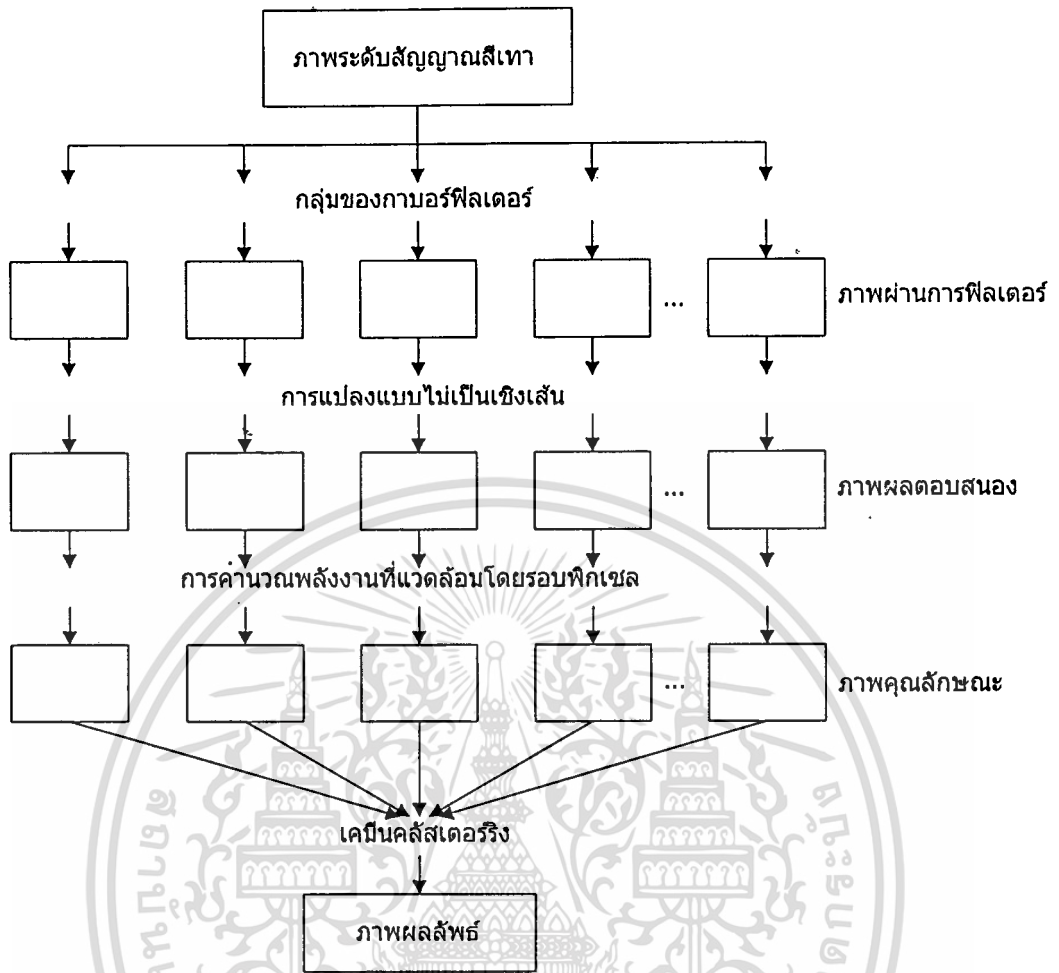
การคำนวณพลังงานที่เวดล้อมโดยรอบพิกเซล เป็นการหาค่าพลังงานเฉลี่ยของพิกเซลภายในหน้าต่างเล็กๆ ที่ซ้อนกัน โดยนำภาพผลตอบสนอง  $\psi(I_{f_k}(x, y))$  มาป้อนเป็นอินพุตให้กับกระบวนการต่อไปนี้

$$e_k(x, y) = \frac{1}{M^2} \sum_{(x', y') \in W_{xy}} |\psi(I_{f_k}(x', y'))| \quad (3.52)$$

เมื่อ  $e_k(x, y)$  เป็นภาพคุณลักษณะเท็กเจอร์ลำดับที่  $k$  ที่ได้จากกระบวนการดังกล่าว

$W_{xy}$  เป็นหน้าต่างขนาด  $M \times M$  มีจุดศูนย์กลางอยู่ที่โคออร์ดิเนต  $(x, y)$

ขนาดของหน้าต่าง  $M$  เป็นพารามิเตอร์ที่ใช้ประกอบในกระบวนการนี้ หากใช้หน้าต่างขนาดใหญ่จะทำให้การคำนวณที่จุดนี้เชื่อถือได้สูง เพราะได้ใช้ค่าผ่านการแปลงแบบไม่เป็นเชิงเส้นจำนวนมากในการคำนวณ แต่ในการจำแนกเท็กเจอร์นั้นเขตแดนระหว่างเท็กเจอร์ 2 เท็กเจอร์ใดๆ ไม่สามารถรู้ได้ หน้าต่างขนาดใหญ่จะซ้อนกันภายในบริเวณเขตแดนของเท็กเจอร์ทำให้ภาพคุณลักษณะเท็กเจอร์ที่ได้มีคุณลักษณะเท็กเจอร์ผิดพลาดได้ ดังนั้นในการจำแนกเท็กเจอร์จึงต้องใช้หน้าต่างขนาดเล็กๆ เพื่อตัดสินเขตแดนของเท็กเจอร์ได้อย่างแม่นยำ ดังนั้นในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้ใช้หน้าต่างขนาด  $15 \times 15$  เพราะเป็นหน้าต่างขนาดเล็กและสามารถครอบคลุมแพทเทินของเท็กเจอร์ทุกๆ เท็กเจอร์ได้หมด ภาพคุณลักษณะที่ได้จากการคำนวณพลังงานที่เวดล้อมโดยรอบพิกเซล จะนำไปใช้ในกระบวนการเคมินคลัสเตอร์ริง โดยใช้ระยะทางยูคลิเดียนเป็นเกณฑ์ในการตัดสินคลัสเตอร์ในอัลกอริทึม หากแพทเทินที่เป็นของคลัสเตอร์เดียวกันจะถูกจัดเข้ากลุ่มพร้อมกันในปริภูมิเวดเตอร์คุณลักษณะ ภาพผลลัพธ์ที่ได้จากกระบวนการเคมินคลัสเตอร์ริงจะแสดงภาพออก



รูปที่ 3.6 บล็อกไดอะแกรมของการจำแนกเท็กเจอร์โดยใช้วิธีมัลติสแกนเนลภาพออร์ไฟเตอร์ริง

มาเป็นส่วนๆ ที่มีเท็กเจอร์เดียวกัน ดังนั้นกระบวนการคลัสเตอร์ริงจัดเป็นขั้นตอนสุดท้ายของการจำแนกภาพเท็กเจอร์

ขั้นตอนทั้งหมดที่ใช้ในการจำแนกภาพเท็กเจอร์โดยใช้วิธีมัลติสแกนเนลภาพออร์ไฟเตอร์ริงนี้แสดงเป็นบล็อกไดอะแกรมดังรูปที่ 3.6 จำนวนช่องสัญญาณภาพออร์ไฟเตอร์ที่ใช้ในบล็อกไดอะแกรมเท่ากับ 16 และ 24 ตามลำดับ และจะใช้บล็อกไดอะแกรมนี้อ้างอิงในการทดลองต่อไป

## บทที่ 4

### การวัดความแตกต่างระหว่างคุณลักษณะเท็กเจอร์ใดๆ

มีปัญหานึ่งที่พบบ่อยในงานจดจำรูปแบบคือ ปัญหาขนาดมิติที่มีจำนวนมากเกินไป อัลกอริทึมที่ใช้วิเคราะห์และคำนวณในขนาดมิติน้อยๆ จะใช้งานไม่ได้ในขนาด 50 หรือ 100 มิติ จึงมีการพัฒนาเทคนิคในการลดขนาดมิติในปริภูมิคุณลักษณะลงเพื่อจะได้จัดการกับข้อมูลคุณลักษณะได้สะดวกยิ่งขึ้น

เทคนิคการลดขนาดมิตินี้ใช้หลักการแปลงเชิงเส้นแบบพีชเซอร์ หลักการนี้จะแปลงคุณลักษณะเท็กเจอร์ซึ่งเป็นเวกเตอร์ขนาด  $n$  มิติลงเป็นคุณลักษณะเท็กเจอร์ขนาด 1 มิติ และทำการวัดความแตกต่างระหว่างคุณลักษณะเท็กเจอร์ 2 เท็กเจอร์ใดๆ ที่ผ่านการแปลงแล้ว โดยใช้ค่าเชิงสถิติของคุณลักษณะเท็กเจอร์ที่ผ่านการแปลงนั้น พื้นฐานในการศึกษาการแปลงเชิงเส้นแบบพีชเซอร์ จะกล่าวถึงในตอนต้นของบทนี้ และตอนท้ายของบทจะกล่าวถึงหลักการแปลงเชิงเส้นแบบพีชเซอร์ต่อไป

#### 4.1 เวกเตอร์สุ่ม พารามิเตอร์ของการกระจาย และการกระจายแบบปกติ [10]

เวกเตอร์สุ่ม  $\mathbf{X}$  มี  $n$  ตัวแปร กำหนดเป็น

$$\mathbf{X} = [x_1 x_2 \dots x_n]^T \quad (4.1)$$

เวกเตอร์สุ่มจะมีฟังก์ชันการกระจายความน่าจะเป็น นิยามเป็น

$$P(\mathbf{X}) = \Pr\{\mathbf{X} \leq X\} \quad (4.2)$$

ฟังก์ชันอีกฟังก์ชันหนึ่ง ใช้แสดงลักษณะของเวกเตอร์สุ่ม คือฟังก์ชันความหนาแน่น ฟังก์ชันนี้กำหนดเป็น

$$\begin{aligned} p(\mathbf{X}) &= \lim_{\substack{\Delta x_1 \rightarrow 0 \\ \vdots \\ \Delta x_n \rightarrow 0}} \frac{\Pr\{x_1 < \mathbf{x}_1 \leq x_1 + \Delta x_1, \dots, x_n < \mathbf{x}_n \leq x_n + \Delta x_n\}}{\Delta x_1 \dots \Delta x_n} \\ &= \partial^n P(\mathbf{X}) / \partial x_1 \dots \partial x_n \end{aligned} \quad (4.3)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ในงานจดจำรูปแบบ เวกเตอร์สุ่มที่มาจากคลาสแตกต่างกัน จะมีฟังก์ชันความหนาแน่น เป็นของตนเอง ฟังก์ชันความหนาแน่นแบบนี้จะเรียกว่า ฟังก์ชันความหนาแน่นของคลาส  $i$  กำหนดเป็น

$$p(X|\omega_i) \text{ หรือ } p_i(X) \quad (i=1,2,\dots,L) \quad (4.4)$$

เมื่อ  $\omega_i$  หมายถึง คลาส  $i$

$L$  หมายถึง จำนวนคลาสทั้งหมด

แม้ว่าเวกเตอร์สุ่ม  $\mathbf{X}$  สามารถแสดงได้ในรูปของฟังก์ชันการกระจายและฟังก์ชันความหนาแน่น แต่ฟังก์ชันเหล่านี้ไม่สามารถคำนวณหาได้ง่าย ดังนั้นจึงมีการใช้ค่าพารามิเตอร์ของการกระจายที่สามารถคำนวณได้ง่ายดังนี้

1. เวกเตอร์คาดหวัง (Expected vector) เวกเตอร์คาดหวังเป็นค่าเฉลี่ยของเวกเตอร์สุ่ม  $\mathbf{X}$  นิยามได้ดังนี้

$$\mathbf{M} = E\{\mathbf{X}\} = \int \mathbf{X}p(\mathbf{X})d\mathbf{X} \quad (4.5)$$

และค่าเฉลี่ยของเวกเตอร์สุ่ม  $\mathbf{X}$  ที่เป็นสมาชิกของคลาส  $\omega_i$  กำหนดเป็น

$$\mathbf{M}_i = E\{\mathbf{X}|\omega_i\} = \int \mathbf{X}p_i(\mathbf{X})d\mathbf{X} \quad (4.6)$$

2. Covariance matrix ใช้บ่งชี้การกระจายข้อมูลของเวกเตอร์สุ่ม  $\mathbf{X}$  กำหนดเป็น

$$\begin{aligned} \Sigma &= E\{(\mathbf{X}-\mathbf{M})(\mathbf{X}-\mathbf{M})^T\} = E\left\{\begin{bmatrix} x_1 - m_1 \\ \vdots \\ x_n - m_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 - m_1 & \dots & x_n - m_n \end{bmatrix}\right\} \\ &= E\left\{\begin{bmatrix} (x_1 - m_1)(x_1 - m_1) & \dots & (x_1 - m_1)(x_n - m_n) \\ \vdots & & \vdots \\ (x_n - m_n)(x_1 - m_1) & \dots & (x_n - m_n)(x_n - m_n) \end{bmatrix}\right\} \\ &= \begin{bmatrix} E\{(x_1 - m_1)(x_1 - m_1)\} & \dots & E\{(x_1 - m_1)(x_n - m_n)\} \\ \vdots & & \vdots \\ E\{(x_n - m_n)(x_1 - m_1)\} & \dots & E\{(x_n - m_n)(x_n - m_n)\} \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} c_{11} & \dots & c_{1n} \\ \vdots & & \vdots \\ c_{n1} & \dots & c_{nn} \end{bmatrix} \quad (4.7) \end{aligned}$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์การใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สมาชิกที่อยู่บนแนวทแยงมุมของ covariance matrix เป็น variance ของตัวแปรสุ่มแต่ละตัว และสมาชิกที่ไม่ได้อยู่ในแนวทแยงมุมจะเป็น covariance ของตัวแปรสุ่ม  $x_i$  และ  $x_j$  จากคุณสมบัตินี้ทำให้ covariance matrix สมมาตรตามแนวทแยงมุม ข้อเท็จจริงนี้มีประโยชน์มากในการนำไปใช้งานต่อไป

variance และ covariance ของตัวแปรสุ่มใช้สัญลักษณ์ต่อไปนี้

$$c_{ii} = \sigma_i^2 = \text{Var} \{x_i\} \quad (4.8)$$

$$c_{ij} = \rho_{ij} \sigma_i \sigma_j \quad (4.9)$$

เมื่อ  $\sigma_i^2$  เป็น variance ของ  $x_i$ ,

$\sigma_i$  เป็นส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (standard deviation) ของ  $x_i$

$\rho_{ij}$  เป็น correlation coefficient ระหว่าง  $x_i$  และ  $x_j$

สำหรับฟังก์ชันความหนาแน่น  $p(X)$  ใดๆ มีการกระจายแบบปกติ (Normal Distribution) กำหนดได้เป็น

$$N_X(\mathbf{M}, \Sigma) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{n}{2}} |\Sigma|^{\frac{1}{2}}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} d^2(X) \right\} \quad (4.10)$$

เมื่อ  $N_X(\mathbf{M}, \Sigma)$  เป็นค่าการกระจายแบบปกติ ที่ใช้เวกเตอร์ค่าคาดหวัง ( $\mathbf{M}$ ) และ covariance matrix ( $\Sigma$ ) ในการคำนวณ และ

$$\begin{aligned} d^2(X) &= (X - \mathbf{M})^T \Sigma^{-1} (X - \mathbf{M}) = \text{tr} \left\{ \Sigma^{-1} (X - \mathbf{M})(X - \mathbf{M})^T \right\} \\ &= \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n h_{ij} (x_i - m_i)(x_j - m_j) \end{aligned} \quad (4.11)$$

เมื่อ  $h_{ij}$  เป็นสมาชิกที่  $i, j$  ของ  $\Sigma^{-1}$

$\text{tr}\{\mathbf{A}\}$  เป็น trace ของเมตริกซ์  $\mathbf{A}$

จากสมการ (4.10) จะเห็นได้ว่าการกระจายแบบปกติ เป็นฟังก์ชันเอ็กโปเนนเชียล ของฟังก์ชันระยะทางใน (4.11) ค่าสัมประสิทธิ์  $(2\pi)^{-\frac{n}{2}} |\Sigma|^{-\frac{1}{2}}$  ใช้เพื่อให้สอดคล้องกับเงื่อนไขความน่าจะเป็น

$$\int p(X) dX = 1 \quad (4.12)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเชิงวิชาการเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การกระจายแบบปกติได้ใช้กันอย่างกว้างขวาง เพราะมีคุณสมบัติสำคัญดังต่อไปนี้

1. พารามิเตอร์ที่ระบุในการกระจาย เวกเตอร์ค่าหวั่ง  $M$  และ covariance matrix  $\Sigma$  ทนทานต่อการแสดงออกกว่าเป็นการกระจายแบบปกติ เพราะโมเมนต์ทุกอันดับของการกระจายแบบปกติสามารถคำนวณโดยใช้พารามิเตอร์เหล่านี้

2. Uncorrelated-independent คุณสมบัตินี้กล่าวว่า หาก  $x_i$  เป็น mutually uncorrelated แล้ว  $x_i$  จะเป็นอิสระ

3. Marginal densities และ conditional densities ของการกระจายแบบปกติสำหรับข้อมูลใดๆ จะเป็นการกระจายแบบปกติ

4. characteristic function ของการกระจายแบบปกติสำหรับข้อมูลใดๆ เป็นการกระจายแบบปกติและมีรูปแบบการกระจายแบบปกติเป็น

$$\varphi(\Omega) = E\{\exp[j\Omega^T X]\} = \exp\left\{-\frac{1}{2}\Omega^T \Sigma \Omega + j\Omega^T M\right\} \quad (4.13)$$

เมื่อ  $\Omega = [\omega_1 \dots \omega_n]^T$

$\omega_i$  เป็นองค์ประกอบทางความถี่ที่  $i$

5. การแปลงแบบเชิงเส้น (Linear transformations) เมื่อนำการกระจายแบบปกติ มาผ่านการแปลงแบบเชิงเส้นนอนซิงกูลาร์จะได้การกระจายแบบปกติอีกอันหนึ่งด้วยพารามิเตอร์ที่แตกต่างกัน

#### 4.2 การแปลงแบบเชิงเส้น [10]

การแปลงแบบเชิงเส้นเป็นการแปลงเวกเตอร์สุ่ม  $X$  ขนาด  $n$  มิติไปเป็น เวกเตอร์สุ่ม  $Y$  ขนาด  $n$  มิติ โดยสมการการแปลงกำหนดเป็น

$$Y = A^T X \quad (4.14)$$

เมื่อ  $A$  เป็นเมตริกซ์ขนาด  $n \times n$

เวกเตอร์ค่าหวั่ง และ covariance matrix ของ  $Y$  จะเป็นดังนี้

$$M_Y = E\{Y\} = A^T E\{X\} = A^T M_X \quad (4.15)$$

$$\begin{aligned} \Sigma_Y &= E\{(Y - M_Y)(Y - M_Y)^T\} \\ &= A^T E\{(X - M_X)(X - M_X)^T\} A \end{aligned}$$

$$= A^T \Sigma_X A \quad (4.16)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หลักการแปลงแบบนี้เป็นพื้นฐานสำคัญในการนำไปใช้กับการแปลงเชิงเส้นแบบพีชเซอร์ ซึ่งจะได้กล่าวในส่วนต่อไป

### 4.3 การแปลงเชิงเส้นแบบพีชเซอร์

พิจารณาการแปลงแบบเชิงเส้น ต่อไปนี้

$$h(\mathbf{X}) = \mathbf{V}^T \mathbf{X} + v_0 \quad (4.17)$$

เมื่อ  $h(\mathbf{X})$  เป็นฟังก์ชันเชิงเส้นของ  $\mathbf{X}$

สมการ (4.17) ตีความได้ว่า เวกเตอร์  $\mathbf{X}$  ใน  $n$  มิติ ถูกโปรเจกต์บนเวกเตอร์  $\mathbf{V}$  และตัวแปร  $y = \mathbf{V}^T \mathbf{X}$  เป็นค่าที่ผ่านการโปรเจกต์แล้ว มีขนาด 1 มิติ ใน  $h$ -space ค่า  $y$  จะถูกแยกลงในคลาสใดคลาสหนึ่ง ในสองคลาสดังต่อไปนี้ คือ  $\omega_1$  และ  $\omega_2$  ขึ้นอยู่กับว่า  $y < -v_0$  หรือ  $y > -v_0$  รูปที่ 4.1 แสดงการกระจายที่ถูกโปรเจกต์ลงบนเวกเตอร์  $\mathbf{V}$  และ  $\mathbf{V}'$  และมีการเลือกค่าเรโซลต์  $v_0$  เพื่อแบ่งแยกดินแดน  $\omega_1$  และ  $\omega_2$  ออกจากกัน จากรูปที่ 4.1 ทางซ้ายมือจะเห็นว่า ค่าผิดพลาดในการโปรเจกต์บน  $\mathbf{V}$  น้อยกว่า  $\mathbf{V}'$  มาก

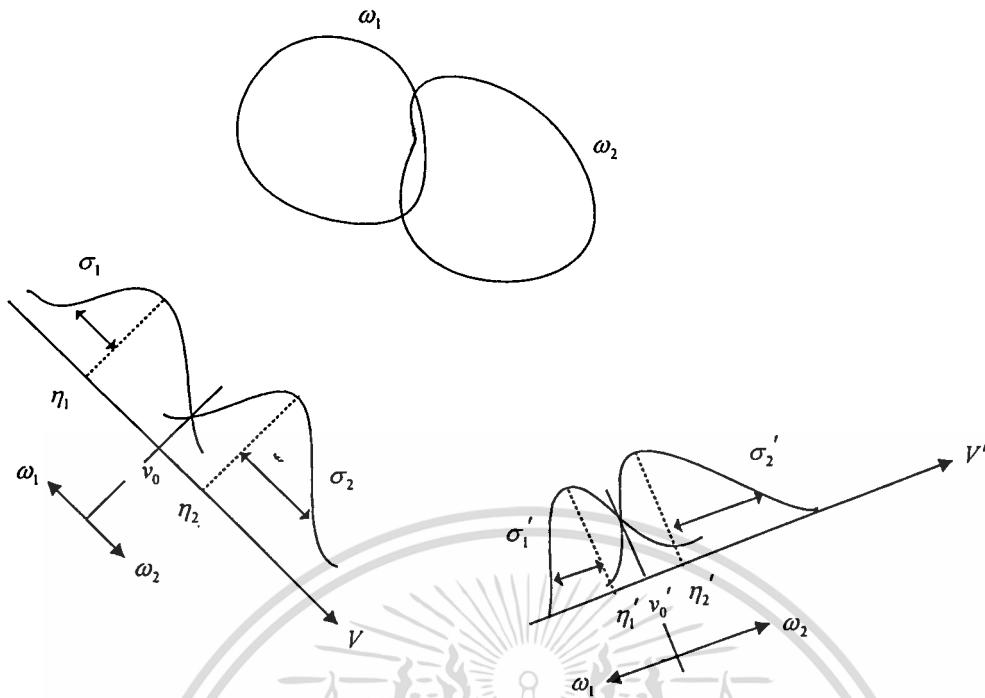
ดังนั้นการคำนวณหาเวกเตอร์  $\mathbf{V}$  ที่วางตัวในทิศทางเหมาะสม จะทำให้เวกเตอร์  $\mathbf{X}$  ที่เป็นสมาชิกของคลาส  $\omega_1$  และ  $\omega_2$  ใน  $n$  มิติผ่านการโปรเจกต์ลงบนเวกเตอร์  $\mathbf{V}$  แล้วให้ข้อมูลที่ผ่านการโปรเจกต์แยกออกจากกันเป็นสองคลาสอย่างชัดเจน สิ่งนี้เป็นหัวใจของการแปลงเชิงเส้นแบบพีชเซอร์

เมื่อ  $\mathbf{X}$  เป็นการกระจายแบบปกติ  $h(\mathbf{X})$  จะเป็นการกระจายแบบปกติเช่นกัน ค่าเวกเตอร์คาดหวังของ  $\mathbf{X}$  และ  $h(\mathbf{X})$  ที่คลาส  $\omega_i$  เป็นดังต่อไปนี้

$$\mathbf{M}_i = E\{\mathbf{X} | \omega_i\} \quad (4.18)$$

$$\begin{aligned} \eta_i &= E\{h(\mathbf{X}) | \omega_i\} = \mathbf{V}^T E\{\mathbf{X} | \omega_i\} + v_0 \\ &= \mathbf{V}^T \mathbf{M}_i + v_0 \end{aligned} \quad (4.19)$$

within-class scatter ของเวกเตอร์  $\mathbf{X}$  เป็นผลรวมการกระจายของเวกเตอร์  $\mathbf{X}$  เมื่อวัดเทียบกับเวกเตอร์คาดหวังของแต่ละคลาส แสดงได้ดังสมการต่อไปนี้



รูปที่ 4.1 ตัวอย่างของการโปรเจกต์ข้อมูลลงบนเวกเตอร์  $V$  และ  $V'$

$$S_w = S_1 + S_2 \quad (4.20)$$

$$S_i = E\{(X - M_i)(X - M_i)^T | \omega_i\} \quad (4.21)$$

เมื่อ  $S_w$  เป็น within-class scatter ของเวกเตอร์  $X$

$S_i$  เป็น scatter matrix ของเวกเตอร์  $X$  ในแต่ละคลาส  $\omega_i$

ในทำนองเดียวกัน within-class scatter ของข้อมูลที่ผ่านการโปรเจกต์แล้ว คำนวณได้โดยอาศัย within-class scatter ของเวกเตอร์  $X$  ดังสมการต่อไปนี้

$$\begin{aligned} \tilde{s}_i^2 &= E\{(y - \eta_i)^2 | \omega_i\} \\ &= E\{(V^T X - V^T M_i)^2 | \omega_i\} \\ &= E\{V^T (X - M_i)(X - M_i)^T V | \omega_i\} \\ &= V^T E\{(X - M_i)(X - M_i)^T | \omega_i\} V = V^T S_i V \end{aligned} \quad (4.22)$$

$$\tilde{s}_1^2 + \tilde{s}_2^2 = V^T S_w V \quad (4.23)$$

เมื่อ  $\tilde{s}_1^2 + \tilde{s}_2^2$  เป็น within-class scatter ของข้อมูลทั้งหมดที่ผ่านการโปรเจกต์แล้ว

$\tilde{s}_i^2$  เป็น scatter ของข้อมูลแต่ละคลาส  $\omega_i$  ที่ผ่านการโปรเจกต์แล้ว

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ทำนองเดียวกัน เมื่อพิจารณาผลต่างของเวกเตอร์ค่าคาดหวังของ  $X$  ที่ผ่านการโปรเจกต์แล้ว จะได้สมการต่อไปนี้

$$\begin{aligned}(\eta_1 - \eta_2)^2 &= (\mathbf{V}^T \mathbf{M}_1 - \mathbf{V}^T \mathbf{M}_2)^2 \\ &= \mathbf{V}^T (\mathbf{M}_1 - \mathbf{M}_2) (\mathbf{M}_1 - \mathbf{M}_2)^T \mathbf{V} \\ &= \mathbf{V}^T \mathbf{S}_b \mathbf{V}\end{aligned}\quad (4.24)$$

$$\mathbf{S}_b = (\mathbf{M}_1 - \mathbf{M}_2) (\mathbf{M}_1 - \mathbf{M}_2)^T \quad (4.25)$$

$\mathbf{S}_b$  เป็น between-class scatter matrix ใช้บ่งชี้การกระจายของเวกเตอร์ค่าคาดหวัง  $\mathbf{M}_1$  เมื่อวัดเทียบกับเวกเตอร์ค่าคาดหวัง  $\mathbf{M}_2$  จากสมการข้างต้นจะเห็นว่า  $\eta_1$  และ  $\tilde{s}_1^2$  เป็นฟังก์ชันของ  $\mathbf{V}$  และ  $v_0$  จากข้อมูลเบื้องต้นนี้ทำให้หาค่าเวกเตอร์  $\mathbf{V}$  และค่าแชรโซลด์  $v_0$  ที่สอดคล้องกับหลักการแปลงเชิงเส้นแบบพีชเซอร์ โดยการออกแบบให้ผลต่างของค่าเฉลี่ยของเวกเตอร์  $X$  ที่ผ่านการโปรเจกต์แล้ว มีค่าสูงมากและผลรวมของค่า within-class scatter ของเวกเตอร์  $X$  ที่ผ่านการโปรเจกต์แล้วในทุกๆ คลาสมีค่าน้อยมาก เพื่อให้ข้อมูลที่ผ่านการโปรเจกต์แยกออกจากกันเป็นสองคลาสอย่างชัดเจนหลังจากผ่านการแปลงเชิงเส้นแบบพีชเซอร์ กำหนดให้  $f(\eta_1, \eta_2, \tilde{s}_1^2, \tilde{s}_2^2)$  เป็น criterion function ของฟังก์ชันเชิงเส้นแบบพีชเซอร์ ดังต่อไปนี้

$$f(\eta_1, \eta_2, \tilde{s}_1^2, \tilde{s}_2^2) = \frac{(\eta_1 - \eta_2)^2}{\tilde{s}_1^2 + \tilde{s}_2^2} \quad (4.26)$$

หรือ

$$f(\mathbf{V}) = \frac{\mathbf{V}^T \mathbf{S}_b \mathbf{V}}{\mathbf{V}^T \mathbf{S}_w \mathbf{V}} \quad (4.27)$$

เพื่อให้ข้อมูลที่ผ่านการโปรเจกต์แยกออกจากกันเป็นสองคลาสอย่างชัดเจน ดังนั้นจึงนำสมการ (4.27) มาวิเคราะห์ในเชิงคณิตศาสตร์ กล่าวคือ  $f(\mathbf{V})$  จะต้องมีค่าสูงสุดให้สอดคล้องกับข้อกำหนดไว้ข้างต้นจึงต้องคำนวณหาเวกเตอร์  $\mathbf{V}$  ที่ทำให้  $f(\mathbf{V})$  มีค่าสูงสุด เวกเตอร์  $\mathbf{V}$  คำนวณได้โดยใช้หลักการ Rayleigh quotient หลักการนี้กล่าวว่าหากต้องการให้ (4.27) มีค่าสูงสุดจะต้องเป็นไปตามเงื่อนไขต่อไปนี้

$$\mathbf{S}_b \mathbf{V} = \lambda \mathbf{S}_w \mathbf{V} \quad (4.28)$$

เมื่อ  $\lambda$  เป็นค่า eigen values

เราสามารถแก้ปัญหาสมการ (4.28) ได้โดยใช้วิธี eigen value หาก  $\mathbf{S}_w$  เป็นนอนซิงกูลาร์เมตริกซ์ จะทำให้สมการ (4.28) กลายเป็น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$S_w^{-1} S_b V = \lambda V \quad (4.29)$$

ค่าเวกเตอร์  $V$  สามารถคำนวณออกมาได้ดังต่อไปนี้

$$V = S_w^{-1} (M_1 - M_2) \quad (4.30)$$

ค่า  $f(\eta_1, \eta_2, s_1^2, s_2^2)$  เรียกว่า Fisher criterion เป็นอัตราส่วนผลต่างของค่าเฉลี่ยของข้อมูลที่ผ่านการโปรเจกต์แล้วต่อผลรวมของค่า within-class scatter ของข้อมูลที่ผ่านการโปรเจกต์แล้วมีค่าสูงมาก ค่านี้จะเป็นอิสระกับ  $v_0$  เพราะเมื่อลบ  $\eta_2$  ออกจาก  $\eta_1$  ค่า  $v_0$  จะหักล้างหมดไป ดังนั้นค่า  $v_0$  ไม่มีความจำเป็นเมื่อใช้ Fisher criterion เป็นเครื่องวัดความแตกต่างของคุณลักษณะเท็กเจอร์สองเท็กเจอร์ใดๆ เมตริกซ์  $V$  จะถูกนำไปใช้ในการแปลงเวกเตอร์  $X$  ในปริภูมิ ให้อยู่ในรูปของ  $y$  ดังสมการที่ (4.17) ขณะนี้ไม่พิจารณาค่า  $v_0$  ทำให้สมการลดรูปกลายเป็น

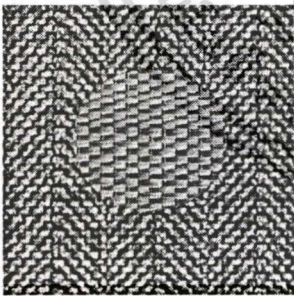
$$h(X) = V^T X \quad (4.31)$$

เมื่อคำนวณหาเวกเตอร์  $X$  ที่ผ่านการโปรเจกต์ได้แล้ว จะสามารถคำนวณหาค่า  $\eta_1, \eta_2, s_1^2, s_2^2$  ได้เพื่อนำไปคำนวณหาค่า Fisher criterion ในสมการ (4.26) ซึ่งวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้้นำเอาค่า Fisher criterion ไปใช้วัดคุณลักษณะของเท็กเจอร์ที่ได้จากวิธีมัดดิชันแนลกาบอร์ฟิลเตอร์ริง และ โคอออกเคอเรนซ์เมตริกซ์ ค่า Fisher criterion ที่คำนวณได้จะนำเสนอในบทต่อไป

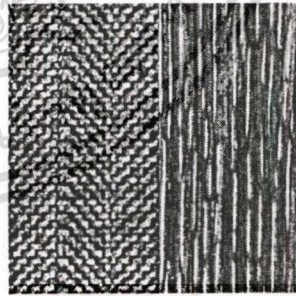
## บทที่ 5

### ผลการทดลอง

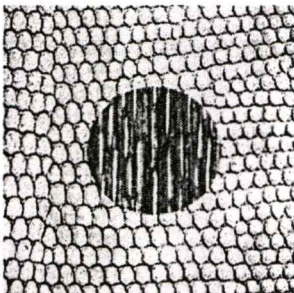
บทนี้เป็นการทดลองจำแนกภาพเท็กเจอร์โดยใช้กาบอร์ฟิลเตอร์ ซึ่งใช้หลักการที่ได้ค้นคว้าวิจัยดังได้กล่าวมาแล้วในบทที่ผ่านมา ภาพเท็กเจอร์ที่ใช้ในการทดลองจะใช้ภาพเท็กเจอร์จากอัลบั้มโบราณ ที่มีเท็กเจอร์แตกต่างกันหลายรูปแบบ การทดลองในงานวิจัยมีทั้งหมด 4 ชุด แต่ละชุดมีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาการจำแนกภาพเท็กเจอร์ในแง่มุมที่แตกต่างกัน โดย 2 ชุดแรกเป็นการทดลองกับภาพโบราณเพื่อศึกษาตัวแปรและอิทธิพลของแต่ละขบวนการในการจำแนกภาพเท็กเจอร์โดยใช้กาบอร์ฟิลเตอร์ว่ามีความสำคัญต่อการจำแนกภาพเท็กเจอร์มากน้อยเพียงใด ส่วนการทดลองชุดที่ 3 เป็นการทดลองเพื่อศึกษาเปรียบเทียบคุณลักษณะเท็กเจอร์ที่ได้จากกาบอร์ฟิลเตอร์กับคุณลักษณะเท็กเจอร์ที่ได้จากโคออสเคอเรนซ์เมตริกซ์ว่าคุณลักษณะเท็กเจอร์ใดสามารถจำแนกภาพเท็กเจอร์ได้ดีกว่ากัน การทดลองชุดสุดท้ายเป็นการนำหลักการจำแนกภาพเท็กเจอร์โดยใช้กาบอร์ฟิลเตอร์ไปประยุกต์ใช้กับภาพถ่ายดาวเทียม โดยใช้ภาพจากดาวเทียม JERS-1 ภาพเท็กเจอร์จากอัลบั้มโบราณที่ใช้ในการทดลองชุดที่ 1 2 และ 3 ทุกๆ ภาพถูกปรับให้อยู่ใน 256 ระดับสัญญาณสีเทา ภาพที่ใช้ในการทดลองประกอบด้วยเท็กเจอร์อย่างน้อย 2 เท็กเจอร์ขึ้นไป ทุกภาพมีขนาด  $256 \times 256$  พิกเซลดังแสดงในรูปที่ 5.1 ถึง 5.6 ตามลำดับ รายละเอียดของแต่ละผลการทดลองเป็นดังต่อไปนี้



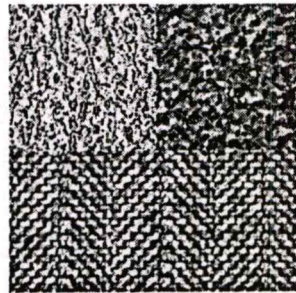
รูปที่ 5.1 ภาพทดสอบ D17D55



รูปที่ 5.2 ภาพทดสอบ D17D68



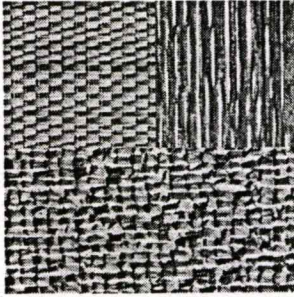
รูปที่ 5.3 ภาพทดสอบ D3D68



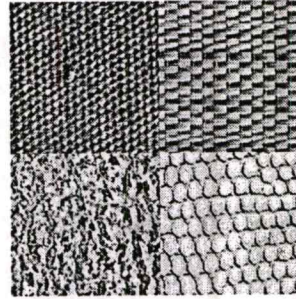
รูปที่ 5.4 ภาพทดสอบ D24D29D17

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 5.5 ภาพทดสอบ D55D68D84



รูปที่ 5.6 ภาพทดสอบ D77D55D24D3

## 5.1 การทดลองเพื่อศึกษาผลของจำนวนช่องสัญญาณ

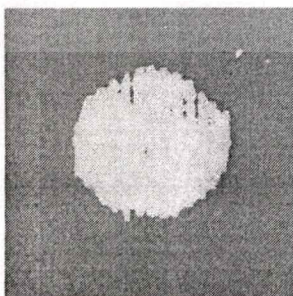
วัตถุประสงค์ของการทดลองชุดนี้เพื่อศึกษาว่า จำนวนช่องสัญญาณของกาบอร์ฟิลเตอร์มีอิทธิพลต่อการจำแนกภาพเท็กเจอร์มากน้อยอย่างไร โดยทำการทดลองสร้างกลุ่มของกาบอร์ฟิลเตอร์จำนวน 16 ช่องสัญญาณมีพารามิเตอร์ดังต่อไปนี้

1. ความถี่เชิงมุม เท่ากับ 0.05, 0.1, 0.2 และ 0.4 cycles/pixel
2. โอเรียนท์เดชัน เท่ากับ  $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$  และ  $135^\circ$

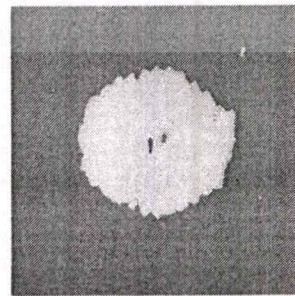
และสร้างกลุ่มของกาบอร์ฟิลเตอร์อีก 1 ชุดจำนวน 24 ช่องสัญญาณมีพารามิเตอร์ต่อไปนี้

1. ความถี่เชิงมุม เท่ากับ 0.05, 0.1, 0.2 และ 0.4 cycles/pixel
2. โอเรียนท์เดชัน เท่ากับ  $0^\circ$ ,  $30^\circ$ ,  $60^\circ$ ,  $90^\circ$ ,  $120^\circ$  และ  $150^\circ$

นำภาพเท็กเจอร์ทั้ง 6 รูป ทำการจำแนกภาพเท็กเจอร์ตามแผนผังการทำงานในรูปที่ 3.6 ต่อไป ภาพผลลัพธ์ที่ได้จากการใช้กลุ่มของกาบอร์ฟิลเตอร์ 16 ช่องสัญญาณแสดงในรูปที่ 5.7(a), 5.8(a), 5.9(a), 5.10(a), 5.11(a) และ 5.12(a) ตามลำดับ ส่วนภาพผลลัพธ์ที่ได้จากการใช้กลุ่มของกาบอร์ฟิลเตอร์ 24 ช่องสัญญาณแสดงในรูปที่ 5.7(b), 5.8(b), 5.9(b), 5.10(b), 5.11(b) และ 5.12(b) ตามลำดับ ภาพผลลัพธ์ที่ได้ทั้งหมด เมื่อนำไปคำนวณหาเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดของการจำแนกผลที่ได้แสดงในตารางที่ 5.1

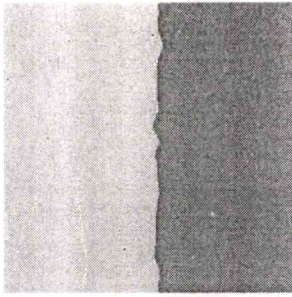


(a)

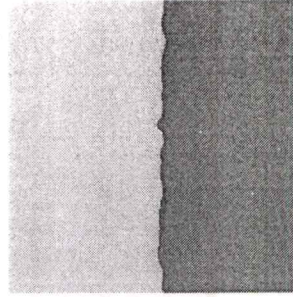


(b)

รูปที่ 5.7 ภาพผลลัพธ์ D17D55 ใช้กาบอร์ฟิลเตอร์ (a) 16 ช่องสัญญาณ (b) 24 ช่องสัญญาณ

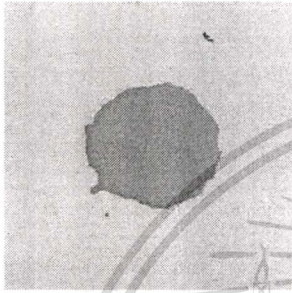


(a)

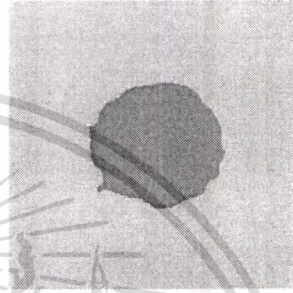


(b)

รูปที่ 5.8 ภาพผลลัพท์ D17D68 ใช้กาบอร์ฟิลเตอร์ (a) 16 ช่องสัญญาณ (b) 24 ช่องสัญญาณ

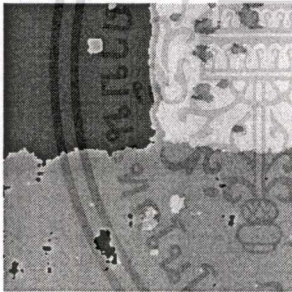


(a)

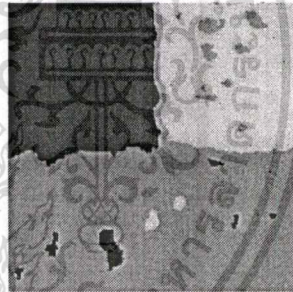


(b)

รูปที่ 5.9 ภาพผลลัพท์ D3D68 ใช้กาบอร์ฟิลเตอร์ (a) 16 ช่องสัญญาณ (b) 24 ช่องสัญญาณ

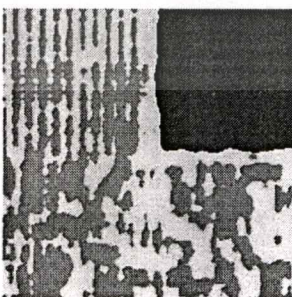


(a)

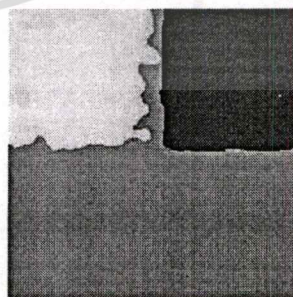


(b)

รูปที่ 5.10 ภาพผลลัพท์ D24D29D17 ใช้กาบอร์ฟิลเตอร์ (a) 16 ช่องสัญญาณ (b) 24 ช่องสัญญาณ



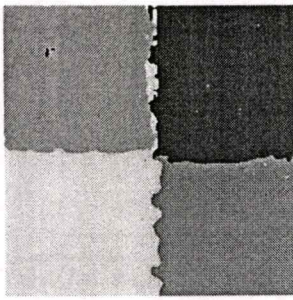
(a)



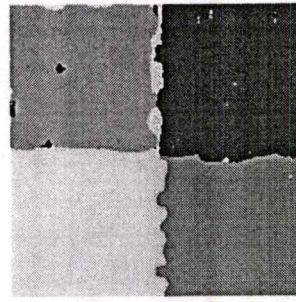
(b)

รูปที่ 5.11 ภาพผลลัพท์ D55D68D84 ใช้กาบอร์ฟิลเตอร์ (a) 16 ช่องสัญญาณ (b) 24 ช่องสัญญาณ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



(a)



(b)

รูปที่ 5.12 ภาพผลลัพท์ D77D55D24D3 ใช้กาวอร์ฟิลเตอร์ (a) 16 ช่องสัญญาณ (b) 24 ช่องสัญญาณ

ตารางที่ 5.1 เปรียบเทียบเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดของการจำแนกเมื่อใช้จำนวนช่องสัญญาณกาวอร์ฟิลเตอร์แตกต่างกัน

ภาพเท็กเจอร์	จำนวนเท็กเจอร์	เปอร์เซ็นต์ความผิดพลาด	เปอร์เซ็นต์ความผิดพลาด
		ของกาวอร์ฟิลเตอร์ 16 ช่องสัญญาณ	ของกาวอร์ฟิลเตอร์ 24 ช่องสัญญาณ
D17D55	2	2.735	2.536
D17D68	2	2.913	2.896
D3D68	2	2.258	2.215
D24D29D17	3	7.004	6.078
D55D68D84	3	38.157	6.311
D77D55D24D3	4	4.233	4.965

จากตารางที่ 5.1 จะเห็นได้ว่า เมื่อจำนวนช่องสัญญาณของกาวอร์ฟิลเตอร์เพิ่มขึ้น เปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดของการจำแนกจะลดลง ถึงแม้ว่าจำนวนเท็กเจอร์จะเพิ่มขึ้นก็ตาม ยกเว้น ภาพเท็กเจอร์ D77D55D24D3 ที่มีเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดของการจำแนกสูงขึ้นเล็กน้อยจากเดิม สิ่งนี้เป็นปัญหาที่จะต้องแก้ไขต่อไป เปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดนี้จะสอดคล้องกับพิกเซลที่จำแนกผิดพลาดบริเวณพื้นที่เขตแดนของเท็กเจอร์ 2 เท็กเจอร์ใดๆ และพิกเซลที่จำแนกผิดพลาดเป็นพื้นที่เล็กๆ ภายในเท็กเจอร์เดียวกันดังจะเห็นได้ชัดเจนในรูปที่ 5.10(a) และ 5.10(b) นอกจากนี้เมื่อนำภาพที่ผ่านการฟิลเตอร์จำนวน 16 ช่องสัญญาณและ 24 ช่องสัญญาณมาคำนวณหาค่าฟิชเชอร์ไครทีเรียลเพื่อดูความสามารถของคุณลักษณะเท็กเจอร์จากกาวอร์ฟิลเตอร์ในการแยกแยะเท็กเจอร์ 2 เท็กเจอร์ใดๆ ออกจากกัน ผลที่ได้จากการใช้ฟิชเชอร์ไครทีเรียลแสดงในตารางที่ 5.2 และ 5.3 ตามลำดับ

ตารางที่ 5.2 ค่าพีชเชอร์ไครทีเรียนที่ได้จากกลุ่มของกาบอร์ฟิลเตอร์ 16 ช่องสัญญาณ

	D3	D17	D24	D29	D55	D68	D77	D84
D3	-	13.3655	14.5798	10.3074	7.1350	19.4987	32.9914	13.2356
D17		-	13.3309	13.3726	11.0920	31.5233	28.0556	18.9130
D24			-	12.3709	11.7654	23.2394	31.5712	11.1387
D29				-	6.6231	12.9658	22.1174	8.9815
D55					-	20.2512	27.6423	6.7999
D68						-	28.7976	26.2359
D77							-	42.1426
D84								-

ตารางที่ 5.3 ค่าพีชเชอร์ไครทีเรียนที่ได้จากกลุ่มของกาบอร์ฟิลเตอร์ 24 ช่องสัญญาณ

	D3	D17	D24	D29	D55	D68	D77	D84
D3	-	16.8134	18.8571	16.7019	51.9940	35.1397	73.6114	18.4311
D17		-	17.7318	14.3393	31.5158	35.1460	42.9570	21.6280
D24			-	16.5167	31.1679	34.5811	51.4592	14.3477
D29				-	29.2929	17.8407	39.4834	12.0664
D55					-	36.5457	41.5314	26.3480
D68						-	57.9012	34.8365
D77							-	65.6058
D84								-

เมื่อพิจารณาตารางที่ 5.2 และ 5.3 จะเห็นว่าคุณลักษณะเท็กเจอร์ที่ได้จากกาบอร์ฟิลเตอร์ 24 ช่องสัญญาณสามารถแยกแยะเท็กเจอร์ได้ดีกว่าคุณลักษณะเท็กเจอร์ที่ได้จากกาบอร์ฟิลเตอร์ 16 ช่องสัญญาณ เมื่อทำการเปรียบเทียบ ค่าพีชเชอร์ไครทีเรียนคู่ต่อคู่ สิ่งนี้ให้ผลสอดคล้องกับตารางที่ 5.1 ยกเว้นภาพเท็กเจอร์ D77D55D24D3 ที่ให้ผลไม่ตรงกับภาพผลลัพธ์ จึงต้องมีการปรับปรุงวิธีการจำแนกภาพเท็กเจอร์ให้ดียิ่งขึ้นต่อไป

## 5.2 การทดลองเพื่อศึกษาผลของการแปลงแบบไม่เป็นเชิงเส้น

วัตถุประสงค์ของการทดลองชุดนี้เพื่อศึกษาว่า การแปลงแบบไม่เป็นเชิงเส้นมีอิทธิพลต่อการจำแนกภาพเท็กเจอร์มากน้อยอย่างไร โดยทำการทดลองเป็น 2 กลุ่ม ทั้ง 2 กลุ่มใช้กลุ่มของกาบอร์ฟิลเตอร์ 24 ช่องสัญญาณเหมือนกัน และผ่านกระบวนการต่างๆ ที่ใช้ในการจำแนกภาพเท็กเจอร์เหมือนกันทุกประการ ยกเว้นกลุ่มที่ 1 ไม่ได้ใช้กระบวนการแปลงแบบไม่เป็นเชิงเส้น โดยนำภาพที่ได้จากการฟิลเตอร์ ไปเข้าสู่กระบวนการคำนวณระดับพลังงานสัญญาณที่เวดล้อมโดยรอบพิกเซลเลย

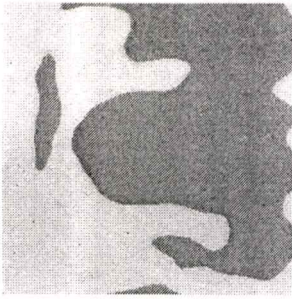
เมื่อนำภาพเท็กเจอร์ทั้ง 6 รูปมาทำการจำแนกเท็กเจอร์ตามแผนการทำงานในรูปที่ 3.6 ภาพผลลัพธ์ที่ได้จากการจำแนกเท็กเจอร์โดยไม่ใช้กระบวนการแปลงแบบไม่เป็นเชิงเส้น แสดงในรูปที่ 5.13(a), 5.14(a), 5.15(a), 5.16(a), 5.17(a) และ 5.18(a) ตามลำดับ ส่วนภาพผลลัพธ์ที่ได้จากการจำแนกภาพเท็กเจอร์โดยใช้กระบวนการแปลงแบบไม่เป็นเชิงเส้น แสดงในรูปที่ 5.13(b), 5.14(b), 5.15(b), 5.16(b), 5.17(b) และ 5.18(b) ตามลำดับ



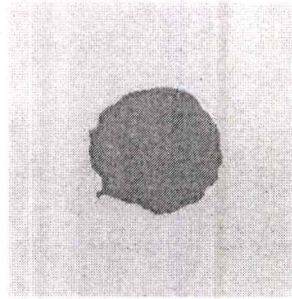
รูปที่ 5.13 ภาพผลลัพธ์ D17D55 (a) ไม่ผ่านการแปลงไม่เป็นเชิงเส้น (b) ผ่านการแปลงไม่เป็นเชิงเส้น



รูปที่ 5.14 ภาพผลลัพธ์ D17D68 (a) ไม่ผ่านการแปลงไม่เป็นเชิงเส้น (b) ผ่านการแปลงไม่เป็นเชิงเส้น

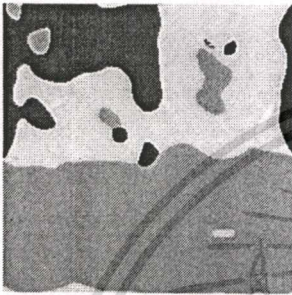


(a)

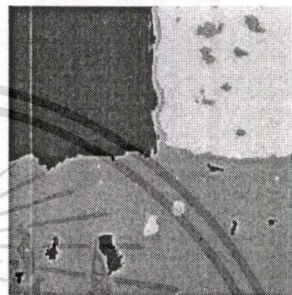


(b)

รูปที่ 5.15 ภาพผลลัพธ์ D3D68 (a)ไม่ผ่านการแปลงไม่เป็นเชิงเส้น (b) ผ่านการแปลงไม่เป็นเชิงเส้น

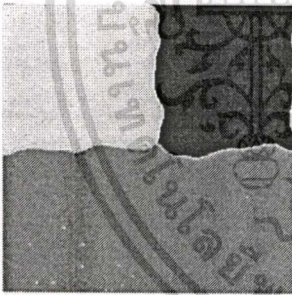


(a)

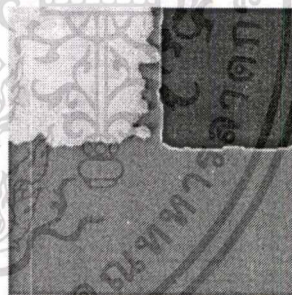


(b)

รูปที่ 5.16 ภาพผลลัพธ์ D24D29D17 (a)ไม่ผ่านการแปลงไม่เป็นเชิงเส้น (b) ผ่านการแปลงไม่เป็นเชิงเส้น

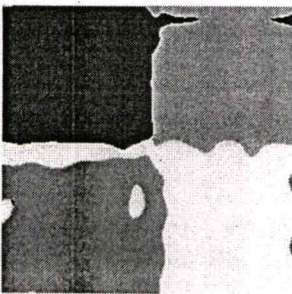


(a)

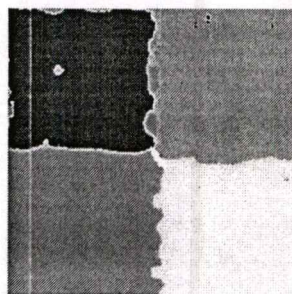


(b)

รูปที่ 5.17 ภาพผลลัพธ์ D55D68D84 (a) ไม่ผ่านการแปลงแบบไม่เป็นเชิงเส้น (b) ผ่านการแปลงแบบไม่เป็นเชิงเส้น



(a)



(b)

รูปที่ 5.18 ภาพผลลัพธ์ D77D55D24D3 (a)ไม่ผ่านการแปลงไม่เป็นเชิงเส้น (b) ผ่านการแปลง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 5.4 เปรียบเทียบเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดของการจำแนกเมื่อไม่ใช้และใช้กระบวนการ  
แปลงแบบไม่เป็นเชิงเส้น

ภาพเท็กเจอร์	จำนวนเท็กเจอร์	เปอร์เซ็นต์ความผิดพลาด เมื่อไม่ใช้กระบวนการ แปลงแบบไม่เป็นเชิงเส้น	เปอร์เซ็นต์ความผิดพลาด เมื่อใช้กระบวนการแปลง แบบไม่เป็นเชิงเส้น
D17D55	2	3.750	2.536
D17D68	2	3.123	2.896
D3D68	2	38.200	2.215
D24D29D17	3	20.205	6.078
D55D68D84	3	3.021	6.311
D77D55D24D3	4	8.784	4.965

ภาพผลลัพธ์ที่ได้ทั้งหมด เมื่อนำไปคำนวณหาเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดของการจำแนกผลที่ได้แสดงในตารางที่ 5.4 เมื่อพิจารณาตารางจะเห็นได้ว่า ภาพผลลัพธ์ที่ได้ผ่านการแปลงแบบไม่เป็นเชิงเส้นจะมีเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดต่ำกว่าภาพผลลัพธ์ที่ไม่ได้ผ่านการแปลงแบบไม่เป็นเชิงเส้น แม้ว่าจำนวนเท็กเจอร์จะเพิ่มขึ้น ยกเว้นภาพเท็กเจอร์ D55D68D84 ที่มีเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดของการจำแนกสูงขึ้นจากเดิม สิ่งนี้เป็นปัญหาที่จะต้องแก้ไขกันต่อไป

เปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดนี้จะสอดคล้องกับพิกเซลที่จำแนกผิดพลาดบริเวณพื้นที่เขตแดนของเท็กเจอร์ 2 เท็กเจอร์ใดๆ และพิกเซลที่จำแนกผิดพลาดเป็นพื้นที่เล็กๆ ภายในเท็กเจอร์เดียวกัน ดังจะเห็นได้ชัดเจนในรูปที่ 5.16(a), 5.16(b), 5.18(a) และ 5.18(b) นอกจากนี้เมื่อนำภาพเท็กเจอร์ที่ผ่านการแปลงแบบไม่เป็นเชิงเส้น และภาพเท็กเจอร์ที่ไม่ได้ผ่านการแปลงแบบไม่เป็นเชิงเส้นมาคำนวณหาค่าฟิชเชอร์โครทีเรียน เพื่อดูความสามารถของคุณลักษณะเท็กเจอร์ทั้ง 2 ประเภทนี้ในการแยกแยะเท็กเจอร์ 2 เท็กเจอร์ใดๆ ออกจากกัน ผลที่ได้แสดงในตารางที่ 5.5 และ 5.6 ตามลำดับ

เมื่อพิจารณาตารางที่ 5.5 และ 5.6 จะเห็นว่าคุณลักษณะเท็กเจอร์ที่ได้จากการแปลงแบบไม่เป็นเชิงเส้น สามารถแยกแยะเท็กเจอร์ได้ดีกว่าคุณลักษณะเท็กเจอร์ที่ไม่ได้ผ่านการแปลงแบบไม่เป็นเชิงเส้น เมื่อทำการเปรียบเทียบค่าฟิชเชอร์โครทีเรียนคู่ต่อคู่ สิ่งที่ยืนยันว่ากระบวนการแปลงแบบไม่เป็นเชิงเส้นเป็นกระบวนการที่สำคัญกระบวนการหนึ่งในการจำแนกภาพเท็กเจอร์ เพื่อให้การจำแนกภาพเท็กเจอร์มีประสิทธิภาพดียิ่งขึ้น

ตารางที่ 5.5 ค่าพีชเชอร์โครทีเรียนที่ได้เมื่อใช้กระบวนการแปลงแบบไม่เป็นเชิงเส้นในการจำแนกภาพเท็กเจอร์

	D3	D17	D24	D29	D55	D68	D77	D84
D3	-	18.4019	28.1477	15.3897	63.2663	65.8756	79.1312	28.6422
D17		-	32.3391	15.0314	47.3382	77.0212	58.7222	20.3745
D24			-	41.7764	74.8112	82.0166	68.5199	53.5248
D29				-	47.3615	57.6159	69.0008	14.9179
D55					-	93.4241	72.0343	23.1483
D68						-	146.677	74.5333
D77							-	65.6899
D84								-

ตารางที่ 5.6 ค่าพีชเชอร์โครทีเรียนที่ได้เมื่อไม่ได้ใช้กระบวนการแปลงแบบไม่เป็นเชิงเส้นในการจำแนกภาพเท็กเจอร์

	D3	D17	D24	D29	D55	D68	D77	D84
D3	-	8.4586	20.1451	10.4598	53.6985	45.9981	65.5435	19.2451
D17		-	29.8513	13.4317	40.5877	73.0894	51.4892	17.6487
D24			-	33.5841	69.5565	69.8956	59.8448	44.8544
D29				-	39.9212	44.9285	58.6433	8.5900
D55					-	90.1482	65.9743	20.8745
D68						-	129.644	70.6987
D77							-	59.4345
D84								-

### 5.3 การทดลองเพื่อเปรียบเทียบกับวิธีโคออกเคอเรนซ์เมตริกซ์

วัตถุประสงค์ของการทดลองชุดนี้ เพื่อศึกษาว่าคุณลักษณะเท็กเจอร์ที่มาจากวิธีมัลติสแกนแลกกาบอร์ฟิลเตอร์ริงกับคุณลักษณะเท็กเจอร์ที่มาจากโคออกเคอเรนซ์เมตริกซ์ คุณลักษณะเท็กเจอร์ใดสามารถจำแนกเท็กเจอร์ได้ดีกว่ากัน โดยทำการทดลองเป็น 2 กลุ่ม กลุ่มแรกเป็น

การจำแนกภาพเท็กเจอร์โดยใช้กาบอร์ฟิลเตอร์ และการใช้กลุ่มของกาบอร์ฟิลเตอร์ 24 ช่องสัญญาณค่า ไม่ว่าจะเป็นกรณีใดทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ทำการจำแนกเท็กเจอร์ตามแผนการทำงานในรูปที่ 3.6 ส่วนกลุ่มที่สองเป็นการจำแนกภาพเท็กเจอร์โดยอาศัยคุณลักษณะเท็กเจอร์ที่มาจากโคออคเคอเรนซ์เมตริกซ์ ทำการจำแนกเท็กเจอร์ตามแผนการทำงานในรูปที่ 2.9

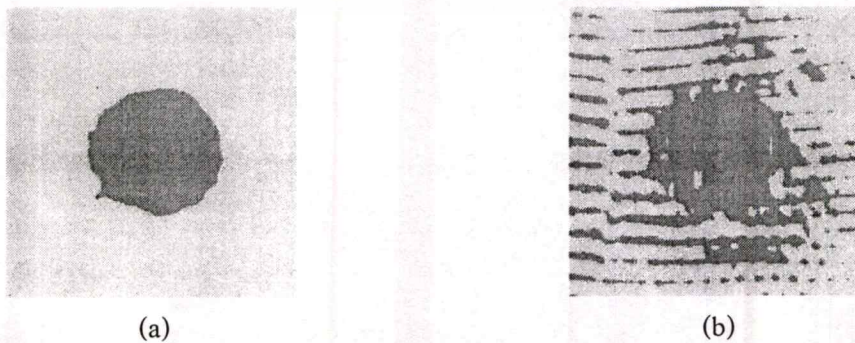
เมื่อนำภาพเท็กเจอร์ทั้ง 6 รูป มาทำการทดลองกับการทดลองที่ออกแบบไว้ข้างต้น ภาพผลลัพธ์ที่ได้จากการจำแนกโดยใช้กาบอร์ฟิลเตอร์แสดงในรูปที่ 5.19(a), 5.20(a), 5.21(a), 5.22(a), 5.23(a) และ 5.24(a) ตามลำดับ ส่วนภาพผลลัพธ์ที่ได้จากการจำแนกโดยใช้โคออคเคอเรนซ์เมตริกซ์ แสดงในรูปที่ 5.19(b), 5.20(b), 5.21(b), 5.22(b), 5.23(b) และ 5.24(b) ตามลำดับ



รูปที่ 5.19 ภาพผลลัพธ์ D17D55 ได้จาก (a) กาบอร์ฟิลเตอร์ (b) โคออคเคอเรนซ์เมตริกซ์

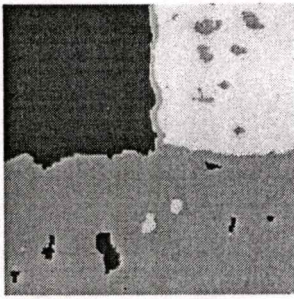


รูปที่ 5.20 ภาพผลลัพธ์ D17D68 ได้จาก (a) กาบอร์ฟิลเตอร์ (b) โคออคเคอเรนซ์เมตริกซ์

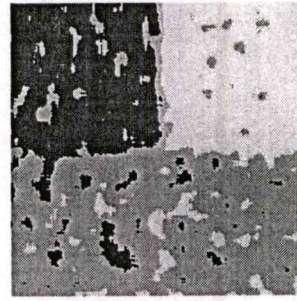


รูปที่ 5.21 ภาพผลลัพธ์ D3D68 ได้จาก (a) กาบอร์ฟิลเตอร์ (b) โคออคเคอเรนซ์เมตริกซ์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

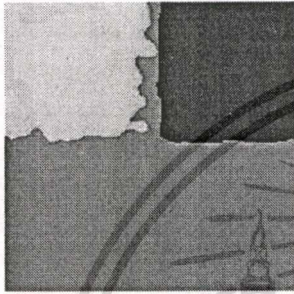


(a)

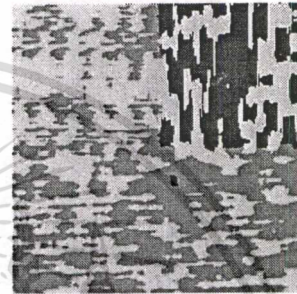


(b)

รูปที่ 5.22 ภาพผลลัพธ์ D24D29D17 (a) กาบอร์ฟิลเตอร์ (b) โคอออกเคอเรนซ์เมตริกซ์

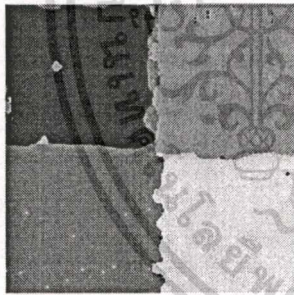


(a)

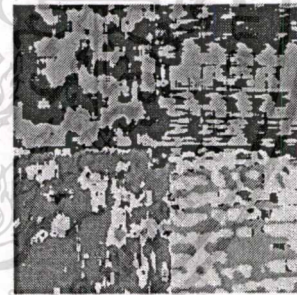


(b)

รูปที่ 5.23 ภาพผลลัพธ์ D55D68D84 (a) กาบอร์ฟิลเตอร์ (b) โคอออกเคอเรนซ์เมตริกซ์



(a)



(b)

รูปที่ 5.24 ภาพผลลัพธ์ D77D55D24D3 (a) กาบอร์ฟิลเตอร์ (b) โคอออกเคอเรนซ์เมตริกซ์

ภาพผลลัพธ์ที่ได้ทั้งหมด เมื่อนำไปคำนวณหาเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดของการจำแนกผลที่ได้แสดงในตารางที่ 5.7 เมื่อพิจารณาจากตารางจะเห็นได้ว่า ภาพผลลัพธ์ที่ผ่านการจำแนกโดยใช้กาบอร์ฟิลเตอร์มีเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดต่ำกว่าภาพผลลัพธ์ที่ผ่านการจำแนกโดยอาศัยคุณลักษณะเท็กเจอร์จากโคอออกเคอเรนซ์เมตริกซ์ทุกๆ ภาพ เปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดนี้จะสอดคล้องกับพิกเซลที่จำแนกผิดพลาดของทั้งสองวิธี นอกจากนี้เมื่อนำภาพคุณลักษณะที่มาจากโคอออกเคอเรนซ์เมตริกซ์มาคำนวณหาพิชเชอร์ไครทีเรียล เพื่อดูความสามารถของคุณลักษณะเท็กเจอร์ประเภทนี้ ในการแยกแยะเท็กเจอร์ 2 เท็กเจอร์ใดๆ ออกจากกัน ผลที่ได้แสดงในเอกสารที่ 5.8 สารที่ส่งวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่นอนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 5.7 เปรียบเทียบเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดของการจำแนกเมื่อใช้วิธี โคออกเคอเรนซ์เมตริกซ์ และใช้วิธีมัลติชั้นแนลกาบอร์ฟิลเตอร์ริง

ภาพเท็กเจอร์	จำนวนเท็กเจอร์	เปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดเมื่อใช้วิธี โคออกเคอเรนซ์เมตริกซ์	เปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดเมื่อใช้วิธีมัลติชั้นแนลกาบอร์ฟิลเตอร์ริง
D17D55	2	50.717	2.536
D17D68	2	19.013	2.896
D3D68	2	21.969	2.215
D24D29D17	3	13.333	6.078
D55D68D84	3	38.217	6.311
D77D55D24D3	4	43.483	4.965

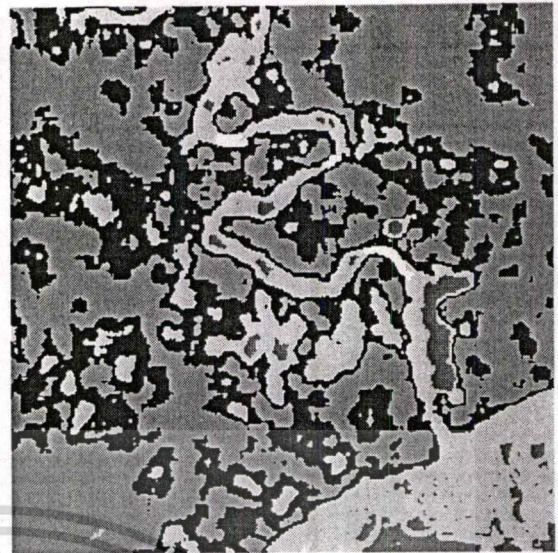
ตารางที่ 5.8 ค่าพิชเชอร์โครที่เรียนได้จากคุณลักษณะเท็กเจอร์ที่มาจากโคออกเคอเรนซ์เมตริกซ์

	D3	D17	D24	D29	D55	D68	D77	D84
D3	-	13.1125	15.1987	11.3450	48.6557	29.9184	65.6119	20.6581
D17		-	13.4581	10.9381	28.9980	33.3337	45.7523	23.6187
D24			-	13.4445	25.6087	29.5577	40.6792	18.5194
D29				-	20.5144	11.1193	30.5716	9.7644
D55					-	30.5599	35.6711	21.1488
D68						-	60.6118	30.5385
D77							-	70.9511
D84								-

เมื่อพิจารณาตารางที่ 5.3 และ 5.8 ควบคู่กัน จะเห็นว่าคุณลักษณะเท็กเจอร์ที่มาจากกาบอร์ฟิลเตอร์ ส่วนใหญ่สามารถแยกแยะเท็กเจอร์ได้ดีกว่าคุณลักษณะเท็กเจอร์ที่มาจากโคออกเคอเรนซ์เมตริกซ์ เมื่อทำการเปรียบเทียบค่าพิชเชอร์โครที่เรียนคู่ต่อคู่ สิ่งนี้ให้ผลสอดคล้องกับตารางที่ 5.7 สำหรับทุกๆ ภาพเท็กเจอร์



(a)



(b)

รูปที่ 5.25 ผลการจำแนกเท็กเจอร์ (a) ภาพถ่ายดาวเทียม JERS-1/SAR (b) ภาพผลลัพธ์

#### 5.4 การทดลองจำแนกภาพถ่ายดาวเทียมโดยใช้กาบอร์ฟิลเตอร์

วัตถุประสงค์ของการทดลองชุดนี้ เพื่อนำเอาการจำแนกภาพเท็กเจอร์โดยใช้กาบอร์ฟิลเตอร์ โดยอาศัยหลักการมัลติซันแนลกาบอร์ฟิลเตอร์ริงไปประยุกต์ใช้กับภาพถ่ายดาวเทียม จากดาวเทียม JERS-1 ซึ่งเป็นภาพ SAR ถูกนำมาใช้ในการทดลองดังแสดงในรูปที่ 5.25(a) ภาพถ่ายดาวเทียมถูกปรับให้อยู่ใน 256 ระดับสัญญาณสีเทา โดยรูปที่ 5.25(a) มีขนาด  $512 \times 512$  พิกเซลนำภาพถ่ายดาวเทียมมาทำการจำแนกภาพเท็กเจอร์ตามแผนการทำงานในรูปที่ 3.6 โดยใช้กลุ่มของกาบอร์ฟิลเตอร์ 24 ช่องสัญญาณ และกำหนดจำนวนคลัสเตอร์เท่ากับ 4 ภาพผลลัพธ์ที่ได้แสดงในรูปที่ 5.25(b) เมื่อพิจารณาภาพผลลัพธ์ที่ได้จะเห็นว่าภาพผลลัพธ์ถูกแบ่งลงเป็นพื้นที่ที่มีเท็กเจอร์เดียวกันได้อย่างถูกต้องสอดคล้องกับภาพถ่ายดาวเทียมแรกเริ่มที่ใช้ในการจำแนก

นอกจากนี้ยังพบว่ามีปัญหาการจำแนกผิดพลาดบริเวณพื้นที่เขตแดนของเท็กเจอร์ 2 เท็กเจอร์ใดๆ และปัญหาการจำแนกผิดพลาดเป็นพื้นที่เล็กๆ เกิดขึ้นกระจายไปทั่วบนภาพผลลัพธ์ จึงต้องมีการปรับปรุงอัลกอริทึมที่ใช้ในการจำแนกภาพเท็กเจอร์ให้มีประสิทธิภาพมากขึ้น เพื่อให้เกิดความผิดพลาดในการจำแนกภาพเท็กเจอร์น้อยที่สุด

## บทที่ 6

### สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ

ในงานวิจัยนี้ ได้ทำการทดลองจำแนกภาพเท็กเจอร์ด้วยวิธีมัลติสแกนแนลกาบอร์ฟิลเตอร์ริง วิธีนี้ประกอบด้วยขั้นตอนหลายขั้นตอน ดังแสดงขั้นตอนการทำงานทั้งหมดในรูปที่ 3.6 ขั้นตอนแรกนำภาพเท็กเจอร์จากอัลบั้มโบราณ หรือภาพถ่ายดาวเทียมที่ประกอบด้วยเท็กเจอร์ 2 เท็กเจอร์ขึ้นไปมาผ่านกลุ่มของกาบอร์ฟิลเตอร์ จากนั้นนำภาพที่ได้จากการผ่านกลุ่มของกาบอร์ฟิลเตอร์มาคำนวณหาคุณลักษณะเท็กเจอร์ที่มีประสิทธิภาพในการจำแนกเท็กเจอร์ให้ดียิ่งขึ้น โดยผ่านกระบวนการแปลงแบบไม่เป็นเชิงเส้น และการคำนวณพลังงานของสัญญาณที่เวดล้อมโดยรอบพิกเซล ภาพคุณลักษณะที่ได้จากกระบวนการดังกล่าวจะถูกป้อนเข้าสู่กระบวนการเคมินัลสเตอร์ริง ซึ่งเป็นการแบ่งข้อมูลโดยใช้ระยะทางยูคลิเดียนเพื่อตัดสินัลสเตอร์ในอัลกอริทึม โดยข้อมูลที่อยู่ในคลัสเตอร์เดียวกันจะเข้ากลุ่มพร้อมกันในปริภูมิ

จากผลการทดลองที่ผ่านมาทั้งหมด ทำให้สรุปผลการทดลองได้ว่า

1. การจำแนกภาพเท็กเจอร์โดยใช้วิธีมัลติสแกนแนลกาบอร์ฟิลเตอร์ริง จะจำแนกเท็กเจอร์ได้ถูกต้องยิ่งขึ้น เมื่อจำนวนช่องสัญญาณของกาบอร์ฟิลเตอร์เพิ่มขึ้น
2. กระบวนการแปลงแบบไม่เป็นเชิงเส้นเป็นกระบวนการหนึ่งที่มีความสำคัญมากในการจำแนกเท็กเจอร์ เพราะเป็นกระบวนการหนึ่งในระบบการมองเห็นเชิงชีววิทยาของมนุษย์ ทำให้มนุษย์ตัดสินภาพเท็กเจอร์ได้อย่างถูกต้อง
3. คุณลักษณะเท็กเจอร์ที่ได้จากวิธีมัลติสแกนแนลกาบอร์ฟิลเตอร์ริง มีความสามารถในการจำแนกเท็กเจอร์ดีกว่าคุณลักษณะเท็กเจอร์ที่มาจาก โคออคเคอเรนซ์เมตริกซ์
4. การจำแนกเท็กเจอร์โดยใช้วิธีมัลติสแกนแนลกาบอร์ฟิลเตอร์ริง สามารถจำแนกภาพถ่ายดาวเทียมลงเป็นส่วนๆ ที่มีเท็กเจอร์เดียวกัน ได้อย่างถูกต้อง

อย่างไรก็ตามการจำแนกภาพเท็กเจอร์โดยใช้วิธีมัลติสแกนแนลกาบอร์ฟิลเตอร์ริงยังมีการจำแนกผิดพลาดเกิดขึ้นทุกๆ การทดลอง การจำแนกผิดพลาดที่เกิดขึ้นนี้ แบ่งได้เป็น 2 ประเภท ประเภทแรกคือการจำแนกผิดพลาดบริเวณพื้นที่เขตแดนของเท็กเจอร์ 2 เท็กเจอร์ใดๆ และประเภทที่สองคือการจำแนกผิดพลาดเป็นพื้นที่เล็กๆ ภายในเท็กเจอร์เดียวกัน สำหรับประเภทแรกแก้ปัญหาโดยต้องปรับปรุงคุณสมบัติของกาบอร์ฟิลเตอร์ให้มีประสิทธิภาพกว่าที่เป็นอยู่ โดยปรับปรุงในด้านการกรองเอาองค์ประกอบทางความถี่ของภาพออกมาให้มากยิ่งขึ้น เพื่อให้ภาพที่ได้จากกลุ่มของกาบอร์ฟิลเตอร์มีคุณลักษณะจำเพาะในด้านการจำแนกเท็กเจอร์มากขึ้นกว่าเดิม นอกจากนี้ยังต้องคำนวณหาขนาดหน้าต่างที่เหมาะสมสำหรับใช้ในการคำนวณพลังงานที่เวดล้อมโดยรอบพิกเซล

สำหรับภาพเท็กเจอร์ที่พิจารณาอยู่ด้วย จากคุณลักษณะทั้งสองประการนี้จะช่วยในการตัดสินใจพื้นที่เขตแดนระหว่างเท็กเจอร์ได้ถูกต้องมากยิ่งขึ้น

สำหรับประเภทที่สอง เกิดจากสมาชิกของเท็กเจอร์ไม่เหมือนกันทุกๆ สมาชิกสิ่งนี้แก้ปัญหาโดยการกำหนดขนาดหน้าต่างที่ใช้ในการคำนวณพลังงานที่เวดล้อมโดยรอบพิกเซล โดยคำนวณหาขนาดหน้าต่างที่เหมาะสมสำหรับภาพเท็กเจอร์นั้นๆ สำหรับเท็กเจอร์ที่แตกต่างกันย่อมต้องใช้ขนาดหน้าต่างที่ต่างกัน แต่ในการทดลองทั้งหมดได้ใช้หน้าต่างขนาด  $15 \times 15$  เพื่อความสะดวกในการประมวลผล จึงควรมีการหาขนาดของหน้าต่างให้เหมาะสมกับเท็กเจอร์ที่ใช้ในการจำแนกขณะนั้น นอกจากนี้ยังต้องปรับปรุงอัลกอริทึมในการจำแนกเท็กเจอร์ให้ทนทานต่อเท็กเจอร์ที่ผิดเพี้ยนไปจากเดิมเพียงเล็กน้อยได้ และต้องควบคุมข้อผิดพลาดที่เกิดขึ้นภายในขั้นตอนการจำแนกให้มีค่าน้อยที่สุด

ข้อเสนอแนะในการพัฒนาการจำแนกภาพเท็กเจอร์ให้มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้นสมควรพัฒนาการหาค่า  $\alpha$  ที่ใช้ในกระบวนการแปลงแบบไม่เป็นเชิงเส้น ในการทดลองได้ใช้ค่า  $\alpha$  ที่มีขนาดคงที่ตลอดทั้งการทดลอง แต่ค่าคงที่ดังกล่าวยังไม่สอดคล้องกับกลไกการมองเห็นของมนุษย์เท่าที่ควร ดังนั้นจึงควรพัฒนาการหาค่า  $\alpha$  นี้โดยใช้ความรู้ทางประสาทวิทยา และทฤษฎีการเข้าใจเท็กเจอร์ของมนุษย์มาเป็นเครื่องชี้แนะแนวทางการพัฒนา เพื่อให้ได้ค่า  $\alpha$  ที่สอดคล้องกับระบบการมองเห็นของมนุษย์มาใช้ในการทดลอง ทำให้การจำแนกเท็กเจอร์มีความถูกต้องและมีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น

## เอกสารอ้างอิง

- [1] Gonzalez R.C. and Woods R.E. **Digital Image Processing**. Addison-Wesley Publishing Company, Inc. 1992.
- [2] Sonka M., Hlavac V. and Boyle R. **Image Processing, Analysis, and Machine Vision**. 2<sup>nd</sup> Ed. Brooks/Cole Publishing Company. 1999.
- [3] Theodoridis S. and Koutroumbas K. **Pattern Recognition**. Academic Press. 1999.
- [4] Baraldi A. and Parmiggiani F. "An Investigation of the Textural Characteristics Associated with Gray Level Cooccurrence Matrix Statistical Parameters." **IEEE Trans. On Geoscience and Remote Sensing**. vol. 33, no. 2, Mar. 1995. pp. 293-304.
- [5] Richard J.A. **Remote Sensing Digital Image Analysis**. 2<sup>nd</sup> Ed. Germany : Springer Verlag. 1994.
- [6] Dunn D., William E. H. and Wakeley J. "Texture Segmentation Using 2-D Gabor Elementary Functions." **IEEE Trans. On Pattern Analysis and Machine Intelligence**. vol. 16, no. 2, Feb. 1994. pp. 130-149.
- [7] Jain A.K. and Farrokhnia F. "Unsupervised Texture Segmentation Using Gabor Filters." **Pattern Recognition**. vol. 24, no. 12, 1991. pp. 1167-1186.
- [8] Kulikowski J. J. and Bishop P. O. "Fourier Analysis and Spatial Representation in the Visual Cortex." **Experientia**. vol. 37, 1981. pp. 160-163.
- [9] Banjunath B. S. and Ma W.Y. "Texture Features for Browing and Retrieval of Image Data." **IEEE Trans. On Pattern Analysis and Machine Intelligence**. vol. 18, no. 8, Aug. 1996. pp. 837-842.
- [10] Fukunaga K. **Introduction to Statistical Pattern Recognition**. 2<sup>nd</sup> Ed. Academic Press, Inc. 1990.



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

# ผลงานวิจัยที่ได้รับการตีพิมพ์

2000 Asia-Pacific Symposium on Broadcasting and Communications

(December 21-23, 2000)

## COMPARATIVE STUDY OF TEXTURE SEGMENTATION USING GABOR FILTER AND CO-OCCURRENCE MATRIX

*Tawee Kusumawalee, Pornphan Dulyakarn, and Yuttapong Rangsanseri*

Department of Telecommunications Engineering, Faculty of Engineering  
King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang, Bangkok, 10520

Tel: (66-2)-326-9967 Fax: (66-2)-326-9086

E-mail: kktawee@hotmail.com, doll\_dulya@hotmail.com, kryuttha@kmitl.ac.th

THAILAND

### ABSTRACT

Texture feature extraction and segmentation can be considered in many methods. This work presents the methods of extracting texture features from Gabor filter and gray-level co-occurrence matrix. The both methods are compared by considering with many texture images. From this experiment, we can show that texture segmentation derived from Gabor filter give the better results than gray-level co-occurrence matrix for all tested images.

research, we use Gabor filter and gray-level co-occurrence matrix to find texture feature and compare the results between these methods.

Gabor feature vectors can be used directly as input to a classification or segmentation operator or they can first be transformed into new feature vectors which are then used as such an input.

Gray-level co-occurrence matrix is famous and useful in texture analysis. So, we can find texture features from this method and then use these features to be input data for segmentation of images.

### INTRODUCTION

Texture is one of the most basic characteristics of a visible surface. It is an important part of the visual world of animals and humans and their visual systems successfully detect, discriminate, and segment texture. Texture segmentation has been a challenging problem in computer vision, and is the problem of subdividing an image into differently textured regions. There are many methods for considering texture features. In this

In this experiment, K-means clustering is used to segment images from texture features derived from Gabor filter and gray-level co-occurrence matrix. The feature segmentation results are compared between texture features using Gabor filter and gray-level co-occurrence matrix.

## TEXTURE ANALYSIS USING GABOR FILTER

Gabor Elementary Function (GEF) is used in a filter. GEF is a Gaussian modulated by a complex sinusoid. Gabor filter is a Multi-Channel Filtering (MCF) approach, which can be used for texture segmentation. That is raw image are processed to extract their constituent spatial frequencies at a variety of orientations. A cosine modulated Gabor filter in the spatial domain is given by

$$h(x, y) = \exp\left(-\frac{1}{2}\left[\frac{x'^2 + y'^2}{\sigma^2}\right]\right) \cos(2\pi u_0 x') \quad (1)$$

where  $u_0$  is the frequency of the sinusoidal plane wave along the  $x$  direction ( $0^\circ$  orientation), and  $\sigma$  is the standard deviation of the Gaussian envelope along  $x$  direction.

$$x' = x \cos \theta + y \sin \theta \quad (2)$$

$$y' = -x \sin \theta + y \cos \theta \quad (3)$$

represent rotated spatial-domain rectilinear coordinates, where  $\theta_0 = \frac{\pi}{k}$ ,  $k$  being the number of orientations [1].

Gabor filters are bandpass filters. Thus, Gabor filters can be configured to extract a specific band of frequency components from an image. The frequency and orientation selective properties of a Gabor filter are more explicit in its frequency domain representation. The Fourier transform of the Gabor function in equation (1) is real valued and given by

$$H(u, v) = A \left[ \exp\left(-\frac{1}{2}\left[\frac{(u-u_0)^2}{\sigma_u^2} + \frac{v^2}{\sigma_v^2}\right]\right) + \exp\left(-\frac{1}{2}\left[\frac{(u+u_0)^2}{\sigma_u^2} + \frac{v^2}{\sigma_v^2}\right]\right) \right] \quad (4)$$

where  $A = 2\pi\sigma_x\sigma_y$ ,

$$\sigma_x = \frac{1}{2\pi\sigma_u}$$

$$\sigma_y = \frac{1}{2\pi\sigma_v}$$

and  $u_0$  is the radial frequency.

The Fourier domain representation in (4) specifies the amount by which the filter modifies or modulates each frequency component of the input image. Such representation are, therefore, referred to as modulation transfer functions (MTF).

Four values of orientation  $\theta_0$  are used:  $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$  and  $135^\circ$ . Finer quantization of orientation may be needed in general. The restriction to four orientations is made for computational efficiency of the current implementation, and is sufficient for discriminating many textures. For an image array with a width of  $N_c$  pixels, where  $N_c$  is a power of 2, the following values of radial frequency  $u_0$  are used [2]:

$$1\sqrt{2}, 2\sqrt{2}, \dots, \left(\frac{N_c}{4}\right)\sqrt{2} \text{ cycles image-width}^{-1}$$

For an image with 256 columns, for example, a total of 28 filters can be used - 4 orientations and 7 radial frequencies. For some textures, however, filters with low radial frequencies (e.g.  $1\sqrt{2}$  and  $2\sqrt{2}$  cycle image-width<sup>-1</sup>) are not very useful, because these filter capture spatial variations that are too large to explain textural variations in an image. Then this work used be 4 maximum radial frequencies and 4 orientations, a total Gabor filter is 16 filters.

Texture features provide a high-order description of the local image content. To design an effective algorithm for texture segmentation, it is essential to

find a set of texture features with good discriminating power. Features are extracted from the filtered images that is given by [3]

$$E(x, y) = \frac{1}{N^2} \sum_{(a,b) \in W_{xy}} |f_k(a, b)| \quad (5)$$

where  $E(x, y)$  is the feature image corresponding to the filtered images  $f_k(x, y)$ , and  $W_{xy}$  is an  $N \times N$  window centered at pixel with coordinates  $(x, y)$ .

The size  $N$  of the averaging window is an important parameter. In this texture segmentation problem want accurate determination on boundary between any textures, then small window size are needed for discrimination power. The window size,  $N$ , is the smallest odd integer larger than or equal to  $5\sigma$ , where  $\sigma = \frac{0.25N}{u_0}$  [4].

## TEXTURE ANALYSIS USING CO-OCCURRENCE MATRIX

The gray-level co-occurrence matrix (GLCM) [5] is extensively used in texture analysis. Since texture is a spatial property, so in order to capture the spatial dependence of gray-level values, which contribute to the perception of texture, we must use a two-dimensional dependence matrix for this consideration. The gray-level co-occurrence matrix is a two-dimensional matrix, which is based on the repeated occurrence of some gray level configuration in the texture - this configuration varies rapidly with distance in fine textures, and slowly in coarse textures [6]. For analyzing the part of a texture image, we use the square matrix of window size  $M \times M$  ( $M$  is the number of image gray levels) to calculate the textures. An occurrence

of some gray level configuration may be described by a matrix of relative frequencies  $P_{d,r}(i, j)$ , describing how frequently two pixels with the gray level  $i, j$  appear in the window separated by a distance  $d$  in direction  $r$

Texture classification can be based on criteria, some of the spatial texture features, derived from these co-occurrence matrices:

$$\text{Energy: } \sum_i \sum_j P_{d,r}^2(i, j) \quad (6)$$

$$\text{Entropy: } \sum_i \sum_j P_{d,r}(i, j) \log P_{d,r}(i, j) \quad (7)$$

$$\text{Contrast: } \sum_i \sum_j |i - j|^k P_{d,r}^k(i, j) \quad (8)$$

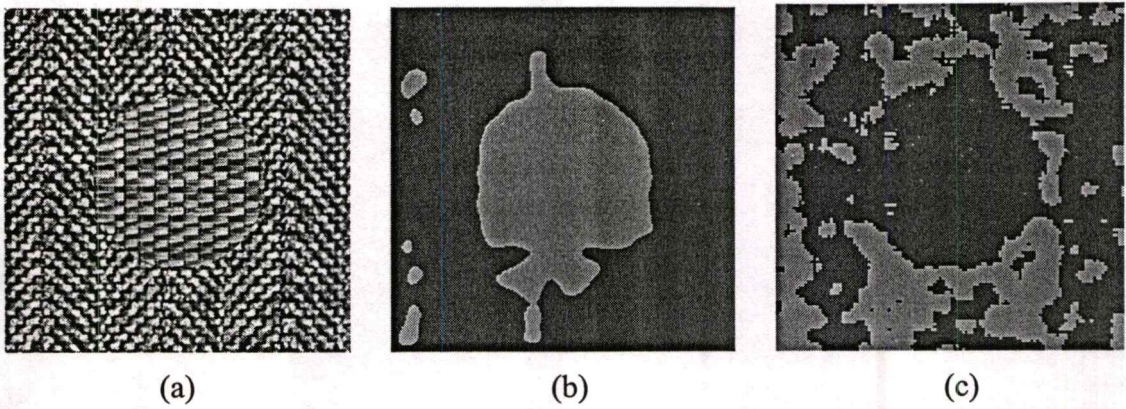
$$\text{Homogeneity: } \sum_i \sum_j \frac{P_{d,r}(i, j)}{|i - j|} \quad (9)$$

## K-MEANS CLUSTERING

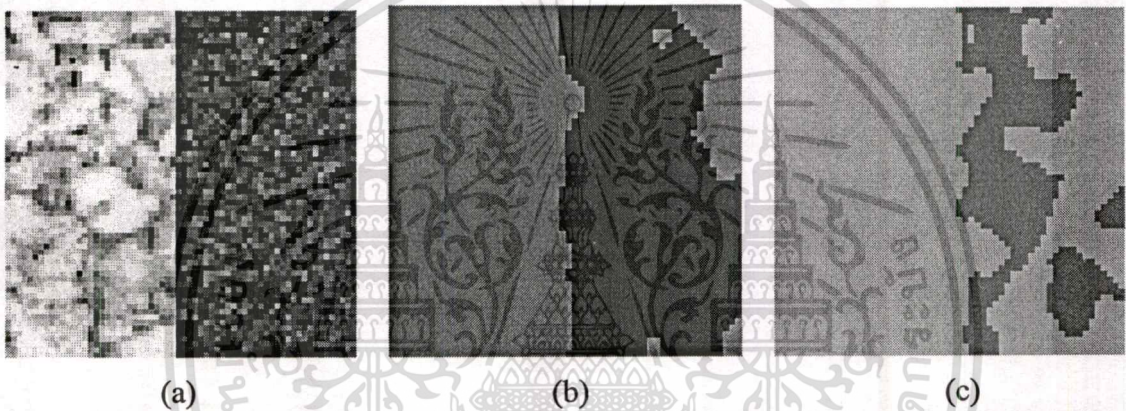
Features obtained through filtering approach transforms the texture segmentation problem into a decision problem in feature space. The values in the  $\eta$  feature images corresponding to a given pixel form a  $\eta$ -dimensional feature vector representing the pixel. In the present work, K-means clustering algorithm [7] is used to recover such clusters in the feature space. Euclidean distance is used for determination of any clusters in the algorithm. Patterns belonging to the same cluster will be grouped together in the feature space.

## EXPERIMENTAL RESULTS

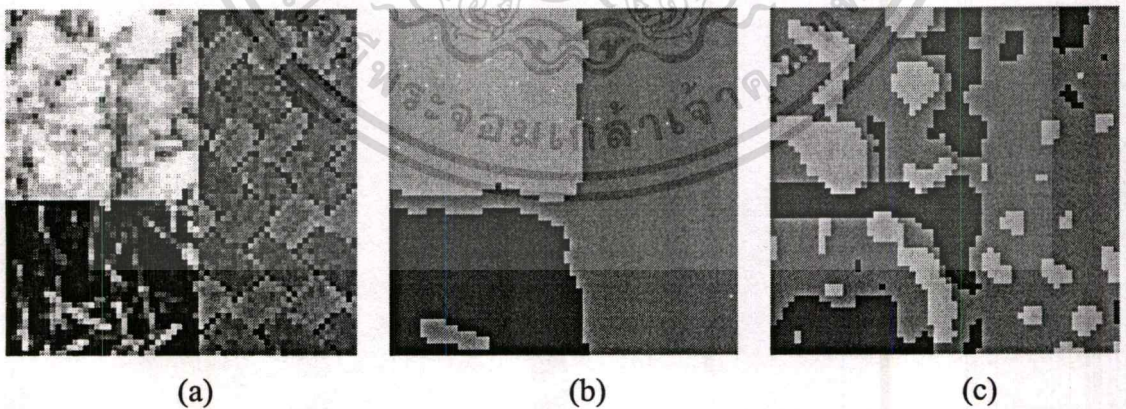
To compare Gabor filter with Gray-level co-occurrence matrix, three texture images shown in Fig. 1(a), 2(a), and 3(a) were tested. For this experiment, we



**Fig.1** Two textures tested for comparing texture segmentation between Gabor filter and GLCM



**Fig.2** Two textures tested for comparing texture segmentation between Gabor filter and GLCM



**Fig.3** Three textures tested for comparing texture segmentation between Gabor filter and GLCM

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่นอนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

applied the Gabor filter with the window size  $32 \times 32$  by sliding to the neighbourhood pixel of images. The value of radial frequency  $u_0$  are  $8\sqrt{2}$ ,  $16\sqrt{2}$ ,  $32\sqrt{2}$ ,  $64\sqrt{2}$  cycle/image-width, and four values of orientation that are  $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$ , and  $135^\circ$  are used. neighbourhood pixel of images. The segmentation results of 3 input images from Gabor filter are shown in Fig. 1(b), 2(b), and 3(b), respectively.

Gray-level co-occurrence matrix used in this experiment is considered with four orientation that are  $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$ , and  $135^\circ$  and distance is 1. We considered four texture features, energy, entropy, contrast, homogeneity, for this method. The segmentation results of 3 input images from GLCM are shown in Fig. 1(c), 2(c), and 3(c), respectively.

By comparing segmentation result of three texture images between Fig. 1(b) and Fig. 1(c), Fig 2(b) and Fig 2(c), and Fig. 3(b) and Fig. 3(c), the Gabor filter give the better of textural segmentation result than GLCM, noticeably. The segmentation results using Gabor filter method still occur some error in the textural boundary regions, but still less error than GLCM.

## CONCLUSION

The texture features extracted by Gabor filter show more powerful in discriminating a variety of textures than the gray-level co-occurrence matrix method. The comparison can demonstrate that such a multichannel spatial filtering paradigm is an effective and powerful method for general texture analysis.

## REFERENCES

- [1] Kruizinga, P., Petkov, N., and Grigorescu, S. E., 1999. Comparison of Texture-Features Based on Gabor Filters, Proceedings, International Conference on Image Analysis and Processing, pp. 142-147.
- [2] Jain, A.K. and Farrokhnia, F. 1991. Unsupervised Texture Segmentation Using Gabor Filters, Pattern Recognition, Vol. 24, No. 12, pp. 1167-1186.
- [3] Mittal, N., Mital, D. P., and Chan, K. L., Features for textures segmentation using Gabor filters, Image Processing and Its Applications, IEE, No. 465, 1999.
- [4] Jain, A.K. and Bhattacharjee, S., 1992. Text Segmentation Using Gabor Filters for Automatic Document Processing, Machine Vision and Applications, Vol. 5, pp. 169-184.
- [5] Jain, R., Katsuri, R., and Schunck, B.G., 1995, Machine Vision, McGraw-Hill International Editions, pp. 234-239.
- [6] Haralick, R.M., Shanmugam, K., and Dinstein, I., 1973, Textural features for image classification, IEEE Transaction on Systems, Man and Cybernetics, Vol. 3, No. 6, pp. 610-621.
- [7] Richards, J. A., 1994. Remote Sensing Digital Image Analysis, Springer-Verlag Publishing Company, Inc., pp. 133-144.

## ประวัติผู้เขียน

นาย ทวี กุสุมาวดี เกิดเมื่อวันที่ 22 มีนาคม 2518 ที่จังหวัดพัทลุง สำเร็จการศึกษา  
วิศวกรรมศาสตรบัณฑิต สาขาวิศวกรรมโทรคมนาคม จากสถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้า  
เจ้าคุณทหารลาดกระบัง ปีการศึกษา 2540

ปัจจุบันเป็นนักศึกษาระดับปริญญาโท ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า สาขาวิศวกรรมไฟฟ้า  
ณ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้