

การแบ่งข้อมูลภาพ SAR โดยใช้การแพร่แบบ ANISOTROPIC

SAR SEGMENTATION USING ANISOTROPIC DIFFUSION

วิทยา ทิพย์สุวรรณเพร
VITTAYA TIPSUWANPORN

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรดุษฎีบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า

บัณฑิตวิทยาลัย

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

พ.ศ. 2551

KMITL-2003-EN-D-018-370

การแบ่งข้อมูลภาพ SAR โดยใช้การแพร่แบบ ANISOTROPIC

SAR SEGMENTATION USING ANISOTROPIC DIFFUSION

วิทยา ทิพย์สุวรรณพร

VITTAYA TIPSUWANPORN

เลขหมู่.....
เลขทะเบียน.....**82658**
วัน,เดือน,ปี.....**21 ก.ค. 2551**

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรดุษฎีบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า

บัณฑิตวิทยาลัย

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

พ.ศ.2551

KMITL-2008-EN-D-018-370

SAR SEGMENTATION USING ANISOTROPIC DIFFUSION

VITTAYA TIPSUWANPORN

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

2008

KMITL-2008-EN-D-018-370

COPYRIGHT 2008

SCHOOL OF GRADUATE STUDIES

KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

หัวข้อวิทยานิพนธ์	การแบ่งข้อมูลภาพ SAR โดยการใช้การแพร่แบบ Anisotropic
นักศึกษา	นายวิทยา ทิพย์สุวรรณพร
รหัสนักศึกษา	41060021
ปริญญา	วิศวกรรมศาสตรดุษฎีบัณฑิต
สาขาวิชา	วิศวกรรมไฟฟ้า
พ.ศ.	2551
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์	รศ.ดร.ฟูศักดิ์ ชิวสุวิทย์

บทคัดย่อ

วิทยานิพนธ์นี้นำเสนอ การแบ่งแยกภาพดาวเทียมชนิด SAR (Synthetic Aperture Radar) โดยวิธีการแพร่แบบ Anisotropic เพื่อให้ประสบผลดีขึ้นในการลดสัญญาณรบกวนที่มักปรากฏอยู่ในภาพ โดยธรรมชาติกระบวนการมองเห็นของมนุษย์มีความสามารถในการแยกแยะข้อมูลต่างๆ ของแผนภาพซึ่งต่างจากวิธีการจำแนกวัตถุแบบอัตโนมัติหรือกึ่งอัตโนมัติ ซึ่งมักทำได้ยาก อันเนื่องมาจากผลกระทบจากสัญญาณรบกวนที่ปรากฏในแผนภาพ ดังนั้นวิทยานิพนธ์นี้จึงนำเสนอ การแบ่งแยกภาพดาวเทียมชนิด SAR โดยวิธีการแพร่แบบ Anisotropic ด้วยวิธีนี้ภาพดาวเทียมชนิด SAR จะถูกแปลงให้อยู่ในโดเมนของลอการิทึม แล้วจึงเริ่มต้นกระบวนการแพร่ในการขยายขอบเขตความเป็นเนื้อเดียวกันภายใต้สภาพแวดล้อมของสัญญาณรบกวน โดยการแพร่จะดำเนินต่อไปจนกระทั่งค่าขอบเขตนั้นเข้าถึงเกณฑ์ความเป็นเนื้อเดียวกัน จากนั้นภาพถ่ายที่แบ่งแยกแล้วจะถูกแปลงกลับมาให้อยู่ในโดเมนความเข้มโดยฟังก์ชันเอ็กโปเนนเชียล การขยายขอบเขตความเป็นเนื้อเดียวกันโดยวิธีการแพร่แบบดัดแปลงถูกนำมาใช้โดยเทนเซอร์เทคนิค ข้อมูลเทนเซอร์จะถูกแปรค่าไปตามพิกเซลใกล้เคียงเพื่อการแบ่งแยกเนื้อภาพ เมื่อบริเวณของภาพมีเนื้อภาพเหมือนกันเป็นผลให้เกิดการขยายและจำกัดขอบเขตด้วยกระบวนการแพร่ (Diffusion) อัลกอริทึมที่นำเสนอนี้สามารถหยุดกระบวนการวนซ้ำ (Recursive) ด้วยเกณฑ์ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานหารด้วยค่าเฉลี่ยซึ่งสัมพันธ์กับเกณฑ์ความเป็นเนื้อเดียวกัน (Homogeneity) ผลลัพธ์แสดงในรูปผลการวิเคราะห์ภาพสังเคราะห์และภาพเรดาร์ช่องเปิดสังเคราะห์ การหาค่าของวิธีที่นำเสนอใช้ทฤษฎีเกณฑ์ของ ENL

Thesis Title	SAR Segmentation Using Anisotropic Diffusion
Student	Mr. Vittaya Tipsuwanporn
Student ID.	41060021
Degree	Doctor of Engineering
Program	Electrical Engineering
Year	2008
Thesis Advisor	Assoc.Prof.Dr.Fusak Cheevasuwit

ABSTRACT

This thesis proposes a SAR segmentation using anisotropic diffusion. Speckle effects are commonly observed in synthetic aperture radar (SAR) images. The human eyes are capable of deriving meaningful information from SAR images. However, an automatic or semi-automatic processing algorithm is quite difficult. In distinguishing objects are in the images because of the presented noise in those images. This thesis presents a segmentation method for SAR images, which employs an anisotropic diffusion algorithm. In the proposed scheme, a SAR image is transformed into a logarithmic domain where the diffusion process is used to grow homogeneous regions in the noise environment until the regions reach some criteria for homogeneity; consequently, the segmented image in the logarithm domain is converted to the intensity domain by an exponential function. To grow homogeneous regions the adaptive diffusion method is introduced with a tensor technique in which tensor data are varied with the neighboring pixels. The diffusion algorithm will stop itself by a standard deviation divided by the mean, which is provided according to the homogeneity criteria. Results are shown on both synthetic and satellite SAR images. The evaluation of the proposed method employs the theoretical gain of equivalent numbers of looks (ENL).

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จได้อย่างดี ด้วยคำแนะนำและคำปรึกษาจาก รศ.ดร.ฟูศักดิ์ ชิวสุวิทย์ ซึ่งเป็นอาจารย์ผู้ควบคุมวิทยานิพนธ์ และ รศ.ดร.สาธิต อินทจักร ข้าพเจ้ารู้สึกซาบซึ้งในความอนุเคราะห์จากท่านอาจารย์ทั้งสองท่าน และขอขอบพระคุณเป็นอย่างสูง

ขอกราบพระคุณคณาจารย์ภาควิชาวิศวกรรมการวัดคุม คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง ทุก ๆ ท่านที่ได้ประสิทธิ์ประสาทวิชาให้กับข้าพเจ้า

ขอขอบคุณเพื่อนๆ พี่ๆ น้องๆ ในภาควิชาวิศวกรรมการวัดคุม สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง ทุกคนที่ให้คำแนะนำต่างๆ และคอยให้กำลังใจเสมอมา

ขอขอบคุณบัณฑิตศึกษาและบัณฑิตวิทยาลัย คณะวิศวกรรมศาสตร์ที่ให้ความช่วยเหลือในเรื่องต่างๆ

สุดท้ายนี้ข้าพเจ้าขอกราบขอบพระคุณ บิดา มารดา และครอบครัวของข้าพเจ้าที่เป็นกำลังใจและให้การสนับสนุนในทุกเรื่องๆ ทำให้ข้าพเจ้าสามารถทำวิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงด้วยดี

คุณค่าและประโยชน์อันพึงมาจากวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ข้าพเจ้าขอบอบแด่ผู้มีพระคุณทุกท่าน

วิทยา ทิพย์สุวรรณพร

สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย.....	I
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	II
กิตติกรรมประกาศ.....	III
สารบัญ.....	IV
สารบัญตาราง.....	VI
สารบัญรูป.....	VII
คำอธิบายสัญลักษณ์ / คำย่อ.....	XI
บทที่ 1 บทนำ.....	1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา.....	1
1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา.....	1
1.3 สมมติฐานของการศึกษา.....	2
1.4 ทฤษฎีหรือแนวความคิดที่ใช้ในการวิจัย.....	2
1.5 การเปรียบเทียบระหว่างวิธีการที่นำเสนอกับวิธีการแบบพื้นฐาน.....	2
1.6 ขอบเขตการวิจัย.....	2
1.7 ขั้นตอนการศึกษา.....	3
บทที่ 2 ทฤษฎีเกี่ยวกับภาพ SAR และทฤษฎีการแบ่งข้อมูลภาพ.....	4
2.1 ภาพ SAR (Synthetic Aperture Radar).....	4
2.2 การแบ่งข้อมูลภาพ (Segmentation).....	8
2.2.1 วิธีการแบ่งข้อมูลภาพโดยใช้ฮิสโตแกรมกับขีดเริ่มเปลี่ยนที่ตายตัว.....	9
2.2.2 วิธีการแบ่งข้อมูลภาพหลังปรับเรียบภาพที่รักษาขอบต่างๆ ของพื้นที่ย่อย.....	10
2.2.3 วิธีการแบ่งข้อมูลภาพโดยการแยก-ผสม.....	13
2.2.4 วิธีการแบ่งข้อมูลภาพด้วยทฤษฎีกราฟ.....	15
2.2.5 วิธีการจัดกลุ่มแบบฟัซซีและการแบ่งข้อมูลภาพด้วย Fuzzy c-Means.....	19
2.2.6 วิธีการแบ่งข้อมูลภาพของ Zaart.....	29
2.3 สรุปบท.....	32

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
บทที่ 3 การลดสัญญาณรบกวนภาพ SAR โดยการแพร่แบบ Anisotropic.....	33
3.1 กล่าวนำ	33
3.2 ทฤษฎีเบื้องต้นเกี่ยวกับการแพร่.....	34
3.2.1 ปริภูมิสเกล (Scale Space) และการแพร่ (Diffusion)	34
3.2.2 การแพร่แบบ Anisotropic.....	35
3.3 สัมประสิทธิ์ของการแพร่.....	37
3.4 แบบจำลองสัญญาณรบกวนแบบจุด (Speckle model).....	38
3.5 Diffusion Tensor	39
3.6 การลดสัญญาณรบกวนภาพถ่าย SAR ของดาวเทียมด้วยตัวกรองการแพร่ แบบ Anisotropic.....	41
3.7 สรุปบท.....	45
บทที่ 4 การแบ่งข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมชนิด SAR ด้วยตัวกรองการแพร่แบบ Anisotropic.....	46
4.1 กล่าวนำ	46
4.2 วิธี Region growing	46
4.3 ขั้นตอนการเชื่อมเม้นต์ภาพถ่ายดาวเทียมด้วยตัวกรองการแพร่แบบ Anisotropic.....	47
4.4 ผลการทดลอง.....	48
4.4.1 ผลการเปรียบเทียบเชิงปริมาณ.....	49
4.4.2 ผลการเชื่อมเม้นต์ภาพถ่ายดาวเทียมชนิด SAR	53
4.5 สรุปบท	58
บทที่ 5 บทสรุป	59
5.1 สรุป.....	59
5.2 ข้อเสนอแนะและแนวทางแก้ปัญหา	59
บรรณานุกรม.....	60
ภาคผนวก.....	63
ภาคผนวก ก. ผลงานวิจัยที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่	64
ประวัติผู้เขียน	101

สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
3.1 ผลเชิงตัวเลขของภาพถ่ายดาวเทียมชนิด SAR ของ ERS-1	45
3.2 ผลเชิงตัวเลขของภาพถ่ายดาวเทียมชนิด SAR ของ JERS-1.....	45
4.1 ผลเชิงเลขที่ได้จากการเชื่อมโครงภาพ.....	51
4.2 ผลเชิงตัวเลขที่ได้จากการเชื่อมโครงภาพถ่ายดาวเทียมชนิด SAR ของดาวเทียม ERS-1.....	56
4.3 ผลเชิงตัวเลขที่ได้จากการเชื่อมโครงภาพถ่ายดาวเทียมชนิด SAR ของดาวเทียม JERS-1	56

สารบัญรูป

รูปที่	หน้า
2.1 การสร้างเส้นทางผ่านคลื่นจำลอง.....	4
2.2 ภาพเรดาร์วิเคราะห์โดยคลื่นสะท้อน.....	5
2.3 ดาวเทียม ERS (European Remote Sensing Satellite).....	6
2.4 ภาพข้อมูลจาก SAR	6
2.5 ดาวเทียม JERS (Japanese Earth Resources Satellite).....	7
2.6 ภาพข้อมูลจาก SAR ของดาวเทียม JERS.....	8
2.7 การแยกส่วนด้วยฮิสโตแกรมกับภาพโดยแบ่งฮิสโตแกรมของภาพออกเป็น 8 ช่วงเท่าๆ กัน...	10
2.8 เทมเพลตทั้งห้าของ Tomita ที่ใช้หาพื้นที่เอกพันธ์สำหรับจุดภาพตำแหน่ง (x, y)	11
2.9 เทมเพลตทั้งเก้าที่เสนอโดย Nagao เพื่อใช้หาพื้นที่เอกพันธ์ให้กับจุดภาพตำแหน่ง (x, y)	12
2.10 การแยกส่วนในภาพหลังการปรับเรียบภาพที่ยังคงรักษาขอบต่างๆ ของพื้นที่เอาไว้.....	13
2.11 โครงสร้างต้นไม้สี่แยก.....	14
2.12 ภาพผลลัพธ์จากการแยกส่วนในภาพด้วยวิธีแยก-ผสานเมื่อกำหนดให้ $\epsilon = 60$	15
2.13 ตัวอย่างของกราฟถ่วงน้ำหนัก.....	16
2.14 การแมปข้อมูลจุดภาพลงไปในกราฟ	17
2.15 การแมปปิ้งภาพ (ก) ไปเป็นกราฟ (ข)	18
2.16 การแยกส่วนในภาพออกเป็นสี่ส่วนจากขีดตัดสี่สแกนนิ่งทรี	19
2.17 ขอบเขตของพื้นที่ที่ได้หลังการแยกส่วนด้วยทฤษฎีกราฟ.....	19
2.18 กลุ่มข้อมูล $[X]$ มีสมาชิก $X = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n\}$	20
2.19 การแบ่งข้อมูล $[X]$ เป็นกลุ่ม $A_i; i = 1, 2, \dots, C$	21
2.20 การกระจายของเซตข้อมูลบนแกนทิศทางเดียว.....	24
2.21 ความเป็นฟังก์ชันสมาชิกของกลุ่มข้อมูลจากการใช้ อัลกอริทึม k-mean	24
2.22 ความเป็นฟังก์ชันสมาชิกของกลุ่มข้อมูลจากการใช้ อัลกอริทึม FCM	25
2.23 เมตริกซ์ U ที่แสดงความเป็นสมาชิกของแต่ละข้อมูลเมื่อแบ่งออกเป็นสอง กลุ่ม(สองแถว) จาก N ข้อมูล.....	25
2.24 ฟังก์ชันสมาชิกของกลุ่มข้อมูลที่มี $m = 1$ และระดับการตัดสินใจความเป็นสมาชิก $\epsilon = 0.3$	26
2.25 ฟังก์ชันสมาชิกของกลุ่มข้อมูลที่มี $m = 2$ และระดับการตัดสินใจความเป็นสมาชิก $\epsilon = 0.3$	26

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
2.26 ฟังก์ชันสมาชิกของกลุ่มข้อมูลที่มี $m = 2$ และระดับการตัดสินใจความเป็นสมาชิก $\varepsilon = 0.01$	27
2.27 ฟังก์ชันสมาชิกของคลาสของแม่น้ำ (μ_1) คลาสของการเกษตร (μ_2) คลาสของป่าไม้ (μ_3) คลาสของบ้านเรือน (μ_4) และคลาสของถนน (μ_5)	29
2.28 ผลการแบ่งส่วนของภาพถ่ายดาวเทียมชนิด SAR, ERS-1 ด้วยหลักการของ FCM	29
2.29 ความสัมพันธ์ของ q^2 และจำนวนของ look	30
2.30 ผลการแบ่งส่วนของภาพถ่ายดาวเทียมชนิด SAR, ERS-1 ด้วยหลักการของ Zaart	32
3.1 ทิศทางการแพร่ในระหว่างจุดภาพกรณี 2 มิติ	37
3.2 ผลการลดสัญญาณรบกวนของภาพถ่ายดาวเทียมชนิด SAR ของ ERS ที่ค่า R ต่างๆ	43
3.3 ผลการลดสัญญาณรบกวนของภาพถ่ายดาวเทียมชนิด SAR ของ JERS ที่ค่า R ต่างๆ	44
4.1 โพลีชาร์ทการเชื่อมแนตภาพถ่ายดาวเทียมด้วยตัวกรองการแพร่แบบ Anisotropic	47
4.2 ผลการเปรียบเทียบการเชื่อมแนตภาพที่ถูกสร้างขึ้น	50
4.3 เปรียบเทียบความถูกต้องการเชื่อมแนต ด้วยวิธีที่นำเสนอกับวิธี fuzzy c-Mean และวิธีของ Zaart และคณะ	52
4.4 Ground cover ของข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมที่นำมาทำการเชื่อมแนต	53
4.5 ผลการเชื่อมแนตของภาพถ่ายดาวเทียมชนิด SAR ของ ERS ที่ค่า R ต่างๆ	54
4.6 ผลการเชื่อมแนตของภาพถ่ายดาวเทียมชนิด SAR ของ JERS ที่ค่า R ต่างๆ	55
4.7 เปรียบเทียบผลการเชื่อมแนตของภาพถ่ายดาวเทียมชนิด SAR ของดาวเทียม ERS-1	57
4.8 เปรียบเทียบผลการเชื่อมแนตของภาพถ่ายดาวเทียมชนิด SAR ของดาวเทียม JERS-1	57

คำอธิบายสัญลักษณ์/คำย่อ

U	ยูเนียน
\cap	อินเตอร์เซกชัน
$/$	ดิฟเฟอเรนซ์ของเซต (Set Difference)
\subseteq	สับเซต
\emptyset	เซตว่าง
\in	เป็นสมาชิกของ
\wedge	ตัวดำเนินการเชื่อมนิพจน์ “และ (and)”
\vee	ตัวดำเนินการเชื่อมนิพจน์ “หรือ (or)”
E^N	ปริภูมิยูคลิดีียน N มิติ
$\forall x$	ทุกๆ ค่าของตัวแปร x
$\exists x$	บางค่าของตัวแปร x
Ψ	ฟังก์ชันการแปลงใดๆ ในเชิงพีชคณิต
λ	ฟังก์ชันแลมดา
\oplus	ตัวดำเนินการไคเลชัน
\ominus	ตัวดำเนินการอีโรชัน
\otimes	ตัวดำเนินการฮิตออร์มีสส์
∇	เกรเดียนต์
σ_n^2	ค่าความแปรปรวนของสัญญาณรบกวน
U_n	ดัชนีความเป็นเนื้อเดียวกัน
SNR	Signal to Noise Ratio
$RUMA$	Relative Ultimate Measure Accuracy
SAR	Synthetic Aperture Radar

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

การจำแนกภูมิประเทศของภาพถ่ายดาวเทียมชนิด SAR [1,2] มีการประยุกต์ใช้งานหลากหลายด้าน อาทิเช่น การจำแนกพื้นที่การเกษตร หรือป่าไม้ ด้วยข้อมูลจากความเข้มของจุดภาพ เพื่อความถูกต้องของการใช้งานจำเป็นต้องมีวิธีจำแนกความเปลี่ยนแปลงของภาพที่เวลาต่างๆ หรือที่ข้อมูลภาพกลุ่มใด กลุ่มหนึ่ง ซึ่งกระบวนการลดสัญญาณรบกวนเป็นกระบวนการพื้นฐานกระบวนการแรก เนื่องจากภาพที่มีสัญญาณรบกวนมากจะเกิดการซ้อนทับกับสัญลักษณ์ภายในภาพ และมีผลกระทบอย่างยิ่งในการสร้างแผนที่

โดยทั่วไปภาพถ่ายดาวเทียมจะกรองสัญญาณรบกวนใน Spatial Domain ซึ่งถูกนำเสนอไว้หลากหลายวิธีโดย Oliver และ Quegan [3] อย่างไรก็ตามวิธีการแพร่แบบ Anisotropic ยังคงมีการพัฒนาเพื่อให้ประสพผลที่ดีขึ้นในการลดสัญญาณรบกวน และรักษาขอบเขตให้คงเดิม ซึ่งโดยทั่วไปแบบจำลองแพร่แบบ Anisotropic ถูกกำหนดให้ขจัดสัญญาณรบกวนแบบ Additive แต่พื้นฐานของสัญญาณรบกวนจะอยู่ในรูปแบบ Multiplicative ทั้งนี้สามารถแปลงสัญญาณรบกวนอยู่ที่ในรูปแบบ Multiplicative ให้เป็นรูปแบบ Additive ได้ด้วยการใช้ฟังก์ชันลอการิทึม [4,5] นอกจากนี้วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้นำเสนอการปรับปรุงกระบวนการการแพร่ (Diffusion) เพื่อกรองสัญญาณรบกวนโดยใช้เกณฑ์ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานหารด้วยค่าเฉลี่ยในการหยุดกระบวนการวนซ้ำ

1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะนำอัลกอริทึมการแบ่งแยกภาพถ่ายด้วยวิธี Region-based ที่ใช้พื้นฐานการขยายขอบเขตด้วยการนำขอบเขตข้างเคียงมาพิจารณา ถึงความคล้ายคลึงกันของลักษณะค่าความเข้มหรือเนื้อหา ว่ามีความเป็นเนื้อเดียวกันหรือไม่ หากมีก็จะทำการขยายขอบเขตออกไปเช่นเดียวกันกับหลักการ Split-and-Merge [7] ที่รู้จักกันดี โดยทั่วไปจะใช้การเปรียบเทียบจุดภาพ (Pixel) กับจุดภาพข้างเคียงโดยตรง ซึ่งถ้าหากเกณฑ์ความเป็นเนื้อเดียวกัน (Criterion of Homogeneity) เป็นที่น่าพอใจ ก็จะจำแนกให้จุดภาพนั้นกับจุดภาพข้างเคียงเป็นคลาสเดียวกัน ดังนั้นเพื่อให้การแบ่งแยกภาพมีความสมบูรณ์การเลือกเกณฑ์ความเป็นเนื้อเดียวกันจึงมีความสำคัญอย่างมาก

1.3 สมมติฐานของการศึกษา

การใช้วิธีการแพร่แบบ Anisotropic ในการปรับเรียบ (Smoothing) ภาพถ่ายโดยปกติถูกนำไปไว้กับกลไกอื่นๆ เช่น Watershed transformation[8] และวิธีการ Thresholding [9] ในวิทยานิพนธ์นี้จะนำเอาวิธีการแพร่แบบ Anisotropic มาใช้ในการเช็กเมนต์ภาพถ่ายดาวเทียมชนิด SAR ในโดเมนลอการิทึม ค่า Diffusivity ของกระบวนการแพร่กระจาย ใช้โครงสร้าง Tensor เพื่อการแบ่งแยกเนื้อภาพเมื่อบริเวณของภาพมีเนื้อภาพเหมือนกัน เป็นผลให้เกิดการขยายและจำกัดขอบเขตด้วยกระบวนการแพร่กระจาย การเช็กเมนต์ที่ใช้เหมือนกับ Region growing แต่ไม่จำเป็นต้องมี Marker Set และ Seed ในทางตรงกันข้ามอัลกอริทึมที่นำเสนอสามารถหยุดกระบวนการทำซ้ำด้วยเกณฑ์ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานหารด้วยค่าเฉลี่ยซึ่งสัมพันธ์กับเกณฑ์ความเป็นเนื้อเดียวกัน (Homogeneity)

1.4 ทฤษฎีหรือแนวคิดที่ใช้ในการวิจัย

แนวคิดที่ใช้ในการวิจัยในการแบ่งข้อมูลภาพ SAR ใช้วิธีการแพร่แบบ Anisotropic ซึ่งเดิมเป็นวิธีที่ใช้ในการนำเอาสัญญาณรบกวนออกจากภาพ ในการวิจัยนี้ได้ประยุกต์วิธี Diffusivity ของกระบวนการแพร่กระจายและใช้ Tensor Structure เพื่อเป็นการแยกกลุ่มข้อมูลในภาพ จากนั้นประยุกต์แนวคิดเกี่ยวกับการกำหนดขอบเขตพื้นที่แบบ Region growing ร่วมกับแนวคิดการหาเงื่อนไขความเป็นเนื้อเดียวกันเพื่อแบ่งแยกข้อมูลภาพได้ถูกต้องมากขึ้น

1.5 การเปรียบเทียบระหว่างวิธีการที่นำเสนอกับวิธีการแบบพื้นฐาน

สำหรับหลักการเดิมที่ผู้วิจัยได้ค้นคว้ามาแล้วนั้นปรากฏว่าวิธีการแบ่งข้อมูลภาพอยู่ 2 วิธีที่ได้รับการตีพิมพ์ในวารสารระดับนานาชาติ คือ

1. Fuzzy C Mean ของ Jawahar และคณะวิจัย
2. Segmentation of SAR Image ของ Ali El Zaat และคณะวิจัย

ดังนั้น ในงานวิจัยนี้จะทำการเปรียบเทียบกับสองวิธีดังกล่าวข้างต้น เพื่อแสดงถึงประสิทธิภาพของวิธีการแบ่งข้อมูลภาพ SAR ซึ่งนำเสนอในวิทยานิพนธ์นี้

1.6 ขอบเขตการวิจัย

ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้นำเสนอวิธีการ Anisotropic diffusion มาใช้ในการแบ่งข้อมูลภาพ SAR โดยนำภาพ SAR จากดาวเทียม SAR ERS-1/AMI และ JERS-1/SAR ที่ถ่ายบริเวณภาคตะวันตกของประเทศไทยที่จังหวัดกาญจนบุรี (พิกัด $99^{\circ}5' E$; $14^{\circ}0' N$) โดยในรูปแบบพื้นที่จะประกอบด้วยส่วนที่เป็นพื้นน้ำ ที่ราบลุ่มมีน้ำขังหรือพื้นที่ชุ่มน้ำ ป่าไม้ และภูเขา มาทำการแบ่งข้อมูลภาพได้

1.7 ขั้นตอนของการศึกษา

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้แบ่งเนื้อหาออกเป็น 5 บทด้วยกันคือ

บทที่ 1 บทนำ กล่าวถึงความเป็นมาของงานวิจัย ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ สมมติฐาน ทฤษฎีที่ใช้ ขอบเขตของการวิจัย และขั้นตอนการศึกษา

บทที่ 2 ทฤษฎีเกี่ยวกับภาพ SAR และทฤษฎีการแบ่งข้อมูลภาพ

บทที่ 3 การแบ่งข้อมูลภาพ SAR โดยใช้การแพร่แบบ Anisotropic (Anisotropic Diffusion)

บทที่ 4 การทดลองการแบ่งข้อมูลภาพและผลการทดลอง

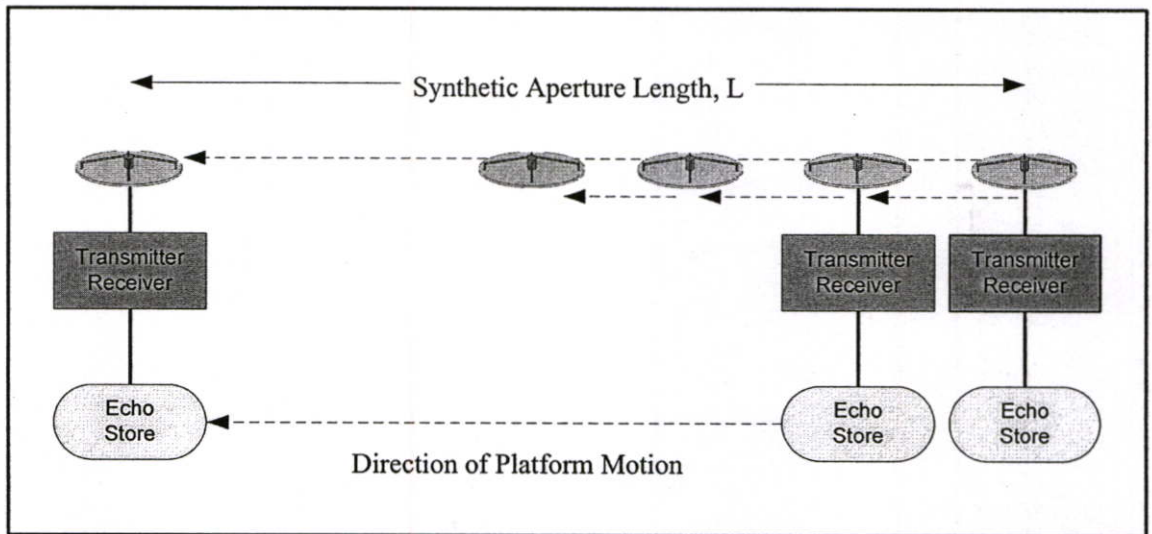
บทที่ 5 สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ

บทที่ 2

ทฤษฎีเกี่ยวกับภาพ SAR และทฤษฎีการแบ่งข้อมูลภาพ

2.1 Synthetic Aperture Radar

Synthetic Aperture Radar (SAR) หมายถึงเทคนิคที่ทำให้เหมือนกับว่ามีแผงจานรับคลื่นที่ยาวกว่าความเป็นจริง โดยการสะสมสัญญาณจากคลื่นที่สะท้อนกลับ ในขณะที่ยานบรรทุกเครื่องบิน เรดาร์ จะบินผ่านไปบนอากาศ โดยเอามาเก็บไว้ในคอมพิวเตอร์แล้วเอามาต่อๆ กันให้มีจำนวนคลื่นที่บันทึกไว้มากกว่าที่จะรับได้ในครั้งเดียวโดดๆ จึงสามารถเพิ่มความคมชัดตามทางยาวของภาพได้มากขึ้น คำว่า Aperture คือที่เปิดให้คลื่นแสงผ่านเข้าออก เพื่อเอามาบันทึกทำภาพ เหมือนกับชัตเตอร์ในกล้องถ่ายภาพ ที่ปล่อยให้แสงผ่านตัวกล้องเข้ามาบนแผ่นฟิล์ม สำหรับเครื่องมือเรดาร์นี้ จานรับคลื่นก็คือตัว Aperture นั้นเอง เพราะมันเป็นตัวกลางรับส่งคลื่นที่ใช้ทำการบันทึกนี้ ก็คือคลื่นไมโครเวฟ โดยทางผ่านคลื่นจำลอง (Synthetic Aperture) นั้นจะทำได้ด้วยการเคลื่อนส่วนที่ให้แสงผ่านเข้าออก โดยที่จานรับคลื่นนี้ให้ไปเป็นไปตามตำแหน่งต่างๆตามทางบินของยานที่บรรทุกเครื่องบิน

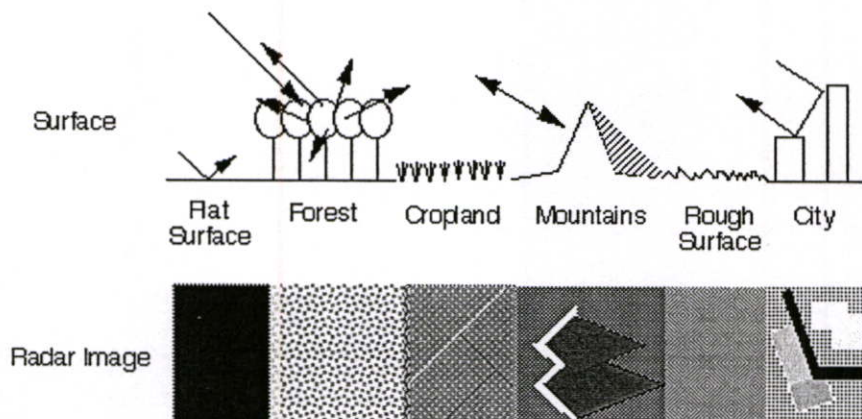


รูปที่ 2.1 การสร้างเส้นทางผ่านคลื่นจำลอง

ในขณะที่เครื่องบินผ่านไป ก็จะส่งคลื่นทั้งแผงออกไปจากตำแหน่งหนึ่ง กว่าคลื่นจะสะท้อนกลับเข้ามายังจานรับ และถูกส่งต่อไปเก็บไว้ใน Echo Store ตัวเครื่องก็ไม่อยู่ในตำแหน่งเดิม ความถี่ของคลื่นส่งกับคลื่นสะท้อนระหว่างตัวเครื่อง กับเป้าหมายที่ถ่าย ก็จะแตกต่างกัน ที่เรียกว่า Doppler Shift คลื่นสะท้อนจะสั้นลง ทำให้ความถี่มีมากขึ้น หากเครื่องกำลังเคลื่อนเข้าหาเป้าหมาย ความถี่ของคลื่นจะยาวขึ้น หากตัวเครื่องกำลังเคลื่อนออกจากเป้าหมาย ความถี่ของคลื่นจะสั้นลง เมื่อเอาค่าความถี่ที่เขียนไปนี้ ไปเทียบกับค่าความถี่อ้างอิง (Reference Frequency) ก็จะทำให้สามารถปรับเอาคลื่น

สะท้อนกลับ ที่มีค่าความถี่เพิ่มขึ้นไปเหล่านี้ มารวมศูนย์กันอยู่ที่เป้าหมายเดียวกัน จึงทำให้เหมือนกับขีดแผ่รับคลื่นออกไป ให้อาวุธกว่าความเป็นจริง การปฏิบัติการเปลี่ยนค่าคลื่นให้รวมศูนย์อยู่ในจุดเดียวกันนี้ จึงเรียกกันว่า SAR ซึ่งในปัจจุบันใช้เครื่องคอมพิวเตอร์ที่มีความเร็วสูงมาคิดแปรค่าความยุ่งยากกลับซับซ้อนของวิธีนี้ที่อยู่ที่จะต้องปรับแก้ค่าความถี่ที่เพิ่มขึ้นไปให้ได้ถูกต้อง ทั้งนี้ ต้องอาศัยข้อมูล และความรู้ในการกำหนดตำแหน่งอย่างถูกต้องที่สุด ยานบรรทุกเครื่องบินเรดาร์กับตำแหน่งของเป้าหมายที่ถูกถ่ายเป็นคลื่นที่ก่อให้เกิดความถี่ของคลื่นความถี่ที่เพิ่มขึ้นไปแต่แรกนั่นเอง

สำหรับการวิเคราะห์ภาพเรดาร์จะวิเคราะห์จากคลื่นสะท้อน ถ้าคลื่นสะท้อนกลับมามาก ทำให้ภาพสว่างมาก ก็จะมีความขรุขระมาก ในกรณีพื้นเรียบๆ ที่สะท้อนคลื่นไมโครเวฟกลับมาน้อย ก็จะดูมืดในภาพเรดาร์ พื้นที่ทำการกสิกรรมส่วนมากจะขรุขระปานกลาง ตามขนาดคลื่นของเครื่องเรดาร์ส่วนมาก และสีก็จะเป็นสีเทาๆ ไป ผิวพื้นที่มีความลาดเอียงหันเข้าหาเครื่องเรดาร์โดยตรง ก็จะส่งคลื่นสะท้อนกลับ ได้มาก จึงจะดูมีความสว่าง มากกว่าคลื่นที่สะท้อนมาจากพื้นที่ที่ความลาดชันเห อออกจากเครื่อง บางพื้นที่ที่คลื่นฉายไปไม่ถึง เช่น ด้านหลังของภูเขา ก็จะดูมืดๆ ไป ส่วนถนนหรือตึก ที่เรียงรายในลักษณะที่ทำให้คลื่นสะท้อนกลับ ไปกลับมา ระหว่างตัวตึกกับตัวถนน และกลับไปกระทบ เครื่องโดยตรง ก็จะทำให้ดูสว่างมากในภาพ ถนนหรือทางด่วนซึ่งมีผิวเรียบ ก็จะดูเป็นแถบมืดๆ ในภาพ ตัวตึกที่ไม่ได้เรียงรายให้คลื่นสะท้อนกลับ ได้โดยตรงก็จะออกสีเทาๆ เหมือนกับมีผิวขรุขระ คลื่นสะท้อนกลับ ก็ยังมีความไวต่อคุณสมบัติทางด้านไฟฟ้าของวัสดุต่างๆ ซึ่งรวมไปถึงจำนวนความชื้นของวัสดุด้วย วัสดุที่ชื้นหรือเปียก ก็จะดูสว่างมาก และวัสดุที่แห้งก็จะดูมืด มีข้อยกเว้นก็คือผิวน้ำ ซึ่งจะมีผิวเรียบ จึงดูมืดเนื่องจากผิวราบเรียบนั้นสะท้อนแสงหันเหออกจากเครื่อง จึงได้รับคลื่นกลับน้อย เปรียบเทียบผิววัสดุของจริง กับภาพเรดาร์ที่จะออกมาว่าเป็นอย่างไร พื้นเรียบ แสงสะท้อนออกไปทางอื่นหมด จึงเป็นสีดำ ป่าไม้สะท้อนไปหลายทิศ จึงดูขรุขระ พื้นที่กสิกรรมจะดูเรียบ เพราะต้นพืชมีกสูงพอๆ กัน ภูเขาจะมีลักษณะขาวดำตัดกันมาก เช่นเดียวกับตึกในตัวเมือง ส่วนพื้นที่จริงๆ แล้วขรุขระ ภาพเรดาร์กลับจะออกมาเรียบ การแปลความหมายของภาพจึงไม่เหมือนกับที่เราเคยชินกับที่มองจากแสงที่ตาเราเห็นได้ จึงต้องฝึกกันพอสมควรกว่าจะดูออกว่าอะไรเป็นอะไร แสดงผังรูปที่ 2.2



รูปที่ 2.2 ภาพเรดาร์วิเคราะห์โดยคลื่นสะท้อน

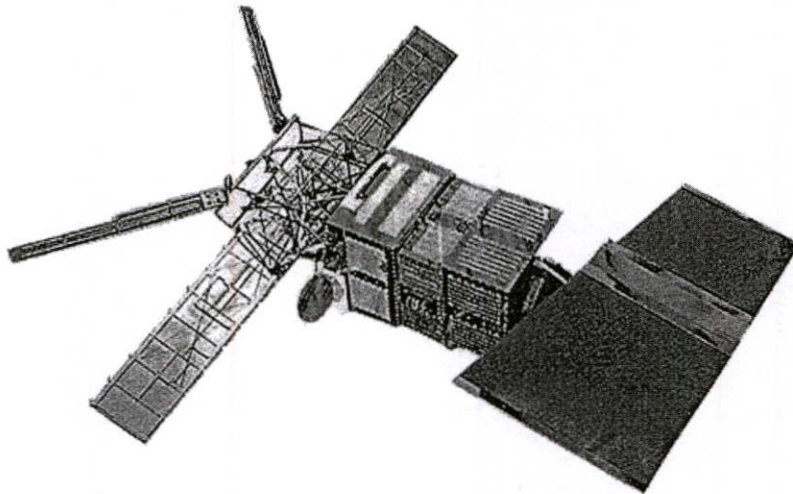
ดาวเทียมที่เป็นรูปแบบ Active Remote Sensing โดยใช้เทคนิคการบันทึกภาพแบบ SAR ได้แก่ ERS-1 และ ERS-2 และ JERS

ดาวเทียม ERS (European Remote Sensing Satellite)

- ดาวเทียมสำรวจทรัพยากรดวงแรกขององค์การอวกาศยุโรป (European Space Agency)
- ERS-1 สู่วงโคจร 17 กรกฎาคม 2534 (หยุดปฏิบัติการแล้ว)
- ERS-2 สู่วงโคจร 21 เมษายน 2538

วัตถุประสงค์

- ศึกษาปฏิสัมพันธ์ระหว่างมหาสมุทรและชั้นบรรยากาศ
- ศึกษาการไหลเวียนของน้ำในมหาสมุทรและการถ่ายเทพลังงาน
- ศึกษาความสมดุลของมวลสารบริเวณน้ำแข็งขั้วโลก
- ศึกษาติดตามตรวจสอบกระบวนการพลศาสตร์ชายฝั่งทะเลและมลพิษที่เกิดขึ้น

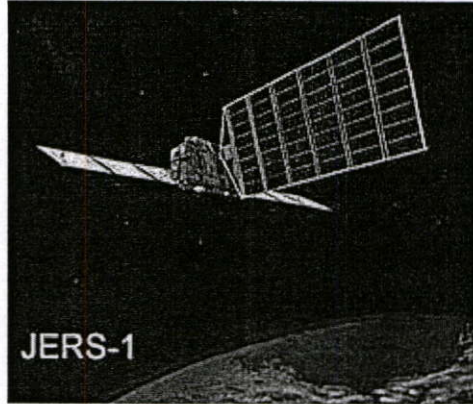


รูปที่ 2.3 ดาวเทียม ERS (European Remote Sensing Satellite)



รูปที่ 2.4 ภาพข้อมูลจาก SAR

ดาวเทียม JERS (Japanese Earth Resources Satellite)



รูปที่ 2.5 ดาวเทียม JERS (Japanese Earth Resources Satellite)

รายละเอียดดาวเทียม JERS (Japanese Earth Resources Satellite)

- ดาวเทียมสำรวจทรัพยากรโลกดวงที่สองของ NASDA
- อุปกรณ์ถ่ายภาพทะเลมระบบ Synthetic Aperture Radar (SAR)
- อุปกรณ์ Optical Sensors (OPS) บันทึกข้อมูลช่วงคลื่นที่ตามองเห็น (Visible) จนถึง

อินฟราเรด (Infrared)

- สามารถถ่ายภาพในระบบสามมิติตามแนวโคจรได้ด้วย
- ดาวเทียม JERS-1 ขึ้นสู่วงโคจรเมื่อวันที่ 11 กุมภาพันธ์ 2535
- ยุคการปฏิบัติการวันที่ 12 ตุลาคม 2541

การบันทึกข้อมูลของดาวเทียม JERS มีระบบบันทึกข้อมูล 2 ระบบ

1. SAR (Synthetic Aperture Radar)

- บันทึกในความถี่ 1.275 GHz (L band)
- บันทึกด้านข้างที่มุมเอียง 35 องศา
- ความละเอียด 18x18 เมตร
- แนวกว้างในการบันทึก 75 กิโลเมตร
- บันทึกบริเวณเดิมทุก 44 วัน

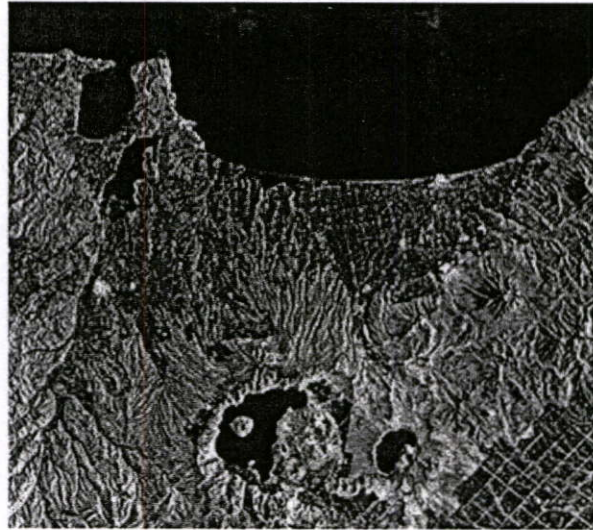
2.OPS (Optical Sensors)

- บันทึกข้อมูลในช่วง Visible และ IR (8 แบนด์)แบ่งเป็น 22 ระบบย่อย
- ความละเอียด 18x 24 เมตร

แบ่งเป็น 2 ระบบย่อย คือ

2.1 VNIR (Visible and Near Infrared Radiometer) มี 3 ช่วงคลื่น (4 แบนด์)

2.2 SWIR (Short Wavelength Infrared Radiometer) มี 4 ช่วงคลื่น



รูปที่ 2.6 ภาพข้อมูลจาก SAR ของดาวเทียม JERS

2.2 การแบ่งข้อมูลภาพ (Segmentation)

การแบ่งข้อมูลภาพวัตถุที่ปรากฏอยู่ในภาพ เป็นขั้นตอนที่สำคัญในลำดับขั้นๆ ของการประมวลผลภาพ ที่สามารถนำผลลัพธ์ของการการแบ่งข้อมูลภาพไปใช้ในงานต่างๆ มากมาย เช่น เมื่อแยกวัตถุต่างๆ ออกจากกันแล้วก็นำไปทำให้คอมพิวเตอร์รู้จักวัตถุเหล่านั้น ซึ่งมีชื่อเรียกในเชิงเทคนิคว่า “การรู้จำวัตถุ (Object Recognition)” ส่วนในทางการแพทย์ก็จะนำผลของการการแบ่งข้อมูลภาพไปช่วยในการวินิจฉัยโรค อย่างการวิเคราะห์เซลล์มะเร็ง วิเคราะห์เนื้อเยื่อของปอด และการทำงานของสมอง เป็นต้น นอกจากนี้ยังนำผลลัพธ์ของการแบ่งข้อมูลภาพของภาพถ่ายทางอากาศ (Airborne) หรือภาพถ่ายด้วยดาวเทียม (satellite Images) ไปใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูลในทางภูมิศาสตร์ สภาพแวดล้อม การจัดการทรัพยากรธรรมชาติ เป็นต้น

คุณภาพผลลัพธ์ของการแบ่งข้อมูลภาพจะขึ้นอยู่กับเทคนิคที่นำมาใช้ในการแบ่งแยกวัตถุ เนื่องจากการแบ่งข้อมูลภาพเป็นกระบวนการของการแบ่ง (Partition) ข้อมูลภาพออกเป็นส่วนๆ โดยพื้นที่แต่ละส่วนในภาพที่เชื่อมต่อกันจะไม่ซ้อนทับกัน และพื้นที่ในแต่ละส่วนจะต้องมีคุณสมบัติเหมือนกัน เช่น ถ้าพิจารณาคุณสมบัติที่อยู่ในรูปของความเข้มของแสง พื้นที่ในแต่ละส่วนก็จะต้องมีค่าความเข้มที่เท่ากันและเป็นเนื้อเดียวกัน ซึ่งสามารถเขียนการแบ่งข้อมูลภาพรูปภาพเป็นแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ได้ดังนี้

กำหนดให้ F เป็นรูปภาพ และฟังก์ชัน $P()$ เป็นฟังก์ชันที่ใช้ในการแบ่งแยกจุดภาพ ออกเป็นส่วนๆ ดังนั้นการแบ่งข้อมูลภาพก็คือ การสร้างฟังก์ชัน $P()$ ให้สามารถแบ่งแยกรูปภาพ F ออกเป็นส่วนย่อยๆ ซึ่งถ้าพิจารณาในรูปของเซตก็คือการแบ่งเซต F ออกเป็นเซตย่อย (subsets) (S_1, S_2, \dots, S_n) โดยที่

$$\bigcup_{i=1}^n S_i = F \quad \text{และ} \quad S_i \cap S_j = \emptyset \quad \text{เมื่อ} \quad i \neq j \quad (2.1)$$

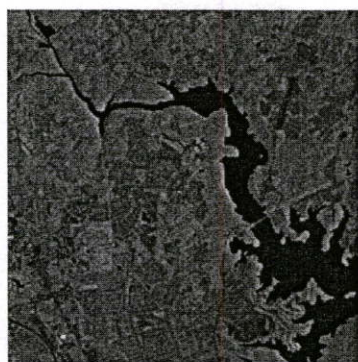
2.2.1 วิธีการแบ่งข้อมูลภาพโดยใช้ฮิสโตแกรมกับขีดเริ่มเปลี่ยนที่ตายตัว

วิธีการแยกส่วนในภาพโดยการแบ่งฮิสโตแกรมออกเป็นช่วงๆ ตามค่าขีดเริ่มเปลี่ยนที่กำหนดไว้ตายตัวนั้นเป็นวิธีพื้นฐานที่ง่าย การแบ่งฮิสโตแกรมออกเป็นช่วงๆ จะทำให้ได้พื้นที่ย่อยหลังการแยกส่วนมีความแตกต่างของค่าระดับสีเทาสูงสุดไม่เกินค่าผลต่างระหว่างค่าสูงสุด และต่ำสุดของแต่ละช่วงแล้วแต่ว่าพื้นที่ย่อยนั้นจะตกอยู่ในช่วงไหนของ ฮิสโตแกรมที่ทำการแบ่งเอาไว้

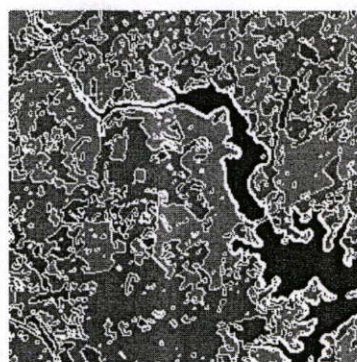
ขั้นตอนของการแยกส่วนในภาพโดยใช้ฮิสโตแกรมกับขีดเริ่มเปลี่ยนที่ตายตัวมีดังนี้

1. คำนวณหาฮิสโตแกรมของภาพต้นฉบับ ซึ่งฮิสโตแกรมของค่าระดับสีเทาจะเป็นการวัดความถี่ของค่าระดับสีเทาต่างๆ ที่ปรากฏอยู่ในภาพนั้น
2. ทำการแบ่งฮิสโตแกรมออกเป็นช่วงๆ แต่ละช่วงจะมีความกว้าง (หรือค่าความแตกต่างสูงสุดของระดับสีเทาในช่วง) เท่ากันหรือไม่ก็ได้ จากนั้นทำการกำหนดสัญลักษณ์ให้กับแต่ละช่วงที่แบ่งเอาไว้
3. ทำการแปลงค่าระดับสีเทาในภาพให้อยู่ในรูปของสัญลักษณ์
4. ทำการลากเส้นแบ่งเขตให้กับแต่ละสัญลักษณ์ ซึ่งเส้นแบ่งเขตแตกต่างเหล่านี้จะเป็นผลลัพธ์ที่ได้จากการแยกส่วนในภาพนั่นเอง

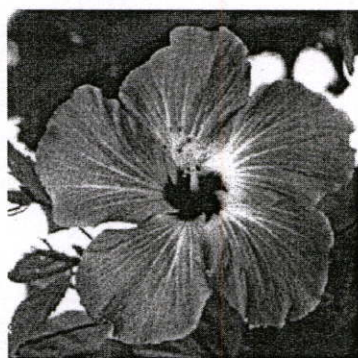
จากการนำวิธีการแยกส่วนในภาพด้วยการใช้ฮิสโตแกรมกับขีดเริ่มเปลี่ยนตายตัวมาประยุกต์กับภาพถ่ายดาวเทียมและภาพดอกไม้ จะได้ผลลัพธ์ดังแสดงในรูปที่ 2.7 โดยค่าระดับสีเทาของภาพทั้งสองอยู่ในช่วง 0 ถึง 255 จากภาพผลลัพธ์ในการแยกส่วนด้วยฮิสโตแกรมในรูปที่ 2.7 ของภาพทั้งสองจะพบว่าเกิดพื้นที่ย่อยขนาดเล็กจำนวนมาก โดยเฉพาะอย่างยิ่งกับภาพถ่ายดาวเทียมซึ่งมีคุณสมบัติของความเป็นเนื้อเดียวกันต่ำ ภาพผลลัพธ์ที่ได้มีพื้นที่ย่อยขนาดเล็กจำนวนมาก จึงยากต่อการนำไปประยุกต์ใช้งานในขบวนการขั้นตอนของการวิเคราะห์หรือจำแนกข้อมูลภาพ ปัญหาที่มาของการเกิดพื้นที่ย่อยขนาดเล็กเหล่านี้เป็นเพราะการรวมเอากลุ่มข้อมูลที่มีค่าระดับสีเทาใกล้เคียงกันไว้ในกลุ่มเดียวกันโดยมิได้คำนึงถึงตำแหน่งของจุดภาพ ดังนั้นถ้าหากจุดภาพสองจุดภาพที่อยู่ในตำแหน่งประชิดติดกันแต่มีค่าระดับสีเทาต่างกันเพียงระดับเดียว หลังการแบ่งฮิสโตแกรมแล้วค่าระดับสีเทา



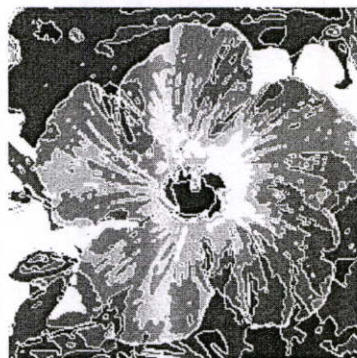
(ก) ภาพถ่ายดาวเทียม



(ข) ขอบเขตจากการแยกส่วน



(ค) รูปดอกไม้



(ง) ขอบเขตจากการแยกส่วน

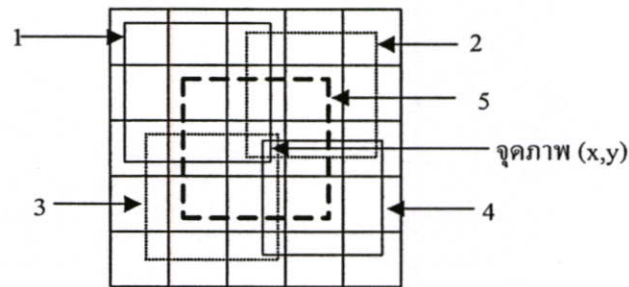
รูปที่ 2.7 การแยกส่วนด้วยฮิสโตแกรมกับภาพ โดยแบ่งฮิสโตแกรมของภาพออกเป็น 8 ช่วงเท่าๆ กัน

ทั้งสองอาจถูกแยกให้อยู่ในคนละช่วงหรือคนละกลุ่มจึงทำให้จุดภาพทั้งสองถูกแยกออกจากการเป็นพื้นที่เดียวกัน มีผลทำให้เกิดพื้นที่เล็กพื้นที่น้อยปรากฏในภาพจำนวนมาก สำหรับการกำจัดพื้นที่เล็กพื้นที่น้อยอาจทำได้โดยนำภาพต้นฉบับมาผ่านการปรับเรียบภาพ แต่อาจมีผลทำให้ขอบต่างๆ ในภาพถูกทำลายไปภาพจะสูญเสียความคมชัด จึงส่งผลให้การแยกส่วนในภาพอาจสูญเสียความถูกต้องไปด้วย การแก้ไขทำได้โดยวิธีการปรับเรียบในพื้นที่ย่อยซึ่งวิธีการนี้จะยังคงรักษาความคมชัดของขอบในพื้นที่ย่อยของภาพเอาไว้ได้ หรืออาจเลือกวิธีการแยกส่วนในภาพที่ใช้ตำแหน่งของจุดภาพมาร่วมในการพิจารณาด้วย จะช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการแยกส่วนในภาพ

2.2.2 วิธีการแบ่งข้อมูลภาพหลังปรับเรียบภาพที่รักษาขอบต่างๆ ของพื้นที่ย่อย

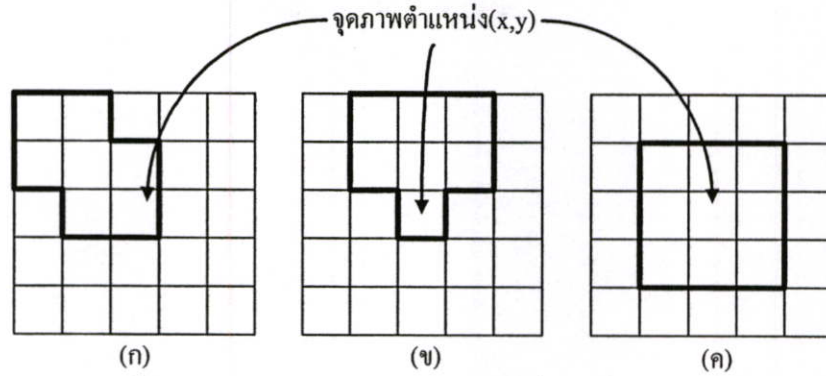
ในการปรับเรียบภาพนั้นมีการทำการวิจัยกันอย่างกว้างขวาง อย่างเช่น ในเอกสารอ้างอิง [26,27] แต่ปัญหาหลักของการปรับเรียบภาพเมื่อขาดความระมัดระวังคือ ภาพผลลัพธ์หลังการปรับเรียบจะขาดความคมชัดเนื่องจากขอบของพื้นที่ต่างๆ ในภาพอาจถูกทำลายไปต่อมา Tomita [28] ได้เสนอวิธีการปรับเรียบภาพโดยพยายามรักษาขอบของพื้นที่ต่างๆ ในภาพเอาไว้ หลักการของวิธีดังกล่าว จะทำการหาพื้นที่ต่างๆ ที่อยู่รอบๆ จุดภาพ ณ ตำแหน่ง (x,y) ที่จะทำการปรับเรียบ เพื่อดูว่าจุดภาพ (x,y) ไปอยู่ในพื้นที่ใดแล้วจะให้ความเป็นเนื้อเดียวกันสูงที่สุด โดยใช้ค่าความเบี่ยงเบนมาตรฐานเป็นเกณฑ์ในการตัดสินใจ เมื่อพบพื้นที่ ที่ให้ค่าความเบี่ยงเบนมาตรฐานต่ำที่สุด ก็จะนำเอาค่าเฉลี่ยของระดับสีเทาจุดภาพต่างๆ ในพื้นที่ดังกล่าวแทนลงในค่าระดับสีเทาของจุดภาพตำแหน่ง (x,y) การ

ปรับภาพเรียบนี้จะทำตลอดทั้งภาพและมีการวนซ้ำจนกว่าจะไม่เกิดการเปลี่ยนแปลงค่าใดๆ ของจุดภาพ
 เทมเพลตของ Tomita ประกอบด้วยเทมเพลตขนาด 3×3 จุดภาพจำนวน 5 เทมเพลตที่ทุกเทมเพลต
 จะมีจุดภาพ (x,y) รวมอยู่ด้วยดังแสดงในรูปที่ 2.8 โดยเทมเพลตหมายเลข 1 ถึง 4 จะมีจุดภาพที่กำลัง
 พิจารณา (x,y) เป็นจุดมุมของแต่ละเทมเพลต ส่วนเทมเพลตหมายเลข 5 จะมีจุดภาพที่กำลังพิจารณา
 (x,y) อยู่กึ่งกลาง



รูปที่ 2.8 เทมเพลตทั้งห้าของ Tomita ที่ใช้หาพื้นที่เนื้อเดียวกันสำหรับจุดภาพตำแหน่ง (x,y)
 โดยใช้ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานเป็นเกณฑ์การตัดสินใจ

เนื่องจากเทมเพลตของ Tomita ที่ใช้จะเป็นจัตุรัสขนาดเท่าไรก็ได้ ปัญหาที่เกิดขึ้นจากเทคนิค
 นี้คือ ถ้าพื้นที่ใดมีรูปทรงที่ซับซ้อน เช่น พื้นที่ที่มีลักษณะเป็นรูปกลมพื้นที่ลักษณะดังกล่าวจะถูกทำลาย
 หายไป ทั้งนี้เพราะกระบวนการปรับเรียบจะทำการวนซ้ำจนกว่าจะไม่เกิดการเปลี่ยนแปลงค่าใดๆ
 ในภาพเลย ข้อเสียนี้ต่อมาได้รับการแก้ไขโดย Nagao [29] ซึ่ง Nagao ได้เสนอให้สร้างเทมเพลตรูป
 ทรงใหม่ เพื่อให้ใช้ได้กับพื้นที่ที่มีรูปทรงซับซ้อน เทมเพลตของ Nagao จะมีอยู่ 9 เทมเพลต แต่ละ
 เทมเพลตจะปรากฏจุดภาพ ณ ตำแหน่ง (x,y) ที่กำลังพิจารณาอยู่ด้วย โดยจุดภาพตำแหน่ง (x,y) นี้
 จะเป็นจุดภาพที่ต้องทำการปรับเรียบ ลักษณะรูปทรงของเทมเพลตที่ Nagao เสนอไว้ดังแสดงในรูปที่
 2.9(ก) ถึง 2.9(ค) โดยที่รูป 2.9(ก) และ 2.9(ข) จะประกอบด้วยรูปละ 4 เทมเพลตที่หมุนไปด้วยมุม 90
 องศา ใน 8 เทมเพลตนี้จะมีจุดภาพอยู่เทมเพลตละ 7 จุดภาพ ส่วนเทมเพลตที่เก้าในรูปที่ 2.9(ค) ซึ่งมี
 ลักษณะเป็นจัตุรัสขนาด 3×3 จุดภาพ โดยจุดภาพ (x,y) จะอยู่กึ่งกลางของเทมเพลตนี้



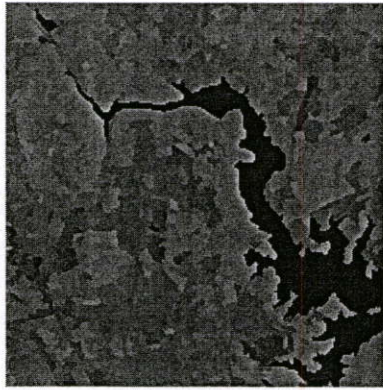
รูปที่ 2.9 เเทมเพลตทั้งเก้าที่เสนอโดย Nagao เพื่อใช้หาพื้นที่เนื้อเดียวกันให้กับจุดภาพตำแหน่ง (x, y)

ขั้นตอนการปรับเรียบให้กับจุดภาพตำแหน่ง (x, y) ของ Nagao มีดังนี้

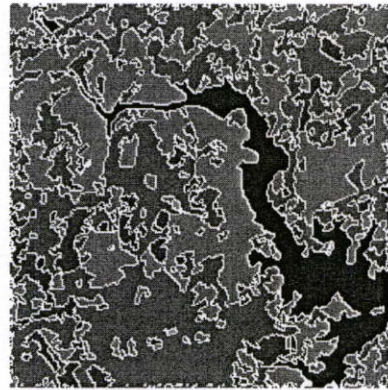
1. ค้นหาค่าเฉลี่ยและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของเทมเพลตทั้งเก้าที่มีจุดภาพตำแหน่ง (x, y) เป็นจุดร่วมในทุกเทมเพลต
2. ตรวจสอบหาเทมเพลตที่จะให้ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานต่ำที่สุด
3. แทนค่าเฉลี่ยของเทมเพลตที่ให้ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานต่ำที่สุดลงในจุดภาพตำแหน่ง (x, y)
4. ให้ทำขั้นตอนที่ 1 ถึง 3 กับทุกๆ จุดภาพจนครบทั้งภาพ
5. กระทำการวนซ้ำตั้งแต่ขั้นตอนที่ 1 ถึง 4 จนกว่าเกือบทุกจุดภาพไม่มีการเปลี่ยนแปลงค่าระดับสีเทาที่จะได้ผลลัพธ์ของการปรับเรียบ

ตัวอย่างของภาพที่ได้จากการปรับเรียบโดยวิธีการของ Nagao ดังแสดงในรูปที่ 2.9(ก) กับ 2.9 (ค) เมื่อทำการลากขอบเขตของพื้นที่ที่มีความเป็นเนื้อเดียวกัน โดยการแบ่งฮิสโตแกรมที่สอดคล้องกันออกเป็น 8 ช่วง จะได้ภาพจากการแยกส่วนหลังการปรับเรียบให้ภาพดังแสดงในรูปที่ 2.10(ข) กับ 2.10(ง) ตามลำดับ ภาพหลังการแยกส่วนจะพบว่าพื้นที่เล็กพื้นที่น้อยจะหายไป ในขณะที่ขอบต่างๆ ของพื้นที่ยังคงสภาพเอาไว้ได้หลังการปรับเรียบ

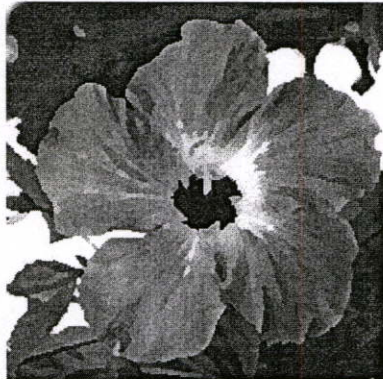
เนื่องจากเทมเพลตที่ใช้มีจำนวน 9 เทมเพลตและการคำนวณต้องทำแบบวนซ้ำจึงต้องใช้เวลาในการประมวลผลสูง จะอย่างไรก็ตามถ้าหากพื้นที่ที่สนใจมีขนาดเล็กกว่า เทมเพลตก็จะยังคงทำให้พื้นที่นั้นถูกทำลายหายไปเช่นกัน กล่าวคือจะถูกยุบไปรวมกับพื้นที่ข้างเคียง ในการแก้ปัญหาสามารถทำได้โดยใช้วิธีการแยกส่วนในภาพโดยอาศัยคุณสมบัติความเป็นเนื้อเดียวกันของพื้นที่ที่พิจารณา ค่าระดับสีเทาร่วมกับตำแหน่งจุดภาพ ดังจะได้กล่าวในหัวข้อต่อไป



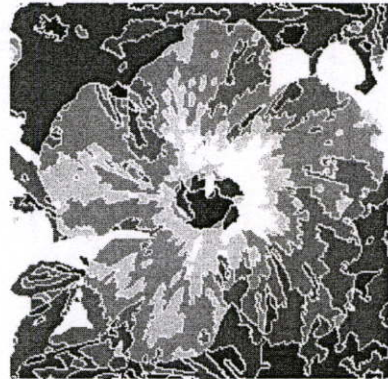
(ก) ภาพดาวเทียมหลังการปรับเรียบภาพ



(ข) การแยกส่วนในภาพของรูป (ก)



(ค) ภาพถ่ายดอกไม้หลังการปรับเรียบภาพ

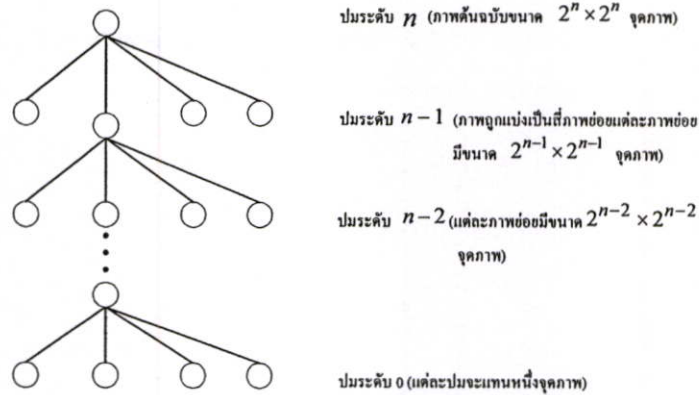


(ง) การแยกส่วนในภาพของรูป (ค)

รูปที่ 2.10 การแยกส่วนในภาพหลังการปรับเรียบภาพที่ยังคงรักษาขอบต่างๆ ของพื้นที่ เอาไว้

2.2.3 วิธีการแบ่งข้อมูลภาพโดยการแยก-ผสาน

วิธีการแยก-ผสานนำเสนอโดย Horowitz [30] ในวิธีนี้จะมีการแยกส่วนภาพโดยการนำเอาค่าระดับสีเทาของจุดภาพที่สนใจกับจุดภาพข้างเคียงมาพิจารณาร่วมกัน เพื่อดูว่าในพื้นที่ที่มีจุดภาพที่สนใจปรากฏอยู่นั้นมีคุณสมบัติความเป็นเนื้อเดียวกันอยู่หรือไม่ ถ้าไม่มีก็ทำการแยกเป็นพื้นที่ย่อยเพื่อให้ได้คุณสมบัติความเป็นเนื้อเดียวกันปรากฏ ขั้นตอนดังกล่าวเป็นขั้นตอนของการแยก (Split) ส่วนอีกขั้นตอนจะพิจารณาว่าพื้นที่ย่อยที่มีจุดภาพที่สนใจนั้นสามารถรวมผสานกับพื้นที่ข้างเคียงได้หรือไม่ ถ้ารวมผสานได้ หลังการผสานจะต้องยังคงรักษาคุณสมบัติความเป็นเนื้อเดียวกันเอาไว้ได้ ขั้นตอนนี้เรียกว่าขั้นตอนผสาน(Merge) ขั้นตอนการแยกและการผสานจะถูกนำมาเขียนรวมกันอยู่ในรูปโครงสร้างต้นไม้สี่แฉก (Quad tree) ดังแสดงในรูปที่ 2.11



รูปที่ 2.11 โครงสร้างต้นไม้สี่แฉก

ในการแยกและการผสมจะต้องอาศัยเงื่อนไขข้างล่างประกอบในการพิจารณา เมื่อ X เป็นภาพต้นฉบับขนาด $2^n \times 2^n$ และให้ $f(x,y)$ เป็นค่าระดับสีเทาของจุดภาพ ณ ตำแหน่ง (x,y) และมี P เป็นตัวยืนยันความเป็นเนื้อเดียวกันทางตรรก (Logical homogeneous predicate) ที่ใช้ในการกำหนดให้กับเซตย่อย (Subset) S_i ของ X โดยที่

$$P(S_i) = \begin{cases} True & ; d(S_i) \leq \varepsilon \\ False & ; d(S_i) > \varepsilon \end{cases} \quad (2.2)$$

ถ้า ε เป็นขีดเริ่มเปลี่ยนที่ผู้ใช้กำหนดขึ้นเอง ขณะที่ $d(S_i)$ จะเป็นตัววัดความเป็นเนื้อเดียวกันของกลุ่มเซตย่อย S_i การวัดความเป็นเนื้อเดียวกันอาจจะใช้ค่าความเบี่ยงเบนมาตรฐานของกลุ่มเซตย่อยก็ได้ แต่ในที่นี้จะใช้ค่าความแตกต่างสูงสุดของค่าระดับสีเทาในพื้นที่ของกลุ่มเซตย่อยเพื่อลดเวลาในการคำนวณ โดยค่า $d(S_i)$ คำนวณได้จาก

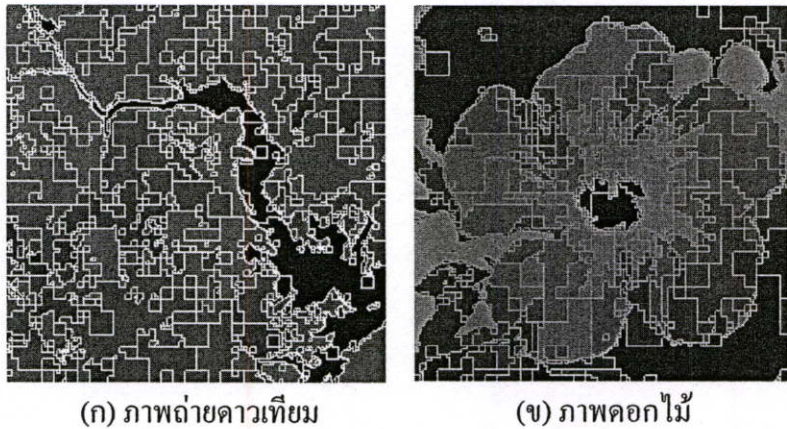
$$d(S_i) = \max_{x',y' \in S_i} f(x',y') - \min_{x',y' \in S_i} f(x',y') \quad (2.3)$$

ในการแยกส่วนของภาพนั้นจะทำให้ภาพทั้งภาพคือ X ที่จะถูกแบ่งออกเป็นพื้นที่ย่อยๆ $S_1, S_2, S_3, \dots, S_m$ ซึ่งพื้นที่ย่อยหลังการแยกส่วนในภาพจะต้องสอดคล้องกับเงื่อนไขดังต่อไปนี้

- (ก) $X = \bigcup_{i=1}^m S_i$ เมื่อ m เป็นจำนวนพื้นที่ย่อยทั้งหมดที่ถูกแบ่งแยกออกจากกัน
- (ข) $S_i \cap S_j = \emptyset$ สำหรับทุก ๆ ค่าของ i ที่ไม่เท่ากับ j
- (ค) $P(S_i) = True$ สำหรับทุก ๆ ค่าของ i
- (ง) $P(S_i \cup S_j) = False$ สำหรับทุกค่าของ i ที่ไม่เท่ากับ j เมื่อ S_i และ S_j เป็นพื้นที่ย่อยที่ประชิดติดกัน

เงื่อนไขข้อ (ก) เป็นการบอกให้ทราบว่าภาพต้นฉบับ X เกิดจากการนำพื้นที่ย่อยทั้งหมดที่ได้จากการแยกส่วนมาประกอบเข้าด้วยกัน เงื่อนไขข้อ (ข) แสดงให้เห็นว่าพื้นที่ย่อยทั้งหมดที่ได้จากการแยกส่วนจะไม่เกิดการเหลื่อมซ้อนกัน (Overlap) เงื่อนไขข้อ (ค) แสดงให้รู้ว่าในพื้นที่ย่อยหลังการแยกส่วนจะยังคงรักษาคุณสมบัติความเป็นเนื้อเดียวกันเอาไว้ได้ทุกพื้นที่ ส่วนข้อ (ง) นั้นแสดงให้เห็นว่าถ้าหากนำเอาพื้นที่ย่อย S_i กับ S_j ที่ประชิดติดกันมารวมเป็นพื้นที่เดียวกันแล้วคุณสมบัติความเป็นเนื้อเดียวกันจะขาดหายไป ทั้งนี้เพราะถ้าหากยังคงมีความเป็นเนื้อเดียวกันหลังจากการรวม S_i และ S_j เข้าด้วยกันแล้ว ก็คงจะไม่เกิดการแยกพื้นที่ออกเป็นสองพื้นที่ย่อยในตอนแรกนั่นเอง

จากวิธีการผสม การแยกและการรวมกลุ่ม จะทำให้ข้อมูลต่างๆ ภายในภาพถูกแยกออกเป็นส่วนๆ นั้นเอง ภาพตัวอย่างที่ได้จากการประยุกต์วิธีการแยกและผสมกับภาพในรูปที่ 2.7(ก) และ 2.7(ข) จะได้ภาพจากการแยกส่วนดังรูปที่ 2.12(ก) และ 2.12(ข) ตามลำดับ โดยในแต่ละพื้นที่หลังการแยกส่วนจะให้ค่าระดับสีเทาของจุดภาพมีความแตกต่างสูงสุดไม่เกินค่า ε ที่กำหนดไว้



รูปที่ 2.12 ภาพผลลัพธ์จากการแยกส่วนในภาพด้วยวิธีแยก-ผสมเมื่อกำหนดให้ $\varepsilon = 60$

จากการตรวจสอบภาพผลลัพธ์ของการแยกส่วนในภาพด้วยวิธีแยก-ผสมนี้ พบว่า พื้นที่เล็กพื้นที่น้อยจะถูกกลืนหายไปในพื้นที่ใหญ่ แต่วิธีนี้มีข้อเสียคือรูปทรงของพื้นที่หลังการแยกส่วนจะเปลี่ยนไปตามทิศทางของการประมวลผลในขั้นตอนของการผสมนั่นเอง กล่าวคือ การประมวลผลถ้าเริ่มสแกนจากซ้ายไปขวาและบนลงล่าง จะให้ผลลัพธ์ของการแยกส่วนแตกต่างไปจากการสแกนจากขวาไปซ้ายและบนลงล่าง ในการแก้ปัญหาทิศทางของการประมวลผลอาจทำได้โดยการใช้ทฤษฎีกราฟ ดังจะได้กล่าวในหัวข้อถัดไป

2.2.4 วิธีการแบ่งข้อมูลภาพด้วยทฤษฎีกราฟ

การแยกส่วนในภาพด้วยวิธีแยก-ผสมนั้น แต่ละพื้นที่ย่อยประกอบขึ้นจากปมต่างๆ ของโครงสร้างต้นไม้สีเทา ซึ่งอาจจะก่อให้เกิดขอบเทียม (Artificial boundaries) ได้ ดังที่อ้างอิงไว้ใน [31] ในการแก้ปัญหาเหล่านี้จึงได้มีการนำทฤษฎีกราฟมาใช้ในการแยกส่วนในภาพ งานวิจัยที่ [32] ได้เสนอให้นำทฤษฎีกราฟมาใช้ในการแยกส่วนในภาพ โดยแสดงให้เห็นว่าข้อดีของทฤษฎีกราฟ

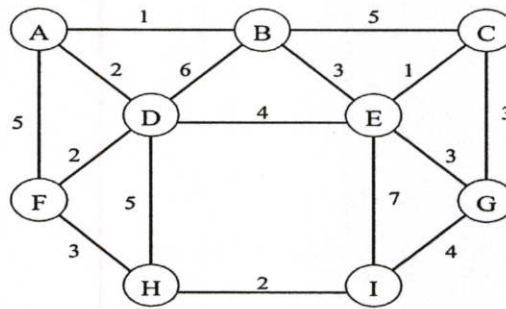
(Shortest spanning tree) สามารถนำมาใช้ในการวิเคราะห์กลุ่ม (Cluster analysis) ในกราฟด้วยการเชื่อมจุดยอดต่างๆ (Vertices) เข้าด้วยกัน ค่าความแตกต่างระหว่างจุดยอดจะถูกนำมากำหนดเป็นฟังก์ชันการให้น้ำหนัก (Weighting) พื้นที่ย่อยที่ได้ จากการแยกส่วนในภาพด้วยทฤษฎีกราฟ [33] นี้ เกิดจากการเชื่อมจุดยอดต่างๆ เข้าด้วยกัน

2.2.4.1 ทฤษฎีกราฟ

ในการประยุกต์ใช้งานทฤษฎีกราฟสำหรับการแยกส่วนในภาพนั้น ก่อนอื่นต้องสร้างความเข้าใจกับองค์ประกอบในกราฟเสียก่อน ปกติแล้วฟังก์ชันของกราฟใดๆ สามารถเขียนให้อยู่ในรูป G ดังสมการข้างล่าง

$$G = (v, E) \quad (2.4)$$

โดยกราฟจะประกอบด้วยจุดยอด v_i ต่างๆ และตัวเชื่อม (Link) $E_{i,j}$ ซึ่งจะเชื่อมโยงระหว่างจุดยอด v_i และ v_j กรณีของกราฟถ่วงน้ำหนัก (Weighted graph) จะให้ v_i เป็นน้ำหนักของจุดยอดต่างๆ ในขณะที่น้ำหนักตัวเชื่อมโยง (Link weight) คือ $l_{i,j}$ ของแต่ละจุดยอดของกราฟไม่จำเป็นต้องเชื่อมโยงกับทุกจุดยอดในกราฟ ตัวอย่างของกราฟแสดงได้ดังรูปที่ 2.13 ซึ่งกราฟนี้ประกอบด้วย 9 จุดยอด คือ จุดยอด A, B, C, D, E, F, G, H และ I ตัวเลขที่แสดงในรูปนั้นคือค่าน้ำหนักของตัวเชื่อมโยงระหว่างจุดยอด ค่าน้ำหนักของตัวเชื่อมโยงนี้จะถูกนำมาใช้ในการวิเคราะห์เพื่อสร้างพื้นที่ย่อยนั่นเอง



รูปที่ 2.13 ตัวอย่างของกราฟถ่วงน้ำหนัก

2.2.4.2 การแมปข้อมูลภาพลงไปในกราฟ (Mapping image onto graph)

การใช้ทฤษฎีกราฟในการแยกส่วนในภาพนั้น ข้อมูลภาพเดิมจะถูกแปลงให้เป็นกราฟ โดยจุดภาพแต่ละจุดจะแมปไปยังจุดยอดของกราฟ และน้ำหนักของจุดยอดของกราฟจะขึ้นอยู่กับค่าระดับสีเทาของจุดภาพที่จะนำมาแทนลงไป

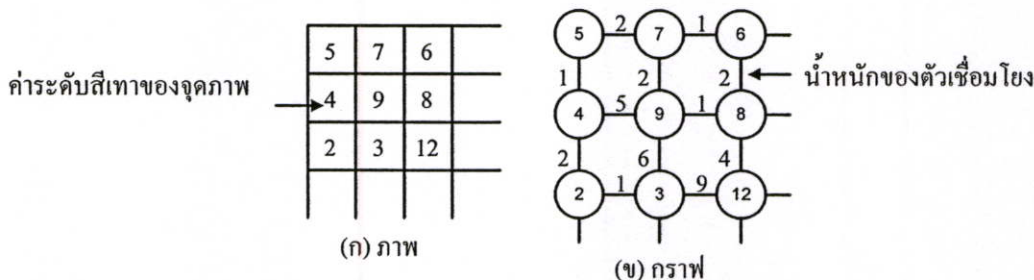
ถ้าหากค่าระดับสีเทาของจุดภาพ ณ ตำแหน่ง (x, y) คือ $f(x, y)$ จะพบว่าน้ำหนักจุดยอดของกราฟที่สอดคล้องกับตำแหน่งจุดภาพดังกล่าวจะเป็น

$$v_i = f(x, y) \quad (2.5)$$

กล่าวคือ ตำแหน่ง (x,y) จะถูกแปลงไปที่จุดยอด i ในลักษณะของการแปลงเป็นแบบจุดต่อจุด (One-to-One mapping) สำหรับค่าน้ำหนักของตัวเชื่อมโยงระหว่างจุดยอดต่างๆ จะเป็นค่าผลต่างสัมบูรณ์ (Absolute difference) ระหว่างน้ำหนักจุดยอดสองจุดยอดที่อยู่ประชิดติดกัน ค่าน้ำหนักของตัวเชื่อมโยงนี้จะถูกนำมาใช้ในการวัดความคล้ายคลึง (Similarity) หรือความเป็นเนื้อเดียวกันของค่าระดับสีเทาระหว่างกลุ่มจุดภาพที่อยู่ประชิดติดกัน ถ้าให้ $\ell_{i,j}$ เป็นค่าน้ำหนักของตัวเชื่อมโยงระหว่างจุดยอด i กับจุดยอด j โดยสามารถคำนวณได้จาก

$$\ell_{i,j} = |v_i - v_j| \tag{2.6}$$

เพื่อให้ง่ายต่อการจัดเก็บข้อมูลลงในหน่วยความจำปกติแล้วจุดยอด i กับจุดยอด j ใดๆ จะมีการเชื่อมโยงกันในทิศทางแนวนอนและแนวตั้งเท่านั้น ตัวอย่างลักษณะของภาพที่จะแทนลงในกราฟพร้อมค่าน้ำหนักของจุดยอดและน้ำหนักของตัวเชื่อมโยง ดังแสดงในรูปที่ 2.14



รูปที่ 2.14 การแมปข้อมูลจุดภาพลงในกราฟ

2.2.4.3 การแยกส่วนในภาพจากข้อตัดเสตส์สแพนนิ่งทรี

การแยกส่วนในภาพจากข้อตัดเสตส์สแพนนิ่งทรีจะได้ภาพที่ประกอบด้วยพื้นที่ย่อยๆ ที่ไม่ซ้อนทับกันและทุกๆ พื้นที่ย่อยยังคงเป็นส่วนประกอบของภาพเดิม ในการแยกส่วนในภาพจากวิธีการนี้ทำได้โดยการตัดตัวเชื่อมโยงของสแพนนิ่งทรี ฟอเรสต์ของสแพนนิ่งทรีที่ถูกตัดจะแทนแต่ละพื้นที่ย่อยของภาพ โดยถ้า T เป็นทรีในฟอเรสต์ การแบ่งส่วน $P(T)_i$ กำหนดได้จาก

$$P(T)_i = \begin{cases} 1 & ; v_i \in T \\ 0 & ; v_i \notin T \end{cases} \tag{2.7}$$

ถ้ากำหนดให้ $M_{x,y}$ เป็นฟังก์ชันในการแมปจุดภาพ (x,y) ไปเป็น T ดังนั้น $P(T)_i$ ของกราฟสามารถแปลงกลับไปเป็นภาพได้โดยทุกๆ $P(T)_i$ จะเป็นตัวกำหนดขอบเขตของกลุ่มจุดภาพในแต่ละพื้นที่ย่อย และแต่ละพื้นที่ย่อยจะให้ค่าระดับสีเทาเฉลี่ยที่กำหนดด้วย $Q(T)$ สามารถได้จาก

$$Q(T) = \frac{\sum_i v_i P(T)_i}{\sum_i P(T)_i} \quad \text{สำหรับทุกค่าของ } i \tag{2.8}$$

ในที่นี้ $Q(T)$ จะเป็นค่าเฉลี่ยของน้ำหนักจุดยอดในทรีและจะเป็นค่าระดับสีเทาเฉลี่ย ของพื้นที่ย่อยที่สอดคล้องกับทรีนั้น สำหรับการแปลงจากภาพเดิมไปเป็นภาพหลังการแยกส่วนสามารถเขียน

ได้ตั้งสมการข้างล่างนี้

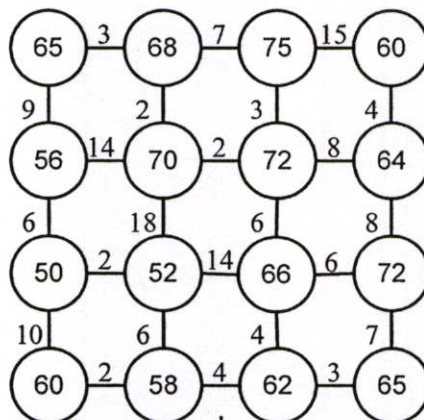
$$S_{x,y} = Q(M_{x,y}) \tag{2.9}$$

จุดประสงค์หลักของการแยกส่วนในภาพคือ การรวมกลุ่มจุดภาพที่คล้ายคลึงกันในคุณสมบัติบางประการ ณ ที่นี้เราวัดความคล้ายคลึงด้วยสมการที่ (2.6) ซึ่งเป็นค่าผลต่างสัมบูรณ์ของค่าระดับสีเทาจากจุดภาพสองจุดที่อยู่ประชิดติดกัน ค่าดังกล่าวจะกลายเป็นน้ำหนักของตัวเชื่อมในกราฟ จากการพิจารณากราฟพบว่าจุดยอดที่มีความคล้ายคลึงกันสูง จะให้น้ำหนักตัวเชื่อมโยงมีค่าต่ำ ในทางตรงกันข้ามถ้าจุดยอดที่อยู่ประชิดติดกัน ไม่มีความคล้ายคลึงกันเลยจะให้น้ำหนักตัวเชื่อมโยงมีค่าสูง ดังนั้นวิธีการแยกส่วนในภาพจากข้อทดสอบสแตนด์นิ่งทรีจะเริ่มจากการตัดตัวเชื่อม โยงที่มีค่าน้ำหนักสูงที่สุดก่อน ซึ่งการตัดตัวเชื่อมโยงครั้งแรกหลังการแมปบั้งย้อนกลับจะพบว่าภาพถูกแบ่งออกเป็นสองส่วน ถ้าหากต้องการแยกส่วนในภาพให้ออกเป็น N พื้นที่ต้องทำการตัดตัวเชื่อม โยงที่มีค่าสูง รองลงมาจำนวน $N-1$ ครั้ง

ตัวอย่างจากกรณีของภาพขนาด 4x4 จุดภาพดังแสดงในรูปที่ 2.15 โดยรูปที่ 2.15(ก) เป็นภาพต้นฉบับ และรูปที่ 2.15(ข) เป็นกราฟที่ได้หลังการแมปบั้ง

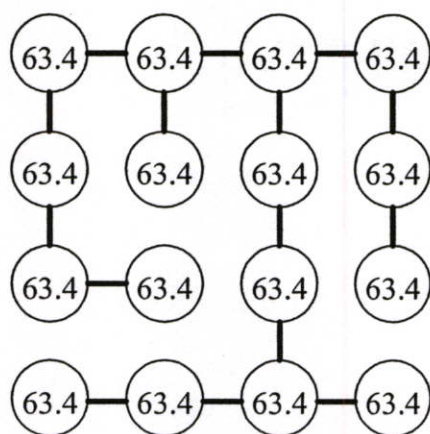
65	68	75	60
56	70	72	64
50	52	66	72
60	58	62	65

(ก) ภาพต้นฉบับ



(ข) ภาพที่สอดคล้อง

รูปที่ 2.15 การแมปบั้งภาพ (ก) ไปเป็นกราฟ (ข)



(ก) ฟอเรสต์ของสแพนนิ่งทรี

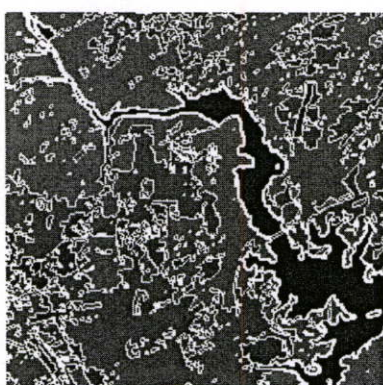
66.1	66.1	66.1	62
52.7	66.1	66.1	62
52.7	52.7	66.1	72
66.1	66.1	66.1	66.1

(ข) ภาพหลังการแยกส่วน

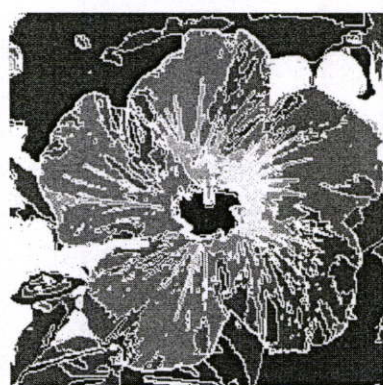
รูปที่ 2.16 การแยกส่วนในภาพออกเป็นสี่ส่วนจากข้อทดสอบสแพนนิ่งทรี

รูปที่ 2.16(ก) ถ้าหากต้องการแยกภาพออกเป็นสี่ส่วน ให้ทำการตัดตัวเชื่อมโยงที่มีค่าถ่วงน้ำหนักสูงสุดไล่ลงไปจำนวนสามครั้ง หลังการแมปบึงย้อนกลับจากกราฟไปเป็นภาพจะได้ภาพหลังการแยกส่วนแสดงในรูปที่ 2.16(ข) โดยจุดภาพของแต่ละจะถูกแทนด้วยค่าเฉลี่ยของค่าระดับสีเทาจากจุดภาพต่างๆ ที่อยู่ภายในพื้นที่นั้น

การประยุกต์วิธีการแยกส่วนในภาพด้วยทฤษฎีกราฟกับภาพถ่ายดาวเทียมและภาพดอกไม้ จะได้ผลลัพธ์ดังแสดงในรูปที่ 2.17(ก) และ 2.17(ข) ตามลำดับ



(ก) ภาพถ่ายดาวเทียม



(ข) ภาพดอกไม้

รูปที่ 2.17 ขอบเขตของพื้นที่ที่ได้หลังการแยกส่วนด้วยทฤษฎีกราฟ เมื่อกำหนดให้แต่ละภาพมีจำนวน 1,500 พื้นที่ย่อย

2.2.5 วิธีการจัดกลุ่มแบบฟัซซี[34]และการแบ่งข้อมูลภาพด้วย Fuzzy c-Means [20]

การจัดกลุ่มของข้อมูล(Clustering) เป็นส่วนที่สำคัญสำหรับการแบ่งเขตของข้อมูลให้อยู่ในกลุ่มที่เหมือนกัน โดยอาศัยการวัดความคล้ายคลึงกัน นั่นคือข้อมูลที่อยู่ในกลุ่มเดียวกันจะมีความคล้ายคลึงกัน และข้อมูลที่แตกต่างกันจะจัดอยู่ในคนละกลุ่ม วิธีการวัดความคล้ายคลึงกันมีความสำคัญต่อการจำแนกกลุ่ม เพราะว่าแต่ละวิธีการจะแสดงคุณสมบัติแตกต่างกัน ตัวอย่างเช่น การวัดระยะทาง

การวัดการเชื่อมต่อ หรือความเข้มของข้อมูล โดยการเลือกวิธีการจะขึ้นอยู่กับลักษณะของการจัดกลุ่ม ในระบบการจัดกลุ่มที่ไม่เป็นฟัซซี่ ขอบเขตของการแบ่งกลุ่มเป็นลักษณะของคริสปี(Crisp) นั่นคือ ระบุว่าข้อมูลนั้นจะอยู่ในกลุ่มใดกลุ่มหนึ่งเท่านั้น ในทางตรงกันข้าม ระบบการจัดกลุ่มที่เป็นฟัซซี่จะมีความสามารถในการจัดการกับข้อมูลที่มีความคลุมเครือของการแบ่งกลุ่มได้มากกว่าระบบการจัดกลุ่มที่ไม่เป็นฟัซซี่ โดยจะมีการแสดงค่าที่เป็นตัวบอกว่าข้อมูลนั้นมีโอกาสที่จะอยู่ในกลุ่มใดบ้าง ซึ่งเป็นค่าความเป็นสมาชิกของข้อมูลแต่ละกลุ่ม

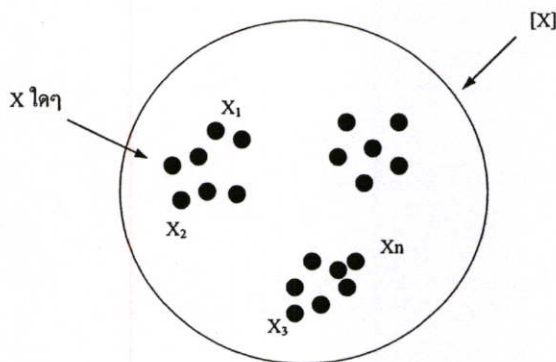
ในการจัดกลุ่มข้อมูลของทั้งระบบที่ไม่เป็นฟัซซี่ และเป็นฟัซซี่นั้น สิ่งที่จะเป็นตัวกำหนดลักษณะการจัดกลุ่มคือ วิธีการวัดความคล้ายคลึงกัน ซึ่งจะใช้วิธีการวัดระยะทางระหว่างข้อมูลกับจุดศูนย์กลางของกลุ่มข้อมูลเป็นตัวกำหนดลักษณะในการจัดกลุ่ม โดยที่ระยะทางดังกล่าวเรียกว่า “ระยะทางยูคลิดีเนียน” (Euclidean distance) โดยสามารถวัดระยะทางยูคลิดีเนียนได้ดังสมการ (2.10)

$$d_{ij}^2 = \|X_i - V_j\|^2 \quad (2.10)$$

โดย d_{ij} เป็นระยะทางยูคลิดีเนียนระหว่างข้อมูล X_i และ V_j ซึ่งเป็นจุดศูนย์กลางของกลุ่มข้อมูลที่ j โดยค่า i มีค่าอยู่ระหว่าง $1 \leq i \leq N$ เมื่อ N คือจำนวนของข้อมูลทั้งหมดและค่า j มีค่าอยู่ระหว่าง $1 \leq j \leq C$ เมื่อ C คือ จำนวนกลุ่มที่ต้องการแบ่ง

2.2.5.1 การแบ่งกลุ่มข้อมูลที่ไม่เป็นฟัซซี่

พิจารณาเซตข้อมูล $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ ซึ่งเป็นเซตจำกัด ซึ่ง N เป็นจำนวนข้อมูลทั้งหมดที่จะนำมาแบ่งกลุ่ม (Cluster) ดังแสดงในรูปที่ 2.18



รูปที่ 2.18 กลุ่มข้อมูล $[X]$ มีสมาชิก $X = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_N\}$

จากรูปที่ 2.18 กำหนด x , เป็นข้อมูลใดๆที่อยู่ในกลุ่มข้อมูลของ X หรือเซตของทุกสับเซตใน X

ถ้ากำหนดให้ A_i เป็นเซตของข้อมูลที่อยู่ในกลุ่มเดียวกันซึ่งจะมีคุณสมบัติดังนี้

1. การยูเนียนของ A_i

$$\bigcup_{i=1}^c A_i = X \quad (2.11)$$

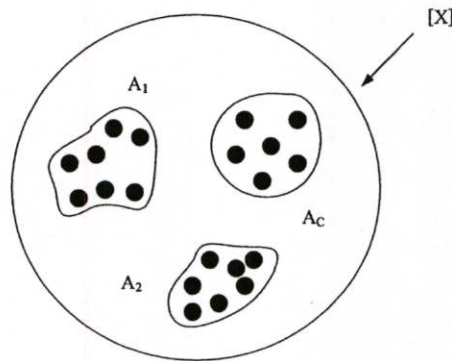
เมื่อนำข้อมูลที่อยู่ในแต่ละ A_i ทั้งหมดมายูเนียนกันจะเท่ากับข้อมูลทั้งหมดดังสมการ (2.11)

2. การอินเตอร์เซกของ A_i

$$A_i \cap A_j = 0; \quad 1 \leq i \neq j \leq C \quad (2.12)$$

จากคุณสมบัติของการอินเตอร์เซกชัน ดังสมการ (2.12) จะเห็นได้ว่าสมาชิกของ A_i จะไม่เป็นสมาชิกของ A_j

ถ้ากำหนดให้ C คือจำนวนกลุ่มที่ต้องการจะแบ่งดังนั้นการแบ่งข้อมูลทั้งหมดเป็น C กลุ่มหรือเขียนได้เป็น $\{A_1, A_2, \dots, A_C\}$ ดังแสดงในรูปที่ 2.19



รูปที่ 2.19 การแบ่งข้อมูล $[X]$ เป็นกลุ่ม $A_i; i = 1, 2, \dots, C$

การแบ่งกลุ่มข้อมูลที่ไม่เป็นพีชชีสามารถเขียนฟังก์ชันความเป็นสมาชิกของการแบ่งข้อมูลได้ดังสมการ (2.13) โดย u_{ij} คือค่าความเป็นสมาชิกของกลุ่มข้อมูล

$$u_{ij} = \begin{cases} 1, & x_i \in A_j \\ 0, & x_i \notin A_j \end{cases} \quad (2.13)$$

จากสมการ (2.13) ถ้า u_{ij} เป็น 1 แสดงว่า x_i เป็นสมาชิกของกลุ่ม A_j แต่ถ้า u_{ij} เป็น 0 แสดงว่า x_i ไม่ได้เป็นสมาชิกของกลุ่ม A_j และค่า u_{ij} มีคุณสมบัติคือ

1. ผลรวมของค่าความเป็นสมาชิกทั้งหมดของข้อมูล $x_i \in X$ ในทุกกลุ่ม จะมีค่าเท่ากับ 1.0 ดังสมการ (2.14)

$$\sum_{j=1}^C u_{ij} = 1, \text{ สำหรับทุก } i = 1, 2, \dots, N \quad (2.14)$$

2. ในแต่ละกลุ่มจะมีค่าความเป็นสมาชิกและแตกต่างกันในแต่ละเซต ดังสมการ (2.15)

$$0 < \sum_{i=1}^N u_{ij} < N, \text{ สำหรับทุก } j = 1, 2, \dots, C \quad (2.15)$$

และจะเห็นได้ว่า x_{ij} จะต้องเป็นสมาชิกของกลุ่มใดกลุ่มหนึ่งเท่านั้น ดังนั้นผลบวกในแต่ละคอลัมน์หรือภายในกลุ่มจะต้องเท่ากับ 1 เสมอ และผลบวกของ u_{ij} ในแต่ละแถว หรือในแต่ละกลุ่มจะมีค่ามากกว่า 0 แต่ไม่เกิน N ซึ่งหมายความว่าทุกกลุ่มจะต้องมีสมาชิกอย่างน้อย 1 ตัว แต่ต้องน้อยกว่า

จำนวนข้อมูลทั้งหมด สมการ (2.16) เป็นการจัดกลุ่มข้อมูลที่ไม่เป็นแบบฟัซซี่ โดยมีการแบ่งเป็น 2 กลุ่มจาก 3 ข้อมูล

$$U = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (2.16)$$

2.2.5.2 การแบ่งกลุ่มข้อมูลโดยวิธีฟัซซี่

ผลลัพธ์ของการแบ่งกลุ่มโดยวิธีฟัซซี่ สามารถแสดงอยู่ในรูปของ partition matrix U ดังสมการ (2.17)

$$U = [u_{ij}]_{i=1 \dots N, j=1 \dots C} \quad (2.17)$$

โดยค่า u_{ij} คือค่าความเป็นสมาชิกอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 และแสดงค่าที่ข้อมูล x_i จะอยู่ในกลุ่ม ith และค่า u_{ij} มีคุณสมบัติคือ

1. ผลรวมของค่าความเป็นสมาชิกทั้งหมดของข้อมูล $x_i \in X$ ในทุกกลุ่มจะมีค่าเท่ากับ 1.0 ดังสมการ (2.18)

$$\sum_{j=1}^C u_{ij} = 1, \text{ สำหรับทุก } i = 1, 2, \dots, N \quad (2.18)$$

2. ในแต่ละกลุ่มจะมีค่าความเป็นสมาชิกและแตกต่างกันในแต่ละเซต ดังสมการ (2.19)

$$0 < \sum_{i=1}^N u_{ij} < N, \text{ สำหรับทุก } j = 1, 2, \dots, C \quad (2.19)$$

สำหรับการแบ่งกลุ่มโดยฟัซซี่ สามารถเขียนค่า U ได้ใหม่จากสมการ (2.20) จะเห็นได้ว่าค่าของ U สามารถมีค่าอยู่ในทั้งสองกลุ่มได้ ซึ่งแตกต่างกับค่าของ U ในสมการ (2.16) ซึ่งจะมีค่าอยู่ในกลุ่มใดกลุ่มหนึ่งเท่านั้นแสดงให้เห็นว่าระบบที่เป็นฟัซซี่จะมีความยืดหยุ่นมากกว่าระบบที่ไม่เป็นฟัซซี่

$$U = \begin{bmatrix} 0.9 & 0.1 \\ 0.3 & 0.7 \\ 0.2 & 0.8 \end{bmatrix} \quad (2.20)$$

อัลกอริทึม FCM : Fuzzy c-Means Algorithm

Fuzzy c-Means(FCM) เป็นวิธีจัดกลุ่มซึ่งยอมให้ข้อมูลหนึ่งเป็นของกลุ่มหรือมากกว่า วิธีนี้ (ถูกค้นพบโดย Dunn[40] ใน 1973 และพัฒนาโดย Bezdek[41] ใน 1981) ถูกใช้อย่างกว้างขวางและกำหนด เป็นพื้นฐานด้วยฟังก์ชัน minimization of the following objective

$$J_m = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^C u_{ij}^m \|x_i - c_j\|^2 \quad 1 \leq m < \infty \quad (2.21)$$

เมื่อ m เป็นค่าจำนวนจริงบางจำนวน ($1 < m < \infty$)

u_{ij} เป็นคิกริการเป็นสมาชิกของ x_i ในกลุ่มของ j

x_i เป็นลำดับที่ i ของข้อมูลภาพที่ทำการวัด ซึ่ง x_i คือฟังก์ชันความสว่างมักเขียนเป็น $f(x, y)$

c_j เป็นเวกเตอร์กลางของกลุ่ม

C เป็นจำนวนกลุ่ม

$\|\cdot\|$ เป็นค่านอร์ม (norm) ใช้แสดงความเหมือนระหว่างข้อมูลที่ทำการวัดใดๆ กับค่ากลาง

ขั้นที่ 1: กำหนดจำนวนกลุ่ม C ($2 \leq C \leq N$) และค่าพารามิเตอร์ m ซึ่งเป็นค่าจำนวนจริงบางจำนวน ($1 < m < \infty$) กำหนดค่าเมตริกซ์เริ่มต้น $U^{(0)}$ และค่า ε ซึ่งเป็นค่าผิดพลาดที่ยอมรับได้ โดยเริ่มต้นการวนรอบแรกเป็น 0

ขั้นที่ 2: กำหนดจุดศูนย์กลางของแต่ละกลุ่ม $\{c_k = [c_j] \mid j=1, 2, \dots, C\}$ โดยอาศัยค่า $U^{(k)}$ และสมการ (2.22) ซึ่งทุกกลุ่มเป็นการจำแนกแบบฟัซซี

$$c_j = \frac{\sum_{i=1}^N u_{ij}^m \cdot x_i}{\sum_{i=1}^N u_{ij}^m} \quad j=1, 2, \dots, C \quad (2.22)$$

ขั้นที่ 3: กำหนดหาค่าความเป็นสมาชิกของค่า $U^{(k+1)}$ ซึ่งเป็นค่า U ในการวนรอบถัดไปโดยใช้จุดศูนย์กลาง $\{c_{k+1} \mid k=1, 2, \dots, C\}$ และสมการ (2.23)

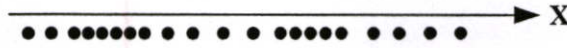
$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^C \left(\frac{\|x_i - c_j\|}{\|x_i - c_k\|} \right)^{\frac{2}{m-1}}}, \quad j=1, 2, \dots, C; i=1, 2, \dots, N \quad (2.23)$$

ขั้นที่ 4: กำหนดค่า $\Delta = \|U^{(k+1)} - U^{(k)}\| = \max_{i,j} |u_{ij}^{(k+1)} - u_{ij}^{(k)}|$ ถ้า $\Delta > \varepsilon$ ให้ $k = k + 1$ และกลับไปทำขั้นที่ 2 แต่ถ้า $\Delta \leq \varepsilon$ ให้สิ้นสุดการวนรอบการทำงาน

จากสมการ (2.22) และ (2.23) จะมีค่า m ซึ่งเป็นค่าที่มีผลต่อค่าความเป็นสมาชิกใน partition matrix U ทำให้ค่าความเป็นสมาชิกของ u_{ij} มีค่าอยู่ในช่วง 0 ถึง 1 นั่นคือ m จะเป็นสัมประสิทธิ์ความเป็นฟัซซี (fuzzyness coefficient) จะช่วยลดความคลุมเครือช่วงรอยต่อของกลุ่ม

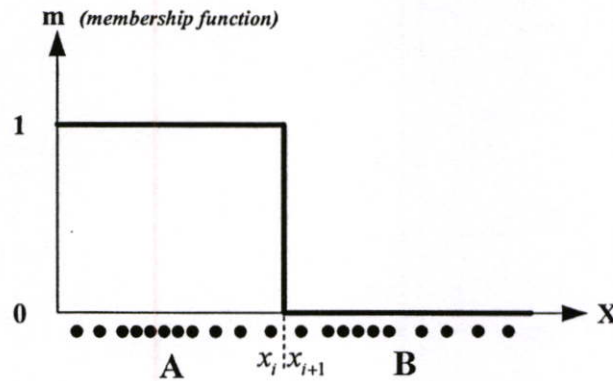
ข้อมูลแต่ละกลุ่มจะถูกกำหนดขอบเขตด้วยฟังก์ชันสมาชิก ซึ่งสามารถแสดงพฤติกรรมฟัซซีของอัลกอริทึมนี้ ในการดำเนินได้สร้างเมตริกซ์ที่เหมาะสม U ประกอบด้วยตัวเลขระหว่าง 0 และ 1 และแสดงคิกริการของความเป็นสมาชิกระหว่างข้อมูลกับจุดศูนย์กลางของกลุ่มเพื่อความเข้าใจที่ดีขึ้น

จะพิจารณาตัวอย่างที่สททางเดียว (mono-dimensional) โดยให้เซตข้อมูลที่สมมุติแสดงกระจายบนแกน ดังรูปที่ 2.20



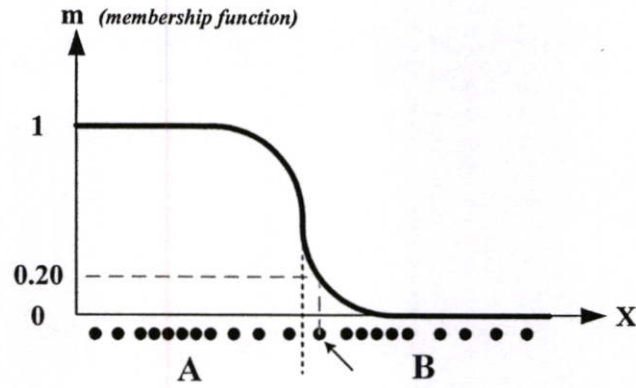
รูปที่ 2.20 การกระจายของเซตข้อมูลบนแกนทิสททางเดียว

จากรูปที่ 2.21 จะมีการกำหนดสองกลุ่มที่พิจารณาข้อมูลให้มีการแบ่งกลุ่มกันชัดเจน โดยให้เป็นกลุ่ม “A” และ “B” เป็นตัวกำหนดข้อมูลที่ได้จากรูปที่ 2.20 เมื่อใช้หลักการ k-mean แต่ละกลุ่มข้อมูลจะถูกกำหนดจุดรวมมวล (centroid) ของกลุ่ม ดังนั้นความเป็นฟังก์ชันความเป็นสมาชิกคู่ได้ดังรูปที่ 2.21



รูปที่ 2.21 ความเป็นฟังก์ชันสมาชิกของกลุ่มข้อมูลจากการใช้อัลกอริทึม k-mean

K-mean จะได้ดีถ้าหากข้อมูลกลุ่ม A และ B แยกจากกันชัดเจน โดยที่เส้นแบ่งกลุ่มอยู่ระหว่างของข้อมูล x_i และ x_{i+1} ของรูปที่ 2.21 ดังนั้น FCM จึงได้ใช้ฟังก์ชันความเป็นสมาชิกที่เป็นเส้นกราฟ smooth ดังรูปที่ 2.22 โดยข้อมูลหนึ่งข้อมูลใดที่ปรากฏอยู่ในหลายๆ กลุ่มพร้อมกัน จะให้ค่าความเป็นสมาชิกของแต่ละกลุ่มแตกต่างกันไป อย่างเช่นข้อมูลที่ลูกศรชี้ในรูป 2.22 จะเป็นสมาชิกของกลุ่ม B ค่อนข้างมากกว่าจะเป็นสมาชิกของกลุ่ม A ซึ่งให้ค่าความเป็นสมาชิกของกลุ่มคือ $m = 0.2$ ค่าความเป็นสมาชิกของข้อมูลดังกล่าวต่ำ จึงไม่ควรจะเป็นสมาชิกของกลุ่ม A แสดงว่าควรเป็นสมาชิกของกลุ่ม B แทนการแสดงด้วยกราฟจึงได้มีการกำหนดความเป็นสมาชิกเมตริกซ์ U ดังรูปที่ 2.23



รูปที่ 2.22 ความเป็นฟังก์ชันสมาชิกของกลุ่มข้อมูลจากการใช้ อัลกอริทึม FCM

$$U_{N \times C} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ 1 & 0 \\ \dots & \dots \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (ก) \text{ เมตริกซ์ k-mean}$$

$$U_{N \times C} = \begin{bmatrix} 0.8 & 0.2 \\ 0.3 & 0.7 \\ 0.6 & 0.4 \\ \dots & \dots \\ 0.9 & 1 \end{bmatrix} \quad (ข) \text{ เมตริกซ์ FCM}$$

รูปที่ 2.23 เมตริกซ์ U ที่แสดงความเป็นสมาชิกของแต่ละข้อมูลเมื่อแบ่งออกเป็นสองกลุ่ม (สองแถว) จาก N ข้อมูล

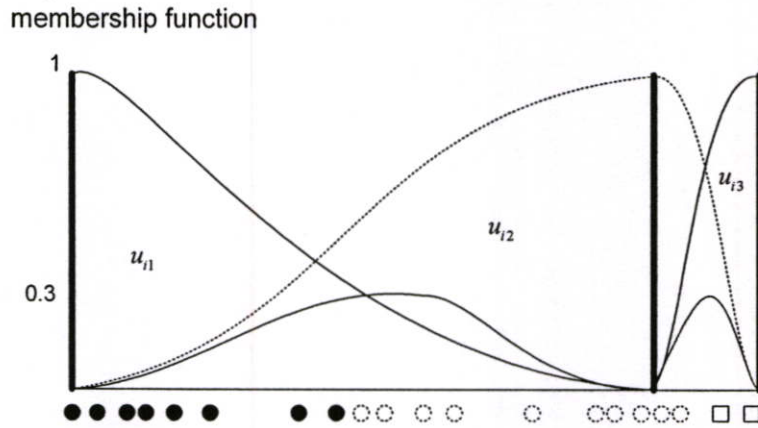
จากรูปที่ 2.23 จำนวนแถวและหลักขึ้นกับจำนวนข้อมูลและกลุ่มที่จะแบ่ง โดยในรูปที่ 2.23 เป็นการกำหนดให้ $C = 2$ (หลัก) และ N (แถว) เมื่อ C เป็นจำนวนกลุ่ม และ N เป็นจำนวนข้อมูลทั้งหมด ซึ่ง u_{ij} คืออิลิเมนต์ของเมตริกซ์ $U_{N \times C}$ ที่จะแสดงความเป็นสมาชิก u_{ij} จากรูปที่ 2.23(ก) เป็นของ k-mean และ (ข) เป็นของ FCM สามารถสังเกตในกรณีแรก (ก) สัมประสิทธิ์ปกติเป็นหนึ่ง ซึ่งเป็นการชี้ว่าในแต่ละข้อมูลสามารถเป็นสมาชิกได้เพียงกลุ่มเดียวเท่านั้น คุณสมบัติอื่นๆ แสดงดังสมการต่อไปนี้

$$u_{ij} \in [0,1] \quad \forall i, j$$

$$\sum_{j=1}^C u_{ik} = 1 \quad \forall i \quad (2.24)$$

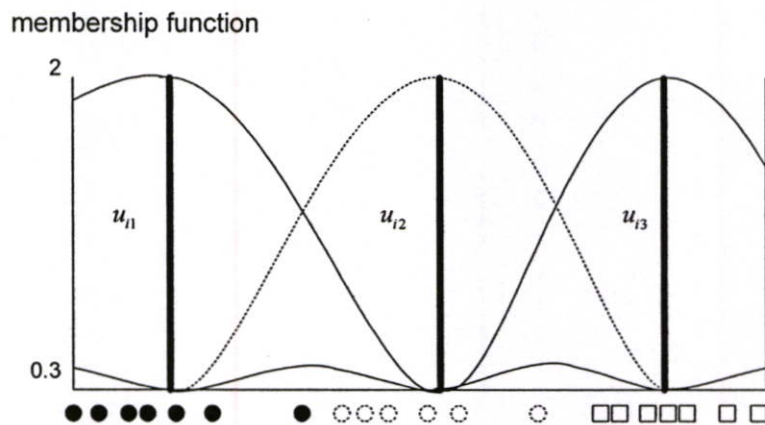
$$0 < \sum_{i=1}^N u_{ij} < N \quad \forall N$$

ตัวอย่างถัดไปนี้พิจารณาการใช้งานทิศทางเดียวของ FCM โดยมีข้อมูล 20 ข้อมูลและจะแบ่งเป็น 3 กลุ่ม ที่จะนำใช้ขั้นแรกของการคำนวณเมตริกซ์ U ในรูปที่ 2.24 แสดงค่าสมาชิกของแต่ละข้อมูลและแต่ละกลุ่ม ซึ่งสัญลักษณ์ของข้อมูลในแต่ละกลุ่ม ดังแสดงในรูปที่ 2.24



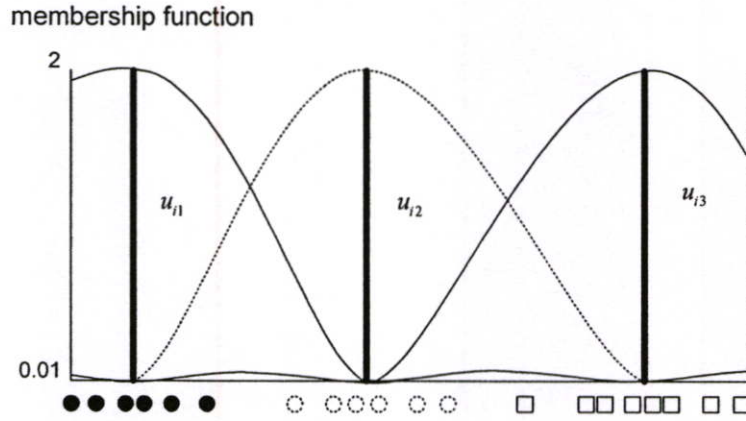
รูปที่ 2.24 ฟังก์ชันสมาชิกของกลุ่มข้อมูลที่มี $m = 1$ และระดับการตัดสินใจความเป็นสมาชิกคือ $\varepsilon = 0.3$

ในรูปที่ 2.24 ได้กำหนดให้สัมประสิทธิ์ความเป็นฟัซซี่ (fuzziness coefficient) $m = 2$ และมีการกำหนดจุดสิ้นสุดของอัลกอริทึมที่ $\max_{ij} \{|u_{ij}^{k+1} - u_{ij}^k|\} < 0.3$ โดยเริ่มต้นการกระจายฟัซซี่ที่ขึ้นอยู่กับตำแหน่งของแต่ละกลุ่ม ในกรณีที่ไม่มีกระบวนการวนรอบก็จะไม่สามารถชี้กลุ่มได้ชัดเจน จะเห็นว่ากลุ่มที่หนึ่ง (วงกลมเล็กๆ ดำทึบ) มีสมาชิก 8 ค่า กลุ่มที่สอง (วงกลมเล็กๆ) มีสมาชิก 10 ค่า และกลุ่มที่สาม (สี่เหลี่ยมเล็กๆ) มีสมาชิกเพียงสองค่า ขณะเดียวกันถ้ามีกระบวนการวนรอบกับอัลกอริทึมจนกระทั่งเงื่อนไขหยุดการทำงาน พิจารณาดังรูปที่ 2.25 แสดงเงื่อนไขสุดท้ายในการหยุดการทำงาน เมื่อกำหนด $m = 2$ และ $\varepsilon = 0.3$ จะทำให้ข้อมูลที่ได้ในแต่ละกลุ่มเป็นดังนี้กลุ่มที่หนึ่ง (วงกลมเล็กๆ ดำทึบ) มีสมาชิกเพียง 7 ค่า กลุ่มที่สอง (วงกลมเล็กๆ) มีสมาชิกลดลงเหลือเพียง 6 ค่า และกลุ่มที่สาม (สี่เหลี่ยมเล็กๆ) มีสมาชิกเพิ่มขึ้นที่มี 7 ค่า



รูปที่ 2.25 ฟังก์ชันสมาชิกของกลุ่มข้อมูลที่มี $m = 2$ และระดับการตัดสินใจความเป็นสมาชิกคือ $\varepsilon = 0.3$

จากรูปที่ 2.25 สามารถที่จะทำให้ดีขึ้น และมีความเที่ยงตรงมากขึ้นแต่เวลาในการคำนวณก็จะมากขึ้นตาม รูปที่ 2.26 แสดงผลลัพธ์ที่ดีขึ้นในการจัดกลุ่มด้วยเงื่อนไขเริ่มต้นเหมือนเดิมและกำหนด $\varepsilon = 0.01$ จะได้ผลลัพธ์กลุ่มที่หนึ่ง(วงกลมเล็กๆ คำที่บ) มีสมาชิกเหลือเพียง 6 คำ กลุ่มที่สอง(วงกลมเล็กๆ) มีสมาชิก 6 คำ และกลุ่มที่สาม(สี่เหลี่ยมเล็กๆ) มีสมาชิกเพิ่มขึ้นที่มี 8 คำ



รูปที่ 2.26 ฟังก์ชันสมาชิกของกลุ่มข้อมูลที่มี $m = 2$ และระดับการตัดสินใจความเป็นสมาชิก $\varepsilon = 0.01$

2.2.5.3 วิธีการแบ่งข้อมูลภาพด้วย Fuzzy c-Means [20]

วิธีการ Fuzzy c-Means ที่ใช้แบ่งข้อมูลภาพข้อมูลออกเป็น C คลาส ในที่นี้กำหนดให้ $C = 5$ ซึ่งมีขั้นตอนต่างๆ ดังนี้

1. กำหนดค่าเริ่มต้นให้กับค่าความเป็นสมาชิกของคลาสของแม่น้ำ (μ_1) คลาสของการเกษตร (μ_2) คลาสของป่าไม้ (μ_3) คลาสของบ้านเรือน (μ_4) และคลาสของถนน (μ_5) โดยมีคุณสมบัติต่างๆ ดังนี้

$$\mu_i(g) \in [0,1],$$

$$0 < \sum_{g=0}^L \mu_i(g) < L,$$

$$\text{และ } \sum_{i=1}^C \mu_i(g) = 1.0 \quad (2.25)$$

ที่ดัชนีของคลาสที่ $i = 1, 2, \dots, C$; ค่าความเข้มของจุดภาพ $g = \{IMin, IMin+1, IMin+2, \dots, L = IMax\}$; เมื่อกำหนดให้ค่าต่ำสุดเป็น $jMin = -\infty$ และดัชนีของการวนในแต่ละรอบเป็น $k = IMin$ ซึ่งเป็นการเริ่มจากค่าระดับสีเทาต่ำสุด โดยที่ค่า $IMin$ และ $IMax$ เป็นค่าระดับสีเทาต่ำสุดและสูงสุดของจุดภาพ

2. คำนวณค่าเฉลี่ยของคลาสของแม่น้ำ (\bar{x}_1) ค่าเฉลี่ยของคลาสของการเกษตร (\bar{x}_2) ค่าเฉลี่ยของคลาสของป่าไม้ (\bar{x}_3) ค่าเฉลี่ยของคลาสของบ้านเรือน (\bar{x}_4) และค่าเฉลี่ยของคลาสของถนน

(\bar{x}_i) เมื่อ $h(g)$ คือความถี่สะสมของภาพ และกำหนด $\tau = 1.5$ โดยที่

$$\bar{x}_i = \frac{\sum_{g=0}^L h(g) g \mu_i(g)^{\tau}}{\sum_{g=0}^L h(g) \mu_i(g)^{\tau}} \quad (2.26)$$

3. คำนวณค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของคลาสของแม่น้ำ (σ_1) และค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของคลาสของการเกษตร (σ_2) ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของคลาสของป่าไม้ (σ_3) และค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของคลาสของบ้านเรือน (σ_4) และค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของคลาสของถนน (σ_5) โดย

$$\sigma_i = \sqrt{\frac{\sum_{g=0}^L h(g) (g - \bar{x}_i)^2 \mu_i(g)^{\tau}}{\sum_{g=0}^L h(g) \mu_i(g)^{\tau}}} \quad (2.27)$$

4. คำนวณค่าความเป็นสมาชิกของแต่ละคลาสใหม่ดังนี้

$$d(g, \bar{x}_i) = \frac{|g - \bar{x}_i|}{\sigma_i} \quad (2.28)$$

$$\mu_i(g) = \frac{1}{1 + (d(g, \bar{x}_i) / d(g, \bar{x}_{i+1}))^{2/(\tau-1)}} \quad (2.29)$$

5. คำนวณ Objective function

$$J = \sum_{i=1}^C \sum_{g=Min}^L h(g) \mu_i(g)^{\tau} d(g, \bar{x}_i)^2 \quad (2.30)$$

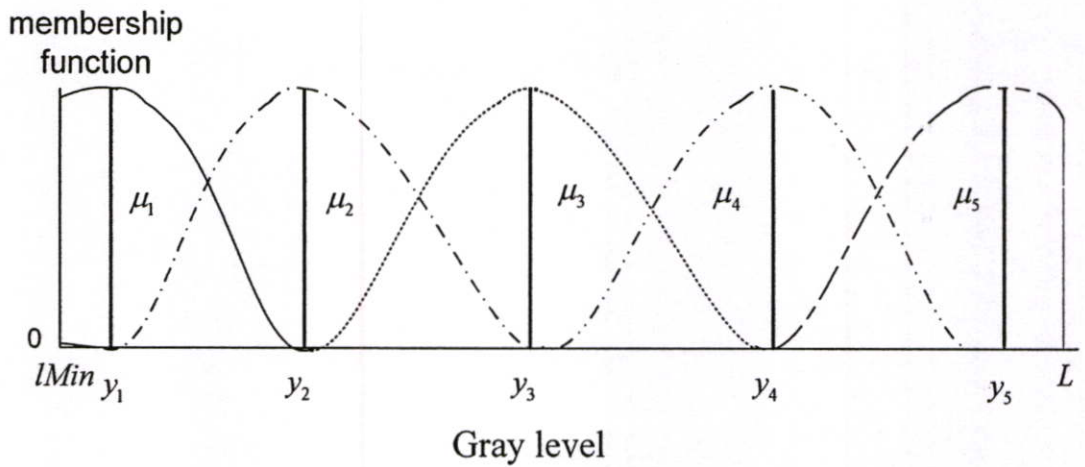
if ($J < jMin$)

$$\left\{ \begin{array}{l} jMin = J; \\ \bar{y}_1 = \bar{x}_1; \bar{y}_2 = \bar{x}_2; \bar{y}_3 = \bar{x}_3; \\ \bar{y}_4 = \bar{x}_4; \bar{y}_5 = \bar{x}_5; \end{array} \right\}$$

6. $k = k + 1$, ถ้า $k < L$ ให้กลับไปดำเนินการขั้นที่ 2 ถึง 6

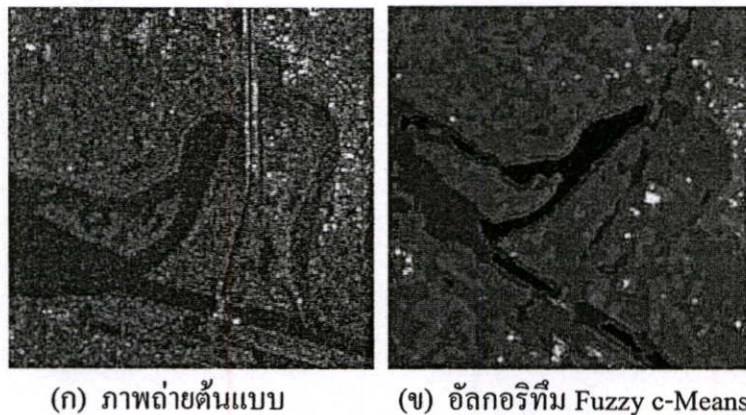
7. คำนวณค่าเทรสโฮลด์ t จากค่าเฉลี่ย \bar{y}_i , $i = 1, 2, \dots, C$; ของขั้นตอนที่ 5 โดยที่ค่าเทรสโฮลด์ t , จะเท่ากับระยะจาก \bar{y}_i และ \bar{y}_{i+1} แล้วนำไปแบ่งข้อมูลภาพออกเป็นห้าคลาส

จากวิธีการแบ่งข้อมูลภาพด้วย Fuzzy c -Means ข้างบนสามารถเขียนฟังก์ชันสมาชิกคลาสของวัตถุและคลาสของพื้นภาพได้ดังรูปที่ 2.27 โดยที่ค่าความเป็นสมาชิกของคลาสของแม่น้ำ (μ_1) คลาสของการเกษตร (μ_2) คลาสของป่าไม้ (μ_3) คลาสของบ้านเรือน (μ_4) และคลาสของถนน (μ_5) หาได้จากสมการ (2.29) ซึ่งสอดคล้องกับสมการ (2.23) ด้วย ส่วนการหาจุดศูนย์กลางของแต่ละกลุ่มจะหาได้จากสมการ (2.26) นั้นจะสอดคล้องกับสมการ (2.22) สำหรับการหาค่า object function ในสมการ (2.30) นั้นจะสอดคล้องกับสมการ (2.21)



รูปที่ 2.27 ฟังก์ชันสมาชิกของคลาสของแม่น้ำ (μ_1) คลาสของการเกษตร (μ_2) คลาสของป่าไม้ (μ_3) คลาสของบ้านเรือน (μ_4) และคลาสของถนน (μ_5)

จากการประยุกต์หลักการของ FCM กับภาพถ่ายดาวเทียมชนิด SAR ของ ERS-1 รูปที่ 2.28 (ก) จะได้ภาพที่แบ่งส่วนดังรูปที่ 2.28(ข)



(ก) ภาพถ่ายต้นแบบ

(ข) อัลกอริทึม Fuzzy c-Means

รูปที่ 2.28 ผลการแบ่งส่วนของภาพถ่ายดาวเทียมชนิด SAR ของ ERS-1 ด้วยหลักการ FCM

2.2.6 วิธีการแบ่งข้อมูลภาพของ Zaart [21]

Zaart ได้นำเสนออัลกอริทึมใหม่สำหรับการแบ่งแยกภาพถ่ายดาวเทียม ด้วยหลักการประมาณค่าเทรสต์โฮลด์โดยการใช้ฮิสโตแกรม การกระจายสัญญาณรบกวนแบบจุดในภาพถ่ายดาวเทียมจะถูกจำลองด้วยฟังก์ชันแกมมา ดังนั้นฮิสโตแกรมของภาพดาวเทียมจะแสดงการรวมกันของการกระจายค่าแกมมา เทคนิคความเป็นไปได้สูงสุด(maximum likelihood) ถูกใช้สำหรับการประมาณพารามิเตอร์ของฮิสโตแกรม เทคนิคนี้ต้องการการเรียนรู้จำนวนโหมดของฮิสโตแกรม จำนวน look ของภาพถ่ายดาวเทียม และพารามิเตอร์เริ่มต้นของฮิสโตแกรม อนุพันธ์อันดับสองของฮิสโตแกรมถูกใช้ประมาณจำนวนโหมด Zaart ได้นำเสนอสองวิธีในการประมาณจำนวนของ look พารามิเตอร์เริ่มต้นถูกประมาณที่ค่าสูงสุดของฟังก์ชันแกมมา ค่าเทรสต์โฮลด์จะถูกเลือกที่ valleys ของฮิสโตแกรมโดยการลดค่าผิดพลาดที่แตกต่างให้น้อยที่สุดระหว่างจำนวนคลาสของจุดภาพ

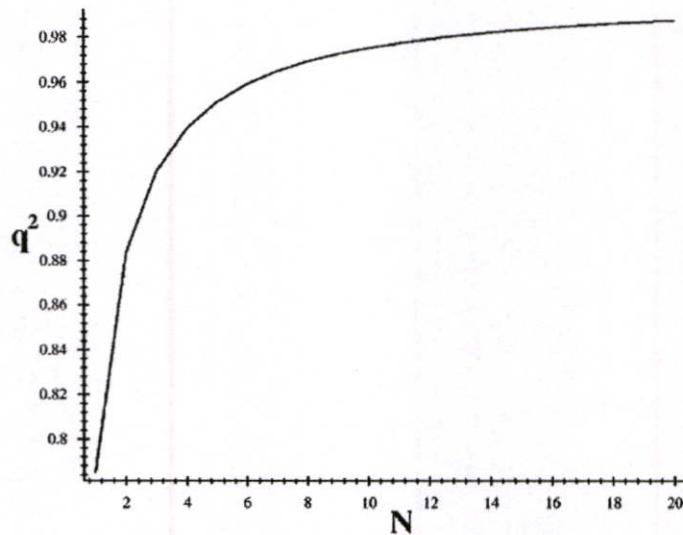
อัลกอริทึมสำหรับการแบ่งข้อมูลภาพของวิธีนี้ โดยที่อินพุทของอัลกอริทึมประกอบด้วยภาพ SAR หนึ่งภาพ เอาต์พุตคือภาพ SAR ที่ถูกแบ่งข้อมูลภาพ วิธีการแบ่งข้อมูลภาพ SAR สามารถแบ่งออกได้เป็น 6 ขั้นตอน

1. การประมาณจำนวนของ look (Estimation of number of looks :L) โดยเลือกพื้นที่ของภาพที่มีความเป็นเนื้อเดียวกัน กำหนดให้ $h(x)$, x_{\max} และ μ เป็นฮิสโตแกรมพื้นที่นี้ ตำแหน่งสูงสุดของฮิสโตแกรม และค่าเฉลี่ยของพื้นที่ตามลำดับ จะมีค่า L หาได้จากสมการ (2.31)

$$L = \frac{1}{2} + \frac{(x_{\max})^2 \Gamma^2(L+0.5)}{\mu^2 \Gamma^2(L)} \quad (2.31)$$

โดยที่ $L_0 = \frac{\mu^2}{2(\mu^2 - q^2 x_{\max}^2)} \quad (2.32)$

$$q = \frac{\Gamma(L+0.5)}{\sqrt{(L)\Gamma(L)}} \quad (2.33)$$



รูปที่ 2.29 ความสัมพันธ์ของ q^2 และจำนวนของ look

จากรูปที่ 2.29 แสดงค่าของ q^2 ในช่วงระหว่าง 0.8 ถึง 0.98 โดยกำหนดค่ากลางของ q^2 เท่ากับ 0.89 เพื่อใช้ในการประมาณค่า L_0 สำหรับการประมาณค่าของ L หาได้ดังนี้

$$L^{(k)} = \frac{1}{2} + \frac{x_{\max}^2 \Gamma^2(L^{(k-1)} + 0.5)}{\mu^2 \Gamma^2(L^{(k-1)})}, \quad k \text{ เป็นลำดับการวนรอบ} \quad (2.34)$$

$$\text{เมื่อ } L^{(0)} = \frac{\mu^2}{2(\mu^2 - q^2 x_{\max}^2)} \text{ และ } q^2 = 0.89 \quad (2.35)$$

ในกรณีของค่าของ x_{\max} เป็นค่าที่ง่ายต่อการประมาณ (ตัวอย่างเช่น ค่าอัตราสัญญาณต่อสัญญาณรบกวนของฮิสโตแกรมที่มีค่าต่ำ)

2. การประมาณจำนวนของโหนด ให้ $h(x)$ เป็นฮิสโตแกรมของภาพ SAR โดยให้ $h'(x) = (h \otimes g')(x)$ และ $h''(x) = (h \otimes g'')(x)$ เมื่อ $g(x) = e^{-x^2/2\sigma^2}$ เป็นฟิลเตอร์แบบเอ็กโปเนนเชียล และ σ เป็นตัวแปรสเกล ซึ่งจำนวนของโหนดคือ M

3. การประมาณค่าตัวแปรเริ่มต้น โดยที่ $h(x) = \sum_{i=1}^M p^{(0)}(i) f(x, \mu^{(0)}(i), L)$ กำหนดให้ $x_{\max(i)}$ เป็นตำแหน่งสูงสุดของโหนด i สำหรับ $i=1$ ถึง M โดย $p^{(0)}(i)$ เป็นค่าเริ่มต้นของ $p(i)$ และ $\mu^{(0)}(i)$ เป็นค่าเริ่มต้นของ $\mu(i)$

$$(ก) \text{ ค่าเฉลี่ย } \mu^{(0)}(i) = qx_{\max(i)}\sqrt{2L/2L-1} \text{ สำหรับ } i=1 \text{ ถึง } M \text{ เมื่อ}$$

$$q = \Gamma(L+0.5)/\sqrt{(L)\Gamma(L)}$$

(ข) ความน่าจะเป็นแบบ priori; $p^{(0)}(i)$ สำหรับ $i=1$ ถึง M เป็นคำตอบของระบบสมการ โดยกำหนดให้ $Ap^{(0)}(i) = B$ เมื่อ A เป็นเมตริกซ์ขนาด $M \times M$ โดย $a_{ij} = f(x_{\max(i)}, \mu^{(0)}(j), L)$ และ B เป็นเวกเตอร์ขนาด M ซึ่งกำหนดได้โดย $b_i = h(x_{\max(i)})$

4. ประมาณค่าตัวแปรสุดท้าย สำหรับแต่ละโหนด i ของฮิสโตแกรมภาพ SAR โดยที่ $i=1$ ถึง M ซึ่งสามารถประมาณค่าเฉลี่ยและค่าความน่าจะเป็นแบบ priori

$$(ก) \text{ ค่าเฉลี่ย; } \mu^2(i) = \frac{\sum_{k=1}^H h(x_k) p(i/x_k, \theta_i) (qx_k)^2}{\sum_{k=1}^H h(x_k) p(i/x_k, \theta_i)} \quad (2.36)$$

$$(ข) \text{ ค่าความน่าจะเป็นแบบ priori; } p(i) = \frac{\sum_{k=1}^H h(x_k) p(i/x_k, \theta_i)}{\sum_{k=1}^H h(x_k)} \quad (2.37)$$

5. การประมาณค่าเทรสโฮลด์ หลังจากมีค่าทางสถิติของฮิสโตแกรม สามารถประมาณค่าเทรสโฮลด์ T_i ระหว่าง i และ $i+1$ สำหรับ $i=1, \dots, M-1$

$$T_i = \sqrt{\frac{\log(K_i)}{Lq^2 \left((1/\mu^2(i)) - (1/\mu^2(i+1)) \right)}} \quad (2.38)$$

$$\text{เมื่อ } K_i = p(i)/p(i+1)(\mu(i+1)/\mu(i))^{2L} \quad (2.39)$$

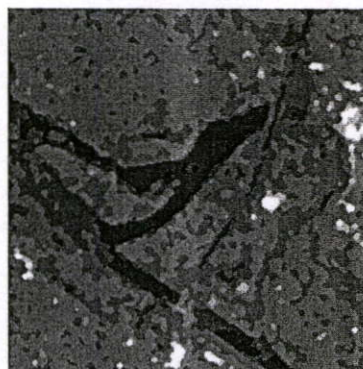
6. การแบ่งข้อมูลภาพ SAR โดยใช้กฎสำหรับการแบ่งข้อมูลของภาพ $f(x, y)$ สามารถแสดงได้ดังสมการต่อไปนี้

$$S(x, y) = \begin{cases} L_M & \text{if } f(x, y) > T_{M-1}, \\ L_{M-1} & \text{if } T_{M-2} < f(x, y) \leq T_{M-1}, \\ \vdots & \\ L_1 & \text{if } f(x, y) \leq T_1. \end{cases} \quad (2.40)$$

จากการประยุกต์หลักการของ Zaart กับภาพถ่ายดาวเทียมชนิด SAR ของ ERS-1 รูปที่ 2.30 (ก) จะได้ภาพที่แบ่งส่วนดังรูปที่ 2.30(ข)



(ก) ภาพถ่ายต้นแบบ



(ข) อัลกอริทึม Zaart และคณะ

รูปที่ 2.30 ผลการแบ่งส่วนของภาพถ่ายดาวเทียมชนิด SAR ของ ERS-1 ด้วยหลักการ Zaart

2.3 สรุปบท

ภาพถ่าย SAR เป็นภาพถ่ายที่มีประโยชน์ในการสำรวจพื้นที่โดยในปัจจุบัน สามารถหามาประยุกต์ใช้งานได้สะดวกในประเทศไทยที่สำนักงานพัฒนาเทคโนโลยีอวกาศ และภูมิสารสนเทศ (องค์การมหาชน) หรือ GISDA ส่วนทฤษฎีการแบ่งข้อมูลภาพมีพื้นฐานในการประมวลผลภาพหลากหลายวิธีที่ได้นำเสนอ มีสองวิธีในวิทยานิพนธ์นี้จะทำการเปรียบเทียบวิธีการที่ได้นำเสนอหลักการแบ่งแยกข้อมูลภาพ SAR โดยใช้วิธีการแพร่แบบ Anisotropic ซึ่งจะได้นำเสนอในบทที่ 3 ต่อไป

บทที่ 3

การลดสัญญาณรบกวนภาพถ่ายดาวเทียมชนิด SAR

โดยการแพร่แบบ Anisotropic

3.1 กล่าวนำ

ในบทนี้จะกล่าวถึงการลดสัญญาณรบกวนภาพถ่ายดาวเทียมชนิด SAR โดยการแพร่แบบ Anisotropic ในภาพนั้น บริเวณที่มีการเปลี่ยนแปลงความเข้มของภาพอย่างทันทีทันใดเราเรียกว่า ขอบภาพ ดังที่รู้กันดีว่าการมองเห็นของมนุษย์นั้นจะอาศัยขอบภาพเพื่อใช้ในการทำงานบางอย่าง เช่นการรู้จักและจดจำวัตถุ มนุษย์สามารถที่จะรู้จักและจดจำวัตถุที่ซับซ้อนแบบสามมิติโดยอาศัยการวาดเส้นหรือข้อมูลขอบเขตขอบภาพ เหมือนดังการถอดส่วนขอบจากภาพดิจิทัลเพื่อให้เข้าถึงข้อมูลภาพและลดกระบวนการและต้นทุนการจัดเก็บ คำจำกัดความส่วนใหญ่ของขอบภาพจะรวมถึงสเกลลักษณะเด่น (feature scale) โดยขอบในรายละเอียดจะเป็นสเกลละเอียด (fine scale) และขอบของรอยต่อสองบริเวณที่แตกต่างกันจะเป็นสเกลหยาบ (coarse scale) สำหรับขอบของภาพนั้นเกิดจากสเกลหยาบไปปรากฏในบริเวณสเกลละเอียด ดังนั้นการหาขอบในภาพจึงจำเป็นต้องมีตัวกระทำทางภาพที่จะคำนวณรูปแบบสเกลของภาพหรือเฟรมในภาพวิดีโอ โดยตัวกระทำนี้ควรจะรักษาตำแหน่งของขอบและมีความง่ายในการถอดบริเวณขอบเพื่อส่งผ่านไปยังปริภูมิสเกล (scale space) สำหรับเครื่องมือของวิธีการแพร่แบบเสมอกันทุกทิศทางอย่างเช่นกระบวนการกรองผ่านต่ำแบบเชิงเส้นนั้นไม่สามารถที่จะรักษาตำแหน่งของขอบให้คงที่ในปริภูมิสเกลได้ แต่สำหรับวิธีการแพร่แบบ Anisotropic นั้นสามารถปฏิบัติได้ตามเกณฑ์ เงื่อนไขดังกล่าวจึงถูกดึงมาใช้ร่วมกับวิธีการตรวจหาขอบภาพของวัตถุ

ประโยชน์หลักของการแพร่แบบ Anisotropic นั้นคือการรักษาขอบในกระบวนการปรับภาพให้เรียบ การแพร่แบบ Anisotropic สามารถใช้ในการรักษาลักษณะเด่นที่สำคัญของภาพ ณ สเกลที่กำหนด ยิ่งกว่านั้นการคำนวณการแพร่แบบ Anisotropic สามารถนำไปใช้กับสถาปัตยกรรมคอมพิวเตอร์แบบเชื่อมโยงกัน เช่นการนำไปใช้ในการขบวนการประมวลผลภาพและเสียง วิธีการแพร่จะใช้รูปแบบจำลองเฉพาะที่ (localize model) โดยที่วงจรกรองแบบไม่ต่อเนื่องจะกลายเป็นสมการเชิงอนุพันธ์ย่อย (PDEs) โครงร่างของ PDE นี้จะสามารถตรวจสอบคุณสมบัติต่างๆ เช่น ความมีเสถียรภาพ ตำแหน่งที่ตั้ง ความเป็นเหตุผล (causality) ความเป็นหนึ่งเดียว (unique) ของผลลัพธ์ สำหรับในบทนี้จะได้นำเนาะเกี่ยวกับการแพร่สำหรับการประมวลผลภาพโดยมุ่งความสำคัญไปที่การประยุกต์ใช้วิธีการแพร่แบบ Anisotropic โดยมีการเลือกใช้ค่าสัมประสิทธิ์การแพร่และ PDE รวมถึงความก้าวหน้าของกระบวนการแพร่แบบ Anisotropic ในปัจจุบัน ในบทนี้ยังกล่าวเกี่ยวกับทฤษฎีเบื้องต้นเกี่ยวกับการแพร่ ปริภูมิสเกลและการแพร่แบบ Anisotropic สัมประสิทธิ์ของการแพร่ แบบจำลองสัญญาณรบกวนแบบจุด (Speckle model)

Diffusion Tensor การลดสัญญาณรบกวนภาพถ่าย SAR ของดาวเทียมด้วยตัวกรองการแพร่แบบ Anisotropic

3.2 ทฤษฎีเบื้องต้นเกี่ยวกับการแพร่ (Diffusion)

3.2.1 ปริภูมิสเกล (Scale Space) และการแพร่ (Diffusion)

ก่อนที่จะกล่าวถึงการประมวลผลภาพโดยใช้การแพร่ซึ่งจะนำไปใช้รวมกับการหาขอบภาพ จะมีการให้คำจำกัดความของสัญลักษณ์ก่อนโดย กำหนดให้ I เป็น ภาพ และ $I(x)$ เป็นความเข้มของจุดภาพที่ตำแหน่ง x เมื่อกำหนด PDE ของการแพร่ ให้ I_t เป็นภาพที่เวลา t และ $I_t(x)$ เป็นความเข้มของจุดภาพที่ตำแหน่ง x ที่เวลา t ให้ E เป็นแผนที่ของขอบในภาพโดยจุดที่เป็นขอบของวัตถุในภาพคือ $e(x)$ ที่เขียนในรูปบูลีน คือ $e(x) \in [0,1]$ โดยที่ 1 คือจุดขอบภาพ 0 คือไม่มีจุดขอบภาพ ส่วนเซตของตำแหน่งขอบวัตถุในภาพแทนด้วย Ψ

แนวคิดเกี่ยวกับปริภูมิสเกลซึ่งเป็นหัวใจของการแพร่ที่ใช้ในการประมวลผลภาพ ปริภูมิสเกลคือการจัดรวบรวมภาพที่เริ่มต้นด้วยภาพต้นฉบับ ซึ่งจะมีสเกลละเอียดและดำเนินต่อไปที่ภาพที่มีสเกลหยาบมากขึ้น ในการใช้ปริภูมิสเกลนี้มีความสำคัญสูงในการประมวลผลภาพ สำหรับการค้นหาแบบลำดับชั้น การเข้ารหัสภาพและการแบ่งข้อมูลภาพที่มีประสิทธิภาพได้จริง นั้นหมายความว่าในการสร้างปริภูมิสเกลนี้คือการสร้างตัวกรองสัญญาณกำหนดแบบสเกล (Scale Generating Filter) ตามรูปแบบดั้งเดิมที่สืบเนื่องกันมา ตัวกรองสัญญาณแบบเชิงเส้นถูกใช้ในการสเกลภาพที่นำเสนอโดย Witkin [35] นั้นได้ใช้ตัวกรองแบบเกาส์เซียน (Gaussian Filter) โดยที่

$$I_t = G_\sigma * I_0 \quad (3.1)$$

เมื่อ $*$ คือการทำคอนโวลูชัน(Convolution) และ G_σ คือ เกาส์เซียนเคอร์เนล(Gaussian kernel) มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานเป็น σ โดย $I_0 = I$ เป็นภาพเริ่มต้น ถ้า

$$\sigma = \sqrt{t} \quad (3.2)$$

ดังนั้น ผลลัพธ์ของตัวกรองแบบเกาส์เซียนอาจหาได้จากกระบวนการแพร่แบบเท่ากันทุกทิศทางคือ

$$\frac{\partial I_t}{\partial t} = \Delta I_t \quad (3.3)$$

เมื่อ ΔI_t คือลาปลาเซียลของ I_t [37, 35] ในการประมวลผลจาก หนึ่งจุดภาพสามารถหาได้จากสมการ PDE คือ

$$\frac{\partial I_t(x)}{\partial t} = \Delta I_t(x), \quad (3.4)$$

รูปแบบของ Marr-Hildreth [36] ใช้ปริภูมิสเกลแบบเกาส์เซียนในการตรวจจับขอบภาพแบบหลายสเกล (multi scale) การใช้เกาส์เซียนเพื่อทำคอลโลลูชันกับภาพอาจตรวจสอบขอบภาพได้โดยการประยุกต์ใช้ตัวกระทำแบบลาปลาเซียล (Laplacian operator) หากจุดตัดศูนย์ วิธีนี้ได้รับความนิยมในการตรวจสอบขอบภาพเรียกว่า Laplacian-of-Gaussian หรือ LoG ซึ่งเป็นวิธีที่ถูกนำมาใช้มากใช้ในงานระบบทัศนภาพทางชีววิทยา (biological vision system) อย่างไรก็ตาม การตรวจหาขอบภาพด้วยวิธีการแพร่แบบเสมอกันทุกทิศทาง Isotropic (Gaussian Scale Space) นั้นทำให้ขอบภาพเสียหาย เช่นมุมที่ได้เป็นลักษณะกลมมนและเกิดความผิดพลาดในการวางตำแหน่งของขอบภาพ (การตรวจสอบตำแหน่งของขอบภาพที่เบี่ยงเบนไปจากตำแหน่งของขอบภาพจริง) ค่าผิดพลาดของตำแหน่งขอบภาพที่เพิ่มขึ้นจากสเกลที่เพิ่มขึ้น จะก่อให้เกิดปัญหาโดยตรงกับการวิเคราะห์แบบหลายสเกล ด้วยผลลัพธ์ที่ได้จากการแพร่แบบ Anisotropic จึงเป็นเหตุให้นักวิจัยหันมาใช้ร่วมกับวิธีต่างๆ สำหรับการตรวจจับขอบของวัตถุในภาพ

3.2.2 การแพร่แบบ Anisotropic

การแพร่แบบ Anisotropic เป็นวิธีการจัดกลุ่มจุดภาพให้มีระดับสีเทาที่มีค่าใกล้เคียงกันไว้เป็นกลุ่มเดียวกัน และบริเวณที่ค่าระดับสีเทามีความแตกต่างกันมากจะทำให้ระดับสีเทานั้นยิ่งเพิ่มความแตกต่างมากขึ้น เป็นผลให้เกิดการแยกกลุ่มกันอย่างชัดเจน โดยหลักการนี้ถูกนำเสนอเพื่อการประมวลผลภาพครั้งแรกโดย Perona และ Malik [11] เพื่อใช้ในการลดสัญญาณรบกวนขณะเดียวกันจะปรับปรุงพื้นที่ที่ถูกต้องของขอบภาพ โดยสมการที่ใช้ดังแสดงใน (3.5)

$$\frac{\partial f(x, y, t)}{\partial t} = \text{div}[c(x, y, t) \cdot \nabla f(x, y)] \quad (3.5)$$

- เมื่อ $c(x, y, t)$ คือ สัมประสิทธิ์การแพร่ (Diffusion coefficient)
 $f(x, y, t)$ คือ ค่าระดับสีเทาของจุดภาพ ณ ตำแหน่ง (x, y) ครั้งที่ t ของการแพร่
 (สำหรับ $t = 0$, คือภาพต้นฉบับ: $f(x, y, 0) = f(x, y)$)
 div คือ ตัวกระทำไดเวอร์เจนซ์ (Divergence operator)
 $\nabla f(x, y)$ คือ แกรเดียนของภาพ (Gradient of image) ณ จุด (x, y)

Perona และ Malik [11] กำหนดให้สัมประสิทธิ์การแพร่อยู่ในรูปแบบแกรเดียนของภาพครั้งที่ t แสดงดังสมการ (3.6) โดยเงื่อนไขของฟังก์ชันการแพร่ (Diffusivity function) $g(|\nabla f(x, y, t)|)$ คือเป็นการปรับปรุงขอบของวัตถุในภาพด้วยการปรับความเรียบของรูปต้นแบบในขณะที่มีความสว่างไม่ต่อเนื่อง

$$c(x, y, t) = g(|\nabla f(x, y, t)|) \quad (3.6)$$

Perona และ Malik [11] กำหนดฟังก์ชันการแพร่แสดงดังสมการ (3.7) โดยผลของการปรับปรุงภาพจะขึ้นอยู่กับขนาดของเกรเดียนต์ $|\nabla f(x, y, t)|$ โดยถ้าขนาดของเกรเดียนต์ $|\nabla f(x, y, t)|$ มีขนาดใหญ่ การแพร่จะต่ำทำให้ปรากฏขอบภาพ แต่ถ้าขนาดของเกรเดียนต์ $|\nabla f(x, y, t)|$ มีขนาดเล็ก การแพร่จะมีแนวโน้มราบเรียบที่จุด $f(x, y)$

$$g(|\nabla f(x, y, t)|) = \left[1 + \frac{\|\nabla f(x, y, t)\|^2}{K^2}\right]^{-1} \quad (3.7)$$

เมื่อ K แทนตัวแปรการควบคุมความเข้มของการแพร่

ดังนั้นความเข้มของภาพจะเป็นการปรับปรุงตามสมการ(3.8)

$$f(x, y, t+1) = \left[f(x, y, t) + (\Delta T) \sum_{d=1}^{\Gamma} c_d(x, y, t) \nabla f_d(x, y, t) \right] \quad (3.8)$$

เมื่อ Γ คือ จำนวนทิศทางในการแพร่

$\nabla f_d(x, y, t)$ คือทิศทางความแตกต่างในทิศทางของ d ที่ตำแหน่ง (x, y) ในแต่ละการวนรอบ t

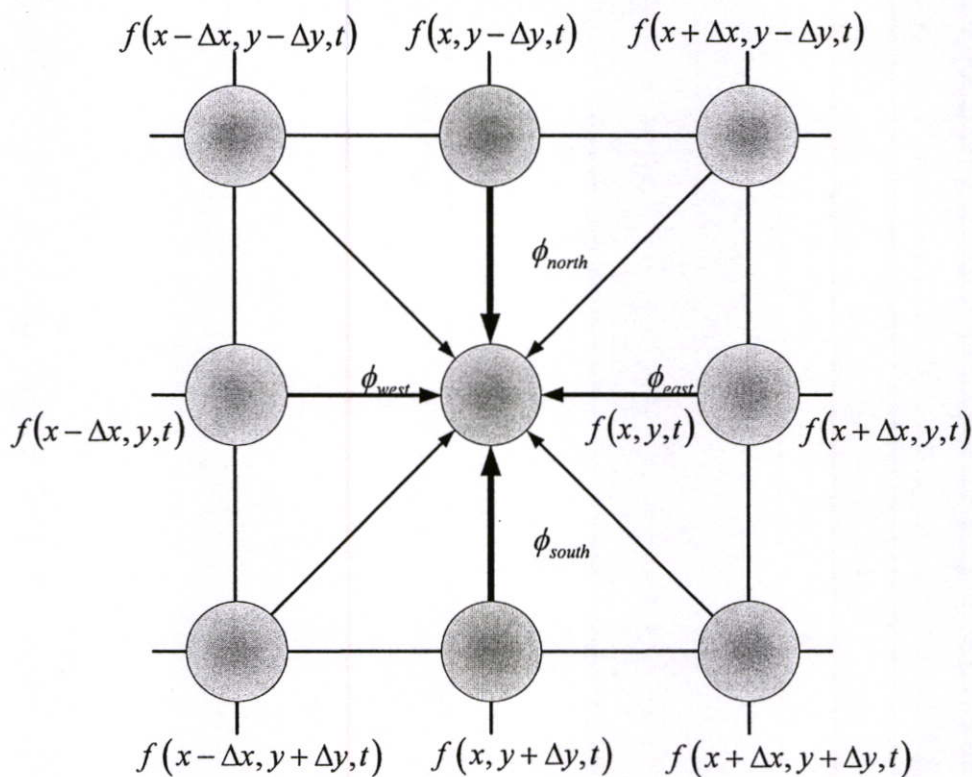
ΔT คือ ชั้นเวลาการประมวลผล

โดยทั่วไป ถ้าเป็นการคิดเกรเดียนต์มิติเดียวที่มีการแพร่แบบ ซ้าย-ขวา (หรือ 2 ทิศทาง) จะกำหนดให้ $\Delta T \leq \frac{1}{2}$ ส่วนกรณี 2 มิติ มีการแพร่แบบสี่ทิศทางจะกำหนดให้ $\Delta T \leq \frac{1}{4}$ สัญญาณความแตกต่าง $\nabla f_d(x, y, t)$ คือทิศทาง ซ้าย-ขวา-บน-ล่าง ของจุดภาพที่สนใจ และมีสมการการแพร่กำหนดโดย

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial t} f(x, y, t) &= \frac{\partial}{\partial x} \left[c(x, y, t) \cdot \frac{\partial}{\partial x} f(x, y, t) \right] + \frac{\partial}{\partial y} \left[c(x, y, t) \cdot \frac{\partial}{\partial y} f(x, y, t) \right] \\ &\approx \frac{1}{(\Delta x)^2} \left[c(x + \frac{\Delta x}{2}, y, t) \cdot (f(x + \Delta x, y, t) - f(x, y, t)) - c(x - \frac{\Delta x}{2}, y, t) \cdot (f(x, y, t) - f(x - \Delta x, y, t)) \right] \\ &+ \frac{1}{(\Delta y)^2} \left[c(x, y + \frac{\Delta y}{2}, t) \cdot (f(x, y + \Delta y, t) - f(x, y, t)) - c(x, y - \frac{\Delta y}{2}, t) \cdot (f(x, y, t) - f(x, y - \Delta y, t)) \right] \\ &= \Phi_{east} + \Phi_{west} + \Phi_{north} + \Phi_{south} \quad \text{เมื่อ } \Delta x = \Delta y = 1 \end{aligned} \quad (3.9)$$

ดังนั้นสมการของการปรับปรุงแต่ละจุดภาพในภาพด้วยจำนวนการกระจายที่เท่ากันจากจุดภาพสี่ตัวที่ใกล้กันที่สุดคือ

$$f(x, y, t + \Delta t) \approx f(x, y, t) + \Delta t \cdot (\Phi_{east} + \Phi_{west} + \Phi_{north} + \Phi_{south}) \quad (3.10)$$



รูปที่ 3.1 ทิศทางการแพร่ในระหว่างจุดภาพกรณี 2 มิติ

พารามิเตอร์ Δx และ Δy กำหนดจากช่องว่างในการประมาณความแตกต่างของทิศทาง สำหรับในกรณีสองมิติทิศทางของการแพร่จะรวมถึงด้านบนและด้านล่าง ซึ่งทั้งหมดนี้เป็นการกำหนดพื้นฐานในการประมวลผลภาพโดยอาศัยการแพร่ และจะได้นำไปใช้ในการประยุกต์หาขอบภาพต่อไป

นอกจากวิธีของ Perona และ .Malik [11] แล้ว Catté และคณะ [12] ได้นำการแพร่แบบ Anisotropic มาใช้ในการประมวลผลภาพ โดยกำหนดฟังก์ชันเกาส์เซียน (Gaussian function: $g(|G_\sigma * \nabla f(x, y, t)|)$) แทนฟังก์ชันการแพร่ ($g(|\nabla f(x, y, t)|)$) ซึ่งให้ผลลัพธ์ของขอบมีความคมชัดและมั่นคงกว่าวิธีของ Perona และ Malik สำหรับปัญหาที่เกิดขึ้นกับวิธีของ Perona และ Malik ได้มี Weicker และ Benhamouda [13] ศึกษาถึงรายละเอียดในการสร้างเชิงคิสมิตของแฟกเตอร์ตัวปรับแก้ (regularization factor)

3.3 สัมประสิทธิ์ของการแพร่

วิธีการแพร่แบบ Anisotropic จะต้องการรักษาขอบต่างๆ ของวัตถุเอาไว้ส่วนบริเวณที่ไม่ใช่ขอบของวัตถุจะทำพยายามทำการปรับเรียบ ให้มีความเป็นเนื้อเดียวกันสูง ดังนั้นสัมประสิทธิ์ของการแพร่จึงมีความสำคัญที่จะต้องเลือกให้เหมาะสมกับแต่ละบริเวณ

เพื่อให้ง่ายต่อการเข้าใจ จะระบุค่าสัมประสิทธิ์การแพร่ไปที่ตำแหน่ง (x, y) ด้วยฟังก์ชันต่อเนื่อง $c(x, y, t)$ ส่วนในกรณีของโดเมนแบบไม่ต่อเนื่อง ฟังก์ชันสัมประสิทธิ์การแพร่จะแทน

ด้วย $c_d(x, y, t)$ โดย d กำหนดทิศทางและ (x, y) กำหนดตำแหน่ง โดยทั่วไปแล้ว $c(x, y, t)$ เป็นฟังก์ชันแบบไม่เพิ่มขึ้น (non increasing function) ของขนาดของเกรเดียนต์ $|\nabla f(x, y, t)|$ อย่างเช่นสัมประสิทธิ์การแพร่เป็น $c(|\nabla f(x, y, t)|)$ สำหรับค่าเรื่อยๆ ของ $|\nabla f(x, y, t)|$ นั้น $c(x, y, t)$ จะมีค่าเข้าใกล้หนึ่ง หาก $|\nabla f(x, y, t)|$ มีค่าเพิ่มขึ้น $c(x, y, t)$ จะมีค่าลดลงเข้าสู่ค่าศูนย์ Teboul และคณะ [38] ได้สร้างเงื่อนไขเกี่ยวกับสัมประสิทธิ์การแพร่ในการสแกนของภาพไว้ 3 ข้อด้วยกัน ดังนี้

- (1) $\lim_{|\nabla f(x, y, t)| \rightarrow 0} c(x, y, t) = M$ โดยที่ $0 < M < \infty$
- (2) $\lim_{|\nabla f(x, y, t)| \rightarrow \infty} c(x, y, t) = 0$
- (3) $c(x, y, t)$ เป็นฟังก์ชันการลดโดยแท้ (strictly decreasing function) ของ $|\nabla f(x, y, t)|$

คุณสมบัติตามเงื่อนไขที่หนึ่งนั้น เพื่อให้แน่ใจว่าการปรับเรียบแบบเสมอกันทุกทิศทางของพื้นที่ความเข้มเดียวกัน คุณสมบัติตามเงื่อนไขที่สองเพื่อรักษาขอบภาพ คุณสมบัติตามเงื่อนไขที่สามเพื่อหลีกเลี่ยงการขาดเสถียรภาพในการคำนวณ

ใน Perona และ Malik [11] ได้นำเสนอสัมประสิทธิ์ของการแพร่ ตัวกระทำการแพร่ดังสมการ (3.11) และ (3.12) ที่มีความสามารถทำให้ขอบภาพมีความคมชัด (การแพร่ย้อนกลับ) และการประมวลผลไม่ยุ่งยาก ซึ่งได้มีการแสดงผลลัพธ์ [39] ของความแตกต่างอย่างชัดเจนจากการใช้สมการ (3.11) กับ (3.12)

$$c(x, y, t) = \exp \left\{ - \left[\frac{|\nabla f(x, y, t)|^2}{k} \right]^2 \right\}, \quad (3.11)$$

$$c(x, y, t) = \frac{1}{1 + \left[\frac{|\nabla f(x, y, t)|^2}{k} \right]^2} \quad (3.12)$$

3.4 แบบจำลองสัญญาณรบกวนแบบจุด (Speckle model)

สมการความเข้มภาพถ่ายดาวเทียมชนิด SAR ($F_L(x, y)$) ที่พิกัด (x, y) สมมุติฐานได้จากค่าเฉลี่ยของหลายมุมมอง L (Average of L look) แสดงดังสมการ (3.13)

$$F_L(x, y) = I(x, y)R_L(x, y) \quad (3.13)$$

- เมื่อ R_L คือ สัญญาณรบกวนแบบจุดที่มุมมอง L
 L คือ ค่าคงที่ของการสร้างสัญญาณรบกวนแบบจุด
 I คือ ภาพถ่ายจากระบบเรดาร์ [3]

สัญญาณรบกวนแบบจุดโดยทั่วไปแบบจำลองจะอยู่ในรูปแบบของความเข้ม และขนาด

ดั่งสมการ (3.13) ลักษณะของสมการเป็นการคูณกันของสองฟังก์ชัน สามารถปรับปรุงแบบจำลอง ด้วยการแปลง Logarithmic [5] เพื่อให้ให้กลายเป็นการบวก จะได้

$$\tilde{F}_L(x, y) = \tilde{I}(x, y) + \tilde{R}_L(x, y) \quad (3.14)$$

เมื่อ $\tilde{F}_L(x, y) = \ln(F_L(x, y))$, $\tilde{I}(x, y) = \ln(I(x, y))$ และ $\tilde{R}_L(x, y) = \ln(R_L(x, y))$ จะพบว่า $\tilde{R}_L(x, y)$ จะกลายเป็นสัญญาณรบกวนสีขาวคงที่ และแบบจำลองของสมการจะเป็นการบวกดั่งสมการ $\tilde{F}_L(x, y)$ [4,5]

ในการวัดระดับของสัญญาณรบกวนในภาพ SAR จะใช้จำนวนลูกสมมูล (Equivalent Number of Look) หรือ ENL [10] ที่ได้มาจากอัตราส่วนของค่าเฉลี่ยต่อค่าความแปรปรวนในพื้นที่ภาพที่เป็นเนื้อเดียวกัน เป็นค่าอ้างอิงในการวัดกำหนดให้ ENL แสดงดั่งสมการ (3.15)

$$ENL = \frac{\hat{E}(F)^2}{\hat{V}(F)} \quad (3.15)$$

เมื่อ $\hat{E}(F)$ คือค่าเฉลี่ย และ $\hat{V}(F)$ คือค่าความแปรปรวนได้จากการประมาณค่าในพื้นที่ภาพที่เป็นเนื้อเดียวกันหลังจากการลดสัญญาณรบกวน โดยในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะนำค่า ENL มาใช้เป็นตัวชี้วัดระดับของการลดสัญญาณรบกวน กล่าวคือหากค่า ENL มีค่าสูงแสดงว่าสัญญาณรบกวนแบบจุดถูกลดลงอย่างมาก

3.5 Diffusion Tensor

Diffusion tensor เป็นวิธีการที่ปรับปรุงจากวิธีของ Perona และ Malik [11] โดยการใช้โครงสร้างทางเรขาคณิตเฉพาะที่ ซึ่งประยุกต์มาจากวิธีการ Coherence Enhancing Diffusion (CED) นำเสนอโดย J. Weicker ในปี 1997 [6] ที่ได้กล่าวถึงคุณสมบัติหลายๆ อย่างของการแพร่แบบไม่เชิงเส้น (Nonlinear diffusion) ภายใต้อันฐานที่เกี่ยวข้องกับภาพอินพุต และการกำหนดสถานะของ Diffusion tensor D ที่ถูกใช้แทนสัมประสิทธิ์การแพร่ $c(x, y, t)$ โดยสูตรของ CED แสดงดั่งสมการ (3.16)

$$\frac{\partial f(x, y, t)}{\partial t} = \text{div}[D \cdot \nabla f(x, y, t)] \quad (3.16)$$

Diffusivity tensor: เป็นฟังก์ชันของเกรเดียนภาพ โดยกำหนดให้ D เป็นเมตริกซ์ใช้งาน แสดงดั่งสมการต่อไปนี้

$$D = \begin{bmatrix} d_{11} & d_{12} \\ d_{21} & d_{22} \end{bmatrix} \quad (3.17)$$

เมตริกซ์ D นี้สร้างจากการปรับเรียบแนวแกนตั้งฉาก (Smoothing perpendicular) ของ แกรเดียนภาพ และ Integration scale ρ โดยใช้คอนโวลูชันภาพ $f(x, y, t)$ กับ Gaussian kernel G_σ จะได้ฟังก์ชันที่ถูกปรับเรียบ กล่าวคือ $f_\sigma(x, y, t) = G_\sigma * f(x, y, t)$ เมื่อ $*$ คือตัวกระทำคอนโวลูชัน ดังนั้น Diffusivity tensor สามารถหาได้จากการคอนโวลูชัน $\nabla f_\sigma(x, y, t)(\nabla f_\sigma(x, y, t))^T$ กับ Gaussian G_ρ นั่นคือ

$$S_\rho(\nabla f_\sigma(x, y, t)) = G_\rho * [\nabla f_\sigma(x, y, t)(\nabla f_\sigma(x, y, t))^T] \quad (3.18)$$

เมื่อ T แทนการทรานสโพสของเมตริกซ์โครงสร้างเท็นเซอร์ (Structure tensor); S_ρ เป็นเมตริกซ์และเป็น Positive semi-definite

$$S_\rho = \begin{bmatrix} a & b \\ b & c \end{bmatrix} \quad (3.19)$$

สามารถหาค่าไอเกนได้ดังนี้

$$\mu_{1,2} = \frac{1}{2} \left(a + c \pm \sqrt{(a-c)^2 + 4b^2} \right), \quad \mu_1 \geq \mu_2 \quad (3.20)$$

เมื่อ μ_1 และ μ_2 คือ ค่าไอเกนของโครงสร้างเท็นเซอร์

ใน CED [6] เทอม Integration scale ρ ใช้ค่าบวกกับกระบวนการแพร่ด้วยโครงสร้าง Coherent และเป็นพื้นฐานการสร้าง Diffusion tensor ที่ซึ่งมีทิศทางของไอเกนสอดคล้องกับไอเกนเวกเตอร์ของโครงสร้างเท็นเซอร์ โดยที่มีค่าเลือกค่าไอเกนของ Diffusion tensor ดังนี้

$$k_1 = \alpha, \quad \alpha \in (0, 1), \quad \alpha \ll 1$$

$$k_2 = \begin{cases} \alpha, & \text{if } \mu_1 = \mu_2 \\ \alpha + (1-\alpha)e^{\frac{-C}{(\mu_1 - \mu_2)^2}}, & C > 0 \end{cases} \quad (3.21)$$

จากสมการ (3.21) สามารถกำหนดโครงสร้างของ Diffusion tensor ใหม่เป็น

$$D = \begin{bmatrix} k_1 & 0 \\ 0 & k_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} d_{11} & d_{12} \\ d_{21} & d_{22} \end{bmatrix} \quad (3.22)$$

เมื่อ k_1 และ k_2 คือ ค่าไอเกนของโครงสร้างเท็นเซอร์ที่ถูกเลือก โดย C และ α เป็นตัวแปรควบคุมรูปร่างของเอกซ์โพเนนเชียล

วิธีการ CED อาศัยพื้นฐานของโครงสร้างเท็นเซอร์แสดงให้เห็นว่ามีการเพิ่มขนาดของความชัดเจนของภาพในแนวสันเขาและแนวหุบเขา [15] ซึ่งใช้ได้ผลดีกับการปรับปรุงภาพดังเช่น

ภาพลายนิ้ว หรือเส้นเลือดของดวงตา [16] ในวิทยานิพนธ์นี้จะปรับปรุงวิธีการแพร่นี้เพื่อกำจัดสัญญาณรบกวนแบบจุด โดยจะรักษารายละเอียดของขอบของภาพ

3.6 การลดสัญญาณรบกวนภาพถ่าย SAR ของดาวเทียมด้วยตัวกรองการแพร่แบบ

Anisotropic

การลดสัญญาณรบกวนแบบ Speckle ด้วยวิธีการแพร่แบบ Anisotropic ในวิทยานิพนธ์นี้จะใช้การแปลงลอการิทึม เพื่อให้สัญญาณรบกวนที่อยู่ในรูปแบบการคูณ เปลี่ยนเป็นการบวก โดยลอการิทึมธรรมชาติร่วมกับการเลื่อนข้อมูลภาพออกไป 1 เพื่อหลีกเลี่ยงปัญหาค่าของ $\log(0)$ และเพื่อความสะดวกในการคำนวณ ซึ่งมีรูปแบบเหมาะสมกับวิธีการแพร่แบบ Anisotropic หลังจากที่ได้สัญญาณถูกกำจัดด้วยกระบวนการแพร่แล้วข้อมูลภาพจะถูกแปลงกลับเป็นรูปแบบความเข้มด้วยฟังก์ชันเอกซ์โพเนนเชียล

สมการ (3.16) จะถูกนำมาใช้เพื่อกำจัดสัญญาณรบกวน เมื่อ Diffusivity tensor D ถูกปรับปรุงให้ลดสัญญาณรบกวนแบบ Speckle ที่อยู่ในรูปแบบลอการิทึม การปรับปรุงสัมประสิทธิ์การแพร่จะถูกกำหนดให้อยู่ในขอบเขตของพื้นที่ ที่เป็นเนื้อเดียวกัน (Homogeneous area) โดยอาศัยแกรเดียนของพื้นที่เฉพาะในภาพที่ถูกปรับเรียบ (Smoothed image) $f_\sigma(x, y, t)$ ซึ่งใน Diffusivity tensor D ประกอบด้วย

$$D = \begin{bmatrix} d_{11} & d_{12} \\ d_{21} & d_{22} \end{bmatrix} = V^T \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 \\ 0 & \lambda_2 \end{bmatrix} V \quad (3.23)$$

เมื่อตัวแปร λ_1 และ λ_2 คือ ค่าความนำ (Conductivity value) และ V แทนเมตริกซ์การหมุน (Rotation matrix) [14] ตัวแปรเหล่านี้จะคำนวณหาค่าได้ด้วยอนุพันธ์อันดับหนึ่งในบริเวณใกล้เคียงที่พิกัดจุดภาพ (x, y) , λ_1 และ λ_2 แทนด้วยค่าความนำของแกรเดียนดังสมการต่อไปนี้

$$\lambda_2 = e^{\frac{|v_\sigma|^2}{k^2}}, \quad \|\nabla f_\sigma\| = \sqrt{(\nabla_x f_\sigma(x, y, t))^2 + (\nabla_y f_\sigma(x, y, t))^2} \quad (3.24)$$

เมื่อ $\nabla_x f_\sigma$ และ $\nabla_y f_\sigma$ คือการแกรเดียนที่ทิศทาง x และ y ตามลำดับ ตัวแปร K แทนการควบคุมความเข้มของการแพร่เช่นเดียวกับสมการ (3.7) ซึ่งจะถูกใช้ในการกำหนด λ_2 ส่วนเมตริกซ์ V จะแทนระบบพิกัดซึ่งกำหนดได้เป็น

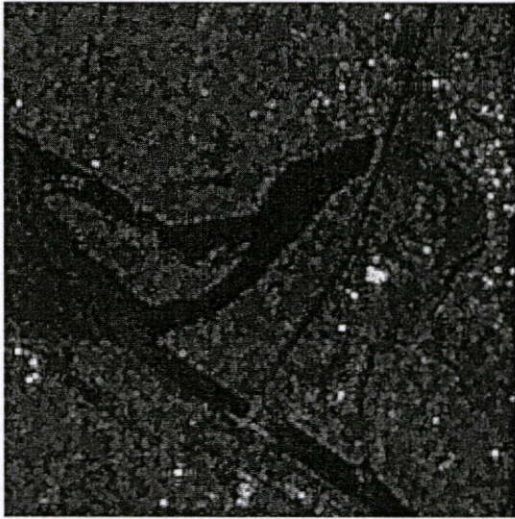
$$V = \frac{1}{\|\nabla f_\sigma\|} \begin{bmatrix} \nabla_x f_\sigma & -\nabla_y f_\sigma \\ \nabla_y f_\sigma & \nabla_x f_\sigma \end{bmatrix} \quad (3.25)$$

ในอัลกอริทึมที่นำเสนอนี้จะให้กระบวนการแพร่สิ้นสุดลงด้วยการกำหนดค่าเกณฑ์ (inertia) ซึ่งเป็นอัตราส่วนค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานต่อค่าเฉลี่ย โดยค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน σ และค่าเฉลี่ย μ ถูกประมาณในขอบเขตความเป็นเนื้อเดียว กำหนดให้ $C_0 = \sigma_0 / \mu_0$ ถูกคำนวณก่อนทำกระบวนการแพร่และ $C_i = \sigma_i / \mu_i$ เป็นค่าที่ได้จากการคำนวณระหว่างกระบวนการวนซ้ำของการแพร่รอบที่ i เมื่ออัตราส่วน C_0 / C_i มากกว่าค่า R ที่กำหนดกระบวนการวนซ้ำจะหยุดลง

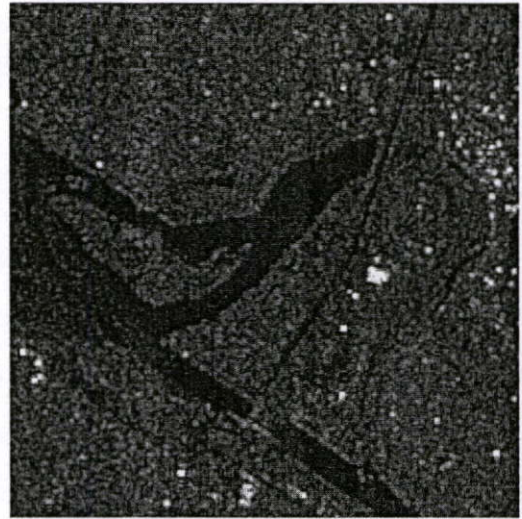
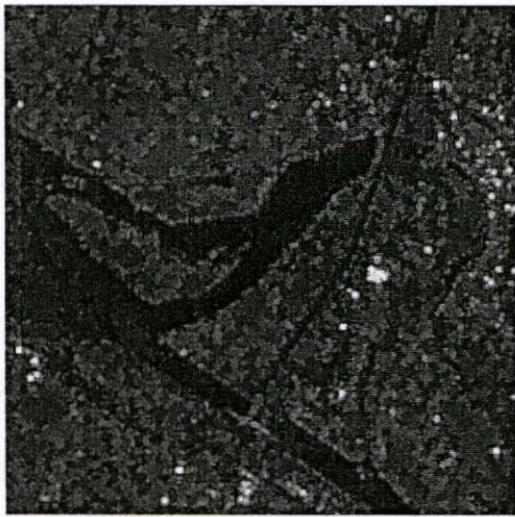
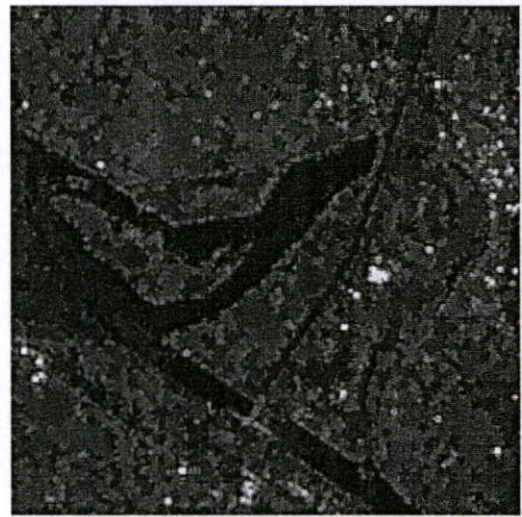
จากการทดสอบอัลกอริทึมกับภาพถ่ายดาวเทียม ERS-1/AMI ในรูปที่ 3.2 และ JERS-1/SAR ในรูปที่ 3.3 โดยในรูปที่ 3.2(ก) แสดงภาพถ่ายของดาวเทียม ERS ที่ความละเอียด 12.5 เมตร ครอบคลุมพื้นที่บางส่วนของจังหวัดกาญจนบุรี ประเทศไทย (ถ่ายเมื่อวันที่ 22 พฤศจิกายน พ.ศ.2534) และรูปที่ 3.3(ก) แสดงภาพถ่ายของดาวเทียม JERS ที่ความละเอียด 12.5 เมตร ครอบคลุมพื้นที่บางส่วนของจังหวัดกาญจนบุรี ประเทศไทย (ถ่ายเมื่อวันที่ 22 กันยายน พ.ศ.2535)

ผลการทดสอบแสดงดังรูปที่ 3.2 และ 3.3(ข) ถึง (ง) ด้วยการเปลี่ยนแปลงค่าเกณฑ์ (R) ซึ่งเป็นอัตราส่วนระหว่างค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานต่อค่าเฉลี่ยสำหรับส่วนพื้นที่เนื้อเดียวกัน กับที่ใช้ในการหาค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานต่อค่าเฉลี่ย กำหนดให้อยู่ในพื้นที่สี่เหลี่ยมตำแหน่งพิกัด [(142, 84), (154, 100)] สำหรับรูปที่ 3.2 และ [(27, 170), (57, 193)] สำหรับรูปที่ 3.3 โดยกำหนดค่าฟังก์ชันเกาส์เซียนของข้อมูลภาพที่ค่าสเกล $\sigma = 0.9$ ค่าการควบคุมความเข้มของการแพร่ $K = 0.009$ และขั้นของการแพร่ (Step-size) เท่ากับ 0.2

ผลการทดสอบพบว่าเมื่อมีการเปลี่ยนแปลงค่า R จะทำให้จำนวนครั้งของกระบวนการแพร่เพิ่มมากขึ้น ทั้งนี้เนื่องจากจะต้องทำกระบวนการแพร่จนกระทั่งอัตราขยายสัญญาณครบถ้วนเข้าสู่เกณฑ์ความเป็นเนื้อเดียวกัน



(ก) ภาพถ่ายต้นแบบ

(ข) $R = 4$ (ค) $R = 12$ (ง) $R = 22$

รูปที่ 3.2 ผลการลดสัญญาณรบกวนของภาพถ่ายดาวเทียมชนิด SAR ของ ERS ที่ค่า R ต่างๆ



(ก) ภาพถ่ายดินแบบ

(ข) $R = 4$ (ค) $R = 12$ (ง) $R = 22$

รูปที่ 3.3 ผลการลดสัญญาณรบกวนของภาพถ่ายดาวเทียมชนิด SAR ของ JERS ที่ค่า R ต่างๆ

ผลเชิงตัวเลขจากการลดสัญญาณรบกวนจากภาพถ่ายดาวเทียมชนิด SAR ของ ERS และ JERS แสดงดังตารางที่ 3.1 และ 3.2 ตามลำดับ โดยกำหนดขนาดของ R จาก 4 ถึง 22 พบว่าวิธีการแพร่แบบ Anisotropic ที่โดเมนของลอการิทึม สามารถกำจัดสัญญาณรบกวนแบบจุดได้อย่างมีประสิทธิภาพ สังเกตได้จากค่า ENL ที่เพิ่มขึ้น อีกทั้งวิธีนี้ยังเป็นการปรับปรุงขอบเขตความเป็นเนื้อเดียวและเพิ่มขยายขนาดของขอบเขต ได้ด้วยการปรับค่า K ซึ่งเป็นตัวแปรการควบคุมความเข้มของการแพร่ให้สัมพันธ์กับรายละเอียดของข้อมูลภาพ

ตารางที่ 3.1 ผลเชิงตัวเลขของภาพถ่ายดาวเทียมชนิด SAR ของ ERS-1

R	จำนวนรอบ	ค่าเฉลี่ย	ค่าความแปรปรวน	ENL
-	-	39.39	33.90	45.77
4	195	21.85	2.61	182.97
6	292	21.80	1.10	433.45
8	389	21.83	0.69	692.03
12	625	21.84	0.30	1586.36
20	1409	22.00	0.10	5071.30
22	1639	22.03	0.06	7713.72

ตารางที่ 3.2 ผลเชิงตัวเลขของภาพถ่ายดาวเทียมชนิด SAR ของ JERS-1

R	จำนวนรอบ	ค่าเฉลี่ย	ค่าความแปรปรวน	ENL
-	-	62.37	72.04	53.99
4	416	33.52	6.28	178.90
6	575	32.59	2.79	380.67
8	725	32.38	1.46	716.65
12	1136	32.23	0.86	1210.25
20	1811	31.60	0.33	3000.51
22	1899	31.53	0.27	3746.68

3.7 สรุปบท

ในบทนี้นำเสนอการลดสัญญาณรบกวนแบบ Speckle ด้วยวิธีการแพร่แบบ Anisotropic บนภาพหลังการแปลงลอการิทึม เพื่อให้สัญญาณรบกวนที่อยู่ในรูปแบบการคูณเปลี่ยนเป็นการบวก โดยลอการิทึมธรรมชาติร่วมกับการเลื่อนข้อมูลภาพออกไป 1 เพื่อหลีกเลี่ยงปัญหาค่าของ $\log(0)$ หลังจากที่ได้สัญญาณถูกกำจัดด้วยกระบวนการแพร่แล้วข้อมูลภาพจะถูกแปลงกลับเป็นรูปแบบความเข้มด้วยฟังก์ชัน เอกซ์โพเนนเชียล ซึ่งผลจากการกำหนดเงื่อนไข C_0/C_1 มากกว่าค่า R ที่กำหนดขนาดของ R จาก 4 ถึง 22 พบว่าวิธีการแพร่แบบ Anisotropic ที่โดเมนของลอการิทึม สามารถกำจัดสัญญาณรบกวนแบบจุดได้อย่างมีประสิทธิภาพ สังเกตได้จากค่า ENL ที่เพิ่มขึ้น และในบทต่อไปจะกล่าวถึงการแบ่งข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมชนิด SAR หลังการกำจัดสัญญาณรบกวนด้วยการแพร่แบบ Anisotropic

บทที่ 4

การแบ่งข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมชนิด SAR หลังการกรองแบบ การแพร่ Anisotropic

4.1 กล่าวนำ

บทนี้กล่าวเกี่ยวกับการแบ่งข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมชนิด SAR ที่ได้หลังการกรองการแพร่แบบ Anisotropic บนพื้นฐานการขยายอาณาบริเวณ ที่ใช้วิธี Region growing ด้วยการเพิ่มกฎความเป็นเนื้อเดียวกัน และแสดงขั้นตอนการเช็กเมนต์ข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมชนิด SAR โดยทดลองกับภาพถ่ายดาวเทียมชนิด SAR ของ ERS-1 และของ JERS-1 เพื่อเป็นการแสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพในการแบ่งข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมชนิด SAR ด้วยวิธีที่น่าเสนอ

4.2 วิธี Region growing

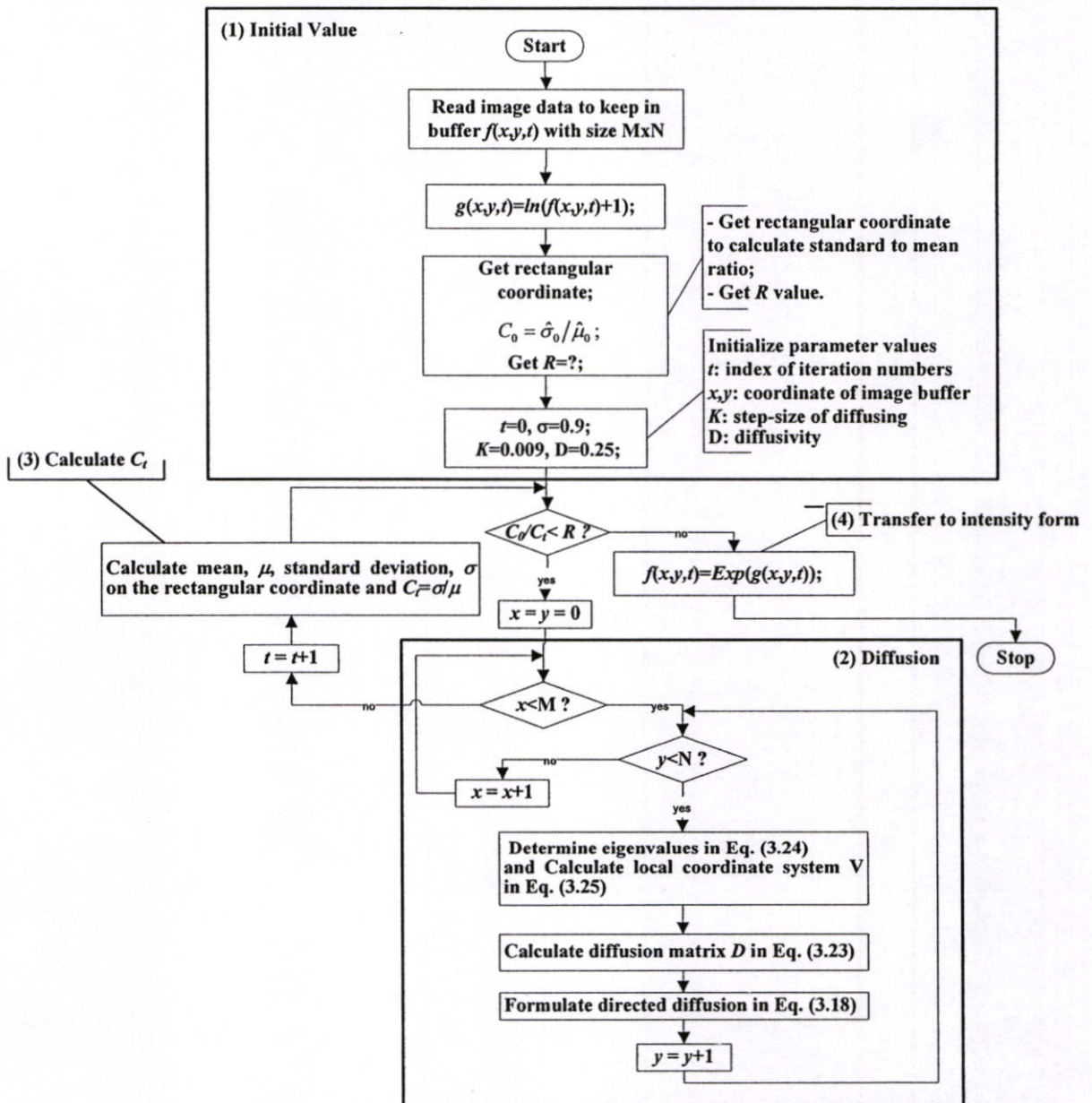
อัลกอริทึมของวิธี Region growing ใช้พื้นฐานการขยายขอบเขตด้วยการนำขอบเขตข้างเคียงมาพิจารณาถึงลักษณะความเข้มหรือเนื้อหา ว่ามีความเป็นเนื้อเดียวกันหรือไม่ หากมีก็จะขยายขอบเขตออกไป ซึ่งวิธี Region growing [17,18] เป็นวิธีที่ง่ายและนิยมมากในการทำเช็กเมนต์ด้วยหลักการพิจารณากลุ่มของข้อมูลภาพ

ในการเช็กเมนต์จะต้องมีการกำหนดขอบเขต (Region) ที่ต้องการแบ่ง R_i โดยที่แต่ละขอบเขตจะต้องมีการกำหนดค่าความเข้มของจุดภาพเริ่มต้น (Seed Pixel) s_i เมื่อ $i=1, \dots, N$ เพื่อการตัดสินใจขยายตัวของขอบเขต (growth) ดังนั้นจึงต้องมีกฎเพื่อใช้เป็นข้อบังคับในการขยายตัวของขอบเขต และรวมทั้งกฎของการตรวจสอบความเป็นเนื้อเดียวกันของขอบเขตในทุกกระยะของการขยายตัว กล่าวคือขอบเขตกลุ่มใดๆ $R_i^{(k)}, i=1, \dots, N$ จะมีการตรวจสอบว่ามีจุดภาพบริเวณใกล้เคียง (เป็นจุดภาพทั้ง 8 ที่เชื่อมต่ออยู่กับจุดภาพที่บริเวณขอบของกลุ่ม) จะสามารถนำเข้ามารวมกลุ่มด้วยได้หรือไม่ ภายใต้เงื่อนไขความเป็นเนื้อเดียวกัน การตัดสินใจรวมเข้าด้วยกันนี้ จะอยู่บนพื้นฐานของค่าความแตกต่างระหว่างค่าจุดภาพขึ้นกับพื้นที่ที่จะยุบรวม

วิทยานิพนธ์นี้ได้นำเสนอการเช็กเมนต์ ที่มีการพิจารณาขอบเขตของข้อมูลภาพด้วยวิธี Region growing โดยไม่จำเป็นต้องกำหนดค่าความเข้มของจุดภาพเริ่มต้น (Seed Pixel) อย่างไรก็ตามวิธีที่น่าเสนอนี้สามารถเช็กเมนต์แบบกึ่งอัตโนมัติ ตามการเพิ่มกฎความเป็นเนื้อเดียวกัน จากค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานหารด้วยค่าเฉลี่ย

4.3 ขั้นตอนการเช็กเมนต์ภาพถ่ายดาวเทียมด้วยตัวกรองการแพร่แบบ Anisotropic

รูปที่ 4.1 แสดงขั้นตอนการเช็กเมนต์ข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมชนิด SAR โดยเริ่มต้นด้วยการแปลงข้อมูลภาพที่อยู่ในรูปแบบของความเข้ม ให้อยู่ในโดเมนของลอการิทึม จากนั้นกำหนดขอบเขตความเป็นเนื้อเดียวกันของข้อมูลอินพุตในพิกัดสี่เหลี่ยม และกำหนดค่าเกณฑ์ R ของความเป็นเนื้อเดียวกัน หลังจากนั้นทำการคำนวณหาค่าอัตราส่วนมาตรฐานต่อค่าเฉลี่ยของภาพต้นฉบับ นั่นคือ C_0 จากนั้นกำหนดค่าเริ่มต้นของการแพร่แบบ Anisotropic (Anisotropic diffusion) ประกอบด้วยค่า σ, K และ D แล้วจึงเริ่มต้นกระบวนการแพร่ และการวัดความเป็นเนื้อเดียวกันของขอบเขต (Homogeneity region) และกระบวนการซ้ำจนกระทั่งอัตราส่วน C_0/C_t มีค่ามากกว่าค่า R ที่กำหนดจึงหยุดกระบวนการ แล้วแปลงข้อมูลภาพที่อยู่ในโดเมนของลอการิทึมให้อยู่ในรูปแบบของความเข้มเช่นเดิมด้วยฟังก์ชันเอกซ์โพเนนเชียล



รูปที่ 4.1 โพลีชาร์ทการเช็กเมนต์ภาพถ่ายดาวเทียมด้วยตัวกรองการแพร่แบบ Anisotropic

จากโพลีชาร์ทแสดงดังรูปที่ 4.1 สามารถอธิบายรายละเอียดบล็อกต่างๆ ได้ดังนี้

1. การกำหนดค่าเริ่มต้นกระบวนการ

- 1.1 อ่านข้อมูลของความเข้มของภาพ และหาค่าขนาดของข้อมูลภาพ ($M \times N$)
- 1.2 แปลงข้อมูลภาพให้อยู่ในโดเมนของลอการิทึมที่มีการเลื่อนข้อมูลด้วย 1
- 1.3 กำหนดพิกัดสี่เหลี่ยมของข้อมูลภาพอินพุต และค่าเกณฑ์ของความเข้มเนื้อเดียวกัน R พร้อมทั้งคำนวณหาค่าอัตราส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานต่อค่าเฉลี่ยของภาพต้นฉบับ C_0
- 1.4 กำหนดค่าเริ่มต้นของกระบวนการแพร่โดยกำหนดให้จำนวนครั้งของการวนซ้ำเริ่มต้นจากศูนย์ ($t=0$) ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานมีค่า 0.9 ค่าการควบคุมความเข้มของการแพร่ K เท่ากับ 0.009 และค่า Diffusivity D เท่ากับ 0.25

2. กระบวนการแพร่จะกระทำกับจุดภาพทั้งภาพ โดยกระทำครั้งละจุดภาพด้วยกระบวนการดังนี้

2.1 คำนวณหาค่าไอเกน (Eigen value: k_1 และ k_2) ด้วยสมการ (3.22) จากนั้นหาค่าระบบพิกัดเฉพาะที่ หรือค่า V ด้วยสมการ (3.23)

2.2 คำนวณหาค่าเมตริกซ์การแพร่ D ด้วยสมการ (3.21)

2.3 แทน D และ $g(x,y,t)$ ในสมการที่ (3.16) เพื่อสร้าง Directed diffusion

3. เมื่อกระทำกระบวนการแพร่แล้วเสร็จ ก็จะเพิ่มค่าจำนวนครั้งของการทำซ้ำ, t แล้วหาค่าเฉลี่ย μ และค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน σ เพื่อหาค่าอัตราส่วนระหว่างค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานกับค่าเฉลี่ยในแต่ละครั้งของ t, C , จากนั้นทำการตรวจสอบเงื่อนไขว่าอัตราส่วนระหว่าง C_t/C , มีค่ามากกว่าค่า R หรือไม่ หากน้อยกว่าก็จะวนไปทำซ้ำกระบวนการแพร่ในข้อที่ 2 อีกครั้งหนึ่ง แต่หากมากกว่าก็จะทำการกระบวนการที่ 4

4. เป็นการแปลง $g(x,y,t)$ ที่อยู่ในโดเมนลอการิทึมให้อยู่ในรูปแบบของความเข้มเช่นเดิมด้วยการใช้ฟังก์ชันเอกซ์โพเนนเชียล $f(x,y,t) = \text{Exp}(g(x,y,t))$

4.4 ผลการทดลอง

ประสิทธิภาพของอัลกอริทึมที่นำเสนอนี้ถูกประเมิน 2 วิธี คือการเปรียบเทียบเชิงปริมาณและการตัดสินด้วยการมองเห็น ซึ่งการเปรียบเทียบเชิงปริมาณจะทำการเปรียบเทียบอัลกอริทึมที่นำเสนอกับอัลกอริทึมอื่นอีก 2 อัลกอริทึม คืออัลกอริทึม Fuzzy c-Mean ของ Jawaha และคณะ [20] และอัลกอริทึม SAR segmentation ของ Zaart และคณะ [21] ด้วยการจำลองกับข้อมูลภาพที่สร้างขึ้นที่มีลักษณะโครงสร้างและการเปลี่ยนแปลงความสว่างที่คล้ายคลึงกับภาพจริง อีกทั้งยังเพิ่มสัญญาณรบกวนแบบจุด (Speckle noise) เข้าไปในภาพที่ทำการทดสอบ เพื่อรับประกันความถูกต้องของอัลกอริทึมที่นำเสนอ

สำหรับการตัดสินใจด้วยการมองเห็นจะนำอัลกอริทึมที่ได้นำเสนอไปใช้เช็คเมนต์ภาพถ่ายดาวเทียมชนิด SAR ของดาวเทียม ERS-1 และ JERS-1

เหตุผลที่นำอัลกอริทึม Fuzzy c-Mean และอัลกอริทึม ของ Zaart และคณะ มาใช้ในการเปรียบเทียบกับวิธีที่นำเสนอเนื่องจาก

- Fuzzy c-Mean เป็นอัลกอริทึมพื้นฐานสำหรับการทำเช็คเมนต์ และการจำแนกประเภท (Classification)
- อัลกอริทึมของ Zaart และคณะ เป็นอัลกอริทึมที่ไม่ต้องดูแลเพราะว่าใช้จุด inflection จากจุด Extreme ของอนุพันธ์อันดับหนึ่งของฮิสโตแกรมภาพ สำหรับกำหนดจำนวนกลุ่มหรือคลาส (Class)

4.4.1 ผลการเปรียบเทียบเชิงปริมาณ

การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของการเช็คเมนต์จะใช้เครื่องมือ 2 ชนิด คือดัชนีความเป็นเนื้อเดียวกัน (Homogeneity index) และการเปรียบเทียบความถูกต้องของผลลัพธ์ที่ได้จากอัลกอริทึมเช็คเมนต์กับข้อมูลอ้างอิง (Relative Ultimate Measurement Accuracy: RUMA) [22, 23]

วิธีการนี้มีจุดประสงค์ใช้ดัชนีความเป็นเนื้อเดียวกันของภาพ U_h สำหรับรูปแบบการวัดที่ใช้การแบ่งอินพุตของภาพตามด้วยอัลกอริทึมการเช็คเมนต์ ดัชนีความเป็นเนื้อเดียวกันของภาพ (Homogeneity index) ให้ด้วยค่าผลรวมภายในของพื้นภาพปกติ รูปแบบลักษณะขอบเขตที่เกินสามารถคำนวณบนพื้นฐานค่าความแปรปรวนของการหาคุณลักษณะที่ทุกๆ พิกเซลในส่วนของพื้นภาพนั้น ส่วนของภาพระดับสีเทา $f(x, y, t)$ ให้ R_i เป็นการแบ่งพื้นภาพส่วนที่ i^{th} , A_i เป็นพื้นที่ของ R_i และ U_h เป็นพื้นภาพปกติภายในที่คลาส M

$$U_h = 1 - \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{(x,y) \in R_i} (f(x, y, t) - \mu_{A_i})^2}{E} \quad (4.1)$$

$$\mu_{A_i} = \frac{1}{A_i} \sum_{(x,y) \in R_i} f(x, y, t)$$

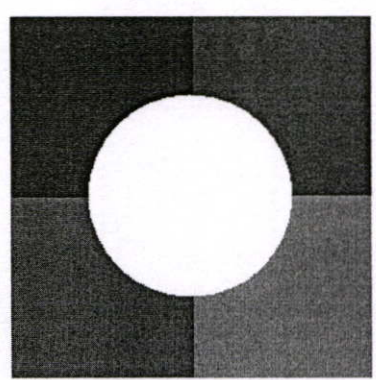
เมื่อ E คือตัวประกอบในการนอร์มอลไลซ์ ค่า E ได้จากค่าความแปรปรวนของความเข้มภาพ ส่วนเทอมของ μ_{A_i} คือค่าคาดหวัง (expected value) ของบริเวณขอบเขตที่ i^{th} ของวิธีการเช็คเมนต์ภาพ ถ้าพื้นภาพทั้งหมดเป็นเนื้อเดียวกัน ดังนั้นเอกซ์เพคเตดแวลูและค่าความแปรปรวนที่สอดคล้องของ U_h จะง่ายต่อการตีความ โดยที่ความเป็นเนื้อเดียวกันของภาพ U_h เข้าใกล้ 1 ภายในคลาสนั้นๆ จะมีความเป็นเนื้อเดียวกันมาก

RUMA เป็นการวัดความถูกต้องจากผลของการเช็คเมนต์ ว่ามีอัตราส่วนของความผิดพลาดกี่เปอร์เซ็นต์ซึ่งมีการคำนวณดังนี้

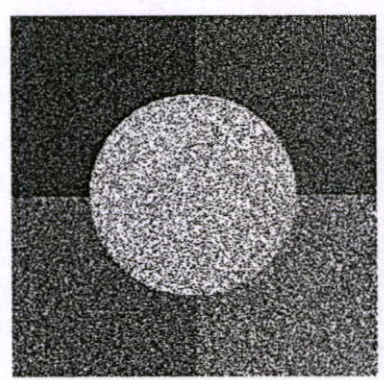
$$RUMA = \frac{|R_f - S_f|}{R_f} \times 100 \quad (4.2)$$

เมื่อ R_f คือข้อมูลอ้างอิงที่ถือว่าเป็นภาพที่เช็กเมนต์ได้ถูกต้อง ส่วน S_f เป็นข้อมูลภาพผลลัพธ์ที่ผ่านการเช็กเมนต์มาแล้ว ค่า $RUMA$ จะแสดงถึงความถูกต้องของผลลัพธ์จากการเช็กเมนต์ หาก $RUMA$ มีค่าต่ำแสดงว่าภาพที่ได้จากการเช็กเมนต์มีคุณภาพดี และอัลกอริทึมการเช็กเมนต์มีประสิทธิภาพดี

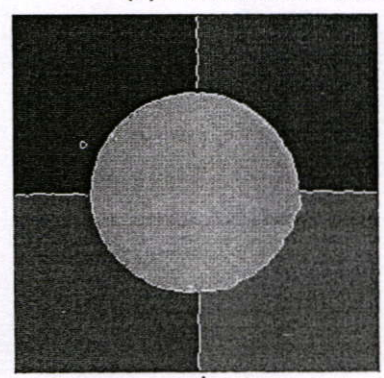
ข้อมูลภาพที่นำมาทดสอบสำหรับการประเมินผลเชิงปริมาณนี้ เป็นข้อมูลภาพที่ถูกสร้างขึ้นมา เนื่องจากข้อมูลภาพที่สร้างขึ้นนั้นสามารถสร้างข้อมูลอ้างอิง R_f ได้อย่างสมบูรณ์มากที่สุด ทั้งนี้เพื่อประเมินว่าผลลัพธ์ของอัลกอริทึมมีความถูกต้อง โดยรูปที่ 4.2(ก) เป็นภาพที่สร้างขึ้นโดยปราศจากสัญญาณรบกวนเพื่อใช้เป็นภาพอ้างอิงในการทดสอบนี้ มีขนาด 256×256 พิกเซล ที่ 8 บิตต่อพิกเซล ส่วนภาพที่นำมาทำเช็กเมนต์จะต้องมีคุณสมบัติใกล้เคียงกับภาพถ่ายดาวเทียม กล่าวคือ ภาพถ่ายดาวเทียมจะมีสัญญาณรบกวนชนิดรวมอยู่ด้วย ดังนั้นภาพที่นำมาทำการเช็กเมนต์จึงต้องเพิ่มสัญญาณรบกวนแบบจุด (Speckle noise) วนเข้าไปกับภาพ โดยสัญญาณรบกวนแบบจุด (Speckle noise) ที่เพิ่มเข้าไปนี้ถูกสร้างแบบสุ่ม มีการกระจายแกมมา (Gamma distribution) กับค่าเฉลี่ยเท่ากับหนึ่ง ส่วนค่าความแปรปรวนจะขึ้นอยู่กับจำนวนของมุมมอง (Number of Look) L ดังนั้นภาพที่ทำการเพิ่มสัญญาณรบกวนแล้วแสดงดังรูปที่ 4.2(ข) พื้นที่ ที่เป็นเนื้อเดียวกันใช้เพื่อหาค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานต่อค่าเฉลี่ยอยู่ที่พิกัด $[(1, 1), (68, 78)]$ ผลของการเช็กเมนต์ด้วยอัลกอริทึมที่นำเสนอ, อัลกอริทึม Fuzzy c-Mean และอัลกอริทึมของ Zaart และคณะ แสดงดังรูปที่ 4.2(ค), (ง) และ (จ) ตามลำดับ



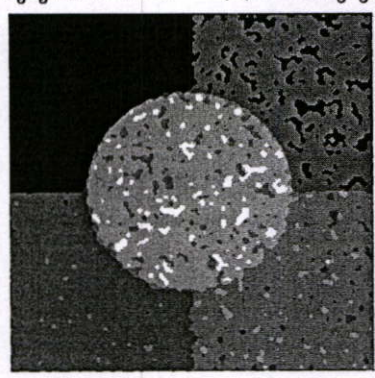
(ก) ภาพต้นแบบที่ไม่มีสัญญาณรบกวน



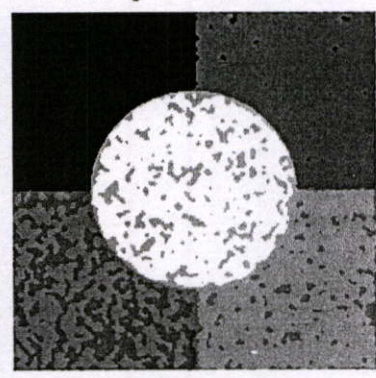
(ข) เพิ่มสัญญาณรบกวน Speckle noise $L = 8$



(ค) วิธีที่นำเสนอ



(ง) Fuzzy c-Means



(จ) Zaart และคณะ

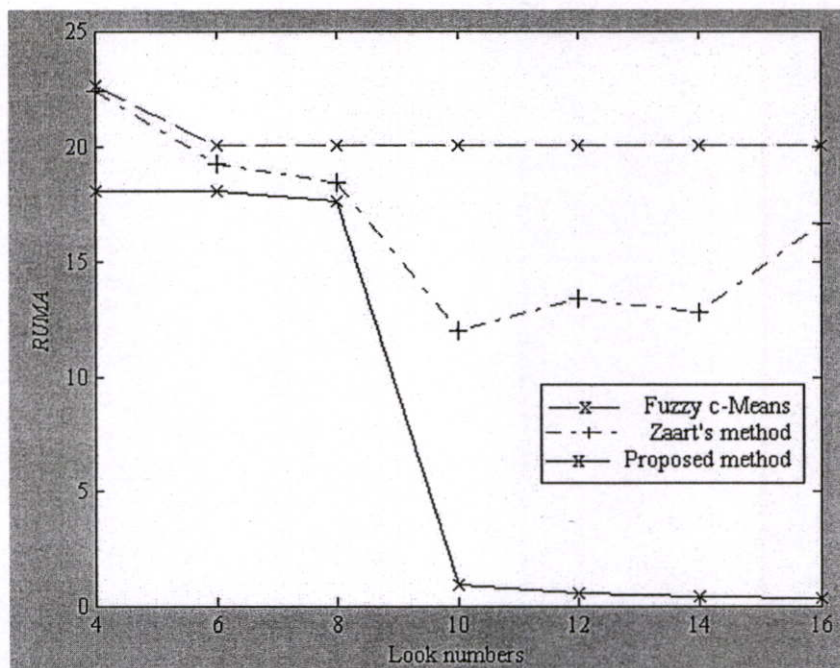
รูปที่ 4.2 ผลการเปรียบเทียบการเช็กเมนต์ภาพที่ถูกสร้างขึ้น

ตารางที่ 4.1 ผลเชิงตัวเลขที่ได้จากการเช็คเมนเจอร์ภาพ

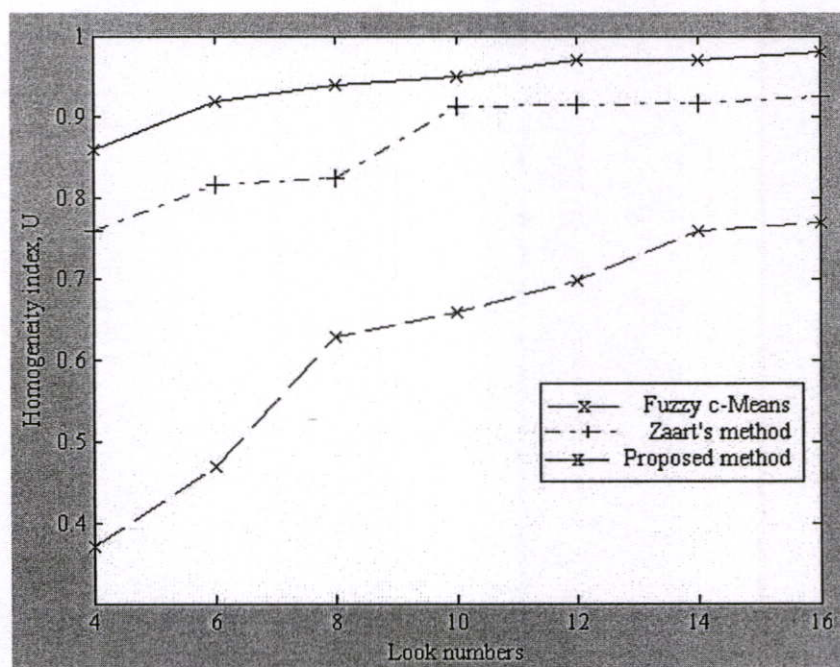
L	SNR(dB)		ENL		จำนวนรอบ การทำซ้ำ	U_h	RUMA (%)
	Before	After	Before	After			
4	1.25	4.61	3.92	28.68	185114	0.86	18.10
6	2.82	6.72	5.93	42.74	128563	0.92	18.06
8	3.70	6.79	7.87	46.60	30790	0.94	17.69
10	4.61	7.73	9.92	71.87	16917	0.95	0.91
12	5.30	8.35	11.46	105.30	13297	0.97	0.52
14	5.91	8.65	13.76	145.95	7732	0.97	0.40
16	6.38	8.96	16.09	247.57	1660	0.98	0.31

ตารางที่ 4.1 แสดงการเปรียบเทียบปริมาณของดัชนีความเป็นเนื้อเดียวกัน U_h (Homogeneity index) ที่คำนวณได้จากสมการที่ 4.1 ที่ $M = 5$ และ RUMA ที่คำนวณได้จากสมการที่ 4.2 โดยข้อมูลในตารางที่ 4.1 หลักแรกคือค่า L ของสัญญาณรบกวนแบบจุด (Speckle noise) ที่อยู่ในช่วง 4 ถึง 16 ที่ใช้สำหรับสร้าง Speckle noise $R_L(x,y)$ ในสมการที่ 3.13 อย่างไรก็ตามการสังเคราะห์ภาพ SAR นั้น $F_L(x,y)$ สร้างจากการคูณ $R_L(x,y)$ เข้าไปยังภาพที่ปราศจากสัญญาณรบกวน $I(x,y)$ แสดงดังรูปที่ 4.2(ก) ข้อมูลในตารางหลักที่ 2 แสดงให้เห็นขนาดของสัญญาณรบกวนซึ่งประกอบด้วยค่าก่อนและหลังจากเช็คเมนต์ ที่แสดงในรูปแบบ Signal to Noise Ratio หรือ SNR หลักต่อมาเป็นการแสดงค่า ENL ที่คำนวณจากพื้นที่สี่เหลี่ยมผืนผ้าที่มีตำแหน่งเริ่มต้นที่มุมซ้ายบนสุดและตำแหน่งสุดท้ายที่มุมล่างขวาสุดเป็น $[(1, 1), (68, 78)]$ ก่อน และหลังจากเช็คเมนต์ หลักต่อมาแสดงจำนวนรอบการทำซ้ำของอัลกอริทึมที่ได้นำเสนอ กำหนดให้ $R = 4$ ที่ทุกๆ ค่า L การควบคุมความเข้มของการแพร่ $K = 0.013$ และ $Stepsize = 0.2$ ฟังก์ชันเกาส์เซียนควบคุมภาพที่ $\sigma = 0.9$

รูปที่ 4.3 แสดงการเปรียบเทียบผลลัพธ์ของการเช็คเมนต์ด้วยวิธีที่นำเสนอ กับวิธี fuzzy c-Mean [20] และวิธีของ Zaart และคณะ [21] โดยในการเปรียบเทียบข้อมูลภาพจะมีส่วนประกอบของสัญญาณรบกวนเปลี่ยนแปลงตามค่ามุมมอง L จาก 4 ถึง 16 เพื่อประเมินความถูกต้องและความเป็นเนื้อเดียวกันในแต่ละขอบเขต รูปที่ 4.3 (ก) แสดงให้เห็นว่าอัลกอริทึมที่นำเสนอมีอัตรา misclassification ต่ำกว่าวิธี fuzzy c-Mean และวิธีของ Zaart และคณะ รูปที่ 4.3(ข) แสดงให้เห็นถึงความสามารถของอัลกอริทึมในการเช็คเมนต์ว่าสามารถในการประมาณ radar cross section[3] หรือค่าเฉลี่ยของภาพที่ทำการเช็คเมนต์ ซึ่งถูกวัดเป็นค่าดัชนีความเป็นเนื้อเดียวกัน U_h



(ก) RUMA



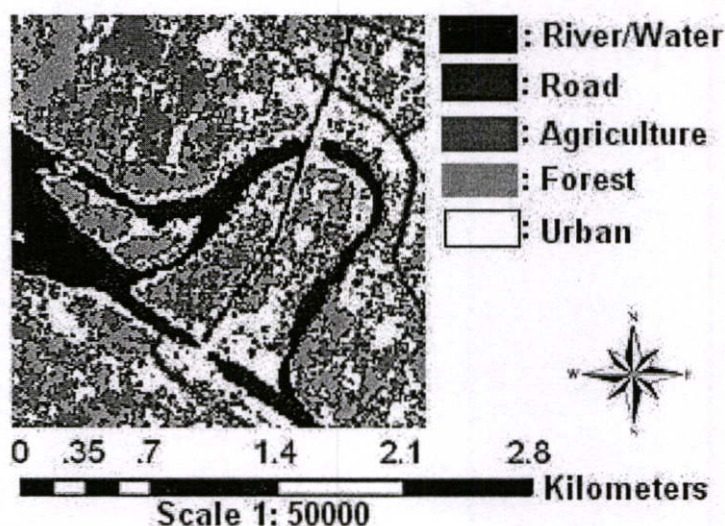
(ข) คำนวณความเป็นเนื้อเดียวกัน

รูปที่ 4.3 เปรียบเทียบความถูกต้องการเช็คเมนต์ ด้วยวิธีที่นำเสนอกับวิธี fuzzy c-Mean และวิธีของ Zaart และคณะ

4.4.2 ผลการเช็กเมนต์ภาพถ่ายดาวเทียมชนิด SAR

ในการทดลองเช็กเมนต์กับภาพถ่ายดาวเทียมชนิด SAR จริงนั้นจะทำกับข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม ERS-1/AMI และ JERS-1/SAR ที่ถ่ายบริเวณภาคตะวันตกของประเทศไทยที่จังหวัดกาญจนบุรี (พิกัด $99^{\circ}5' E$; $14^{\circ}0' N$) โดยในรูปพื้นที่จะประกอบด้วยส่วนที่เป็นพื้นน้ำ ที่ราบลุ่มมีน้ำขังหรือพื้นที่ชุ่มน้ำ ป่าไม้ และภูเขา แสดงรูป Ground cover [23] ในรูปที่ 4.4

รูปที่ 4.5(ก) แสดงภาพถ่ายของดาวเทียม ERS-1 ที่แต่ละจุดภาพครอบคลุมพื้นที่ 15 เมตร มีพื้นที่ทั้งหมด 256×256 พิกเซล ขนาด 8 บิตต่อพิกเซล (ถ่ายเมื่อวันที่ 22 พฤศจิกายน 2534) รูปที่ 4.6 (ก) แสดงภาพถ่ายของดาวเทียม JERS-1 ที่แต่ละจุดภาพครอบคลุมพื้นที่ 12.5 เมตร มีพื้นที่ทั้งหมด 256×256 พิกเซล ขนาด 16 บิตต่อพิกเซล (ถ่ายเมื่อวันที่ 22 กันยายน 2535)



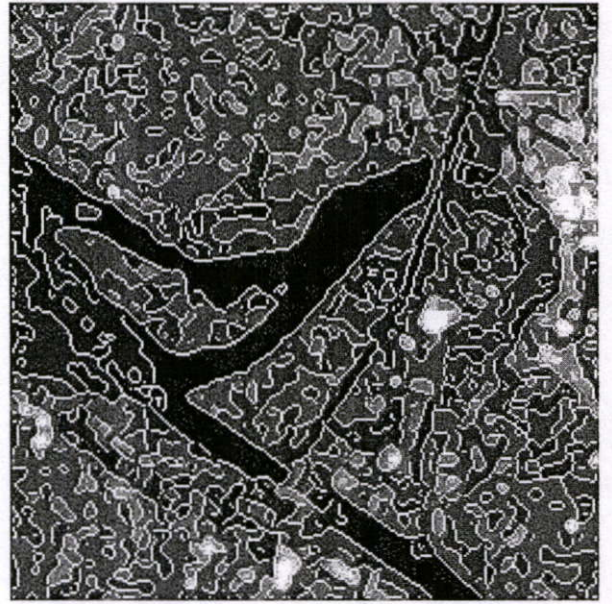
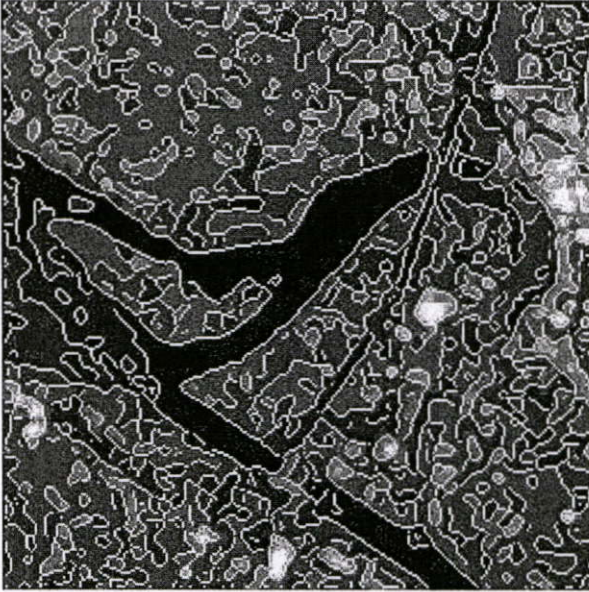
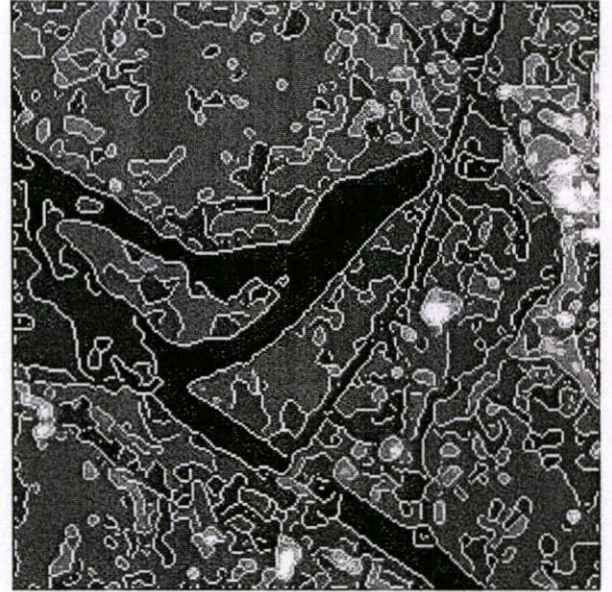
รูปที่ 4.4 Ground cover ของข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมที่นำมาทำการเช็กเมนต์

ผลการทดลองที่แสดงในรูปที่ 4.5 (ข) ถึง (ง) และ 4.6 (ข) ถึง (ง) เป็นกระบวนการเช็กเมนต์ด้วยอัลกอริทึมที่นำเสนอ ด้วยค่า Homogeneous criteria R ต่างๆ โดยกำหนดพื้นที่ Homogeneous สำหรับประมาณค่าความเบี่ยงเบนมาตรฐานต่อค่าเฉลี่ยของรูปที่ 4.5 ไร่ที่พิกัด [(142, 84), (154, 100)] และรูปที่ 4.6 ไร่ที่พิกัด [(27, 120), (57, 193)] ผลลัพธ์กระบวนการเช็กเมนต์ด้วยอัลกอริทึมที่นำเสนอเมื่อเปลี่ยนแปลงค่า R แสดงไว้ในตารางที่ 4.2 และ 4.3

ตารางที่ 4.2 และ 4.3 แสดงผลเชิงตัวเลขการเช็กเมนต์ภาพถ่ายดาวเทียมชนิด SAR ของดาวเทียม ERS-1 และ JERS-1 ตามลำดับ โดยค่า R เป็นตัวกำหนดให้กระบวนการวนซ้ำหยุดลงถูกกำหนดไว้อย่างหยวบๆ อยู่ในช่วง 5 ถึง 40 กระบวนการแพร่จะทำงานจนกระทั่งอัตราส่วนสัญญาณรบกวนมีค่าสูงกว่าค่าเกณฑ์ของความเป็นเนื้อเดียวกัน



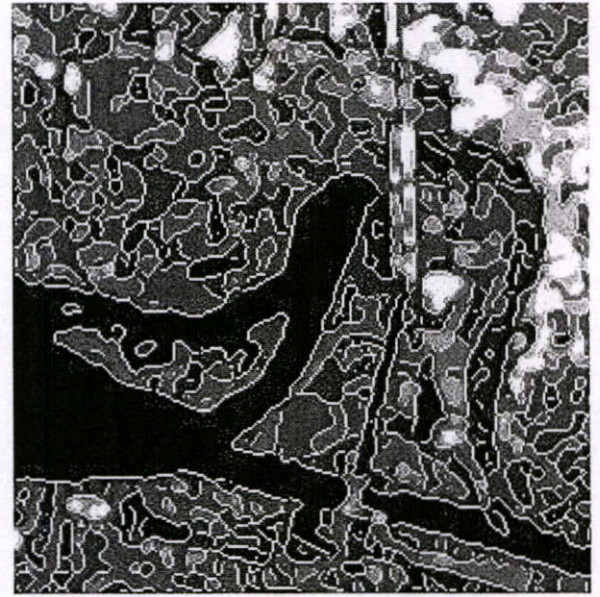
(ก) ภาพถ่ายต้นแบบ

(ข) $R = 10$ (ค) $R = 20$ (ง) $R = 30$

รูปที่ 4.5 ผลการเช็กเมนต์ของภาพถ่ายดาวเทียมชนิด SAR ของดาวเทียม ERS ที่ค่า R ต่างๆ



(ก) ภาพถ่ายต้นแบบ

(ข) $R = 10$ (ค) $R = 20$ (ง) $R = 30$

รูปที่ 4.6 ผลการเช็กเมนต์ของภาพถ่ายดาวเทียมชนิด SAR ของดาวเทียม JERS ที่ค่า R ต่างๆ

ตารางที่ 4.2 ผลเชิงตัวเลขที่ได้จากการเซ็กเมนต์ภาพถ่ายดาวเทียมชนิด SAR ของดาวเทียม ERS-1

<i>R</i>	Iterations	Mean	Variance	<i>ENL</i>	No. of Classes
-	-	39.39	33.90	45.77	-
5	244	22.48	1.21	416.38	10
10	459	22.43	0.79	637.28	10
15	952	22.32	0.65	770.47	9
20	1409	22.31	0.51	975.95	9
25	2314	22.28	0.33	1495.50	8
30	3602	22.24	0.28	1728.60	8
35	9561	22.01	0.02	21322.00	6
40	29600	22.01	0.02	21347.96	6

ตารางที่ 4.3 ผลเชิงตัวเลขที่ได้จากการเซ็กเมนต์ภาพถ่ายดาวเทียมชนิด SAR ของดาวเทียม JERS-1

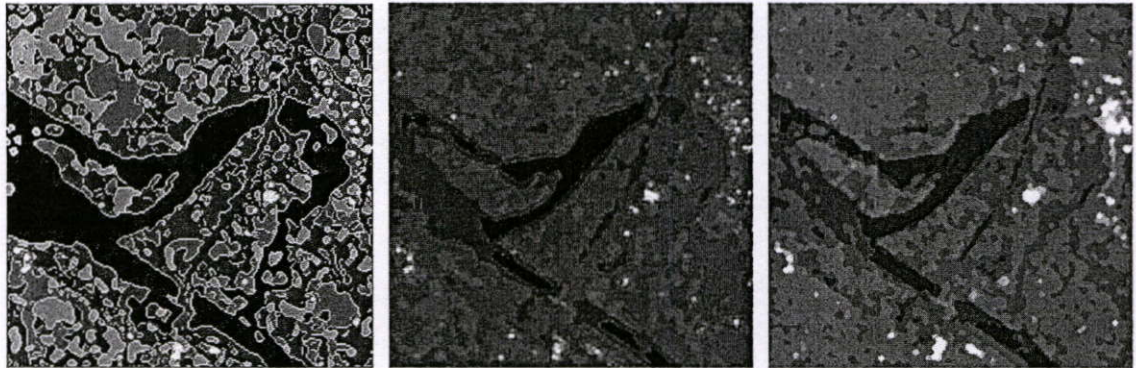
<i>R</i>	Iterations	Mean	Variance	<i>ENL</i>	No. of Classes
-	-	62.37	72.04	53.99	-
5	508	33.49	3.53	317.73	12
10	926	32.85	0.41	2632.01	10
15	1518	32.56	0.37	2865.28	10
20	1811	31.60	0.33	3000.51	9
25	2477	31.37	0.31	3174.44	9
30	9446	31.17	0.17	5715.11	8
35	24011	31.09	0.09	10739.87	7
40	38235	31.03	0.03	32095.36	6

รูปที่ 4.7 และ 4.8 แสดงผลของการเซ็กเมนต์ภาพถ่ายดาวเทียมชนิด SAR ของดาวเทียม ESR-1 และ JESR-1 ตามลำดับ โดยการเซ็กเมนต์ภาพด้วยวิธีที่น่าเสนอจะใช้ค่า $R=40$ จำนวนครั้งของการวนซ้ำของดาวเทียม ESR-1 เท่ากับ 29,600 และ ของ JESR-1 เท่ากับ 38,235 จากผลการเซ็กเมนต์พบว่าที่ค่า $R=40$ ดาวเทียมทั้ง 2 ดวง มีจำนวนคลาสเท่ากับ 6 ดังนั้นในการเปรียบเทียบจะกำหนดจำนวนคลาสของวิธี fuzzy c-Means และวิธีของ Zaart และคณะ จะมีจำนวนคลาสเท่ากับวิธีที่ได้นำเสนอ อย่างไรก็ตามจำนวนคลาสของวิธี Zaart และคณะ ถูกกำหนดจากแกรเดียนของฮิสโตแกรมภาพอินพุท ซึ่งขึ้นอยู่กับกรับเรียบแบบวนซ้ำด้วยตัวกรองมัธยฐาน [21] สำหรับ

การควบคุมจำนวนคลาสของวิธี Zart และคณะ นั้นจะใช้ตัวกรองมัธยฐานขนาด 3×3 กระทำวนรอบ 5 ครั้งสำหรับดาวเทียม ESR-1 และ 8 ครั้งสำหรับ JESR-1

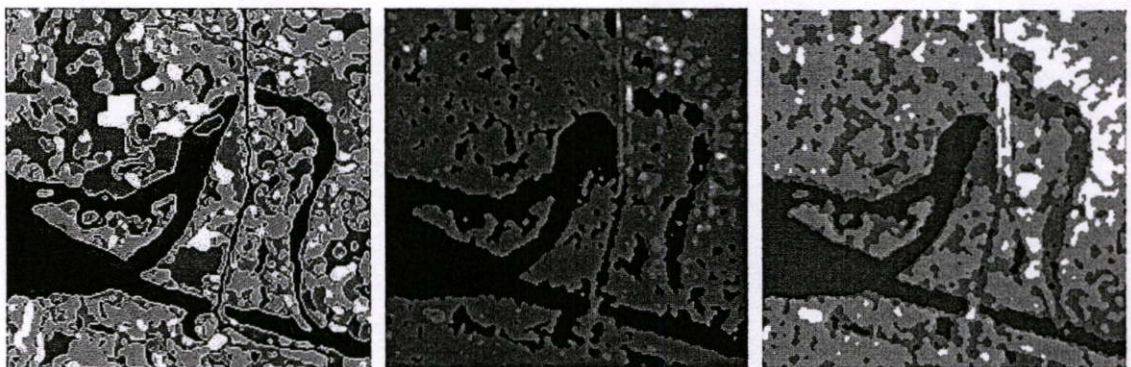
รูปที่ 4.7(ก) แสดงภาพการเซ็กเมนต์ด้วยวิธีที่นำเสนอ เมื่อค่าดัชนีความเป็นเนื้อเดียวกัน U_h (Homogeneity index) ของภาพมีค่า 0.965 ส่วนรูปที่ 4.7 (ข) แสดงภาพที่เซ็กเมนต์ด้วยวิธี fuzzy c-Means U_h มีค่า 0.912 และรูปที่ 4.7(ค) แสดงภาพที่เซ็กเมนต์ด้วยวิธีของ Zart และคณะ U_h มีค่า 0.869 กับ $L = 3.040$ ที่สี่เหลี่ยมมีพิกัดอยู่ระหว่าง [(142, 84), (154, 100)]

รูปที่ 4.8 (ก) แสดงภาพการเซ็กเมนต์ด้วยวิธีที่นำเสนอ เมื่อค่าดัชนีความเป็นเนื้อเดียวกัน U_h (Homogeneity index) ของภาพมีค่า 0.964 ส่วนรูปที่ 4.8(ข) แสดงภาพที่เซ็กเมนต์ด้วยวิธี fuzzy c-Means U_h มีค่า 0.912 และรูปที่ 4.7(ค) แสดงภาพที่เซ็กเมนต์ด้วยวิธีของ Zart และคณะ U_h มีค่า 0.883 กับ $L = 2.032$ ที่สี่เหลี่ยมมีพิกัดอยู่ระหว่าง [(27, 120), (57, 193)]



(ก) อัลกอริทึมที่ได้นำเสนอ (ข) อัลกอริทึม Fuzzy c-Means (ค) อัลกอริทึม Zart และคณะ

รูปที่ 4.7 เปรียบเทียบผลการเซ็กเมนต์ของภาพถ่ายดาวเทียมชนิด SAR ของดาวเทียม ERS-1



(ก) อัลกอริทึมที่ได้นำเสนอ (ข) อัลกอริทึม Fuzzy c-Means (ค) อัลกอริทึม Zart และคณะ

รูปที่ 4.8 เปรียบเทียบผลการเซ็กเมนต์ของภาพถ่ายดาวเทียมชนิด SAR ของดาวเทียม JERS-1

จากผลการทดลองที่ได้นำเสนอมาทั้งหมดนี้ยังไม่ครอบคลุมปัญหาทั้งหมดที่เกิดขึ้นกับการเซ็กเมนต์ภาพถ่ายดาวเทียมชนิด SAR แต่ในการวิเคราะห์ที่แสดงให้เห็นการเปรียบเทียบ

ประสิทธิภาพเชิงปริมาณของวิธีการที่นำเสนอ ในการแบ่งแยกภาพ SAR ด้วยพื้นฐานจำนวนพื้นที่เล็กๆ ของภาพจากพื้นที่การเชื่อมต๋ ด้วยการใช้เกณฑ์ความเป็นเนื้อเดียวกันของภาพ

อัลกอริทึมที่นำเสนอเป็นวิธีการกึ่งอัตโนมัติสามารถประมาณค่าเฉลี่ยของแต่ละหน่วยย่อย โดยต้องกำหนดพิกัดของพื้นที่สี่เหลี่ยมผืนผ้า และค่า R สังเกตได้จากรูปที่ 4.5 และ 4.6 ความแตกต่างของ R จะให้ผลของการเชื่อมต๋ที่แตกต่างกันสัมพันธ์กับตารางที่ 4.2 และ 4.3 โดยทั้งสองตารางในช่องของค่าเฉลี่ย และค่าความแปรปรวนลดลงเนื่องจากค่า R สังเกตได้จากแถวแรกเป็นค่าที่ได้จากภาพต้นฉบับ เมื่อภาพผ่านกระบวนการที่ค่า $R = 5$ มีการทำซ้ำกระบวนการ Anisotropic diffusion 244 ครั้ง สำหรับดาวเทียม ESR-1 และ 508 ครั้งสำหรับดาวเทียม JESR-1 ผลของการเชื่อมต๋ภาพของดาวเทียม ESR-1 มีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 22.48, ค่าความแปรปรวนเท่ากับ 1.21 และค่า $ENL = 416.38$ ส่วนผลของการเชื่อมต๋ภาพของดาวเทียม JESR-1 มีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 33.49 ค่าความแปรปรวนเท่ากับ 3.53 และค่า $ENL = 317.73$ ดังนั้นหากค่า R เพิ่มขึ้นเป็นผลให้ค่าความเป็นเนื้อเดียวกันภายในกระบวนการเพิ่มขึ้นสังเกตได้จากค่า ENL ที่เพิ่มขึ้น อย่างไรก็ตามการเพิ่มค่า R จะไม่ครอบคลุมทุกเงื่อนไขหากเลือกพื้นที่สี่เหลี่ยมที่ไม่สามารถเข้าสู่ความเป็นเนื้อเดียวกันได้ จึงทำให้ผลของการเชื่อมต๋ผิดพลาด ดังนั้นในการทดลองที่นำเสนอจึงเลือกพื้นที่ที่เป็นบริเวณน้ำเพื่อหลีกเลี่ยงบริเวณที่ไม่เป็นเนื้อเดียวกัน และป้องกันกรณีไม่สามารถแยกคลาส

ผลการทดลองในรูปที่ 4.7 และ 4.8 ตั้งค่า $R = 40$ การประมาณค่า Radar cross section ของแต่ละบริเวณที่สัมพันธ์กับทรัพยากรที่ภาพครอบคลุมบริเวณที่เป็นเนื้อเดียวกันของภาพที่ถูกเชื่อมต๋เพิ่มขึ้นด้วยการเพิ่มค่า R ซึ่งควรจะสัมพันธ์กับจำนวนของวัตถุในภาพอินพุต อัลกอริทึมที่นำเสนอสามารถประมาณจำนวนคลาสในภาพขึ้นอยู่กับเกณฑ์ของความเป็นเนื้อเดียวกัน R (Homogeneity criteria) ที่ถูกกำหนดด้วยผู้ใช้งาน ในกรณีที่ค่า R มีค่าสูงจำนวนของคลาสจะมีค่าต่ำ สังเกตได้จากรูปที่ 4.5 และ 4.6 อย่างไรก็ตามจำนวนของคลาสขึ้นตรงกับรายละเอียดของภาพอินพุตเปรียบเทียบจากภาพของดาวเทียม ESR-1 มี 8 บิตต่อพิกเซล และ JESR-1 มี 16 บิตต่อพิกเซล เป็นผลให้จำนวนคลาสของ JESR-1 มากกว่า ESR-1 แสดงดังรูปที่ 4.7(ก) และ 4.8(ก)

4.5 สรุปบท

แสดงขั้นตอนการเชื่อมต๋ข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมชนิด SAR โดยเริ่มต้นด้วยการแปลงข้อมูลภาพที่อยู่ในรูปแบบของความเข้ม ให้อยู่ในโดเมนของลอการิทึม จากนั้นกำหนดขอบเขตความเป็นเนื้อเดียวกันของข้อมูลอินพุตในพิกัดสี่เหลี่ยม และกำหนดค่าเกณฑ์ R ของความเป็นเนื้อเดียวกัน หลังจากนั้นทำการคำนวณหาค่าอัตราส่วนมาตรฐานต่อค่าเฉลี่ยของภาพต้นฉบับนั่นคือ C_0 จากนั้นกำหนดค่าเริ่มต้นของการแพร่แบบ Anisotropic ประกอบด้วยค่า σ, K และ L แล้วจึงเริ่มต้นกระบวนการแพร่ และการวัดความเป็นเนื้อเดียวกันของขอบเขต (Homogeneity region) และกระบวนการทำซ้ำจนกระทั่งอัตราส่วน C_0/C มีค่ามากกว่าค่า R ที่กำหนดจึงหยุดกระบวนการแล้วแปลงข้อมูลภาพที่อยู่ในโดเมนของลอการิทึมให้อยู่ในรูปแบบของความเข้มเช่นเดิม

บทที่ 5

บทสรุป

5.1 สรุป

การเช็กเมนต์ภาพถ่ายดาวเทียมชนิด SAR มีความสำคัญในการประมาณค่า และจำแนกพื้นที่การเกษตร ป่าไม้ และความแตกต่างกันของภูมิประเทศ สำหรับอัลกอริทึมการเช็กเมนต์ Anisotropic diffusion ในโดเมนลอการิทึมถูกนำไปใช้เพื่อขยายบริเวณที่ไม่ต้องมีการกำหนด Seed pixel โดยการปรับปรุงกระบวนการ Diffusion ด้วยการสลายตัวของ Diffusion tensor (The decomposition of the diffusion tensor) เพื่อปรับปรุงเกณฑ์โครงร่างของพิกเซล และขยายอาณาบริเวณให้ได้ขอบเขตที่เหมาะสม ประสิทธิภาพที่เหนือกว่าของวิธีการ Diffusion ที่ปรับตัวได้คือในการขยายขนาดความเข้มของขอบเขต ในขณะที่ปราศจากสัญญาณรบกวน และแก้ไขบริเวณความเป็นเนื้อเดียวกันสังเกตได้จากค่า ENL ในตารางที่ 4.1 ถึง 4.3

อัลกอริทึมที่ได้นำเสนอสามารถใช้ข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมชนิด SAR ปรับตัวแปรของ Anisotropic diffusion เพื่อการเช็กเมนต์ เช่นจำนวนของการทำซ้ำ และกระบวนการ Growing region ด้วยการกำหนดเกณฑ์ความเป็นเนื้อเดียวกัน (Homogeneity criteria) ซึ่งผลลัพธ์ของวิธีการที่ได้นำเสนอนี้แสดงให้เห็นได้จากการทดลอง และการประเมินด้วยสายตาเปรียบเทียบกับอัลกอริทึม Fuzzy c-Mean และ Zart's และคณะ

5.2 ข้อเสนอแนะและแนวทางแก้ปัญหา

จากตารางที่ 4.2 และ 4.3 จะพบว่าค่า R นั้นจะแปรผกผันกับจำนวนคลาสของภาพหลังการ segment เพื่อหาขอบโดยวิธี Region growing โดยภาพเดียวกัน ถ้า R เปลี่ยนไปจำนวนคลาสนี้เปลี่ยนไปด้วย ซึ่งเป็นจุดอ่อนจุดหนึ่งที่ผู้สนใจที่จะนำไปทำวิจัยต่อยอดควรต้องหาวิธีการที่สามารถกำหนดจำนวนคลาสนี้ไป

อีกจุดที่ต้องแก้ไขคือกรณีที่ R มีค่าสูง พบว่าการทำการวนซ้ำต้องทำหลายรอบ อย่างเช่น $R = 40$ ของตารางที่ 4.2 ต้องทำการวนซ้ำถึง 29600 รอบ จะทำให้การประมวลผลกินเวลานาน วิธีแก้ไขน่าจะใช่วงจรกรองมัธยฐานแบบปรับขนาดได้ (adaptive median filter) ดำเนินการกำจัดสัญญาณรบกวนเสียก่อน จะช่วยลดจำนวนรอบของการวนซ้ำได้

บรรณานุกรม

- [1] M.C. Dobson, L.E. Pierce, and F.T. Ulaby, "Knowledge-based land-cover classification using ERS-1/JERS-1 SAR composites," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing*, Vol.34, No.1, pp.83-99, (1996).
- [2] I. Ben Ayed, A. Mitiche, and Z. Belhadj, "Multiregion level-set partitioning of synthetic aperture radar images," *IEEE Trans. on Pattern Anal. Machine Intell.*, Vol.27, No.5, pp.793-800, (2005).
- [3] C. Oliver and S. Quegan, *Understanding Synthetic Aperture Radar Images*. Boston, MA: Artech House, (1998).
- [4] A. K. Jain, *Fundamentals of Digital Image Processing*. USA: NJ, Prentice-Hall, (1989).
- [5] Hua Xie, L. E. Pierce, and F. T. Ulaby, "Statistical properties of logarithmically transformed speckle," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing*, Vol.40, No.3, pp.721-727, (2002).
- [6] J. Weickert, "Coherence enhancing diffusion filtering," *Intl. Jour. of Computer Vision*, Vol.31 (2/3), pp.111-127, (1999).
- [7] X. Wu, "Adaptive split-and-merge segmentation based on piecewise least-square approximation," *IEEE Trans. on Pattern Anal. Machine Intell.*, Vol.15, No.8, pp.808-815, (1993).
- [8] J. Weickert, "Fast segmentation methods based on partial differential equations and the watershed transformation," P. Levi, R.-J. Ahlers, F. May, M. Schanz (Eds.), *Mustererkennung*, Springer, Berlin, pp.93-100, (1998).
- [9] S. Manay and A. Yezzi, "Anti-geometric diffusion for adaptive thresholding and fast segmentation," *IEEE Trans. Image Processing*, Vol.12, No.11, pp. 1310-1323, (2003).
- [10] S. Solbo and T. Eltoft, "Homomorphic wavelet-based statistical despeckling of SAR images," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing*, Vol.42, No.4, pp. 711-721, (2004).
- [11] P. Perona and J. Malik, "Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion," *IEEE Trans. on Pattern Anal. Machine Intell.*, Vol.12, pp. 629-639, (1990).
- [12] F. Catté, T. Coll, P. L. Lions and J. M. Morel, "Image selective smoothing and edge detection by nonlinear diffusion", *SIAM J. Numer. Anal.* Vol.29, No.1, pp.182-193, (1992).
- [13] J. Weickert and B. Benhamouda, "Why the Perona-Malik filter works," Technical Report DIKU-97/22, Dept. of Computer Science, University of Copenhagen, Denmark, (1997).

- [14] M. Nitzberg, D. Mumford and T. Shiota, *Filtering, Segmentation and Depth*. Germany, Springer-Verlag, (1993).
- [15] A. Lopez, F. Lumbreras, J. Serrat, and J. Villanueva, "Evaluation of methods for ridge and valley detection," *IEEE Trans. on Pattern Anal. Machine Intell.*, Vol.21, No.4, pp.327-335, (1999).
- [16] S. Intajag and V. Tipsuwanporn, "Blood vessel enhancement by directed diffusion," *International Conference on Control, Automation and Systems (ICCAS-2004)*, Bangkok, Thailand, pp.101-106, (2004).
- [17] R. Adams and L. Bischof, "Seeded region growing," *IEEE Trans. on Pattern Anal. Machine Intell.*, Vol.16, No.6, pp.641-647, (1994).
- [18] A. Mehnert and P. Jackway, "An improved seeded region growing algorithm," *Pattern Recognition Letters*, Vol.18, No.10, pp.1065-1071, (1997).
- [19] S. Intajag and K. Paithoonwatanakij, "Automated edge detection by a fuzzy morphological gradient," *IEICE Trans. Fundamentals*, Vol.E86-A, No.10, pp.2678-2689, (2003).
- [20] C.V. Jawahar, P.K. Biswas, and A.K. Ray, "Investigations on fuzzy thresholding base on fuzzy clustering," *Pattern Recognition*, Vol.30, No.10, pp.1605-1613, (1997).
- [21] A.E. Zaart, D. Ziou, S. Wang, and Q. Jiang, "Segmentation of SAR images," *Pattern Recognition*, Vol.35, No.3, pp.713-724, (2002).
- [22] Y.J. Zhang, and H. Luo, "Optimal selection of segmentation algorithms based on performance evaluation," *Optical Engineering*, Vol.39, No.6, pp.1450-1455, (2000).
- [23] Y.J. Zhang, "A survey on evaluation methods for image segmentation," *Pattern Recognition*, Vol.29, No.8, pp.1335-1346, (1996).
- [24] SAR and optical sensor image,
http://www.eorc.nasda.go.jp/EORC/Gallery/Southeast_Asais/Thailand/kanchana_01.html.
- [25] Geo-Informatics and Space Technology Development Agency: GISTDA,
www.gistda.or.th/Gistda/HtmlGistda/Html/index2.html.
- [26] B. Justusson, "Noise Reduction by Median Filtering," *Proc. Of 4th IJCPR*, 1978, pp. 435-442.
- [27] A.L. Steven, W. Zucker and A. Rosenfeld, "Iterative Enhancement of Noisy Images," *IEEE Trans. On Systems, Man and Cybernetic*, vol. SMC-7, 1977, pp. 435-442.
- [28] F. Tomita and S. Tsuji, "Extraction of multiple regions by smoothing in selected neighborhoods," *IEEE Trans. Systems, Man and Cybernetics SMC-7*, 1977, pp. 107-109.

- [29] M. Nagao and T. Matsuyama, "Edge preserving smoothing," *Computer Vision, Graphics, and Image Processing* 9, 1979, pp. 394-407.
- [30] S.L. Horowitz and T. Pavlidis, "Picture Segmentation by A directed Split-and-Merge Procedure", *Proc. 2nd Int. Joint. Conf. on Pattern Recognition*, Aug, 13-15, 1974, pp. 424-433.
- [31] O.J. Morris, M. de J. Lee and A.G. Constantinides, "Graph theory for image analysis : an approach based on the shortest spanning tree", *IEEE Proc.* vol. 133, Pt.F, No. 2, April 1986, pp. 146-152.
- [32] F. Cheevasuvit, K. Dejhan, V. Tipsuwanporn and T. Trisuwannawat, "Multispectral image segmentation by applying Graph theory onto the first principal component images", *Proc. Of the 12th Asian Conference on Remote Sensing Singapore*, Oct. 30 - Nov. 5, 1991, pp. H-2-5-1 - H-2-5-5.
- [33] D. Cheriton and R.E. Tarjan, "Finding minimum spanning trees," *SIAM J. Comput.*, vol.5, 1976.
- [34] Timothy J. Ross, *Fuzzy Logic with Engineering Applications*, John Wiley & Sons, Ltd, 2004.
- [35] A. P. Witkin, "Scale-space filtering," in *Proceedings of the International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI, Inc. Karlsruhe, Germany, 1983)*, pp. 1019-1021.
- [36] D. Marr and E. Hildreth, "Theory of edge detection," *Proc. Roy. Soc. London* 8207, 187-217 (1980).
- [37] J.J. Koenderink, "The structure of images," *Biol. Cybern.* 50, 363-370 (1984).
- [38] S. Teboul, L. Blanc-Feraud, G. Aubert, and M. Barlaud, "Variational approach for edge-preserving regularization using coupled PDEs," *IEEE Trans. Image Process.* 7, 387-397 (1998).
- [39] Y.-L. You, W. Xu, A. Tannenbaum, and M. Kaveh, "Behavioral analysis of anisotropic diffusion in image processing," *IEEE Trans. Image Process.* 5, 1593-1553 (1996).
- [40] J. C. Dunn "A Fuzzy Relative of the ISODATA Process and Its Use in Detecting Compact Well-Separated Clusters", *Journal of Cybernetics* 3: 32-57, (1973).
- [41] Bezdek, J.c.: *Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function.*, Plenum Press, New York, 1981.

ภาคผนวก

ภาคผนวก ก.

ผลงานวิจัยที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่

1. Sathit Intajag, **Vittaya Tipsuwanporn** and Fusak Cheevasuwit, “**SAR Segmentation using Anisotropic Diffusion,**” IEEJ Transactions, Vol. 128-C, No.2, 1 Feb 2008, Page(s): 260 - 268
2. Sathit Intajag, Fusak Cheevasuwit and **Vittaya Tipsuwanporn**, “**SAR Segmentation using Anisotropic Diffusion,**” Proceedings of The 44th SICE Conference, SICE 2005, August 8 – 10, 2005, Okayama, Japan, Page(s): 2434 -2439.
3. Sathit Intajag, **Vittaya Tipsuwanporn** and Fusak Cheevasuwit, “**Anisotropic Diffusion in Synthetic Aperture Radars,**” 2005 Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering, CCECE 2005, , May 1 -4 ,2005 Saskatoon, Canada, Page(s): 263 -266
4. Sathit Intajag, Fusak Cheevasuwit and **Vittaya Tipsuwanporn**, “**Iterative SAR Segmentation by Fuzzy Hit-or-Miss and Homogeneity Index,**” Proceedings of the International Symposium on Remote Sensing 2004, ISRS 2004, 27 – 29 October 2004, Jeju, Korea.
5. Sathit Intajag, **Vittaya Tipsuwanporn** and Fusak Cheevasuwit, “**Blood Vessel Enhancement by Directed Diffusion,**” Proceedings of the International Conference on Control , Automatic and System, ICCAS2004, August 25 -27, 2004, Page(s): 101-106.

平成20年1月20日印刷 平成20年2月1日発行 (毎月1回1日発行) Vol.128, No.2 昭和47年4月10日第三種郵便物認可

ISSN 0385-4221

電気学会論文誌



電子・情報・システム部門誌

Vol.128 No.2 2008

特集：再生可能エネルギー利用技術の確立

IEEEJ Transactions on Electronics, Information and Systems



社団法人 電気学会

The Institute of Electrical Engineers of Japan

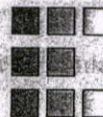
電気学会ホームページ <http://www.iee.or.jp>

© IEEJ, 2008

IEEJ Transactions on Electronics, Information and Systems

Vol. 128, No. 2, 2008

(Electronic Journals <http://www2.iee.or.jp/ver2/honbu/14-magazine/index050.html>)



Contents

Extended Summary

Special Issue on "Developments of Renewable Energy Utilization Technologies"

- Preface to the Special Issue of "Developments of Renewable Energy Utilization Technologies" *S. Mori* 167
- Special Issue Paper (System Engineering)*
- A Life Cycle Assessment on a Fuel Production through Distributed Biomass Gasification Process *K. Dowaki, T. Eguchi, R. Ohkubo, & Y. Genchi* 168
- Optimal Design of Biomass Utilization System for Rural Area Includes Technical and Economic Dimensions *Y. Morioka & T. Nakata* 176
- Evaluation of Characteristics of High Efficiency Power Generation Systems Utilizing Fermentation Gas of Simply Sorted Municipal Refuse *P. S. Pak* 184
- A Project Assessment of Stabilizing System of WT Generation Using Rechargeable Battery *Y. Kojima, T. Takano, R. Tanikawa, T. Takagi, K. Hirooka, & S. Kumagai* 191
- Statistical Evaluation of Feasibility of Emergency Micro-Grid *Y. Kondo, T. Kato, Y. Suzuoki, & T. Funabashi* 199
- Evaluation of Regional kW-Value of PV System Based on Past Records of Electricity Load and Insolation *T. Kato & Y. Suzuoki* 207
- Paper (Electronic Materials)*
- Fabrication and Evaluation of Complimentary Logic Circuits Using Zinc Oxide and Pentacene Thin Film Transistor *H. Iechi, Y. Watanabe, H. Yamauchi, & K. Kudo* 213
- (Integrated Electronic-Circuits)*
- VLSI Design of Karatsuba Integer Multipliers and Its Evaluation *S. Yazaki & K. Abe* 220
- (Communication and Networks)*
- Pulse-Position Multi-Pulse Modulation for High Data Rate Multiple Access in TR-UWB Systems *J. Sumethnapis & K. Araki* 231

<i>(Multimedia Technology)</i>	
Finding the Correspondence of Audio-Visual Events by Object Manipulation K. Nishibori, Y. Takeuchi, T. Matsumoto, H. Kudo, & N. Ohmishi	242
<i>(Sound and Image Processing and Recognition)</i>	
An Algorithm for Detecting the Center of the Iris Using a Color Image and Improvements of Its Processing Speed T. Yonezawa, K. Ogata, & K. Shiratani	253
SAR Segmentation Using Anisotropic Diffusion S. Intajag, V. Tipsuwanporn, & F. Cheevasuwit	260
<i>(Control and Measurement)</i>	
Prediction of Travel Time in Urban District Based on State Equation A. Hiramatsu, K. Nose, K. Tenmoku, & T. Morita	269
Robust Stabilization for a Class of Uncertain Switched Linear Systems via Variable Gain Controllers H. Oya & K. Hagino	278
Passivity-Based Control of Dynamic Visual Feedback Systems with Movable Camera Configuration T. Muraio, H. Kawai, & M. Fujita	286
Optimality and Robust Stability of the Minimum-Phase State Control System T. Tomaru & Y. Mori	295
<i>(System Engineering)</i>	
Group Decision-Making Model in Fuzzy AHP Based on the Variable Axis Method K. Ota, N. Taira, & H. Miyagi	303
Evaluation of the Participant Support Method for Information Acquisition in the "Multiplex Risk Communicator" T. Watanabe, Y. Yamamoto, H. Yajima, & R. Sasaki	310
<i>(Software and Information Processing)</i>	
A Lossless Compression Method of Time-Series Data Based on Increasing Average of Neighboring Signals T. Takezawa, K. Asakura, & T. Watanabe	318
<i>Letter (Sound and Image Processing and Recognition)</i>	
Moiré Reduction Method for LCD Captured Image by Using Two Different Focused Images T. Hatada & F. Saitoh	326

Notice about photocopying

In order to photocopy any work from this publication, you or your organization must obtain permission from the following organization which has been delegated for copyright clearance by the copyright owner of this publication.

Japan Academic Association for Copyright Clearance, Inc. (JAACC)
9-6-41 Akasaka, Minato-ku, Tokyo 107-0052, Japan
TEL 81-3-3475-5618 FAX 81-3-3475-5619
E-mail: jaacc@mtd.biglobe.ne.jp

SAR Segmentation using Anisotropic Diffusion

Sathit Intajag*	Non-member
Vittaya Tipsuwanporn*	Non-member
Fusak Cheevasuwit*	Non-member

Speckle effects are commonly observed in synthetic aperture radar (SAR) images. The human eye is capable of deriving meaningful information from SAR images; however, an automatic or semi-automatic processing algorithm has difficulty in distinguishing objects in the images because of noise effects present in those images. This paper presents a segmentation method for SAR images, which employs an anisotropic diffusion algorithm. In the proposed scheme, a SAR image is transformed into a logarithmic domain where the diffusion process is used to grow homogeneous regions in the noise environment until the regions reach some criteria for homogeneity; consequently, the segmented image in the logarithm domain is converted to the intensity domain by an exponential function. To grow homogeneous regions the adaptive diffusion method is introduced with a tensor technique in which tensor data are varied with the neighboring pixels. The diffusion algorithm will stop itself by a standard deviation divided by the mean, which is provided according to the homogeneity criteria. Results are shown on both synthetic and satellite SAR images. The evaluation of the proposed method employs the theoretical gain of equivalent numbers of looks (ENL).

Keywords: SAR segmentation, speckle noise, anisotropic diffusion, ENL

1. Introduction

Many land applications of SAR images^{(1) (2)}, such as agriculture or forestry, use information from intensity data. The accuracy of these applications requires methods for identifying changes between images gathered at different times or with a single set of images at a single time, in which preprocessing to reduce speckle is an essential step. Due to the image noise by coherent effects, the overlapping of signatures of various land categories, and the strong effect of the local topography, even forest mapping turns out to be very difficult.

Typically, when it comes to filtering speckle noise, a spatial domain and many spatial filters are provided as described by Oliver and Quegan⁽³⁾. However, the anisotropic diffusion method has been developed to achieve a good trade-off between noise removal and boundary region preservation. Generally, the anisotropic diffusion model is formulated to eliminate additive noise. Speckle noise is multiplicative in nature; however, the multiplicative noise can be transformed to additive noise by a logarithmic function^{(4) (5)}. Furthermore, the proposed method modifies the diffusion process⁽⁶⁾ for filtering the speckle noise by using the standard deviation divided by mean criteria to stop the iteration process.

The proposed scheme is a region-based segmentation algorithm. Region-based segmentation methods postulate that neighboring pixels within the same region have similar intensity values, of which the split-and-merge⁽⁷⁾

technique is probably the most well known. The general procedure is to compare a pixel with its immediate surrounding neighbors. If a criterion of homogeneity is satisfied, the pixel can be classified into the same class as one or more of its neighbors. In order to achieve success in the segmentation method choosing the criteria for homogeneity is of the utmost importance.

Using anisotropic diffusion to segment an image is usually embedded with another mechanism such as watershed transformation⁽⁸⁾ and thresholding technique⁽⁹⁾. In this paper, anisotropic diffusion is employed to segment SAR images in the logarithm domain. The diffusivity value of the diffusion process uses a structure tensor in order to discriminate textures. When the image regions have the same textures, they are grown and bounded by a diffusion mechanism. This segmentation method is the same as region growing but without a marker set or seeds. On the other hand, our diffusion algorithm can stop the iteration process within a standard deviation divided by mean criteria, which is provided according to the homogeneity criterion.

Section 2 presents the handling of backgrounds by the proposed method that consists of speckle noise modeling, anisotropic diffusion, diffusion tensor, and region growing. Section 3 describes the method of enhancing the SAR images in a logarithm domain. The experimental results of the despeckled images are given in section 4. The implications of these results are discussed in section 5 and the final section is our conclusion.

2. Related Works

2.1 Speckle Modeling Generally, speckle noise is modeled with intensity and amplitude formats. The

* King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang, Department of Instrumentation Engineering, Faculty of Engineering, Ladkrabang, Bangkok, THAILAND 10520

proposed method works on intensity data, which is transformed to a logarithm domain. The intensity of a SAR image $F_L(x, y)$ at a pixel coordinate (x, y) , where the SAR image is assumed as the average of L looks, can be expressed by

$$F_L(x, y) = I(x, y)R_L(x, y) \dots \dots \dots (1)$$

where R_L is the speckle noise with L looks and I represents the radar cross section of the imaged surface⁽²⁾.

The multiplicative model of speckle noise suggests performing a logarithmic transformation on the equation (1), giving

$$\tilde{F}_L = \tilde{I} + \tilde{R}_L \dots \dots \dots (2)$$

where $\tilde{F}_L = \ln(F_L)$, $\tilde{I} = \ln(I)$ and $\tilde{R}_L = \ln(R_L)$. From the transformation, \tilde{R}_L becomes stationary white noise, we get the additive noise model, \tilde{F}_L ^{(4) (5)}.

An equivalent number of looks or ENL⁽¹⁰⁾ is often used to estimate the speckle noise level in a SAR image, which is formulated by the ratio of mean to variation in the homogenous image area as given by:

$$ENL = E(F)^2/V(F) \dots \dots \dots (3)$$

where $E(F)$ and $V(F)$ denote the mean and variance that are estimated from the homogenous area, respectively. In our scheme, ENL is employed to measure the degree of speckle reduction, by the meaning of: the higher the ENL value, the stronger the speckle noise reduction.

2.2 Anisotropic Diffusion Anisotropic diffusion is derived for nonlinear diffusion. It was first proposed and has attracted much deserved attention in the field of image processing by Perona and Malik⁽¹¹⁾. In their work, nonlinear diffusion was used to reduce noise while enhancing the true location of edge images. This diffusion is introduced with a space- and time-variant diffusion coefficient, $c(x, y, t)$, as formulated by

$$\frac{\partial f(x, y, t)}{\partial t} = \text{div}(c(x, y, t) \cdot \nabla f(x, y)) \dots \dots \dots (4)$$

where $f(x, y, t)$ is an image pixel value at discrete time steps (t^{th} iterations), for $t = 0$ the representation is the original data: $f(x, y, 0) = f(x, y)$. div is the divergence operator and $\nabla f(x, y)$ denotes the gradient of images.

To allow the diffusion process to run smoothly from intra-region to inter-region and thus preserve edges, the region boundaries need to be identified. Obviously, the boundaries are not available *a priori*, and the best way to estimate the boundary locations is by using an edge detector. Perona and Malik⁽¹¹⁾ claimed that the simplest gradient of images at time t ($\nabla f(x, y, t)$) works excellently; consequently, the diffusion coefficient, $c(x, y, t)$, is given by:

$$c(x, y, t) = g(|\nabla f(x, y, t)|) \dots \dots \dots (5)$$

The diffusivity function $g(|\nabla f(x, y, t)|)$ is provided to enhance the edges of objects in an image by smoothing the original image while preserving brightness discontinuities. Perona and Malik⁽¹¹⁾ defines the function as

$$g(|\nabla f(x, y, t)|) = \left(1 + \frac{\|\nabla f(x, y, t)\|^2}{K^2}\right)^{-1} \dots \dots (6)$$

where K denotes a parameter controlling the diffusion strength. The enhancing process is obtained by gradient magnitude $|\nabla f(x, y, t)|$: where if $|\nabla f(x, y, t)|$ is large, then the diffusion will be low to preserve the edges. If $|\nabla f(x, y, t)|$ is small, then the diffusion will tend to smooth the pixel $f(x, y)$.

Catté et al.⁽¹²⁾ used a Gaussian function (G_σ) with a small variance for convolution with the gradient magnitude term by replacing $g(|\nabla f(x, y, t)|)$ with $g(|G_\sigma * \nabla f(x, y, t)|)$. The regulation of Catté et al.⁽¹²⁾ provides edge sharpening and is more stable than the Perona and Malik method. From the Perona and Malik method, Weickert and Benhamouda⁽¹³⁾ studied in more detail about the discrete implementations, a regularization factor.

2.3 Diffusion Tensor Diffusion tensor is a technique used to develop a directed diffusion by employing local geometric structures. It is adapted from coherence enhancing diffusion (CED) proposed by J. Weickert in 1999⁽⁶⁾. He suggested many useful properties of nonlinear diffusion under some general assumptions, which concern the input images and some conditions imposed on the diffusion tensor, D , which was used to replace the diffusion coefficient, $c(x, y, t)$. A formulation of the CED equation is expressed by:

$$\frac{\partial f(x, y, t)}{\partial t} = \text{div}(D \cdot \nabla f(x, y)) \dots \dots \dots (7)$$

The diffusivity tensor is a function of the image gradient, where D is defined in a matrix framework as follows.

$$D = \begin{bmatrix} d_{11} & d_{12} \\ d_{21} & d_{22} \end{bmatrix} \dots \dots \dots (8)$$

This matrix is constructed by the smoothing perpendicular⁽¹⁴⁾ of the image gradient and an integration scale ρ by using the convolution of an image $f(x, y)$ with a Gaussian kernel G_σ to obtain a smoothed version of the image with standard deviation σ , $f_\sigma(x, y) = G_\sigma * f(x, y)$, where $*$ represents the convolution operator. Accordingly, the diffusivity tensor can be attained by a componentwise convolution of terms $\nabla f_\sigma(x, y)(\nabla f_\sigma(x, y))^T$, which are partial derivatives, and a Gaussian G_ρ that is given as:

$$S_\rho(\nabla f_\sigma(x, y)) = G_\rho * (\nabla f_\sigma(x, y)(\nabla f_\sigma(x, y))^T) \dots \dots \dots (9)$$

where T denotes a transposition of matrix. The structure tensor, S_ρ , is symmetric and positive semi-definite.

$$S_\rho = \begin{bmatrix} s_{11} & s_{12} \\ s_{21} & s_{22} \end{bmatrix} \dots \dots \dots (10)$$

In the CED⁽⁶⁾, an integration scale ρ takes positive values. The diffusion process along coherent structures is based on the construction of a diffusion tensor whose eigen-directions coincide with the eigenvectors of the structure tensor and provide the different eigenvalues; namely,

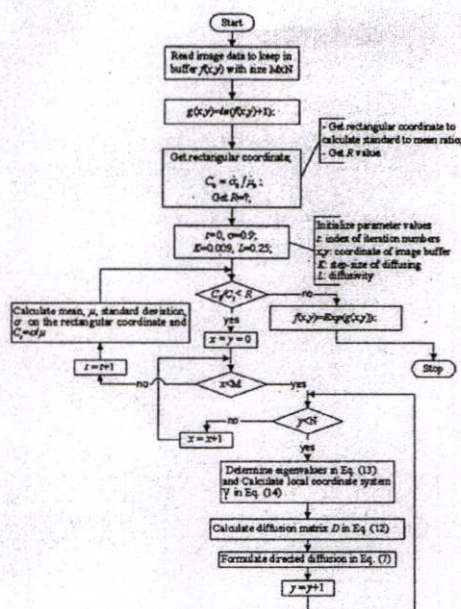


Fig. 1. SAR Segmentation algorithm

$$\lambda_1 = \alpha,$$

$$\lambda_2 = \alpha + (1 - \alpha)e^{\left(\frac{-C}{(\mu_1 + \mu_2)^m}\right)} \dots \dots \dots (11)$$

where μ_1 and μ_2 are the eigenvalues of the structure tensor and C , m , and α are parameters controlling the shape of the exponential form.

The CED method based on the structure tensor provides a local description for boosting up the ridges and valleys⁽¹³⁾, which is effective for enhancing images such as a fingerprint or a blood vessel⁽¹⁶⁾. In our paper, this diffusion method is modified to remove the speckle noise by preserving the information detail.

2.4 Region Growing The region growing algorithm is based on the growth of a region whenever its interior is homogeneous according to certain features such as intensity, or texture. The implemented algorithm follows the strategy of typical region growing: it is based on the growth of a region by adding similar neighbors. Region growing^{(17) (18)} is one of the simplest and most popular algorithms for region-based segmentation. The most traditional implementation starts by choosing a starting point called a seed pixel. Then, the region grows by adding similar neighboring pixels according to a certain homogeneity criterion, by increasing gradually the size of the region. Thus, the homogeneity criterion has a function of deciding whether a pixel belongs to the growing region or not. The decision of merging is generally decided based only on the contrast between the evaluated pixel and the region.

However, it is not easy to decide in the region growing when the difference is small (or large) enough to make a decision. The edge map provides an additional criterion in this situation, such as the condition of contour pixels, when deciding to aggregate it. The encounter of a contour signifies that the process of growing has reached the boundary of the region, so the pixel must not be aggregated and the growth of the region is finished.

We propose a region-based segmentation method similar to region growing, except that seed pixels are not necessary. Therefore, the proposed method can achieve semi-automatic segmentation along with the addition of the homogeneity criterion of the standard deviation divided by mean.

3. Segmentation by Anisotropic Diffusion

To reduce the speckle noise by anisotropic diffusion, the proposed method uses logarithmic transformation to convert the multiplicative noise to additive noise. In practice, we employ a natural logarithm by adding the image data with 1 for convenience in calculation. The SAR image in an additive model as seen in Eq. (2) is an optimal model to process with the anisotropic diffusion methods. After the noise is smoothed out by the diffusion process, the image data is converted to the intensity domain by an exponential function.

The anisotropic diffusion, which is used to smooth out the noise, is modeled by Eq. (7) when the diffusivity tensor D is modified to reduce speckle noise in the logarithm domain and to discriminate textures in each region. In modification, the diffusion coefficient is constructed along boundaries of the homogeneous areas by using a local gradient of the smoothed image $f_\sigma(x, y)$. Generally, the Gaussian smoothing used for the structure tensor dislocates the edges in feature space leading to inaccurate segmentation results⁽¹⁹⁾. However, a nonlinear structure tensor based on a nonlinear matrix-valued diffusion method can tackle these dislocations.

The diffusion tensor D is decomposed as

$$D = \begin{bmatrix} d_{11} & d_{12} \\ d_{21} & d_{22} \end{bmatrix} = V^T \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 \\ 0 & \lambda_2 \end{bmatrix} V \dots \dots \dots (12)$$

where the parameters: λ_1 and λ_2 are conductivity values and V denotes the rotation matrix⁽¹⁴⁾. These parameters are calculated by a first-order derivative in the neighborhood of a coordinate pixel (x, y) . In the proposed scheme, λ_1 and λ_2 represent conductivity of the gradient, expressed as

$$\lambda_2 = e^{-\frac{K \|\nabla f_\sigma\|^2}{K^2}},$$

$$\|\nabla f_\sigma\| = \sqrt{[\nabla_x f_\sigma(x, y)]^2 + [\nabla_y f_\sigma(x, y)]^2}$$

$$\lambda_1 = 0.2\lambda_2 \dots \dots \dots (13)$$

where $\nabla_x f_\sigma$ and $\nabla_y f_\sigma$ are the gradients with respect to x and y directions, respectively. The parameter K , which is used to define λ_2 , represents the controlling of the diffusion strength as the same in Eq. (6). The matrix V represents a local coordinate system, which is defined as

$$V = \frac{1}{\|\nabla f_\sigma\|} \begin{bmatrix} \nabla_x f_\sigma & -\nabla_y f_\sigma \\ \nabla_y f_\sigma & \nabla_x f_\sigma \end{bmatrix} \dots \dots \dots (14)$$

In the SAR segmentation algorithm, the diffusion process is completed by a standard deviation to mean criteria. The mean, $\hat{\mu}$, and standard deviation, $\hat{\sigma}$, are estimated in a homogeneous region, where $C_0 = \hat{\sigma}/\hat{\mu}$ is calculated before taking the diffusion process and $C_t = \hat{\sigma}_t/\hat{\mu}_t$ is formulated between the running of the diffusion process at the t^{th} iteration. When the ratio C_0/C_t is more than the defined value R , the iteration processes stop.

Figure 1 illustrates our SAR segmentation algorithm. The algorithm will get a SAR input and transfer the input data by taking logarithm. A user identifies a homogeneous region of the input data in rectangular coordinates and defines a homogeneity criterion R . The algorithm will calculate the standard to mean ratio, C_0 , and go to the step of initialization of anisotropic diffusion parameters. Consequently, the diffusion process and measuring the homogeneity region will be started and operated until the ratio C_0/C_t is greater than the defined value R , and then the iteration processes are finished.

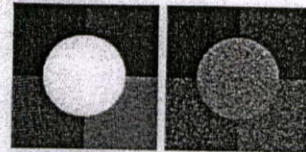
4. Experiments and Results

The performance of the proposed algorithm is assessed with both quantitative comparison and visual judgment. The major purpose of the algorithm is to segment SAR images; however, tests on simulated data are also instructive to guarantee that the image being tested meets the conditions assumed by the algorithms. In the simulation process, a synthetic image is provided with structural features and brightness variations as similar as possible to a real image. To evaluate the accuracy of the algorithm, the synthetic image with speckle noise is created and tested by quantitative comparison using the second algorithm fuzzy c-Means of Jawahar et al.⁽²⁰⁾ and SAR segmentation of Zaart et al.⁽²¹⁾. For visual judgment, ERS-1 and JERS-1 images are employed to test the proposed algorithm.

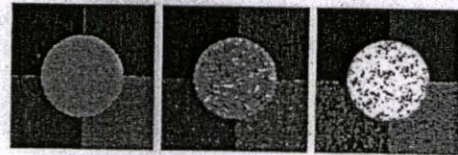
The reasons that use the fuzzy c-Means and the algorithm of Zaart et al. for comparing with our method are:

- Fuzzy c-Means is a standard algorithm for segmentation and classification,
- The algorithm of Zaart et al. is unsupervised that uses inflection points from extreme points of first derivative of image histogram for declaration the number of classes.

4.1 Quantitative Comparison For the quantitative assessment, both homogeneity indexes, U , and Relative Ultimate Measurement Accuracy ($RUMA$)⁽²²⁾⁽²³⁾ are useful tools in comparing the performance of segmentation methods. This comparison concentrates on the problem of partitioning each region. The proposed method uses the homogeneity index, U , to measure the former by dividing an input image with the segmentation algorithm. The homogeneity index is given by integrating the normalized intra-region uniformity val-



(a) Noise-free synthetic image (b) Speckle noise with $L = 8$



(c) Our results (d) Fuzzy c-Means (e) Zaart et al.

Fig. 2. Comparison results of synthetic image with simulated speckle noise

ues⁽²³⁾. The uniformity of a feature over a region can be computed on the basis of the variance of that feature evaluated at every pixel belonging to that region. In particular, for a grey-level image $f(x, y)$, let R_i be the i^{th} segmented region, A_i be the area of R_i , and U be the normalized intra-region uniformity of the M classes,

$$U = 1 - \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{(x,y) \in R_i} (f(x,y) - \mu_{A_i})^2}{C} \dots \dots \dots (15)$$

$$\mu_{A_i} = \frac{1}{A_i} \sum_{(x,y) \in R_i} f(x,y),$$

where C denotes the normalization factor. In the proposed scheme, factor C is obtained from the variance of the intensity. The term μ_{A_i} is an expected value of the i^{th} region of segmentation methods. If all the regions are homogeneous, then the expected values and corresponding variances of U , are easily interpreted. The nearer U is to 1, the better the homogeneity is within classes.

$RUMA$ is used to assess misclassification and object area error rate of a segmentation algorithm, obtained from the segmented image in comparison with the reference image. It provides useful discrepancy measures, which is defined as:

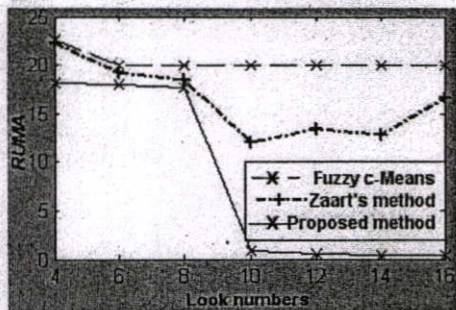
$$RUMA = \frac{|R_f - S_f|}{R_f} \times 100\% \dots \dots \dots (16)$$

where R_f denotes the feature values of the reference image and S_f denotes the feature values measured from the segmented image. $RUMA$ index represents the processing accuracy. The lower index value indicates both a better quality of segmented images and a better performance of the algorithms.

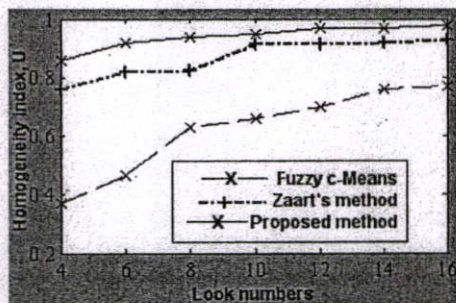
In verification of the misclassification rate, ground truth or reference data can be used for assessing the algorithm to evaluate the accuracy results. The synthetic image results of our proposed algorithm, the fuzzy c-Means⁽²⁰⁾ and the algorithm of Zaart et al.⁽²¹⁾ are compared and shown in Fig. 2. The fuzzy c-Means algo-

Table 1. The numerical results from synthetic image

L	SNR(dB)		ENL		Iterations	U	RUMA(%)
	Before	After	Before	After			
4	1.25	4.61	3.92	28.68	185114	0.86	18.10
6	2.82	6.72	5.93	42.74	128563	0.92	18.06
8	3.70	6.79	7.87	46.60	30790	0.94	17.69
10	4.61	7.73	9.92	71.87	16917	0.95	0.91
12	5.30	8.35	11.46	105.30	13297	0.97	0.52
14	5.91	8.65	13.76	145.95	7732	0.97	0.40
16	6.38	8.96	16.09	247.57	1660	0.98	0.31



(a) RUMA



(b) Homogeneity index

Fig. 3. Accuracy comparisons of the proposed algorithm with Fuzzy c-Means and Zaart's method

gorithm is a global thresholding technique based on histogram analysis. Zaart's algorithm is designed for segmenting the SAR images, which requires an approximation of the look numbers, L . Fig. 2(a) shows a noise-free image of size, 256×256 pixels with 8 bits per pixel. To deal with the speckle noise contaminations, a random value generated according to Gamma distribution with the mean value of 1 and variance depending on the number of looks, L , is multiplied with each noise-free pixel of Fig. 2(a) as illustrated in Fig. 2(b). The homogeneous areas, which are employed to estimate the standard deviation to mean values, are defined on the rectangular coordinates $[(1, 1), (68, 78)]$. Fig. 2(c)-(e) illustrate the segmented results of the synthetic speckle noise image in Fig. 2(b), which consist of the proposed algorithm, fuzzy c-Means, and algorithm of Zaart et al., respectively.

Table 2. The numerical results from ERS-1 image

R	Iterations	Mean	Variance	ENL	No. of Classes
-	-	30.39	33.90	45.77	-
5	244	22.48	1.21	416.38	10
10	459	22.43	0.79	637.28	10
15	952	22.32	0.65	770.47	9
20	1409	22.31	0.51	975.95	9
25	2314	22.28	0.33	1495.50	8
30	3602	22.24	0.28	1728.60	8
35	9561	22.01	0.02	21322.00	6
40	29600	22.01	0.02	21347.96	6

Table 3. The numerical results from JERS-1 image

R	Iterations	Mean	Variance	ENL	No. of Classes
-	-	62.37	72.04	53.99	-
5	508	33.49	3.53	317.73	12
10	926	32.85	0.41	2632.01	10
15	1518	32.56	0.37	2865.28	10
20	1811	31.60	0.33	3000.51	9
25	2477	31.37	0.31	3174.44	9
30	9446	31.17	0.17	5715.11	8
35	24011	31.09	0.09	10739.87	7
40	38235	31.03	0.03	32095.36	6

Table 1 shows quantitative comparisons of the homogeneity index, U , by Eq. (15) with $M = 5$ and the RUMA of Eq. (16) to our proposed algorithm. The L values of speckle noise ranging from 4 to 16 appear in the first column of Table 1. These values are used to generate the speckle noise R_L in Eq. (1); therefore, synthesis SAR image F_L is constructed by R_L multiplying with noise free image I in Fig. 2(a). The second column illustrates the noise magnitude, which consists of before and after segmentation in the form of signal to noise ratio (SNR). ENL is calculated at the rectangular position $[(1, 1), (68, 78)]$ as shown with before and after segmentation. The column of iterations is the number of repetitions of the proposed algorithm after assigning the criteria $R = 4$ for all L -values. The controlling of diffusion strength K and the step-size of diffusion are set to 0.013 and 0.2, respectively. The Gaussian function regulates the image data with a scale $\sigma = 0.9$.

Fig. 3 shows comparison results of the proposed algorithm with the fuzzy c-Means⁽²⁰⁾ and Zaart's method⁽²¹⁾. In this comparison, the synthetic image (Fig. 2(a)) is contaminated with the speckle noise by varying the look numbers from 4 to 16 to assert the accuracy and homogeneity in each region. Fig. 3(a) illustrates RUMA values, in which our algorithm has a misclassification rate, lower than the fuzzy c-Means and Zaart's method. Fig. 3(b) depicts the ability of the segmentation algorithms that can estimate the radar cross sections⁽²³⁾ or mean values of the segmented image, which are measured on the homogeneity index U .

4.2 Segmentation Results Several illustrations and evaluations have been done on ERS-1/AMI and JERS-1/SAR satellite data⁽²⁴⁾. These test data are selected from West-Thailand in Kanchanaburi province (coordinates $99^{\circ}5' E$; $14^{\circ}0' N$). The area consists of sparse forest, river, urban, and agricultural lands as shown the ground-cover⁽²⁵⁾ in Fig. 8. Figure 4(a) illustrates the ERS-1 image, which has a pixel spacing of

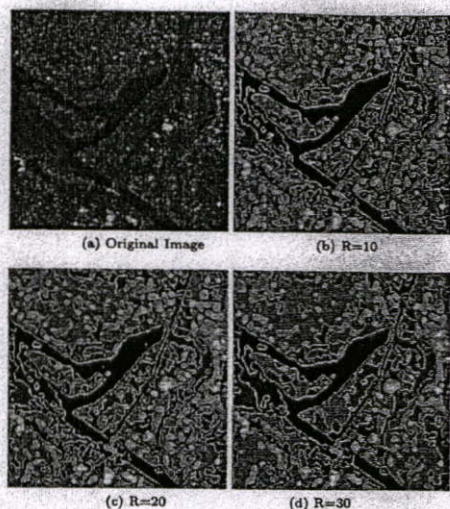


Fig. 4. Despeckled results of ERS-1 image for different ratio R

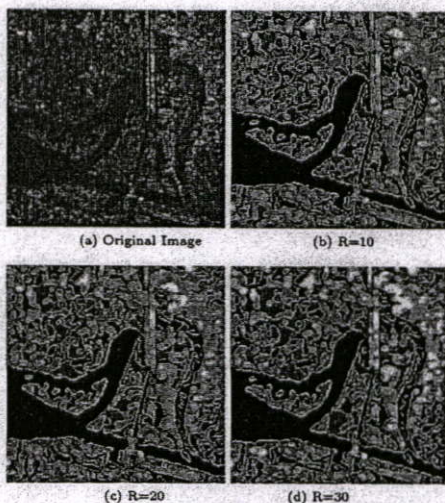
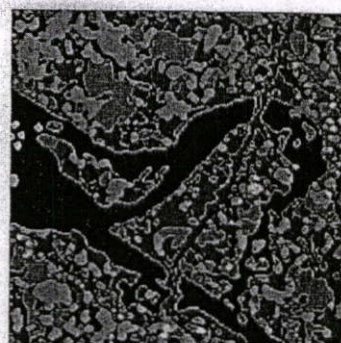


Fig. 5. Despeckled results of JERS-1 image for different ratio R

15 m and the image size, 256×256 pixels with 8 bits per pixel (taken on 22 November 1991). Figure 5(a) shows the JERS-1 image with a pixel spacing of 12.5 m and the image size, 256×256 pixels with 16 bits per pixel (taken on 22 September 1992).

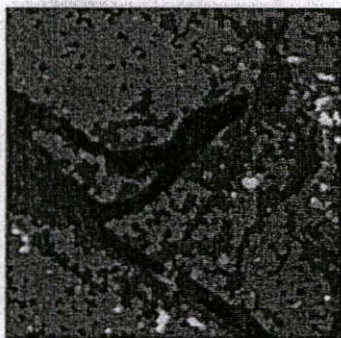
The experimentation results, which are depicted in Fig. 4(b-d) and 5(b-d), were processed by our algorithm at a difference ratio of the homogeneous criteria,



(a)



(b)



(c)

Fig. 6. Segmented results of ERS-1 processed by: (a) proposed algorithm, (b) fuzzy c-Means⁽²⁰⁾, (c) Zaart et al.⁽²¹⁾

R . The homogeneous areas that are employed to estimate the standard deviation to mean values, are defined on the rectangular coordinates $[(142, 84), (154, 100)]$ for Fig. 4 and $[(27, 170), (57, 193)]$ for Fig. 5. These results correspond with Table 2 and 3 that show the algorithm's

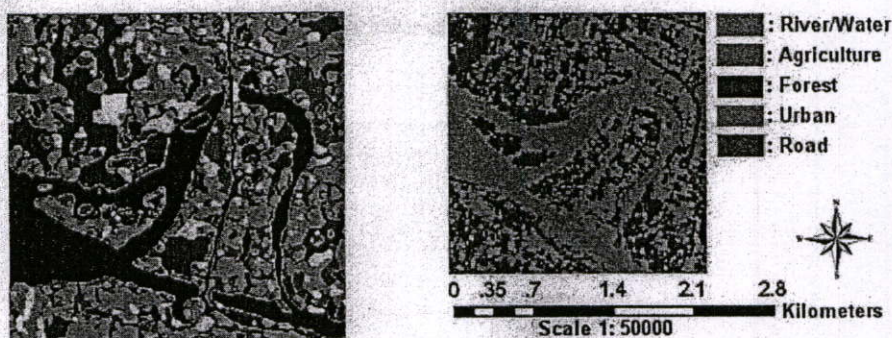
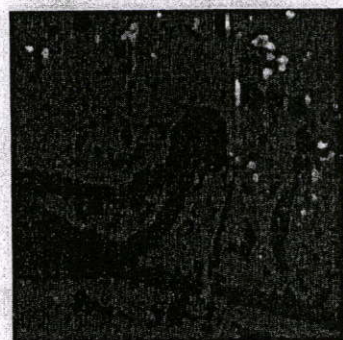


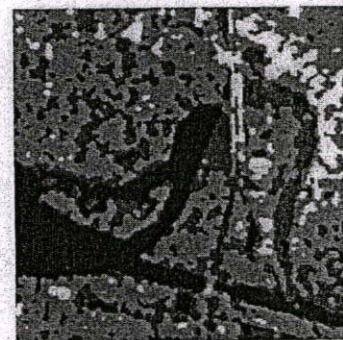
Fig. 8. Ground-cover



(a)



(b)



(c)

Fig. 7. Segmented results of JERS-1 processed by: (a) proposed algorithm, (b) fuzzy c-Means⁽²⁰⁾, (c) Zaart et al.⁽²¹⁾

parameters depending on the given value R .

Table 2 and 3 illustrate the numerical results of the SAR segmentation from the ERS-1 and JERS-1, respectively. In the Tables, R is defined in the rough scale from 5 to 40. The R criterion provides the iteration

processes with a halting mechanism, when the diffusion process propagates until the noise ratio is greater than the homogeneous criteria.

Figure 6 and 7 illustrate the segmented results of ERS-1 and JERS-1, respectively. The segmented images of the proposed algorithm use $R = 40$, the iteration numbers equal 29,600 for ERS-1 and 38,235 for JERS-1. From $R = 40$, the segmented results have 6 classes for ERS-1 and JERS-1. In the comparison, we set the number of classes of fuzzy c-Means and Zaart et al. equal to our algorithm. However, the number of classes of Zaart et al. are defined by the gradient of the histogram of the input image, which depends on iterated smoothing with a median filter⁽²¹⁾. For controlling the number of classes of Zaart et al., median filter with 3×3 size of mask was operated 5 and 8 times for ERS-1 and JERS-1, respectively. Fig. 6(a) shows the segmented image by our method, where the homogeneity index, U , of the segmented image is 0.965. Fig. 6(b) illustrates the segmented image of fuzzy c-Means ($U = 0.912$) and Fig. 6(c) is processed by Zaart's algorithm ($U = 0.896$), with $L = 3.040$ at the rectangular coordinates [(142, 84), (154, 100)]. Fig. 7(a) shows the segmented result by our method, which has the homogeneity index of $U = 0.964$. Fig. 7(b) illustrates the segmented results by the fuzzy c-Means ($U = 0.912$) and Fig. 7(c) is segmented with algorithm of Zaart et al. ($U = 0.883$), with $L = 2.032$ at the rectangular coordinates [(27,170), (57, 193)].

5. Discussion

The results presented above must not be thought of as a comprehensive assessment of what is possible using SAR over segmentation methods. Rather, the analysis has illustrated a method for quantitatively comparing the performance of a number of approaches to segment the SAR based on a small number of images from a particular area using only the homogeneous criteria.

The proposed algorithm is a semi-automatic method that can estimate the mean of each region when a user provides the rectangular coordinate and R value. As seen from Fig. 4 and 5, the difference of R values provides the different segmentation results, which cor-

respond to Table 2 and 3. Both tables illustrate the columns of mean and variance that descend from the R value. As seen from the first rows, they are the original images. When the images are processed with $R = 5$, the anisotropic diffusion operated at 244 iterations for ERS-1 and 508 iterations for JERS-1. The segmented results have mean, variance, and ENL at the given rectangular region equal to 22.48, 1.21, and 416.38 for ERS-1 and equal to 33.49, 3.53, and 317.73 for JERS-1, respectively. Then R values, increasing the homogeneity in the process region, will be increased as seen from the ENL value that conditioned from the iteration numbers of the diffusion process. However, increasing the R value does not cover all conditions. If the selected rectangular region is incapable of becoming homogeneous; then, the segmented results become to wrong classes. Thus our experimentation the water regions are selected to avoid the non-homogeneous regions and to prevent the case of misclassify.

The experimentation results in Fig. 6 and 7 were set $R = 40$ to estimate the radar cross section values of each region corresponding with resources that the images covered. Homogeneous regions of the segmented image are grown by increasing R value, which should be declared corresponding with a number of objects in input image. The proposed algorithm can estimate the class numbers in an image depending on the homogeneity criterion R , which is defined by the user underlying a homogeneous region of the input data in rectangular coordinates. The higher the value of R is, the lower the number of classes as seen from Fig. 4 and 5. However, the number of classes depends directly on the detail of an input image as seen from the images ERS-1 and JERS-1 where the bits per pixel are 8 and 16, respectively. JERS-1 has more class numbers than the ERS-1 as shown in Fig 6(a) and 7(a).

6. Conclusions

The segmentation of SAR images is important in the estimation and classification of agricultural land, forests and a range of different terrain types. For the segmentation algorithm, anisotropic diffusion in a logarithm domain is adapted for growing the regions without defining any seed pixels. The algorithm modifies the diffusion process by the decomposition of the diffusion tensor to improve the criterions of contour pixels and to grow the regions in optimum boundary. The superior performance of the adaptive diffusion method is in booting up the boundary magnitude meanwhile smoothing out the speckle noise and maintaining the homogeneous regions as seen from the ENL values in Table 1-3. The proposed algorithm can use the information in SAR images to adapt the parameters of anisotropic diffusion for segmentation, such as the numbers of iteration and the growing region process given by the homogeneity criteria. The effectiveness of the proposed method has been demonstrated through empirical and visual assessments, which are compared with fuzzy c-Means and Zaart's algorithm.

Acknowledgment

The authors would like to thank Mr. Shamus T. Neary for helping with the editing process.

(Manuscript received April 1, 2007,

revised Sep. 28, 2007)

References

- (1) M.C. Dobson, L.E. Pierce, and F.T. Ulaby: "Knowledge-based land-cover classification using ERS-1/JERS-1 SAR composites", *IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing*, Vol.34, No.1, pp.83-99, (1996)
- (2) I. Ben Ayed, A. Mitiche, and Z. Belhadj: "Multiregion level-set partitioning of synthetic aperture radar images", *IEEE Trans. on Pattern Anal. Machine Intell.*, Vol.27, No.5, pp.793-800, (2005)
- (3) C. Oliver and S. Quegan: *Understanding Synthetic Aperture Radar Images*. Boston, MA: Artech House, (1998)
- (4) A.K. Jain: *Fundamentals of Digital Image Processing*. USA: NJ, Prentice-Hall, (1989)
- (5) Hua Xie, L.E. Pierce, and F.T. Ulaby: "Statistical properties of logarithmically transformed speckle", *IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing*, Vol.40, No.3, pp.721-727, (2002)
- (6) J. Weickert: "Coherence enhancing diffusion filtering", *Int. Jour. of Computer Vision*, Vol.31 (2/3), pp.111-127, (1999)
- (7) X. Wu: "Adaptive split-and-merge segmentation based on piecewise least-square approximation", *IEEE Trans. on Pattern Anal. Machine Intell.*, Vol.15, No.8, pp.808-815, (1993)
- (8) J. Weickert: "Fast segmentation methods based on partial differential equations and the watershed transformation", P. Levi, R.-J. Ahlers, F. May, M. Schanz (Eds.), *Mustererkennung*, Springer, Berlin, pp.93-100, (1998)
- (9) S. Manay and A. Yezzi: "Anti-geometric diffusion for adaptive thresholding and fast segmentation", *IEEE Trans. Image Processing*, Vol.12, No.11, pp. 1310-1323, (2003)
- (10) S. Solbo and T. Eltoft: "Homomorphic wavelet-based statistical despeckling of SAR images", *IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing*, Vol.42, No.4, pp. 711-721, (2004)
- (11) P. Perona and J. Malik: "Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion", *IEEE Trans. on Pattern Anal. Machine Intell.*, Vol.12, pp. 629-639, (1990)
- (12) F. Cattá, T. Coll, P.L. Lions and J.M. Morel: "Image selective smoothing and edge detection by nonlinear diffusion", *SIAM J. Numer. Anal.*, Vol.29, No.1, pp.182-193, (1992)
- (13) J. Weickert and B. Benhamouda: "Why the Perona-Malik filter works", Technical Report DIKU-97/22, Dept. of Computer Science, University of Copenhagen, Denmark, (1997)
- (14) M. Nitzberg, D. Mumford and T. Shiota: *Filtering, Segmentation and Depth*. Germany, Springer-Verlag, (1993)
- (15) A. Lopez, F. Lumbrales, J. Serrat, and J. Villanueva: "Evaluation of methods for ridge and valley detection", *IEEE Trans. on Pattern Anal. Machine Intell.*, Vol.21, No.4, pp.327-335, (1999)
- (16) S. Intajag and V. Tipsuwanporn: "Blood vessel enhancement by directed diffusion", International Conference on Control, Automation and Systems (ICCAS-2004), Bangkok, Thailand, pp.101-106, (2004)
- (17) R. Adams and L. Bischof: "Seeded region growing", *IEEE Trans. on Pattern Anal. Machine Intell.*, Vol.16, No.6, pp.641-647, (1994)
- (18) A. Mahner and P. Jackway: "An improved seeded region growing algorithm", *Pattern Recognition Letters*, Vol.18, No.10, pp.1065-1071, (1997)
- (19) S. Intajag and K. Palthoonwatanakij: "Automated edge detection by a fuzzy morphological gradient", *IEICE Trans. Fundamentals*, Vol.E86-A, No.10, pp.2678-2689, (2003)
- (20) C.V. Jawahar, P.K. Biswas, and A.K. Ray: "Investigations on fuzzy thresholding base on fuzzy clustering", *Pattern Recognition*, Vol.30, No.10, pp.1605-1613, (1997)
- (21) A.E. Zaart, D. Ziou, S. Wang, and Q. Jiang: "Segmentation of SAR images", *Pattern Recognition*, Vol.35, No.3, pp.713-724, (2002)
- (22) Y.J. Zhang, and H. Luo: "Optimal selection of segmentation

algorithms based on performance evaluation", *Optical Engineering*, Vol.39, No.6, pp.1450-1455, (2000)

- (23) Y.J. Zhang: "A survey on evaluation methods for image segmentation", *Pattern Recognition*, Vol.29, No.8, pp.1335-1346, (1996)
- (24) SAR and optical sensor image: <http://www.eorc.nasda.go.jp/EORC/Gallery/Southeast.Asia/Thailand/kanchana.01.html>
- (25) Geo-Informatics and Space Technology Development Agency: GISTDA, <http://www.gistda.or.th/Gistda/HtmlGistda/Html/index2.html>

Sathit Intajag (Non-member) received the M. Eng. and D. Eng. Degree in electrical engineering from the King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang (KMITL), Thailand, in 1998 and 2005, respectively. Since 1998, he has been instructor at the Department of Industrial Instrumentation Technology of KMITL. He was Assistance Professor and Associate Professor in 2003 and 2006, respectively. His research interests include signal processing, statistical analysis, fuzzy system.



Vittaya Tipsuwanporn (Non-member) received the B.



Ind. and M. Eng. Degree in electrical engineering from the King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang (KMITL), Thailand, in 1985 and 1989, respectively. Since 1986, he has been instructor at the Department of Industrial Instrumentation Technology of KMITL. He was Assistance Professor and Associate Professor in 1995 and 1998, respectively. From 2000, he is a Ph.D. student at KMITL. His research interests include measurement and control system and non-linear dynamics in power electronics.

Fusak Cheevasuvit (Non-member) received the B. Eng.



and M. Eng. degree in electrical engineering from the King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang (KMITL), Thailand, in 1977 and 1979, respectively. He also received the Doctor of Engineering degree from the Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications (Telecom Paris), Paris, in 1984. He is an Associate Professor.

SICE Annual Conference 2005 in Okayama

Okayama University, Okayama, Japan

August 8-10, 2005

◆Registration:

Advance (until June 30, 2005),

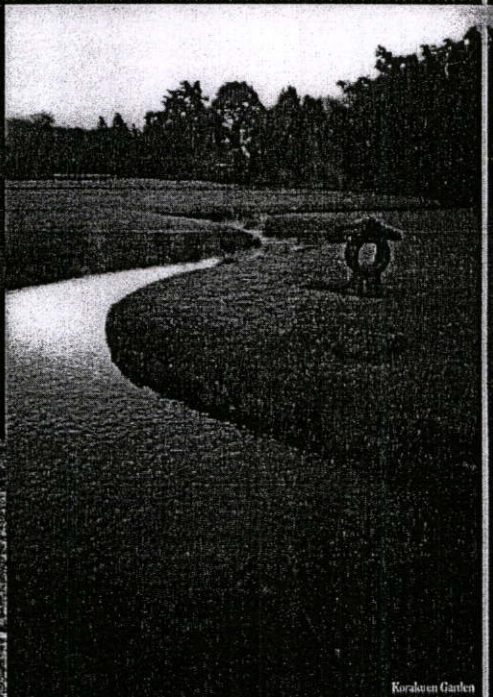
Member 17,000 JPY, Student Member 5,000 JPY

Non-member 22,000 JPY, Student Non-member 10,000 JPY

On-Site, Member 22,000 JPY, Student Member 7,000 JPY

Non-member 27,000 JPY, Student Non-member 12,000 JPY

◆Presentation 817 Papers



Korakuen Garden

Sunday, August 7

☉ Reception, 16:30-18:00, Peach Union, 4F, Free for attending

Monday, August 8

☉ International Plenary Lecture I, 9:00-10:00.

Liberal Arts Building 4F B406

"Robot-Human Closed Loop System"

Prof. Yoky Matsuoka, Carnegie Mellon University, USA

Sponsored by The Society of Instrument and Control Engineers (SICE)
Technically cosponsored by IEEE/IES, IEEE/RAS, IEEE/CSS, IEEE/SMC,
The Instrumentation, Systems, and Automation Society (ISA)

In cooperation with IEEE Japan Council,

The Institute of Control, Automation and Systems Engineers, Korea,
Chinese Automatic Control Society, China Instrument Society,
IFAC-NMO-Japan,

International Measurement Confederation (IMEKO),

Financially supported by Japan Society for the Promotion of Science

Web Site: <http://www.sice.or.jp/~sice2005>

Tuesday, August 9

☉ Special Lecture, 15:00-16:00, University 50th Anniversary Hall

"Connecting Brain and Robot by Computational Neuroscience"

Dr. Mitsuo Kawato, Director of ATR Computational Neuroscience
Laboratories, Japan

☉ Banquet, 18:30-20:30, Hotel Granvia Okayama

☉ Special Technical Tour, Hayashibara Biochemical Laboratory,
Mt. Washu, Korakuen Garden

Wednesday, August 10

☉ International Plenary Lecture II, 9:00-10:00,

Liberal Arts Building 4F B406

"Advances in Stochastic Modelling and Applications to
Post-Genomic Biology"

Dr. Mathukumalli Vidyasagar, Tata Consultancy Services, India

☉ Closing Session, 17:30-18:30, Liberal Arts Building 4F B406

☉ Farewell Party, 19:00-20:00, Peach Union, 4F, Free for attending

August 7-10

☉ SICE Week, Lectures at Mitsubishi Chemical Corp. and Okayama
Prefectural University

SAR Segmentation using Anisotropic Diffusion

S. Intajag, F. Cheevasuwit and V. Tipsuwanporn

King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang, Department of Instrumentation Engineering, Faculty of Engineering, Ladkrabang, Bangkok, 10520, THAILAND. Email: kisathit@kmitl.ac.th

Abstract: Speckle effects are commonly observed in a synthetic aperture radar (SAR) image, which applies in many land applications, such as agriculture or forestry. However, although the human eye is able to derive the meaningful information from the SAR image, automatic processing is very difficult to distinguish the objects in the images because of the noise effect present in the image. This paper presents a segmentation method of the SAR images, which uses an anisotropic diffusion algorithm with an inheritance region-growing algorithm. Anisotropic diffusion is modified in logarithmic domain to remove the speckle noise and to identify the homogeneous regions in ERS and JERS satellite data.

The modified diffusion method is formulated with a tensor technique, varying with both the location of a pixel in the image and the orientation of the local image geometry vicinity the pixels. In our algorithm, SAR images are transformed into logarithmic domain and using the modified anisotropic diffusion to grow the homogeneous regions in the noise environment; consequently, the segmented image in the logarithmic domain is converted to the intensity domain by an exponential function. On the other hand, our diffusion algorithm can stop itself by a standard deviation to mean criteria. Simulation results on the satellite images are provided to indicate the effectiveness of the proposed method when used to remove the effects of speckle noise almost as well as that of the additive noise. The evaluation of the proposed method employs the theoretical gain in equivalent numbers of looks (*ENL*).

Keywords: anisotropic diffusion, SAR, Segmentation, *ENL*, region-growing.

1. Introduction

Many land applications of SAR images [1, 2], such as agriculture or forestry, attain from intensity data. The accuracy of these applications requires methods for identifying changes between images gathered at different times, in which preprocessing to reduce speckle is an essential step. Due to the image noise by coherent effects, overlapping of the signatures of the various land categories, and the strong effect of the local topography, even forest-mapping turns out to be very difficult.

An usual method for filtering the speckle noise is in a spatial domain and many spatial filters are described available in [3]. In our technique, the anisotropic diffusion method has been developed to be able to achieve a good trade-off between noise removal and boundary region preservation. Anisotropic diffusion model is formulated to eliminate the additive noise. Speckle is multiplicative in nature; however, the multiplicative noise may be transformed to additive noise by a logarithmic function [4, 5]. Furthermore, the diffusion process [9] is modified for filtering the speckle noise in logarithm domain and using the standard deviation to mean criteria in stopping the iteration process.

The proposed method using anisotropic diffusion is a region-based segmentation algorithm. Region-based segmentation algorithms postulate that neighboring pixels within the same region have similar intensity values, of which the split-and-merge [16] technique is probably the most well known. The general procedure is to compare a pixel with its immediate surrounding neighbors. If a criterion of homogeneity is satisfied, the pixel can be

classified into the same class as one or more of its neighbors. The choice of homogeneity criterion is therefore critical to the success of the segmentation.

Using anisotropic diffusion to segment an image usually is embedded another mechanism as watershed transformation [17] and thresholding technique [18]. In this paper, the anisotropic diffusion is employed to segment SAR images directly. The diffusivity value uses a structure tensor in order to discriminate textures, when regions have the same textures, they are grown and bounded by a diffusion mechanism, which this segmentation method is the same as region growing with devoid from marker set or seed. On the other hand, our diffusion algorithm can stop the iteration process by a standard deviation to mean criteria, which is provided according to the homogeneity criterion.

Section 2 presents backgrounds of the proposed method that consists of speckle noise modeling, anisotropic diffusion, diffusion tensor, and region growing. Section 3 describes the method of enhancing the SAR images in a logarithm domain. The results of the despeckled images are given in Section 4 and final Section is conclusion.

2. Related Works

2.1 Speckle modeling

Generally, speckle noise is modeled with intensity and amplitude formats. The proposed method studies in the intensity data, which is operated in a logarithm domain.

The intensity of SAR image $F_L(x, y)$ in pixel coordinate (x, y) , which the SAR image is assumed an average of L looks, may be expressed by

$$F_L(x, y) = I(x, y)R_L(x, y) \quad (1)$$

where R_L is the speckle noise with L looks and I represents the radar cross section of the imaged surface [3].

The multiplicative model of speckle suggests performing a logarithmic transformation on (1), giving

$$\tilde{F}_L = \tilde{I} + \tilde{R}_L \quad (2)$$

where $\tilde{F}_L = \ln(F_L)$, $\tilde{I} = \ln(I)$, and $\tilde{R}_L = \ln(R_L)$. From the transformation, \tilde{R}_L becomes stationary white noise, we get the additive noise model, \tilde{I} , [4, 5].

Equivalent number of looks or ENL [14] is often used to estimate the speckle noise level in a SAR image, which is formulated with the ratio of mean to variation in the homogenous image area as given by:

$$ENL = \frac{E(\tilde{F})^2}{V(\tilde{F})} \quad (3)$$

where $E(\tilde{F})$ and $V(\tilde{F})$ denote the mean and variance that are estimated from a homogenous area in the despeckled image, respectively. In our scheme, ENL is employed to measure the degree of speckle reduction, by the meaning of: the higher the ENL value, the stronger the speckle noise reduction.

2.2 Anisotropic Diffusion

Anisotropic diffusion is derived for nonlinear diffusion, which was first proposed and has deservedly attracted much attention in the field of image processing by Perona and Malik [6]. In their work, nonlinear diffusion was used to reduce noise while enhancing the true location of edge images, which this diffusion is introduced with a space- and time-variant diffusion coefficient, $c(x, y, t)$, as formulated by:

$$\frac{\partial f(x, y, t)}{\partial t} = \text{div}[c(x, y, t) \cdot \nabla f(x, y)] \quad (4)$$

where $f(x, y, t)$ is an image pixel at discrete time steps (t^{th} iterations, for $t = 0$ the representation is the original data: $f(x, y, 0) = f(x, y)$). div is the divergence operator and $\nabla f(x, y)$ denotes the gradient of images.

To make the diffusion process prefer intra-region to inter-region smoothing and thus preserve edges, the region boundaries need to identify. Obviously, this information is not available a priori, the best way to estimate the boundary locations by edge detector. Perona and Malik claimed that the simplest gradient of images at time t ($\nabla f(x, y, t)$) works excellently; consequently, the diffusion coefficient, $c(x, y, t)$, is given by:

$$c(x, y, t) = g(|\nabla f(x, y, t)|) \quad (5)$$

The diffusivity function $g(|\nabla f(x, y, t)|)$ is provided to enhance the edges of objects in an image by smoothing the

original images while preserving brightness discontinuities. In this function, Perona and Malik defines by:

$$g(|\nabla f(x, y, t)|) = \left(1 + \frac{|\nabla f(x, y, t)|^2}{K^2}\right)^{-1} \quad (6)$$

where K denotes a parameter controlling the diffusion strength. The enhancing process is obtained by gradient magnitude $|\nabla f(x, y, t)|$: if $|\nabla f(x, y, t)|$ is large, then the diffusion will be low to preserve the edges. If $|\nabla f(x, y, t)|$ is small, then the diffusion will tend to smooth the pixel $f(x, y)$.

Catté et al. [7] used a Gaussian function (G_σ) with a small variance for convolution with the gradient magnitude term by replacing $g(|\nabla f(x, y, t)|)$ with $g(|G_\sigma * \nabla f(x, y, t)|)$.

The regulation of Catté et al. provides edge sharpening and is more stable than the Perona and Malik method. For a theoretical problem of Perona and Malik, Weickert and Benhamouda [8] studied in more detail about the discrete implementations, a regularization factor.

2.3 Diffusion tensor

A technique to develop a directed diffusion by using the local geometric structures is adapted from coherence enhancing diffusion (CED), which was proposed by J. Weickert in 1997 [9]. He suggested many useful properties of the nonlinear diffusion under some general assumptions about the input images and some conditions imposed on the diffusion tensor, D , which was used to replace the diffusion coefficient, $c(x, y, t)$. Therefore, a formulation of CED equation is expressed by:

$$\frac{\partial f(x, y, t)}{\partial t} = \text{div}[D \cdot \nabla f(x, y)] \quad (7)$$

The diffusivity tensor is a function of image gradient, which D is defined in a matrix framework as following:

$$D = \begin{bmatrix} d_{11} & d_{12} \\ d_{21} & d_{22} \end{bmatrix} \quad (8)$$

This matrix is constructed the smoothing perpendicular of image gradient and a integration scale ρ by using the convolution of an image $f(x, y)$ with a Gaussian kernel G_σ to obtain a smoothed version of the image with standard deviation σ , $f_\sigma(x, y) = G_\sigma * f(x, y)$. Accordingly, the diffusivity tensor can be attained by a componentwise convolution of terms $\nabla f_\sigma(x, y)(\nabla f_\sigma(x, y))^T$, which are partial derivatives, and a Gaussian G_ρ that is given as:

$$S_\rho(\nabla f_\sigma(x, y)) = G_\rho * (\nabla f_\sigma(x, y)(\nabla f_\sigma(x, y))^T) \quad (9)$$

The structure tensor, S_ρ is symmetric and positive semi-definite.

$$S_\rho = \begin{bmatrix} s_{11} & s_{12} \\ s_{21} & s_{22} \end{bmatrix} \quad (10)$$

In the CED, an integration scale ρ takes on positive values; diffusion along coherent structures based on the construction of a diffusion tensor whose eigen-directions

coincide with the eigenvectors of structure tensor whereas have different eigenvalues; namely,

$$\lambda_1 = \alpha$$

$$\lambda_2 = \alpha + (1 - \alpha) e^{\left(\frac{\mu_1 - \mu_2}{\mu_1 + \mu_2}\right)^m} \quad (11)$$

where μ_1 and μ_2 are the eigenvalues of the structure tensor and C , m , and α are parameters controlling the exponential shape.

The CED method based on the structure tensor provides a local description for boosting up the ridge and valley [10], which is good to enhance the images as a fingerprint or a blood vessel [11]. In this paper, the diffusion is modified to remove the speckle noise by preserving the information detail.

2.4 Region Growing

Region growing algorithms are based on the growth of a region whenever its interior is homogeneous according to certain features as intensity, or texture. The implemented algorithm follows the strategy of a typical Region Growing: it is based on the growth of a region by adding similar neighbors. Region Growing [19,20] is one of the simplest and most popular algorithms for region based segmentation. The most traditional implementation starts by choosing a starting point called seed pixel. Then, the region grows by adding similar neighboring pixels according to a certain homogeneity criterion, increasing step by step the size of the region. Thus, the homogeneity criterion has the function of deciding whether a pixel belongs to the growing region or not. The decision of merging is generally taken based only on the contrast between the evaluated pixel and the region.

However, it is not easy to decide when this difference is small (or large) enough to take a decision. The edge map provides an additional criterion on that, such as the condition of contour pixel when deciding to aggregate it. The encounter of a contour signifies that the process of growing has reached the boundary of the region, so the pixel must not be aggregated and the growth of the region has finished.

We propose a region-based segmentation method similar to region growing, except that seed pixels do not necessary. Therefore, the proposed method can achieve fully automatic segmentation with an added of homogeneity criterion of the standard deviation to mean.

3. SAR Segmentation by Anisotropic Diffusion

To reduce the speckle noise by anisotropic diffusion, the proposed method uses logarithmic transformation to convert the multiplicative noise to additive noise. In practice, we employ a natural logarithm by shifting the image data with 1 for convenience in calculation. The image data in the logarithm domain provide additive model as seen in Eq. (2), which is optimal model to process with the anisotropic diffusion methods. After the noise is smoothed out by the diffusion process, the image data is

converted to the intensity domain by an exponential function.

The anisotropic diffusion, which uses to smooth out the noise, is a model as Eq. (7) whereas the diffusivity tensor D is modified to reduce a speckle noise in logarithm domain and to discriminate textures. In modification, the diffusion coefficient is constructed along boundaries of the homogeneous areas by using a local gradient of the smoothed image $f_{\sigma}(x, y)$. Generally, the Gaussian smoothing used for the structure tensor dislocates the edges in feature space leading to inaccurate segmentation results [12]. However, a nonlinear structure tensor based on nonlinear matrix-valued diffusion can tackle the dislocations.

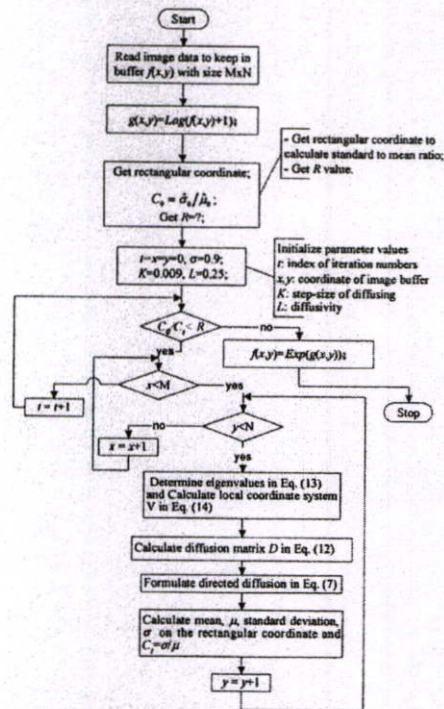


Fig. 1. SAR Segmentation algorithm.

The diffusion tensor D is decomposed as

$$D = \begin{bmatrix} d_{11} & d_{12} \\ d_{21} & d_{22} \end{bmatrix} = V^T \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 \\ 0 & \lambda_2 \end{bmatrix} V \quad (12)$$

where the parameters: λ_1, λ_2 are conductivity values and V denotes the rotation matrix [13]. These parameters are calculated by first-order derivative in the neighborhood of coordinate pixel (x, y) . In the proposed scheme, λ_1 and λ_2 represent conductivity of gradient as expressed by

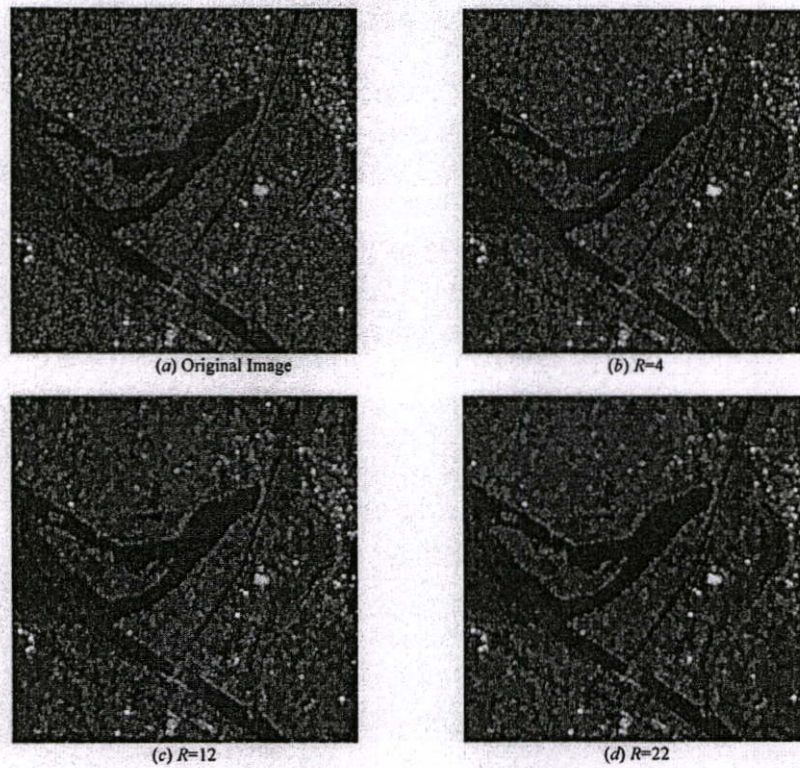


Fig. 2. Despeckled results of ERS at difference of the ratio R .

$$\lambda_2 = e^{-\frac{\|\nabla f_\sigma\|^2}{K^2}}, \quad \|\nabla f_\sigma\| = \sqrt{(\nabla_x f_\sigma(x,y))^2 + (\nabla_y f_\sigma(x,y))^2} \quad (13)$$

$$\lambda_1 = 0.2\lambda_2$$

where $\nabla_x f_\sigma$ and $\nabla_y f_\sigma$ are the gradient with respect x and y directions, respectively. The parameter K , which uses to define λ_2 , represents the controlling of diffusion strength as the same Eq. (6). The matrix V represents a local coordinate system, which is defined as

$$V = \frac{1}{\|\nabla f_\sigma\|} \begin{bmatrix} \nabla_x f_\sigma & -\nabla_y f_\sigma \\ \nabla_y f_\sigma & \nabla_x f_\sigma \end{bmatrix}. \quad (14)$$

In the SAR segmentation algorithm, the diffusion process is finished by a standard deviation to mean criteria. The mean, $\hat{\mu}$, and standard deviation, $\hat{\sigma}$, are estimated in the homogeneous region, by given $C_0 = \hat{\sigma}_0 / \hat{\mu}_0$ calculating before taking the diffusion process and $C_i = \hat{\sigma}_i / \hat{\mu}_i$

formulating between running the diffusion process in i^{th} iteration. When the ratio C_0/C_i more than the defined value R , the iteration processes stop.

Figure 1 illustrates our SAR segmentation algorithm. The algorithm will get an SAR input and transfer the input data by logarithm function. The user identifies a homogeneous region of the input data in rectangular coordinate and defines a homogeneity criterion R . The algorithm will calculate the standard to mean ratio and go to block of initialization of anisotropic diffusion parameters. Consequently, the diffusion process and measuring the homogeneity region will be started and operated until the ration C_0/C_i more than the defined value R the iteration processes are finished.

4. Experiments and Results

Several illustrations and evaluations have been done on ERS-1/AMI and JERS-1/SAR satellite data [15]. Figure 2(a) illustrates the ERS image, which has a resolution of 12.5 m

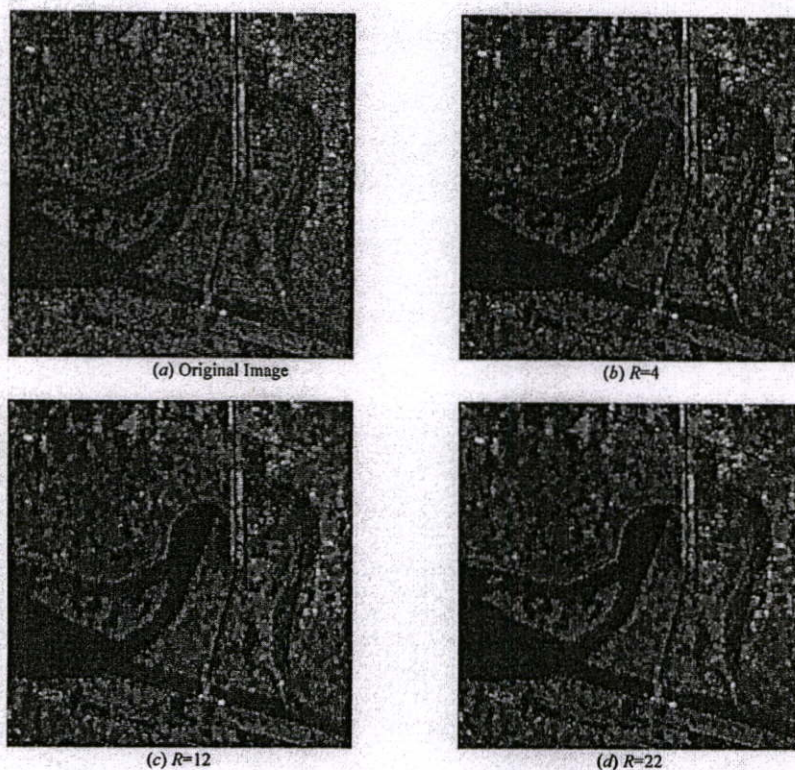


Fig. 3. Despeckled results of JERS at difference of the ratio R .

and covered some parts of Kanchanaburi province, Thailand (taken on 22 November 1991). Figure 3(a) shows the JERS image with a resolution of 12.5 m and covered some parts of Kanchanaburi province, Thailand (taken on 22 September 1992).

The experimentation results, which are depicted in Fig. 2 and 3 (b-d), process by our algorithm at difference ratio of the standard deviation to mean criteria, R . The homogeneous areas that employ to estimate the standard deviation to mean values, define on the rectangular coordinate [(142, 84), (154, 100)] for Fig. 2 and [(27,170), (57, 193)] for fig. 3. Gaussian function provides to regulate the image data with scale $\sigma = 0.9$ and the controlling of diffusion strength K and the step-size of the diffusion are set to 0.009 and 0.2, respectively.

Table 1 and 2 illustrate numerical results of the SAR segmentation from the ERS-1 and JERS-1, respectively. In the Tables, R is defined in the rough scale from 4-22. The effects of R helping to stop the iteration process when the diffusion process propagates until the noise gain to the homogenous criteria.

Table 1. The numerical results from ERS-1 image.

R	Iterations	Mean	Variance	ENL
-	-	39.39	33.90	45.77
4	195	21.85	2.61	182.97
6	292	21.80	1.10	433.45
8	389	21.83	0.69	692.03
12	625	21.84	0.30	1586.36
20	1409	22.00	0.10	5071.30
22	1639	22.03	0.06	7713.72

Table 2. The numerical results from JERS-1 image.

R	Iterations	Mean	Variance	ENL
-	-	62.37	72.04	53.99
4	416	33.52	6.28	178.90
6	575	32.59	2.79	380.67
8	725	32.38	1.46	716.65
12	1136	32.23	0.86	1210.25
20	1811	31.60	0.33	3000.51
22	1899	31.53	0.27	3746.68

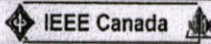
5. Conclusions

The effectiveness of the proposed method has been demonstrated through empirical and visual assessments. For the SAR segmentation algorithm, the anisotropic diffusion method in the logarithm domain can grow the regions as well as smooth out the speckle as seen from ENL values. The superior performance of the development method is in maintaining the homogeneous region boundaries, booting up the boundary magnitude, which this performance comes from the turning the controlling of diffusion strength K parameter to fine enough to keep the information detail of the image data.

References


- [1] M.C. Dobson, L.E. Pierce, and F.T. Ulaby, "Knowledge-Based Land-Cover Classification Using ERS-1/JERS-1 SAR Composites," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing*, vol. 34, no. 1, pp. 83-99, Jan. 1996.
- [2] U. Wegmuller and C. L. Werner, "SAR Interferometric signatures of Forest," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing*, vol. 33, no. 5, pp. 1153-1161, Sep. 1995.
- [3] C. Oliver and S. Quegan, *Understanding Synthetic Aperture Radar Images*. Boston, MA: Artech House, 1998.
- [4] A. K. Jain, *Fundamentals of Digital Image Processing*. USA: NJ, Prentice-Hall, 1989.
- [5] Hua Xie, L. E. Pierce, and F. T. Ulaby, "Statistical Properties of Logarithmically Transformed Speckle," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing*, vol. 40, no. 3, pp. 721-727, Mar. 2002.
- [6] P. Perona and J. Malik, "Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion," *IEEE Trans. on Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. 12, pp. 629-639, 1990.
- [7] F. Catté, T. Coll, P. L. Lions and J. M. Morel, "Image Selective smoothing and Edge Detection by Nonlinear Diffusion", *SIAM J. Numer. Anal.* vol. 29, no. 1, pp. 182-193, 1992.
- [8] J. Weickert and B. Benhamouda, "Why the Perona-Malik filter works," *Technical Report DIKU-97/22*, Dept. of Computer Science, University of Copenhagen, Denmark, 1997.
- [9] J. Weickert, "Coherence enhancing diffusion filtering," *Int. Jour. of Computer Vision*, Vol. 31 (2/3), pp. 111-127, 1999.
- [10] A. Lopez, F. Lumberras, J. Serrat, and J. Villanueva, "Evaluation of methods for ridge and valley detection," *IEEE Trans. on Pattern Anal. Machine Intell.*, Vol. 21, No. 4, pp. 327-335, 1999.
- [11] S. Intajag and V. Tipsuwanporn, "Blood Vessel Enhancement by Directed Diffusion," *International Conference on Control, Automation and Systems (ICCAS-2004)*, Bangkok, Thailand, pp. 101-106, Aug. 2004.
- [12] S. Intajag and K. Paithoonwatanakij, "Automated Edge Detection by a Fuzzy Morphological Gradient," *IEICE Trans. Fundamentals*, vol.E86-A, no.10, pp.2678-2689, Oct., 2003.
- [13] M. Nitzberg, D. Mumford and T. Shiota, *Filtering, Segmentation and Depth*. Germany, Springer-Verlag, 1993.
- [14] S. Solbo and T. Eltoft, "Homomorphic Wavelet-Based Statistical Despeckling of SAR Images," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing*, vol. 42, no. 4, pp. 711-721, April, 2004.
- [15] SAR and optical sensor image, http://www.eorc.nasda.go.jp/EORC/Gallery/SoutheastAsais/Thailand/kanchana_01.html.
- [16] X. Wu, "Adaptive Split-and-Merge Segmentation Based on Piecewise Least-Square Approximation," *IEEE Trans. on Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. 15, no. 8, pp. 808-815, 1993.
- [17] J. Weickert, "Fast segmentation methods based on partial differential equations and the watershed transformation," P. Levi, R.-J. Ahlers, F. May, M. Schanz (Eds.), *Mustererkennung*, Springer, Berlin, 93-100, 1998.
- [18] S. Manay and A. Yezzi, "Anti-Geometric Diffusion for Adaptive Thresholding and Fast Segmentation," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 12, no. 11, pp. 1310-1323, 2003.
- [19] R. Adams and L. Bischof, "Seeded region growing," *IEEE Trans. on Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. 16, no. 6, pp. 641-647, 1994.
- [20] A. Mehner and P. Jackway, "An improved seeded region growing algorithm," *Pattern Recognition Letters*, vol. 18, no. 10, pp. 1065-1071, 1997.

CCECE 2005

CCECE 2005 May 1 - 4, 2005 Saskatoon, SK 

[MAIN PAGE](#)
[WELCOME MESSAGE](#)
[PROGRAM SCHEDULE](#)
[WORKSHOPS](#)
[PAPERS](#)
[AUTHORS](#)
[SEARCH](#)
[SPONSORS](#)
[CCECE 2008](#)
[HELP](#)

Canadian Light Source Synchrotron
Saskatoon, SK, Canada


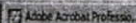




Copyright © 2005 IEEE.

Personal use of this material is permitted. However, permission to reprint/republish this material for advertising or promotional purposes or for creating new collective works for resale or redistribution to servers or lists, or to reuse any copyrighted component of this work in other works must be obtained from the IEEE.

IEEE Catalog Number: 05CH37633C
ISBN: 0-7803-3868-0

This CD was produced by the Peter N. Nikiforuk Innovative Teaching & Learning Centre at the University of Saskatchewan in Saskatoon, SK

Start  My Computer  Adobe Acrobat Profession...  CCECE 2005  9:50

ANISOTROPIC DIFFUSION IN SYNTHETIC APERTURE RADARS

Sathit Intajag
King Mongkut's Institute of
Technology Ladkrabang, Faculty
of Engineering, Ladkrabang,
Bangkok 10520, THAILAND.
email: kisathit@kmitl.ac.th

Vittaya Tipsuwanpon
King Mongkut's Institute of
Technology Ladkrabang, Faculty
of Engineering, Ladkrabang,
Bangkok 10520, THAILAND.
email: ktvitaya@kmitl.ac.th

Fusak Cheevasuwit
King Mongkut's Institute of
Technology Ladkrabang, Faculty
of Engineering, Ladkrabang,
Bangkok 10520, THAILAND.
email: kcfusak@kmitl.ac.th

Abstract

Speckle effects are commonly observed in synthetic aperture radar (SAR) image, which applies in many land applications, such as agriculture or forestry. However, although the human eye is able to derive the meaningful information from the SAR image, automatic processing is very difficult because of the noise effect present in the image. In this paper, anisotropic diffusion is modified in logarithmic domain to remove the speckle noise in ERS and JERS satellite data. The modified diffusion method is employed as a tensor, varying with both the location of a pixel in the image and the orientation of the local image geometry vicinity the pixel. In our algorithm, SAR images are transformed into logarithmic domain and using the modified anisotropic diffusion to smooth out the noise; consequently, the smoothed image is converted by an exponential function. Simulation results on the satellite images are provided to indicate the effectiveness of the proposed method when used to remove the effects of speckle noise almost as well as that of the additive noise. The evaluation of the proposed method employs the theoretical gain in equivalent numbers of looks (ENL).

Keywords: Speckle; Synthetic aperture radar; Equivalent number of looks; Anisotropic diffusion.

1 Introduction

Many land applications of SAR images [1, 2], such as agriculture or forestry, attain from intensity data. The accuracy of these applications requires methods for identifying changes between images gathered at different times, in which preprocessing to reduce speckle is an essential step. Due to the image noise by coherent effects, overlapping of the signatures of the various land categories, and the strong effect of the local topography, even forest-mapping turns out to be very difficult.

An usual method for filtering the speckle noise is in a spatial domain and many spatial filters are described available in [3]. In our technique, the anisotropic diffusion method has been developed to be able to achieve a good trade-off between noise removal and boundary region preservation. Anisotropic diffusion model is formulated to eliminate the additive noise. Speckle is multiplicative in nature; however, the multiplicative noise may be transformed to additive noise by a logarithmic function [4, 5]. Furthermore, the diffusion process [9] is modified for filtering the speckle noise in logarithm domain and using the standard deviation to mean criteria in stopping the iteration process.

Section 2 presents background of the proposed method that consists of speckle noise modeling, anisotropic diffusion, and diffusion tensor. Section 3 describes the method of enhancing the SAR images in a logarithm domain. The results of the despeckled images are given in Section 4 and final Section is conclusion.

2 Background

2.1 Speckle modeling

Generally, speckle noise is modeled with intensity and amplitude formats. The proposed method studies in the intensity data, which is operated in a logarithm domain.

The intensity of SAR image $F_L(x, y)$ in pixel coordinate (x, y) , which the SAR image is assumed an average of L looks, may be expressed by

$$F_L(x, y) = I(x, y)R_L(x, y) \quad (1)$$

where R_L is the speckle noise with L looks and I represents the radar cross section of the imaged surface [3].

The multiplicative model of speckle suggests performing a logarithmic transformation on (1), giving

$$\tilde{F}_L = \tilde{I} + \tilde{R}_L \quad (2)$$

where $\tilde{F}_L = \ln(F_L)$, $\tilde{I} = \ln(I)$, and $\tilde{R}_L = \ln(R_L)$. From the transformation, \tilde{R}_L becomes stationary white noise, we get the additive noise model, \tilde{F}_L , [4, 5].

Equivalent number of looks or ENL [13] is often used to estimate the speckle noise level in a SAR image, which is formulated with the ratio of mean to variation in the homogenous image area as given by:

$$ENL = \frac{E(F)^2}{V(F)} \quad (3)$$

where $E(F)$ and $V(F)$ denote the mean and variance that are estimated from a homogenous area in the despeckled image, respectively. In our scheme, ENL is employed to measure the degree of speckle reduction, by the meaning of: the higher the ENL value, the stronger the speckle noise reduction.

2.2 Anisotropic Diffusion

Anisotropic diffusion is derived from nonlinear diffusion, which was first proposed and has deservedly attracted much attention in the field of image processing by Perona and Malik [6]. In their work, nonlinear diffusion was used to reduce noise while enhancing the true location of edge images, which this diffusion is introduced with a space- and time-variant diffusion coefficient, $c(x, y, t)$, as formulated by:

$$\frac{\partial f(x, y, t)}{\partial t} = \text{div}[c(x, y, t) \cdot \nabla f(x, y)], \quad (4)$$

where $f(x, y, t)$ is an image pixel at discrete time steps (t^{th} iterations, for $t = 0$ the representation is the original data: $f(x, y, 0) = f(x, y)$). div is the divergence operator and $\nabla f(x, y)$ denotes the gradient of images.

To make the diffusion process prefer intra-region to inter-region smoothing and thus preserve edges, the region boundaries need to be identified. Obviously, this information is not available a priori, the best way to estimate the boundary locations by edge detector. Perona and Malik claimed that the simplest gradient of images at time t ($\nabla f(x, y, t)$) works excellently; consequently, the diffusion coefficient, $c(x, y, t)$, is given by:

$$c(x, y, t) = g(|\nabla f(x, y, t)|). \quad (5)$$

The diffusivity function $g(|\nabla f(x, y, t)|)$ is provided to enhance the edges of objects in an image by smoothing the original images while preserving brightness discontinuities. In this function, Perona and Malik defines by:

$$g(|\nabla f(x, y, t)|) = \left(1 + \frac{K|\nabla f(x, y, t)|}{\lambda}\right)^{-1}, \quad (6)$$

where K denotes a parameter controlling the diffusion strength. The enhancing process is obtained by gradient magnitude $|\nabla f(x, y, t)|$: if $|\nabla f(x, y, t)|$ is large, then the diffusion will be low to preserve the edges. If $|\nabla f(x, y, t)|$ is small, then the diffusion will tend to smooth the pixel $f(x, y)$.

Catté et al. [7] used a Gaussian function (G_σ) with a small variance for convolution with the gradient magnitude term by replacing $g(|\nabla f(x, y, t)|)$ with $g(|G_\sigma * \nabla f(x, y, t)|)$. The regulation of Catté et al. provides edge sharpening and is more stable than the Perona and Malik method. For a theoretical problem of Perona and Malik, Weickert and Benhamou [8] studied in more detail about the discrete implementations, a regularization factor.

2.3 Diffusion tensor

A technique to develop a directed diffusion by using the local geometric structures is adapted from coherence enhancing diffusion (CED), which was proposed by J. Weickert in 1997 [9]. He suggested many useful properties of the nonlinear diffusion under some general assumptions about

the input images and some conditions imposed on the diffusion tensor, D , which was used to replace the diffusion coefficient, $c(x, y, t)$. Therefore, a formulation of CED equation is expressed by:

$$\frac{\partial f(x, y, t)}{\partial t} = \text{div}[D \cdot \nabla f(x, y)] \quad (7)$$

The diffusivity tensor is a function of image gradient, which D is defined in a matrix framework as following:

$$D = \begin{bmatrix} d_{11} & d_{12} \\ d_{21} & d_{22} \end{bmatrix}. \quad (8)$$

This matrix is constructed from the smoothing perpendicular of image gradient and an integration scale ρ by using the convolution of an image $f(x, y)$ with a Gaussian kernel G_σ to obtain a smoothed version of the image, $f_\sigma(x, y) = G_\sigma * f(x, y)$. Accordingly, the diffusivity tensor can be obtained by a componentwise convolution of the terms $\nabla f_\sigma(x, y)(\nabla f_\sigma(x, y))^T$ and a Gaussian G_ρ that is given as:

$$S_\rho(\nabla f_\sigma(x, y)) = G_\rho * (\nabla f_\sigma(x, y)(\nabla f_\sigma(x, y))^T). \quad (9)$$

The structure tensor, S_ρ is symmetric and positive semi-definite.

$$S_\rho = \begin{bmatrix} s_{11} & s_{12} \\ s_{21} & s_{22} \end{bmatrix} \quad (10)$$

In the CED, the integration scale ρ takes on positive values; the diffusion along coherent structures based on the construction of a diffusion tensor whose eigen-directions coincide with the eigenvectors of the structure tensor whereas have different eigenvalues; namely,

$$\begin{aligned} \lambda_1 &= \alpha \\ \lambda_2 &= \alpha + (1 - \alpha)e^{-\frac{\mu_1 - \mu_2}{m}} \end{aligned} \quad (11)$$

where μ_1 and μ_2 are the eigenvalues of the structure tensor and C , m , and α are parameters controlling the exponential shape.

The CED method based on the structure tensor provides a local description for boosting up the ridge and valley [10], which is good to enhance the images as a fingerprint or a blood vessel [11]. In this paper, the diffusion is modified to remove the speckle noise by preserving the information detail.

3 Anisotropic Diffusion to Reduce Speckle

To reduce the speckle noise by anisotropic diffusion, the proposed method uses logarithmic transformation to convert the multiplicative noise to additive noise. In practice, we employ a natural logarithm by shifting the image data with 1 for convenience in calculation. The image data in the logarithm domain provide additive model as seen in Eq. (2), which is optimal model to process with the anisotropic diffusion methods. After the noise is smoothed out by the diffusion

process, the image data is converted to the intensity domain by an exponential function.

The anisotropic diffusion, which uses to smooth out the noise, is the model as Eq. (7) whereas the diffusivity tensor D is modified to reduce the speckle noise in logarithm domain. In modification, the diffusion coefficient is constructed along the boundaries of the homogeneous areas by using the local gradient of the smoothed image $f_\sigma(x, y)$. D is decomposed as

$$D = \begin{bmatrix} d_{11} & d_{12} \\ d_{21} & d_{22} \end{bmatrix} = V^T \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 \\ 0 & \lambda_2 \end{bmatrix} V \quad (12)$$

where the parameters: λ_1, λ_2 are conductivity values and V denotes the rotation matrix [12]. These parameters are calculated by first-order derivative in the neighborhood of coordinate pixel (x, y) . In the proposed scheme, λ_1 and λ_2 represent conductivity of gradient as expressed by

$$\lambda_2 = e^{-\frac{\|\nabla f_\sigma\|^2}{K^2}}, \quad \|\nabla f_\sigma\| = \sqrt{(\nabla_x f_\sigma(x, y))^2 + (\nabla_y f_\sigma(x, y))^2} \quad (13)$$

$$\lambda_1 = 0.2\lambda_2$$

where $\nabla_x f_\sigma$ and $\nabla_y f_\sigma$ are the gradient with respect x and y directions, respectively. The parameter K , which uses to define λ_2 , represents the controlling of diffusion strength as the same Eq. (6). The matrix V represents the local coordinate system, which is defined as

$$V = \frac{1}{\|\nabla f_\sigma\|} \begin{bmatrix} \nabla_x f_\sigma & -\nabla_y f_\sigma \\ \nabla_y f_\sigma & \nabla_x f_\sigma \end{bmatrix}, \quad (14)$$

In the proposed algorithm, the diffusion process is finished by a standard deviation to mean criteria. The mean, $\hat{\mu}$, and standard deviation, $\hat{\sigma}$, are estimated in the homogeneous region, by given $C_0 = \hat{\sigma}_0 / \hat{\mu}_0$ calculating before taking the diffusion process and $C_i = \hat{\sigma}_i / \hat{\mu}_i$ formulating between running the diffusion process in i^{th} iteration. When the ratio C_0 / C_i more than the defined value R , the iteration process stops.

4 Experiments and Results

Several illustrations and evaluations have been done on ERS-1/AMI and JERS-1/SAR satellite data [14]. Figure 1(a) illustrates the ERS image, which has a resolution of 12.5 m and covered some parts of Kanchanaburi province, Thailand (taken on 22 November 1991). Figure 2(a) shows the JERS image with a resolution of 12.5 m and covered some parts of Kanchanaburi province, Thailand (taken on 22 September 1992).

The experimentation results, which are depicted in Fig. 1 and 2 (b-d), process by our algorithm at difference ratio of the standard deviation to mean criteria, R . The homogeneous areas that employ to estimate the standard deviation to mean values,

define on the rectangular coordinate [(142, 84), (154, 100)] for Fig. 1 and [(27, 170), (57, 193)] for Fig. 2. Gaussian function provides to regulate the image data with scale $\sigma = 0.9$ and the controlling of diffusion strength K and the step-size of the diffusion are set to 0.009 and 0.2, respectively.

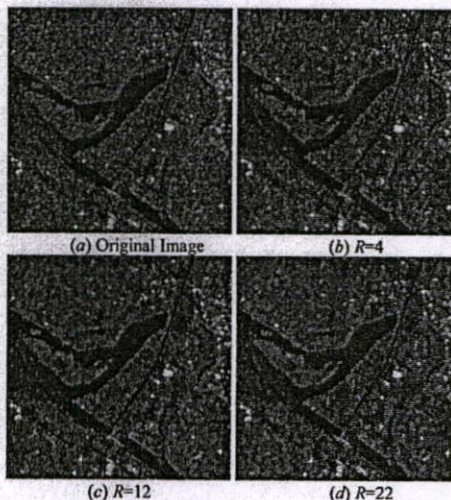


Fig. 1. Despeckled results of ERS at difference of the ratio R .

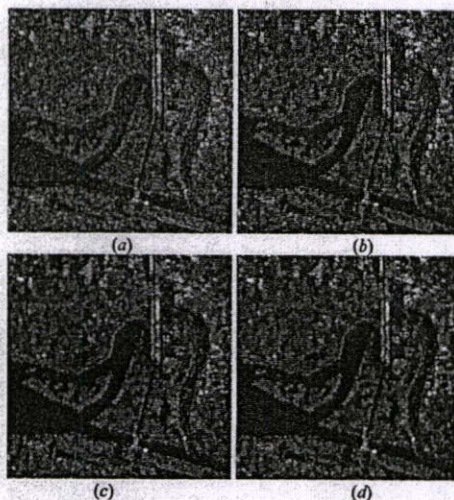


Fig. 2. Despeckled results of JERS at difference of the ratio R .

Table 1 and 2 illustrate the numerical results from the ERS-1 and JERS-1, respectively. In the Tables, R is defined in the rough scale from 4-22. The effects of R helping to stop the iteration process when the diffusion process propagates until the noise gain to the homogenous criteria.

Table 1. The numerical results from ERS-1 image.

R	Iterations	Mean	Variance	ENL
-	-	39.39	33.90	45.77
4	195	21.85	2.61	182.97
6	292	21.80	1.10	433.45
8	389	21.83	0.69	692.03
12	625	21.84	0.30	1586.36
20	1409	22.00	0.10	5071.30
22	1639	22.03	0.06	7713.72

Table 2. The numerical results from JERS-1 image.

R	Iterations	Mean	Variance	ENL
-	-	62.37	72.04	53.99
4	416	33.52	6.28	178.90
6	575	32.59	2.79	380.67
8	725	32.38	1.46	716.65
12	1136	32.23	0.86	1210.25
20	1811	31.60	0.33	3000.51
22	1899	31.53	0.27	3746.68

5 Conclusions

The effectiveness of the proposed method has been demonstrated through empirical and visual assessments. For the despeckle algorithm, the anisotropic diffusion method in the logarithm domain can smooth out the speckle as seen from ENL values. The superior performance of the development method is in maintaining the homogeneous region boundaries, booting up the boundary magnitude, which this performance comes from the turning the controlling of diffusion strength K parameter to fine enough to keep the information detail of the image data.

References

- [1] M.C. Dobson, L.E. Pierce, and F.T. Ulaby, "Knowledge-Based Land-Cover Classification Using ERS-1/JERS-1 SAR Composites," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing*, vol. 34, no. 1, pp. 83-99, Jan. 1996.
- [2] U. Wegmuller and C. L. Werner, "SAR Interferometric signatures of Forest," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing*, vol. 33, no. 5, pp. 1153-1161, Sep. 1995.
- [3] C. Oliver and S. Quegan, *Understanding Synthetic Aperture Radar Images*. Boston, MA: Artech House, 1998.
- [4] A. K. Jain, *Fundamentals of Digital Image Processing*. USA: NJ, Prentice-Hall, 1989.
- [5] Hua Xie, L. E. Pierce, and F. T. Ulaby, "Statistical Properties of Logarithmically Transformed Speckle," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing*, vol. 40, no. 3, pp. 721-727, Mar. 2002.
- [6] P. Perona and J. Malik, "Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion," *IEEE Trans. on Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. 12, pp. 629-639, 1990.
- [7] F. Catté, T. Coll, P. L. Lions and J. M. Morel, "Image Selective smoothing and Edge Detection by Nonlinear Diffusion", *SIAM J. Numer. Anal.* vol. 29, no. 1, pp. 182-193, 1992.
- [8] J. Weickert and B. Benhamouda, "Why the Perona-Malik filter works," *Technical Report DIKU-97/22*, Dept. of Computer Science, University of Copenhagen, Denmark, 1997.
- [9] J. Weickert, "Coherence enhancing diffusion filtering," *Intl. Jour. of Computer Vision*, Vol. 31 (2/3), pp. 111-127, 1999.
- [10] A. Lopez, F. Lumberras, J. Serrat, and J. Villanueva, "Evaluation of methods for ridge and valley detection," *IEEE Trans. on Pattern Anal. Machine Intell.*, Vol. 21, No. 4, pp. 327-335, 1999.
- [11] S. Intajag and V. Tipsuwanporn, "Blood Vessel Enhancement by Directed Diffusion," *International Conference on Control, Automation and Systems (ICCAS-2004)*, Bangkok, Thailand, pp. 101-106, Aug. 2004.
- [12] M. Nitzberg, D. Mumford and T. Shiota, *Filtering, Segmentation and Depth*. Germany, Springer-Verlag, 1993.
- [13] S. Solbo and T. Eltoft, "Homomorphic Wavelet-Based Statistical Despeckling of SAR Images," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing*, vol. 42, no. 4, pp. 711-721, April, 2004.
- [14] SAR and optical sensor image, http://www.eorc.nasda.go.jp/EORC/Gallery/Southeast_Asias/Thailand/kanchana_01.html.

ISSN 1598-6969



CD-ROM Proceedings of

ISRS 2004

International Symposium on Remote Sensing 2004 & 20th Anniversary of the Korean Society of Remote Sensing



International Symposium
on Remote Sensing 2004 &
20th Anniversary of
the Korean Society of Remote Sensing

Korean Society of Remote Sensing (KSRS)
Standing Committee of Environmental Monitoring
from Space of East Asia (EMSEA)

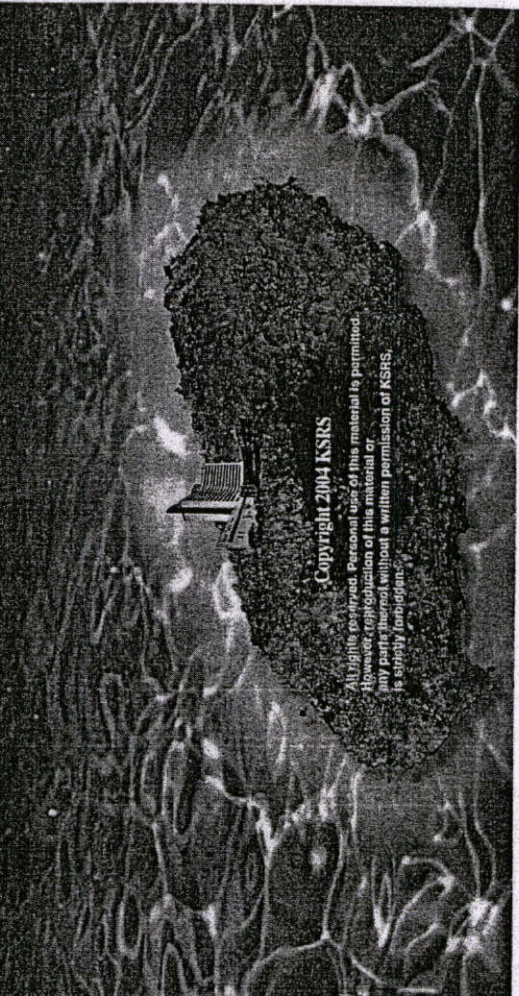
Welcome

Sessions

Authors

Copyright 2004 KSRS

All rights reserved. Personal use of this material is permitted.
However, reproduction of this material or
any parts thereof without a written permission of KSRS,
is strictly prohibited.



Iterative SAR Segmentation by Fuzzy Hit-or-Miss and Homogeneity Index

Sathit Intajag, Fusak Cheevasuwit and Vittaya Tipsuwanporn

King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang, Faculty of Engineering, Ladkrabang, Bangkok 10520, THAILAND, Email: kisathit@kmitl.ac.th

Abstract— Object-based segmentation is the first essential step for image processing applications. Recently, SAR (Synthetic Aperture Radar) segmentation techniques have been developed, however not enough to preserve the significant information contained in the small regions of the images. The proposed method is to partition an SAR image into homogeneous regions by using a fuzzy hit-or-miss operator with an inherent spatial transformation, which endows to preserve the small regions. In our algorithm, an iterative segmentation technique is formulated as a consequential process. Then, each time in iterating, hypothesis testing is used to evaluate the quality of the segmented regions with a homogeneity index. The segmentation algorithm is unsupervised and employed few parameters, most of which can be calculated from the input data. This comparative study indicates that the new iterative segmentation algorithm provides acceptable results as seen in the tested examples of satellite images.

I. INTRODUCTION

Image segmentation is an important first step for many processing applications. With applications ranging widely from remote sensing to medical image analysis, segmentation is often a key step for extracting information from images. Segmentation is a process of partitioning an image into non-intersecting regions such that each region is homogeneous and the union of two any adjacent regions is not homogeneous [1].

The peculiar segmentation of satellite images requires automated or semi-automated analysis because the satellite images have huge volumes of data and detailed information. In this paper, a single pertinent algorithm capable of handling many situations in satellite image segmentation is designed to preserve detailed information and to partition images accurately. The homogeneity index and the fuzzy hit-or-miss operator are employed in the iterative segmentation process to partition the images until all regions met an acceptable level of homogeneity. The homogeneity index is a standardized measurement designed to estimate the quality of the segmented regions [2]. The fuzzy hit-or-miss is an operator in a fuzzy mathematical morphology [3-8]. For the segmentation results, the proposed scheme has been applied and tested successfully with detailed information from JERS-1 and ERS-1, which are SAR images containing corrupted speckle noise.

II. FUZZY MATHEMATICAL MORPHOLOGY

The generalization of the binary morphological operators to grey scale is achieved by several techniques, e.g., the umbra approach [14] and the threshold decomposition in the soft morphological technique [15].

A fuzzy set is also one of these techniques. A basic idea of performing the image processing with the fuzzy set and grey-scale morphology is to define the effective operations. This process represents grey-scale imaging by the fuzzy set and, it employs fuzzy tools according to grey-scale morphology. Therefore, fuzzy set and mathematical morphology are incorporated in the form of "fuzzy mathematical morphology."

Fuzzy mathematical morphology was proposed in several approaches, e.g., an approach based on Minkowski [3], on the fuzzification of set inclusion [4-6] and on weighted order statistics [7]. From a comparative study of Bloch et al. [8] and our experimentations in image thresholding [9], edge detection [10], segmentation [11] and enhancement [12], the fuzzy inclusion provides a satisfactory technique. In addition, fuzzy inclusion can be used to formulate two-argument operators [13] to express the fuzzy set relation and to measure a subset-hood of a possibility in the proposition " $A \subset B$ ". The elementary operators of the fuzzy mathematical morphology by the fuzzy set inclusion, which consist of erosion and dilation, use fuzzy structuring elements. These are defined in equations (1) and (2), respectively,

$$\mu_{f \ominus k}(z) = I(T(k; v), f(z)) \quad (1)$$

$$\mu_{f \oplus k}(z) = \mu_{(f \ominus (-k))}(z) \quad (2)$$

where $\mu_{f \ominus k}$ and $\mu_{f \oplus k}$ denote the membership values of the fuzzy erosion and fuzzy dilation, respectively; $z = xN+y$ (with an image size of $M \times N$). The spatial translation, $T(k; v)$, of the structuring element k by v is expressed as

$$\mu_{T(k; v)}(z) = \mu_k(z - v) \quad (3)$$

where v denotes the coordinate of k . The degree of the subset-hood is estimated in terms of an indicator function, $I(T(k; v), f(z))$. The satisfaction indicator fitting the characterization of fuzzy morphological operations according to the fuzzy inclusion [4] was given by

$$I(k, f) = \inf_{z \in M \times N} \min[1, \lambda(\mu_f(z)) + \lambda(1 - \mu_{T(k; v)}(z))] \quad (4)$$

This equation applies an infimum (inf) operator to the values of fuzzy set k of the membership functions, which belong to the subset of the image, f . Sinha et al. [4] proposed a family of λ -functions corresponding to the indicator function that had been used in various applications [5]. In our segmentation of grey-level images, the optimal λ -function based on our experimentations is employed and defined as

$$\lambda_n(w) = \frac{1}{1+w^n} - \frac{w}{2}; \quad n \geq \frac{\ln(3)}{\ln(2)} = 1.5849... \quad (5)$$

where w of the λ -function's argument represents the membership values of the images and structuring elements.

In the proposed method, segmentation process of the SAR images is performed by the fuzzy hit-or-miss operator, which is expressed in Eq. (6). This operator detects the homogeneous regions by fitting the object areas with the structuring element k_1 , and fitting the background region by the structuring element k_2 , where k_1 and k_2 are fuzzy sets.

$$\mu_{f \otimes (k_1, k_2)} = \mu_{f \otimes k_1} \cap \mu_{f \otimes k_2} \quad (6)$$

An object in the foreground is detected and mapped to the range $[0,1]$ by the fuzzy hit-or-miss operator and in the background is mapped approaching to zero. In grey-scale morphology, note that, $k_1 \cap k_2 = \emptyset$. By the properties of a hit-or-miss transformation, the "hit geometrical investigation," k_1 , establishes a fit to the brightness levels (in term of membership function, $\mu(x, y)$) of foreground images to the object sets. The "miss structuring element," k_2 , representing the background regions, provides the fitting for the darkness levels of the background images. The intersection term in hit-or-miss applies to a decision-maker that assigns a pixel in each region to the objects or the backgrounds.

III. HOMOGENEITY INDEX

An image consists entirely of regions that are homogeneous. Adjacent regions are separated by boundaries corresponding to changes in local statistics, such as brightness average or texture variables. The segmentation methods recover these regions from the local statistics that are usually the expected values. The proposed method uses the homogeneity index, U , to measure the former by dividing an input image with the segmentation algorithm. The homogeneity index is given by integrating the normalized intra-region uniformity values [2]. The uniformity of a feature over a region can be computed on the basis of the variance of that feature evaluated at every pixel belonging to that region. In particular, for a grey-level image $f(x, y)$, let R_i be the i^{th} segmented region, A_i be the area of R_i , and U be the normalized intra-region uniformity of the L classes,

$$U = 1 - \frac{\sum_{i=1}^L \sum_{(x,y) \in R_i} \left(f(x,y) - \frac{1}{A_i} \sum_{(x,y) \in R_i} f(x,y) \right)^2}{C} \quad (7)$$

where C denotes the normalization factor. In the proposed scheme, factor C is obtained from the variance of the picture. The term $\frac{1}{A_i} \sum_{(x,y) \in R_i} f(x,y)$ is the expected

value of the i^{th} region from the segmentation methods. If all the regions are homogeneous, then the expected values and variances of the homogeneity index, U , are easily interpreted as the nearer U is to 1, the better the homogeneity within classes.

IV. METHODOLOGY

In this section, an automatic iterative segmentation algorithm to partition a SAR image into the homogeneous regions is described. The algorithm is unsupervised and employed a number of parameters, most of which can be calculated from the input images. The segmentation algorithm consists of two major steps: segmentation and homogeneity measuring. In the segmentation step, the fuzzy hit-or-miss operator is applied to segment grey scale images in the spatial domain. This step consists of three routines, namely (i) fuzzifying the input images, (ii) identifying the structuring elements and (iii) segmenting the image regions. The homogeneity measuring step computes the homogeneity index (U in Eq. (7)) from the segmented regions and uses U to compare with the Homogeneity value. If U is less than the Homogeneity value, it means that some regions in the images are non-homogeneous; consequently, the segmentation step is called again (iterative mechanism). Conversely, if U is more than the Homogeneity value, it indicates that the segmented regions are homogeneous. If so, then the automatic algorithm is finished.

A. Algorithm Parameters

Since the proposed algorithm is the unsupervised and automatic processing, the parameters are formulated depending on the input images. From our experimentations with 100 sample images, these parameters have two groups: constant and varying. The algorithm has two constant parameters, the parameter n ($=2.75$) of the λ -function and the Homogeneity ($=0.95$) value, which is defined with a significant level of 5%. The homogeneity index is taken into consideration as a proportion variable of the homogeneous regions, which is the statistic values estimated from the segmented regions; then, the comparison in this case can be considered as hypothesis testing. Therefore, the Homogeneity value is taken into account of the proportion parameter for rejecting the null hypothesis, which is defined as "the segmented results are homogeneous."

The varying parameters are computed directly from input images. These parameters are employed to fuzzify an input image and to characterize a structuring element. In the fuzzifying process, the varying parameters: a , b , and c , contain in the fuzzification function are given by

$$\mu_f(x, y) = S(f(x, y), a, b, c) = \begin{cases} 0, & \text{if } \text{Min} \leq f(x, y) \leq a \\ 2 \times \left(\frac{f(x, y) - a}{c - a} \right)^2, & a < f(x, y) \leq b \\ 1 - 2 \times \left(\frac{f(x, y) - c}{c - a} \right)^2, & b < f(x, y) \leq c \\ 1, & c < f(x, y) \leq \text{Max} \end{cases} \quad (8)$$

where parameters a , b and c are provided by Algorithm 1 in [10], Min and Max stand for minimum and maximum of pixel values, respectively. Term sets of "object" and "background" are given by the S -function and $1-S(f(x, y), a, b, c)$ or S^1 , respectively.

The parameters of structuring elements have a high sensitivity for extracting the important features. These parameters are used to separate the object pixels from background pixels. From the experimentations, the values for the structuring elements are given in 3×3 windows. Fig. 1 shows patterns of the structuring elements k_1 and k_2 which are employed the fuzzy hit-or-miss operator.

$$k_1 = \begin{bmatrix} 0 & h & 0 \\ h & h & h \\ 0 & h & 0 \end{bmatrix}, \quad k_2 = \begin{bmatrix} 0 & m & 0 \\ m & m & m \\ 0 & m & 0 \end{bmatrix}$$

Fig. 1. The structuring elements, k_1 and k_2 , with 3×3 .

The parameters h and m in the structuring elements k_1 and k_2 have been given according to input data, and correspond to the average values of object and background regions. Both the "hit", h , and the "miss", m , are expressed by

$$h = \frac{\sum_{z \in M \times N} \mu_f(z) f(z)}{|M \times N|}, \quad (9)$$

$$m = \frac{\sum_{z \in M \times N} (1 - \mu_f(z)) f(z)}{|M \times N|}$$

B. Algorithm

The iterative algorithm designed to segment a SAR image is shown in Fig. 2. This algorithm consists of two major parts: (1) initial values as described previously in sub-section A and (2) iterative segmentation. Before operating with the algorithm, an input image is enhanced and removed noise with nonlinear filter as formulated by Nitzberg *et al.* [16]. For parameters of the nonlinear filter, we define the window width as ($N = 7$), the gradient window size as ($\tau = 1.5$). The overall broadness of the blurring kernels (σ) and the displacement attenuation (μ) parameters are defined by the mean and standard deviation of an input image.

From Fig. 2, the iterative segmentation is divided into three blocks:

(2.1) Updating segmentation parameters, which consist of fuzzifying the current labelling regions, calculating the structuring elements by Eq. (9), initializing the coordinate pixel, (x, y) , and incrementing class labelling parameters, $LabelForeground$ and $LabelBackground$,

(2.2) Fuzzy hit-or-miss operation, which consists of refining labelled pixels (2.2.1), getting a neighborhood of the labelled pixels into 3×3 windows and applying the fuzzy hit-or-miss operator (2.2.2), and deciding which $LabelForeground$ or $LabelBackground$ is assigned to labelled pixels, $g(x, y)$,

(2.3) Homogeneity measuring, which consists of calculating the homogeneity index, U by Eq. (7), comparing U with the critical level of the Homogeneity value, and searching the non-homogeneous regions to declare $Label$ variable.

V. EXPERIMENTAL RESULTS

The performance of proposed algorithm to segment SAR images is assessed with visual judgment. To

evaluate the accuracy of the algorithm, the SAR images are tested by comparing with the second algorithm fuzzy C means of Jawahar *et al.* [17] and SAR segmentation of Zaart *et al.* [18]. In comparison process, class numbers of the fuzzy C means is defined equal to our method; meanwhile, Zaart's algorithm can calculate the number of classes from zero-crossing of the image histogram [18].

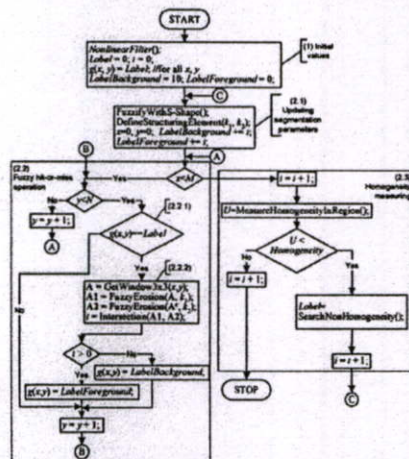


Fig. 2. The automatic iterative segmentation algorithm.

Fig. 3(a) shows the original SAR image, which is corrupted with speckle noise. It is from the satellite JERS-1 that has a resolution of 12.5 m^2 and which covers some area of Bangkok, Thailand (taken on 25 June 1992). Fig. 3(b) shows the segmented result by our method, which the result consists of 5 classes and a homogeneity index of $U = 0.921396$. Fig. 3(c) illustrates 5 classes of segmented result by the fuzzy C means ($U = 0.819757$). Fig. 3(d) shows 6 classes of segmented result of Zaart *et al.* ($U = 0.807392$), with $L = 1.031600$ at the rectangular coordinate (83, 131, 156, 206).

Fig. 4(a) illustrates the ERS-1/AMI image, which has a resolution of 12.5 m^2 and covers some parts of Kanchanaburi province, Thailand (taken on 22 November 1991). Fig. 4(b) shows the segmented image by our method, which this image consists of 6 classes. The homogeneity index, U , of the segmented image is 0.902920 . Fig. 4(c) illustrates 6 classes of segmented image, which is operated by the fuzzy C means ($U = 0.903481$). Fig. 4(d) shows 7 classes of segmented image, which is processed by Zaart's algorithm ($U = 0.893893$), with $L = 3.039824$ at the rectangular coordinate (1, 1, 45, 93).

VI. CONCLUSION

The iterative segmentation algorithm presented here, has been developed and successfully implemented for

SAR images. It utilizes the effective combination of the fuzzy hit-or-miss operator and the homogeneity index.

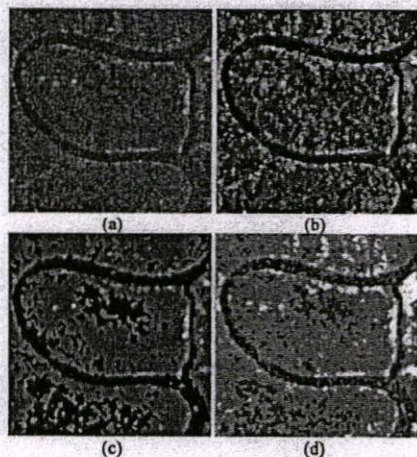


Fig. 3. The SAR image from JERS-1 that is corrupted with speckle noise, (a) the input image (256 × 256 pixels), (b) the segmented image by the proposed method, (c) processed by fuzzy C means, and (d) processed by the method of Zaart *et al.*

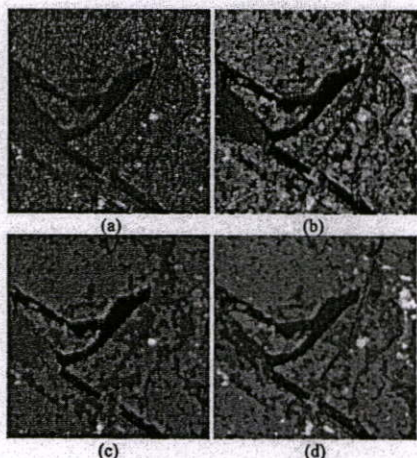


Fig. 4. The SAR image from ERS-1/AMI corrupted with speckle noise, (a) the input image (256 × 256 pixels), (b) the segmented image by the proposed method, (c) processed by fuzzy C means, and (d) processed by the method of Zaart *et al.*

The proposed method iteratively performs hierarchical segmentation. For each loop of segmentation processing, the fuzzy hit-or-miss operator separates the image regions into two classes (object and background); furthermore, it can estimate the class numbers in an image, which

depend on the homogeneity information obtained from the homogeneity index. The higher the value of *homogeneity* is, the greater the number of classes there will be. However, the number of classes depends directly on the detail of an input image. From the experimentations, the proposed segmentation algorithm outperforms the fuzzy C means and Zaart's algorithm. Although, the proposed algorithm has the numbers of class less than Zaart's algorithm, it provides *U* higher than Zaart's algorithm as seen in Fig. 3 and 4. In particular, the proposed method provides a better object segmentation than the histogram-based method and it also retains small but significant regions in satellite images.

REFERENCES

- [1] N.R. Pal and S.K. Pal, "A review on image segmentation techniques," *Pattern Recognition*, vol.26, no.9, pp.1277-1294, 1993.
- [2] Y.J. Zhang, "A survey on evaluation methods for image segmentation," *Pattern Recognition*, vol.29, no.8, pp.1335-1346, 1996.
- [3] D. Sinha, P. Sinha and E. R. Dougherty, "Fuzzy mathematical morphology", *J. Visual Comm. Image Represent.*, vol.3, no.3, pp.286-302, 1992.
- [4] D. Sinha, P. Sinha and E. R. Dougherty, "A general axiomatic theory of intrinsically fuzzy mathematical morphologies", *IEEE Trans. Fuzzy Systems*, vol.3, no.4, pp.389-403, 1995.
- [5] D. Sinha, P. Sinha, E. R. Dougherty and S. Batman, "Design and analysis of fuzzy morphological algorithms for image processing", *IEEE Trans. Fuzzy Systems*, vol.5, no.4, pp.570-584, 1997.
- [6] V. Chatzis and I. Pitas, "A generalized fuzzy mathematical morphology and its application in robust 2-D and 3-D object representation", *IEEE Trans. Image Processing*, vol.9, no.10, pp.1798-1810, 2000.
- [7] A. Gasterora, I. Andreadis, and Ph. Tsalides, "Fuzzy soft mathematical morphology", *IEE Proc. Vis. Image Signal Processing*, vol.145, no.1, pp.41-49, 1998.
- [8] I. Bloch and H. Maitre, "Fuzzy mathematical morphologies: a comparative study", *Pattern Recognition* vol.28, no.9, pp.1341-1387, 1995.
- [9] S. Intajag and K. Paithoonwatanakij, "Fuzzy hit or miss for automatically image thresholding", *The Third Intl. Symposium on Wireless Pers. Multimedia Comm., Bangkok, Thailand*, vol.2, pp.619-624, 2000.
- [10] —, "Automated Edge Detection by a Fuzzy Morphological Gradient," *IEICE Trans. Fundamentals*, vol.E86-A, no.10, pp.2678-2689, Oct., 2003.
- [11] —, "Fuzzy morphology for grey-scale image segmentation," *Proc. 2001 Intl. Symposium on Comm. and Inf. Technol. ISCIT 2001*, Chiang Mai, Thailand, pp.361-364, Nov. 2001.
- [12] S. Intajag, "Fuzzy morphological anisotropic diffusion," *Proc. The Second Intl. Symposium on Comm. and Inf. Technol. ISCIT 2002*, Pattay, Chonburi, Thailand, pp.77-80, Oct. 2002.
- [13] L.A. Zadeh, "Fuzzy sets", *Information and Control*, vol.8, pp.338-353, 1965.
- [14] R. M. Haralick and L. G. Shapiro, *Computer and Robot Vision*, vol.1, Addison-Wesley, USA, 1992.
- [15] F.Y. Shih and C.C. Pu, "Analysis of the properties of soft morphological filtering using threshold decomposition," *IEEE Trans. Signal Processing*, vol.43, pp.539-544, 1995.
- [16] M. Nitzberg, D. Mumford and T. Shiota, *Filtering, Segmentation and Depth*, Germany, Springer-Verlag, 1993.
- [17] C.V. Jawahar, P.K. Biswas and A.K. Ray, "Investigations on fuzzy thresholding base on fuzzy clustering," *Pattern Recognition*, vol.30, no.10, pp.1605-1613, 1997.
- [18] A.E. Zaart, D. Ziou, S. Wang and Q. Jiang, "Segmentation of SAR images," *Pattern Recognition*, vol.35, issue 3, pp.713-724, 2002.

ICCAS 2004

2004 International Conference on Control, Automation and Systems
August 25-27, 2004
The Shangri-La Hotel, Bangkok, Thailand



<http://www.kmitl.ac.th>
<http://www.iccas.org>



ICCAS '04

Welcome Message

Conference Organization

Conference Information

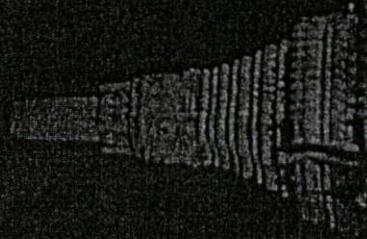
Sponsors

Table of Contents

Author Index

Search This CD-ROM

Exit



Blood Vessel Enhancement by Directed Diffusion

S. Intajag, V. Tipsuwanporn and F. Cheevasuwit

Department of Instrumentation Engineering, Faculty of Engineering
King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang, Bangkok 10520, Thailand
(Phone: 662-3267346-7; Fax: 662-3267346-7, E-mail: kisathit@kmitl.ac.th)

Abstract: In this paper, a blood vessel in an angiographic image, which plays an importance role in the diagnose diseases including in the eyes, brain and heart, is enhanced by using a directed diffusion technique. A fundamental component of the angiographic analysis is vessel segmentation that the proposed method provides a preprocessing of the image into a form suitable for human analysis, or more importantly, for machine analysis such the segmentation. Vessel enhancement is a challenging problem due to the complex nature of vascular trees and to imaging imperfections. Some parts of the inherent imperfections in angiography are the intensity inhomogeneity between the larger and smaller vessels, and another imperfection is the leakage of contrast agent into the background tissue that provides to low contrast between vessels and tissue. In the proposed scheme, the directed diffusion solves the problem by formulating a local geometric structure, which consists of direction and scale of the blood vessels. The diffusion process uses the local structure to enhance by a diffusivity tensor. The proposed algorithm can be applied to maintain sharpness and coherence-smooth the intra-regions into homogeneity better than traditional diffusion methods, which are Gaussian regulation and coherence enhancing diffusion.

Keywords: Blood Vessel, Anisotropic Diffusion, Directed Diffusion, Angiographic image.

1. INTRODUCTION

Angiography is performed to specifically image and diagnose diseases of blood vessels of a human body, including the eyes, brain and heart. Traditionally, angiography was used to diagnose pathology of these vessels such as blockage caused by plaque build up by using a cinefilm projection screen. However in recent decades, radiologists, cardiologists and vascular surgeons have used the X-ray angiography procedure to guide minimally invasive surgery of the blood vessels and arteries of the heart by using the digital images (angiographic image). In the last several years, diagnostic vascular images are often made using MR, CT and/or ultrasound and while X-ray angiography is reserved for therapy [1].

A fundamental component of the angiographic images analysis is vessel segmentation [2], which the images require to provide a preprocessing into a form suitable for human analysis, or more importantly, for machine analysis such the segmentation. Vessel enhancement is a challenging problem due to the complex nature of vascular trees and to imaging imperfections [3]. Some parts of the inherent imperfections in angiography are the intensity inhomogeneity between the larger and smaller vessels, and another imperfection is the leakage of contrast agent into the background tissue, which provides to low contrast between vessels and tissue. In the proposed scheme, the directed diffusion [4] solves the problem by formulating a local geometric structure, which consists of direction and scale of the blood vessels.

In order to enhance the blood vessels, we employ a method diffusing the local gray scale along the direction of blood vessels, which is measured by the local structures of vesselness in the form of negative ridge measures [5, 6]. To achieve the proposed method, anisotropic diffusion technique [7, 8, 9] is adapted to enhance the blood vessels with the directed diffusivity tensor [4]. The proposed algorithm can be applied to maintain sharpness and coherence-smooth the intra-regions into homogeneity better than traditional diffusion methods, which are Gaussian regulation and coherence enhancing diffusion.

The rest of this paper is organized as follows. In Section 2, a short summary of conventional anisotropic diffusion is described. Section 3 describes the vesselness measurement

method, which uses to indicate the degree of blood vessels; consequently, sub-section 3.3 will illustrate the proposed algorithm. Experimentation results, which are used two types of angiographic images consisting of fluorescence [12] and X-Ray [13], are illustrated in Section 4, and final Section is conclusion.

2. DIRECTED DIFFUSION

2.1 Nonlinear diffusion

The directed diffusion is derived for nonlinear diffusion, which was first proposed and has deservedly attracted much attention in the field of image processing by Perona and Malik [7]. In their work, nonlinear diffusion was used to reduce noise while enhancing the true location of edge images, which this diffusion is introduced with a space- and time-variant diffusion coefficient, $c(x, y, t)$, as formulated by:

$$\frac{\partial f(x, y, t)}{\partial t} = \text{div}[c(x, y, t) \cdot \nabla f(x, y)], \quad (1)$$

where $f(x, y, t)$ is an image pixel at discrete time steps ($t^{\#}$ iterations, for $t = 0$ the representation is the original data: $f(x, y, 0) = f(x, y)$). div is the divergence operator and $\nabla f(x, y)$ denotes the gradient of images.

To make the diffusion process prefer intra-region to inter-region smoothing and thus preserve edges, the region boundaries need to identify. Obviously, this information is not available a priori, the best way to estimate the boundary locations by edge detector. Perona and Malik claim that the simplest gradient of images at time t ($\nabla f(x, y, t)$) works excellently; consequently, the diffusion coefficient, $c(x, y, t)$, is given by:

$$c(x, y, t) = g(|\nabla f(x, y, t)|). \quad (2)$$

The diffusivity function $g(|\nabla f(x, y, t)|)$ is provided to enhance the edges of objects in an image by smoothing the original images while preserving brightness discontinuities. In

this function, Perona and Malik defines by:

$$g(\nabla f(x, y, t)) = \left(1 + \frac{|\nabla f(x, y, t)|^2}{k^2}\right)^{-1},$$

where k denotes a parameter controlling the diffusion strength. The enhancing process is obtained by gradient magnitude $|\nabla f(x, y, t)|$: if $|\nabla f(x, y, t)|$ is large, then the diffusion will be low to preserve the edges. If $|\nabla f(x, y, t)|$ is small, then the diffusion will tend to smooth the pixel $f(x, y)$.

Catté et al. [8] used a Gaussian function (G_σ) with a small variance for convolution with the gradient magnitude term by replacing $g(|\nabla f(x, y, t)|)$ with $g(|G_\sigma * \nabla f(x, y, t)|)$. The regulation of Catté et al. provides edge sharpening and is more stable than the Perona and Malik method. For a theoretical problem of Perona and Malik, Weickert and Benhamouda [10] studied in more detail about the discrete implementations, a regularization factor.

2.2 Diffusion tensor

A technique to develop the directed diffusion by using the local geometric structures is adapted from coherence enhancing diffusion (CED), which was proposed by J. Weickert in 1997 [4]. He suggested many useful properties of the nonlinear diffusion under some general assumptions about the input images and some conditions imposed on the diffusion tensor, D , which was used to replace the diffusion coefficient, $c(x, y, t)$. Therefore, a formulation of CED equation is expressed by:

$$\frac{\partial f(x, y, t)}{\partial t} = \text{div}[D \cdot \nabla f(x, y)] \quad (3)$$

The diffusivity tensor is a function of image gradient, which D is defined in a matrix framework as following:

$$D = \begin{bmatrix} d_{11} & d_{12} \\ d_{21} & d_{22} \end{bmatrix}. \quad (4)$$

This matrix is constructed the smoothing perpendicular of image gradient and a integration scale ρ by using the convolution of an image $f(x, y)$ with a Gaussian kernel G_ρ to obtain a smoothed version of the image, $f_\rho(x, y) = G_\rho * f(x, y)$. Accordingly, the diffusivity tensor can be attained by a componentwise convolution of the terms $\nabla f_\rho(x, y)(\nabla f_\rho(x, y))^T$ and a Gaussian G_ρ , that is given as:

$$S_\rho(\nabla f_\rho(x, y)) = G_\rho * (\nabla f_\rho(x, y)(\nabla f_\rho(x, y))^T) \quad (5)$$

The structure tensor, S_ρ is symmetric and positive semi-definite.

$$S_\rho = \begin{bmatrix} s_{11} & s_{12} \\ s_{21} & s_{22} \end{bmatrix} \quad (6)$$

In the CED, the integration scale ρ takes on positive values; the diffusion along coherent structures based on the construction of a diffusion tensor whose eigen-directions coincide with the eigenvectors of the structure tensor whereas have different eigenvalues; namely,

$$\begin{aligned} \lambda_1 &= \alpha \\ \lambda_2 &= \alpha + (1 - \alpha)e^{\left(\frac{-\mu_1 - \mu_2}{1 + \mu_1 \mu_2}\right)} \end{aligned} \quad (7)$$

where μ_1 and μ_2 are the eigenvalues of the structure tensor and C , m , and α are parameters controlling the exponential shape.

The CED method based on the structure tensor provides a local description of the anisotropy of the images. However, from our observation, this method has two important properties: (i) it may be broken linear structures at the same time of enhancing, (ii) an undesirable effect of this diffusion process is that valley junctions may be destroyed and nonlinear structures are deformed. In this paper, the CED method is adapted to enhance the blood vessels in the poor contrast. The adaptation diffusion process is based on diffusion tensors, which includes the differential structure of the image around valleys in order to enhance them while globally smoothing the image and preserving blood vessel junctions. This tensor is called "vesselness tensor" that provides a local coarse measure of blood vessels and their direction.

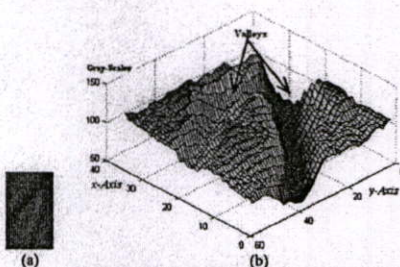


Fig. 1 (a) blood vessel, (b) considered the blood vessel in (a) as the valleys with 3-D surface.

3. BLOOD VESSEL ENHANCEMENT

In our approach, vessel enhancement is conceived as a filtering process that searches for geometrical structures, which can be regarded as a valley in Fig. 1. Since vessels appear in different sizes it is important to introduce a measurement scale, which varies within a certain range.

3.1 Vesselness measurement

The vesselness is measured by a negative ridge [5], which has a structure such a valley. To define the vesselness corresponding with the CED, the diffusivity tensor in Eq. (4) is given by:

$$D = \begin{bmatrix} d_{11} & d_{12} \\ d_{21} & d_{22} \end{bmatrix} = [v_1 \ v_2] \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 \\ 0 & \lambda_2 \end{bmatrix} [v_1 \ v_2]^T \quad (8)$$

where the parameters: λ_1, λ_2 are eigenvalues and v_1, v_2 denote eigenvectors. These parameters are calculated by second-order derivative in the neighborhood of coordinate pixel (x, y) . In the proposed scheme, the eigenvalue parameters are used to control the direction and contrast of the filters and the eigenvector parameters are provided to represent the scale of the blood vessels, which these parameters are captured from Hessian tensor (H_ρ) [11] as defined in the following:

$$H_{\sigma} = \begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} \\ h_{21} & h_{22} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 f_{\sigma}(x,y)}{\partial x^2} & \frac{\partial^2 f_{\sigma}(x,y)}{\partial x \partial y} \\ \frac{\partial^2 f_{\sigma}(x,y)}{\partial x \partial y} & \frac{\partial^2 f_{\sigma}(x,y)}{\partial y^2} \end{bmatrix} \quad (9)$$

where $f_{\sigma}(x,y)$ is the initial image $f(x,y)$ convolved by a Gaussian kernel of the scale σ (standard deviation).

The Hessian tensor has an intuitive justification in the context of vessel detection. The second derivative of a Gaussian kernel at scale σ generates a probe kernel, which measures the contrast between the regions inside and outside the range $(-\sigma, \sigma)$ in the direction of the derivative. Therefore, the local direction filter that corresponds with the structure tensor in Eq. (6) is defined as:

$$\begin{aligned} \mu_1 &= 0.5(h_{11} + h_{22} - \alpha) \\ \mu_2 &= 0.5(h_{11} + h_{22} + \alpha), \quad \alpha = \sqrt{(h_{11} - h_{22})^2 + 4h_{12}^2} \end{aligned} \quad (10)$$

The idea behind eigenvalue analysis of the Hessian is to extract the principal directions in which the local second order structure of the image can be decomposed. Since this directly gives the direction of smallest curvature (along the vessel) application of several filters in multiple orientations is avoided. In this case, we select the eigenvector v_1 corresponding to the highest eigenvalue in absolute value ($\tilde{\mu}_1 = |\mu_1|$) and the eigenvector v_2 corresponds to the lowest eigenvalue ($\tilde{\mu}_2 = |\mu_2|$). Therefore, the eigenvalue parameters, λ_1, λ_2 , are given by:

$$\begin{aligned} \lambda_1 &= 0.01, \\ \lambda_2 &= \frac{\tilde{\mu}_2 - \tilde{\mu}_1}{\tilde{\mu}_1 + \tilde{\mu}_2}, \end{aligned} \quad (11)$$

where λ_2 indicates to the degree of vesselness if $\mu_1 \geq 0$.

Finally, the eigenvectors of the diffusivity tensor, D in Eq. (8), can be calculated with each component as the following:

$$\begin{aligned} d_{11} &= 0.5(\lambda_1 + \lambda_2 + (\lambda_2 - \lambda_1)(s_{11} - s_{12})/\alpha) \\ d_{22} &= 0.5(\lambda_1 + \lambda_2 - (\lambda_2 - \lambda_1)(s_{11} - s_{12})/\alpha) \\ d_{12} &= d_{21} = s_{12}(\lambda_2 - \lambda_1)/\alpha \end{aligned} \quad (12)$$

3.2 Identify the proper scale

To detect the blood vessel in different sizes, it is not sufficient to evaluate the diffusivity matrix D by using only one scale through the process; thus, for each pixel we will identify the proper scale by using the matching filter [14]. In the proposed algorithm, a set of the scale $\sigma = \{1.5, 2.2, 3.5\}$ is used to search the optimal scale for each object in the neighborhood pixel (x,y) with 15×15 Gaussian kernel (G_{σ}) that the scale is given as:

$$f_{\sigma}(x,y) = \max_{\sigma \in \{1.5, 2.2, 3.5\}} G_{\sigma} * f(x,y). \quad (13)$$

The convolved image with Gaussian kernel, $f_{\sigma}(x,y)$, was provided with the optimal scale to enhance the blood vessels; thus, each pixel has a proper scale; thereby in each image, multi-scale Gaussian filters are employed to formulate the

Hessian matrix of Eq. (9), which both the direction and scale are provided to define the diffusivity tensor.

3.3 Vessel enhancement algorithm

Fig. 2 illustrates the proposed algorithm. In this algorithm, the blood vessel images are read and kept in a buffer $f(x,y)$, which has size $M \times N$, $x = 0, 1, 2, \dots, M-1$ and $y = 0, 1, 2, \dots, N-1$. Each pixel in the buffer $f(x,y)$ is searched a proper scale from the set of standard deviation $\sigma = \{1.5, 2.2, 3.5\}$; therefore, the pixel on coordinate (x,y) is identified with the scale σ in the form $f_{\sigma}(x,y)$. Before taking into the loop of directed diffusion, variables that are used in the diffusivity process are set; hence, $K=0.2$, diffusivity parameter, $L = 0.25$ and number of iterations, $NI = 30$.

In each time of the loop of directed diffusion, the equations (9)-(12) are respectively calculated to obtain the diffusivity matrix D .

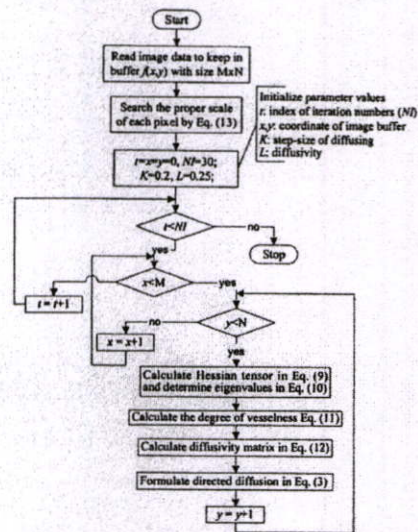


Fig. 2 The algorithm of directed diffusion.

4. EXPERIMENTAL RESULTS

In experimentations, some examples of angiographic images are used to illustrate the performance of the proposed scheme, which is compared with CED [4] and a regulation of Catté et al [8]. The images that used to test the algorithms have two different types of the angiographic images. Fig. 3(a) is a fluorescence angiographic image of blood vessels in eye. Fig. 4(a) is an X-ray angiographic image of coronary arteries.

Figure 3 and 4 are shown the experimental results by comparing with the CED and the Gaussian regulation diffusion of Catté et al. Fig. 3(a) and 4(a) are the original images that Fig. 3(a) has rectangle use to notice the quality of the enhancement methods. In the comparisons, the diffusion parameters of each method are declared with the same values

that consist of $K=0.2$, $diffusivity = 0.25$ and $number\ of\ iterations = 30$.

The effectiveness of the proposed method is shown through visual comparison with two the other diffusion methods. For the blood vessel enhancement algorithm, the directed diffusion can smooth the data better in homogeneous regions. The

superior performance of the proposed method over the CED and the method of Catté et al. is in maintaining sharpness, booting up the magnitude and preserving the location of the blood vessels in the different sizes and orientations.

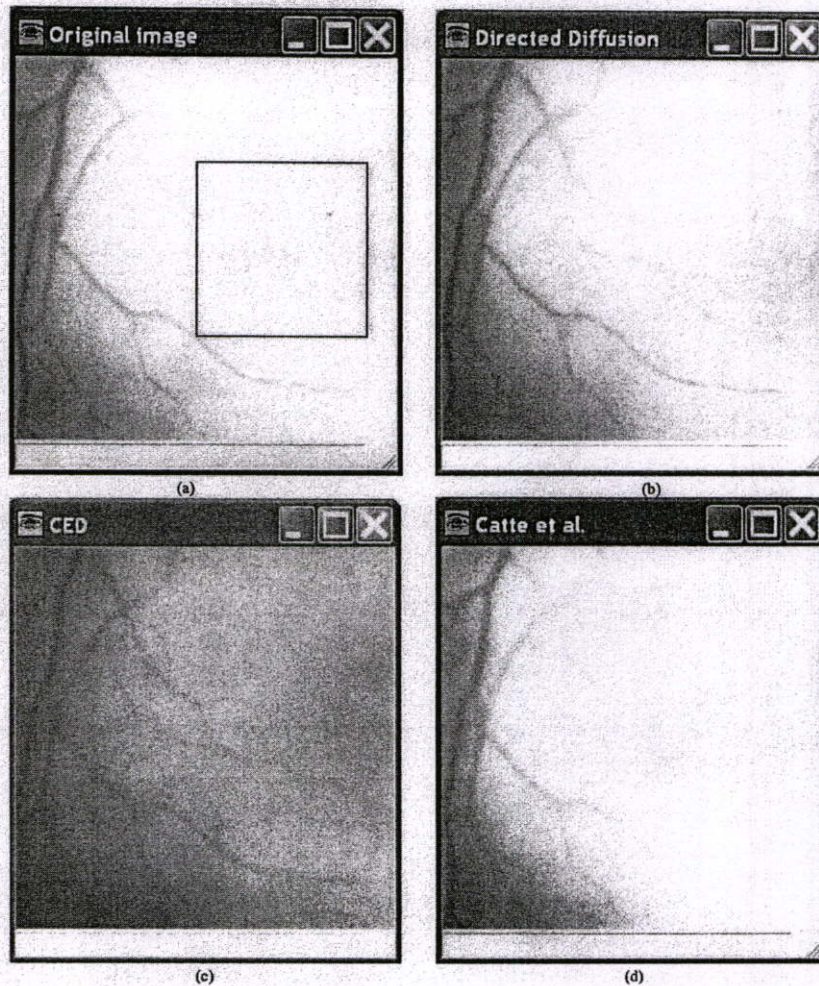


Fig. 3 (a) original image, and enhanced results: (b) the proposed method, (c) CED, and (d) Catté et al.

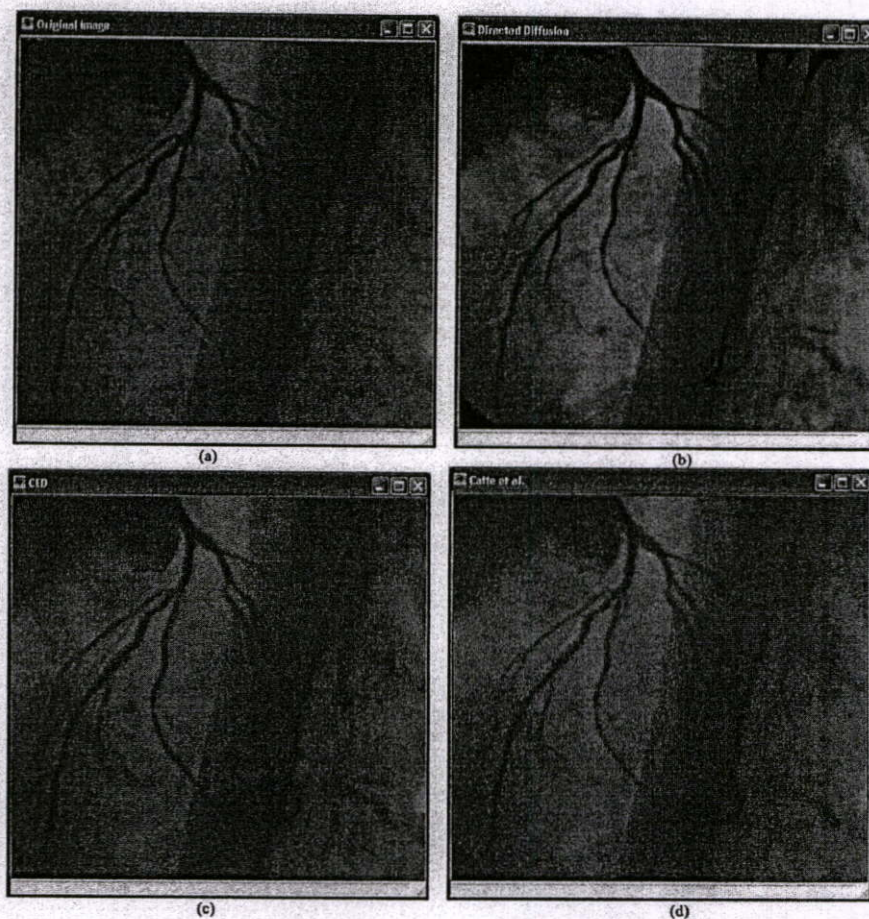


Fig. 4 (a) original image, and enhanced results: (b) the proposed method, (c) CED, and (d) Catté et al.

5. CONCLUSIONS

The effectiveness of the proposed method is shown through visual comparisons with two other anisotropic diffusion methods. For the image enhancement algorithm, the directed diffusion can smooth the data better in homogeneous regions. The superior performance of the proposed method over the CED and the regulation of Catté et al is in maintaining edge sharpness, booting up the edge magnitude, which this performance comes from the using multi-scale to define the optimal scale for each size of blood vessels. On the other hand, the algorithm can smooth the intra-region better than the traditional CED and the regulation of Catté et al in the same value of the diffusion parameters.

REFERENCES

- [1] M. Schrijver, *Angiographic Image Analysis to Assess the Severity of Coronary Stenoses*, Ph.D. Thesis, University of Twente, Netherlands, 2002.
- [2] M. Franz and R. Schuffny, "Segmentation of blood Vessels in Subtraction Angiographic Images," *Proc. 7th Digital Image Computing: Techniques and Applications*, C. Sun, H. Talbot, S. Ourselin and T. Adriaansen (Eds.), Sydney, pp. 215-224, 2003.
- [3] E. Meijering, *Image Enhancement in Digital X-Ray Angiography*, Ph.D. Thesis, Utrecht University, Netherlands, 2000.
- [4] J. Weickert, "Coherence enhancing diffusion filtering," *Intl. Jour. of Computer Vision*, Vol. 31 (2/3), pp. 111-127, 1999.

- [5] J.B.A. Maintz, P.A. vanden Elsen, and M.A. Viergever, "Evaluation of ridge seeking operators for multimodality medical image matching," *IEEE Trans. on Pattern Anal. Machine Intell.*, Vol. 18, No. 3, pp. 353-365, 1996.
- [6] A. Lopez, F. Lumbreras, J. Serrat, and J. Villanueva, "Evaluation of methods for ridge and valley detection," *IEEE Trans. on Pattern Anal. Machine Intell.*, Vol. 21, No. 4, pp. 327-335, 1999.
- [7] P. Perona and J. Malik, "Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion," *IEEE Trans. on Pattern Anal. Machine Intell.*, Vol. 12, pp. 629-639, 1990.
- [8] F. Catté, T. Coll, P. L. Lions and J. M. Morel, "Image Selective smoothing and Edge Detection by Nonlinear Diffusion", *SIAM J. Numer. Anal.* Vol. 29, No. 1, 1992, pp. 182-193.
- [9] S. Intajag, "Fuzzy morphological anisotropic diffusion," *Intl. Symposium on Comm. and Inf. Technol. (ISCIT 2002)*, Chonburi, Thailand, October 23-25, pp. 77-80 2002.
- [10] J. Weickert and B. Benhamouda, "Why the Perona-Malik filter works," *Technical Report DIKU-97/22*, Dept. of Computer Science, University of Copenhagen, Denmark, 1997.
- [11] A.F. Frangi, W.J. Niessen, K.L. Vincken, and M.A. Viergever, "Multiscale vessel enhancement filtering," *In Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention - MICCAI'98*, W.M. Wells, A. Colchester and S.L. Delp (Eds.), Lecture Notes in Computer Science, vol. 1496 - Springer Verlag, Berlin, Germany, pp. 130-137, 1998.
- [12] Fluorescence angiographic images, <http://www.isi.uu.nl/Education/Projects/Eye/>.
- [13] X-Ray angiographic images, <http://www.cc.gatech.edu/gvu/visualization/bleed/>.
- [14] S. Chaudhuri, S. Chatterjee, N. Katz, M. Nelson, and M. Goldbaum, "Detection of blood vessels in retinal images using two-dimensional matched filters," *IEEE Trans. on Medical Imaging*, Vol. 8, Issue 3, pp. 263-269, 1989.

ประวัติผู้เขียน

ชื่อ-สกุล	นายวิทยา ทิพย์สุวรรณพร
วัน-เดือน-ปีเกิด	3 มิถุนายน พ.ศ.2504
ประวัติการศึกษา	<p>ปีการศึกษา 2527 อุตสาหกรรมศาสตรบัณฑิต สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณ ทหารลาดกระบัง</p> <p>ปีการศึกษา 2532 วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหาร ลาดกระบัง</p> <p>ปีการศึกษา 2547 วิศวกรรมศาสตรบัณฑิต สถาบันเทคโนโลยีปทุมวัน</p>
ประวัติการรับราชการ	<p>- ปัจจุบันดำรงตำแหน่งรองศาสตราจารย์ ระดับ 9 สังกัดภาควิชา วิศวกรรมการวัดคุม คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยี พระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง</p> <p>- ได้รับแต่งตั้งให้ดำรงตำแหน่งอาจารย์ เมื่อวันที่ 2 เดือน มกราคม พ.ศ.2533</p> <p>- ได้รับแต่งตั้งให้ดำรงตำแหน่งผู้ช่วยศาสตราจารย์ เมื่อวันที่ 18 เดือน สิงหาคม พ.ศ.2536</p> <p>- ได้รับแต่งตั้งให้ดำรงตำแหน่งรองศาสตราจารย์ เมื่อวันที่ 30 เดือน พฤศจิกายน พ.ศ. 2539</p>
ตำแหน่งอื่น ๆ	<p>- เลขานุการภาควิชาเทคโนโลยีการวัดคุม ฯ เมื่อวันที่ 1 เดือน เมษายน พ.ศ.2534 จนถึง 30 เดือน กันยายน พ.ศ.2539</p> <p>- กรรมการคณะวิศวกรรมศาสตร์ เมื่อวันที่ 1 เดือน ตุลาคม พ.ศ.2534 จนถึง 30 เดือน กันยายน พ.ศ.2538</p> <p>- ประธานกรรมการหลักสูตรวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิศวกรรมการวัดคุม เมื่อวันที่ 1 เดือน มิถุนายน พ.ศ.2548 จนถึงปัจจุบัน</p>