

การเลือกขีดเริ่มเปลี่ยนแบบท้องถิ่นสำหรับการลดทอนสัญญาณรบกวนของภาพ  
บนพื้นฐานของดาวเบซีส์เวฟเล็ดสองมิติ



นางสาวพรทิพย์ ไพศาลสิงห์

สถาบันวิทยบริการ

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า


คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ปีการศึกษา 2548

ISBN 974-53-2859-6

ลิขสิทธิ์ของจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

LOCAL THRESHOLDING FOR TWO DIMENSIONAL DAUBECHIES WAVELET  
BASED IMAGE DENOISING



Miss Porntip Paisalsing

สถาบันวิทยบริการ  
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements  
for the Degree of Master of Engineering Program in Electrical Engineering

Department of Electrical Engineering

Faculty of Engineering

Chulalongkorn University

Academic Year 2005

ISBN 974-53-2859-6



พรทิพย์ ไพศาลสิงห์ : การเลือกขีดเริ่มเปลี่ยนแบบท้องถิ่นสำหรับการลดทอนสัญญาณรบกวนของภาพบนพื้นฐานของดาวเบซีส์เวฟเล็ตสองมิติ. (LOCAL THRESHOLDING FOR TWO DIMENSIONAL DAUBECHIES WAVELET BASED IMAGE DENOISING) อ. ที่ปรึกษา : รศ. ดร.สมชาย จิตะพันธ์กุล, 140 หน้า. ISBN 974-53-2859-6.

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้เสนอวิธีการลดทอนสัญญาณรบกวน ด้วยการแปลงเวฟเล็ต โดยนำข้อมูลของสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตที่อยู่ข้างเคียงมาพิจารณา ซึ่งแบ่งวิธีการลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอออกเป็นสองวิธีคือ การใช้วินโดว์ล้อมรอบสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ต แล้วหาขีดเริ่มเปลี่ยนด้วยวิธี SureShrink และการใช้วินโดว์ล้อมรอบสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ต แล้วหาขีดเริ่มเปลี่ยนด้วยวิธี BayesShrink ซึ่งทั้งสองวิธีใช้วินโดว์แบบไม่ซ้อนทับกัน ในการล้อมรอบสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ต โดยในวิทยานิพนธ์นี้ได้เปรียบเทียบผลการลดทอนสัญญาณรบกวนที่ขนาดวินโดว์ที่แตกต่างกัน เพื่อหาขนาดของวินโดว์ที่ให้ผลการลดทอนสัญญาณรบกวนที่ดีที่สุด

ผลของการเปรียบเทียบระหว่างวิธีการลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอกับวิธีการลดทอนสัญญาณรบกวนแบบอื่นๆ สามารถยืนยันได้ว่า วิธีการลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอให้ประสิทธิภาพเหนือกว่าวิธีการลดทอนสัญญาณรบกวนแบบอื่นๆ ได้แก่ Wiener VisuShrink SureShrink BayesShrink และ NeighShrink อย่างไรก็ตาม เทคนิคการลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอวิธีที่สองให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุด

ภาควิชา.....วิศวกรรมไฟฟ้า.....  
สาขาวิชา.....วิศวกรรมไฟฟ้า.....  
ปีการศึกษา.....2548.....

ลายมือชื่อนิสิต.....  
ลายมือชื่ออาจารย์ที่ปรึกษา.....



## 4670397321 : MAJOR ELECTRICAL ENGINEERING

KEY WORD: IMAGE DENOISING / 2D WAVELET / LOCAL THRESHOLDING

PORNTIP PAISALSING : LOCAL THRESHOLDING FOR TWO DIMENSIONAL DAUBECHIES WAVELET BASED IMAGE DENOISING. THESIS ADVISOR :ASSOC. PROF. SOMCHAI JITAPUNKUL, Dr.Ing. 140 pp. ISBN 974-53-2859-6.

This thesis proposes two wavelet based image denoising techniques which incorporate information from neighboring wavelet coefficients. The first one called local neighborhood window-based image denoising using SureShrink which chooses the threshold in each non-overlapping window by SureShrink technique. And the second one called local neighborhood window-based image denoising using BayesShrink which chooses the threshold in each non-overlapping window by BayesShrink technique. The window size which gives the best denoising performance of each image is also reported in this thesis. From the experimental results, our both proposed techniques outperform other traditional techniques including Wiener, VisuShrink, SureShrink, BayeShrink, and NeighShrink. However, the best results are found on the proposed method II technique.

Department..... Electrical Engineering.....  
 Field of study..... Electrical Engineering.....  
 Academic year..... 2005.....

Student's signature.....  
 Advisor's signature.....

## กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยคำแนะนำ และความช่วยเหลืออย่างดียิ่งของอาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ คือ รศ. ดร.สมชาย จิตะพันธ์กุล พร้อมทั้งแรงกระตุ้นและคำแนะนำของคณะกรรมการทุกท่าน ผู้วิจัยจึงขอกราบขอบพระคุณมา ณ ที่นี้

ขอกราบขอบพระคุณบิดามารดา และครอบครัวที่ให้กำลังใจ และการสนับสนุนแก่ผู้วิจัยเสมอมาจนสำเร็จการศึกษา

ขอขอบคุณโครงการเสริมสร้างความเชื่อมโยงระหว่างภาคทวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า และภาคเอกชนทางด้านการวิจัยและพัฒนา (Cooperative Project between Department of Electrical Engineering and Private sector for Research and Developpe) ที่ให้ทุนสนับสนุนค่าใช้จ่ายในการวิจัย และจัดทำวิทยานิพนธ์จนสำเร็จลุล่วง

สุดท้ายนี้ ขอขอบคุณห้องปฏิบัติการวิจัยกรรมวิธีสัญญาณดิจิทัล ซึ่งเป็นสถานที่ทำวิจัย รวมถึงเพื่อนๆ พี่ๆ นิสิตทุกท่าน ที่มีส่วนช่วยเหลือในการให้ข้อคิดเห็น คำแนะนำ และกำลังใจ จนกระทั่งวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ลุล่วงไปได้ด้วยดี

สถาบันวิทยบริการ  
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

## สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย .....	ง
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	จ
กิตติกรรมประกาศ.....	ฉ
สารบัญ.....	ช
สารบัญตาราง.....	ญ
สารบัญภาพ.....	ฎ
บทที่ 1 บทนำ.....	1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา.....	1
1.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	3
1.3 แนวทางของวิทยานิพนธ์.....	5
1.4 วัตถุประสงค์ของการวิจัย.....	6
1.5 ขอบเขตของวิทยานิพนธ์.....	7
1.6 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ.....	7
1.7 ขั้นตอนและวิธีการดำเนินการ .....	7
1.8 ภาพรวมของวิทยานิพนธ์.....	7
บทที่ 2 ความรู้พื้นฐานและทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง .....	9
2.1 ภาพดิจิทัล (Digital Image).....	9
2.2 ชนิดของภาพ (Image types) .....	11
2.3 แบบจำลองสัญญาณรบกวน (Noise model) [32] .....	12
2.4 การแปลงเวฟเล็ต [32-34] .....	17
2.4.1 การแปลงเวฟเล็ตของภาพ.....	27
2.5 แบบจำลองของภาพที่ถูกรบกวนด้วยสัญญาณรบกวน.....	36
2.6 การลดทอนสัญญาณรบกวนของภาพ (Denoising Image) .....	36
2.6.1 ตัวกรองวินเนอร์ (Wiener Filter) [2] [32] .....	37
2.6.2 การลดทอนสัญญาณรบกวน ด้วยการแปลงเวฟเล็ต.....	38
2.7 เกณฑ์ในการเปรียบเทียบคุณภาพของภาพ (Fidelity criteria).....	52
บทที่ 3 การลดทอนสัญญาณรบกวนของภาพ ด้วยการหาขีดเริ่มเปลี่ยนแบบท้องถิ่น .....	53
3.1 การลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำข้อมูลของสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตที่อยู่ข้างเคียงมา พิจารณา.....	53

3.2 การลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอ.....	56
บทที่ 4 ผลการทดสอบ.....	59
4.1 ขั้นตอนการทดสอบ.....	59
4.1.1 ภาพที่ใช้ในการทดสอบ.....	59
4.1.2 สัญญาณรบกวนของภาพที่ใช้ในการทดสอบ.....	61
4.1.3 การแปลงเวฟเล็ทของภาพที่ใช้ในการทดสอบ.....	61
4.2 ผลการทดสอบและวิเคราะห์การลดทอนสัญญาณรบกวน.....	64
4.2.1 เปรียบเทียบผลการทดสอบของการลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอกับการลดทอนสัญญาณรบกวนแบบอื่นๆ.....	64
4.2.2 เปรียบเทียบผลการลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอกับการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีต่างๆ ในแต่ละแถบย่อย.....	96
4.2.3 เปรียบเทียบผลการทดสอบของบริเวณที่สนใจของการลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอกับการลดทอนสัญญาณรบกวนแบบอื่นๆ.....	106
4.2.4 เปรียบเทียบผลการทดสอบแบบ Subjective test ของการลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอกับการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีอื่นๆ.....	115
บทที่ 5 บทสรุปและข้อเสนอแนะ.....	127
5.1 บทสรุป.....	127
5.2 ข้อเสนอแนะสำหรับงานวิจัยในอนาคต.....	128
รายการอ้างอิง.....	130
ภาคผนวก.....	133
ประวัติผู้เขียนวิทยานิพนธ์.....	140

สถาบันวิทยบริการ  
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

## สารบัญตาราง

ตาราง	หน้า
ตารางที่ 4.1 ค่า PSNR สำหรับภาพ Lena ที่การลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอกับการลดทอนสัญญาณรบกวนแบบต่างๆ .....	75
ตารางที่ 4.2 ค่า PSNR ของภาพ Barbara ที่การลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอกับการลดทอนสัญญาณรบกวนแบบต่างๆ .....	85
ตารางที่ 4.3 ค่า PSNR สำหรับภาพ Baboon ที่ลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอกับการลดทอนสัญญาณรบกวนแบบต่างๆ .....	95
ตารางที่ 4.4 เปรียบเทียบสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตในแต่ละระดับความละเอียดของภาพต้นฉบับ.	97
ตารางที่ 4.5 เปรียบเทียบสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตในแต่ละระดับความละเอียดของภาพที่ถูกรบกวนด้วยสัญญาณรบกวนที่ $\sigma = 20$ .....	98
ตารางที่ 4.6 เปรียบเทียบสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตในแต่ละระดับความละเอียดของการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธี VisuShrink .....	100
ตารางที่ 4.7 เปรียบเทียบสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตในแต่ละระดับความละเอียดของการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธี SureShrink .....	101
ตารางที่ 4.8 เปรียบเทียบสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตในแต่ละระดับความละเอียดของการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธี BayesShrink.....	102
ตารางที่ 4.9 เปรียบเทียบสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตในแต่ละระดับความละเอียดของการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธี NeighShrink ที่วินโดว์ขนาด $7 \times 7$ .....	103
ตารางที่ 4.10 เปรียบเทียบสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตในแต่ละระดับความละเอียดของการลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอวิธีที่หนึ่ง ที่วินโดว์ขนาด $7 \times 7$ .....	104
ตารางที่ 4.11 เปรียบเทียบสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตในแต่ละระดับความละเอียดของการลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอวิธีที่สอง ที่วินโดว์ขนาด $7 \times 7$ .....	105
ตารางที่ 5.1 ความซับซ้อนในการคำนวณการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีต่างๆ .....	129

## สารบัญภาพ

ภาพประกอบ	หน้า
รูปที่ 1.1 แบบจำลองของภาพที่ได้รับถูกรบกวนโดยสัญญาณรบกวน .....	2
รูปที่ 1.2 กระบวนการลดทอนสัญญาณรบกวน ด้วยการแปลงเวฟเล็ต แบบวิธีการเลือกขีดเริ่ม เปลี่ยน.....	3
รูปที่ 1.3 กระบวนการลดทอนสัญญาณรบกวน โดยการแปลงเวฟเล็ตแบบวิธีการเลือกขีดเริ่ม เปลี่ยน โดยนำข้อมูลของสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตที่อยู่ข้างเคียงมาพิจารณา.....	6
รูปที่ 2.1 พิกัดอ้างอิงที่ใช้ในการประมวลผลภาพ.....	10
รูปที่ 2.2 ฟังก์ชันความหนาแน่นของสัญญาณรบกวนชนิดต่างๆ .....	13
รูปที่ 2.3 การวิเคราะห์สัญญาณโดยแปลงสัญญาณแบบฟูรีเยร์.....	17
รูปที่ 2.4 การวิเคราะห์สัญญาณโดยแปลงสัญญาณแบบฟูรีเยร์ช่วงสั้น.....	18
รูปที่ 2.5 การวิเคราะห์สัญญาณโดยแปลงสัญญาณแบบเวฟเล็ต .....	18
รูปที่ 2.6 ความละเอียดของการแปลงทั้ง 4 แบบ ในการวิเคราะห์สัญญาณในเชิงเวลา-ความถี่...21	
รูปที่ 2.7 (ก) ฟังก์ชันสเกลลิง (Scaling function) และ (ข) มาเธอร์เวฟเล็ต (mother wavelet) ของการแปลงเวฟเล็ตแบบฮาร์.....	23
รูปที่ 2.8 (ก) Gaussian wavelet ที่มีลำดับอนุพันธ์แตกต่างกัน (ข) Mexican wavelet (ค) Morlet wavelet และ (ง) ฟังก์ชันสเกลลิง และมาเธอร์เวฟเล็ตของ Meyer .....	23
รูปที่ 2.9 ตัวอย่างของฟังก์ชันสเกลลิง และฟังก์ชันเวฟเล็ตของ Daubechies .....	25
รูปที่ 2.10 ตัวอย่างของฟังก์ชันสเกลลิง และฟังก์ชันเวฟเล็ตของ Coiflets .....	26
รูปที่ 2.11 ตัวอย่างของฟังก์ชันสเกลลิง และฟังก์ชันเวฟเล็ตของ Biorthogonal wavelet.....	27
รูปที่ 2.12 การวิเคราะห์ฟิลเตอร์แบงก์แบบสองช่องสัญญาณ .....	28
รูปที่ 2.13 การสังเคราะห์ฟิลเตอร์แบงก์แบบสองช่องสัญญาณ .....	28
รูปที่ 2.14 กระบวนการแปลงเวฟเล็ตของภาพ .....	29
รูปที่ 2.15 กระบวนการแปลงกลับเวฟเล็ตของภาพ .....	29
รูปที่ 2.16 การแปลงเวฟเล็ต 1 ระดับ (Level) ความละเอียดของภาพ.....	30
รูปที่ 2.17 การแปลงเวฟเล็ตของภาพตัวอย่างโดยใช้เวฟเล็ตชนิด Daubechies .....	31
รูปที่ 2.18 โครงสร้างภาพพีระมิด .....	32
รูปที่ 2.19 ตัวอย่างภาพพีระมิดที่มี 4 ระดับความละเอียด .....	32
รูปที่ 2.20 การแปลงเวฟเล็ตแบบพีระมิด 2 ระดับความละเอียด.....	33
รูปที่ 2.21 กระบวนการแปลงเวฟเล็ตแบบพีระมิด .....	33
รูปที่ 2.22 กระบวนการแปลงกลับเวฟเล็ตแบบพีระมิด .....	34

รูปที่ 2.23 การแปลงเวฟเล็ตแบบพีระมิด 2 ระดับความละเอียดของภาพตัวอย่าง .....	35
รูปที่ 2.24 กระบวนการลดทอนสัญญาณรบกวน ด้วยการแปลงเวฟเล็ต แบบ Wavelet thresholding .....	39
รูปที่ 2.25 ฟังก์ชันการประยุกต์ใช้ขีดเริ่มเปลี่ยน (n) ฟังก์ชันฟังก์ชันการประยุกต์ใช้ขีดเริ่มเปลี่ยนแบบ Hard-threshold (ข) ฟังก์ชันการประยุกต์ใช้ขีดเริ่มเปลี่ยนแบบ Soft-threshold .....	41
รูปที่ 2.26 [12] ผลการทดสอบการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธี VisuShrink (n) ฟังก์ชันต้นแบบ (ข) ฟังก์ชัน (n) ที่ถูกรบกวนด้วยสัญญาณรบกวนที่มีการกระจายตัวแบบเกาส์ $(N(0,1))$ (ค) สัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตของฟังก์ชัน (n) (ง) สัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตของ (ข) (จ) วิธี VisuShrink (ฉ) สัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตของวิธี VisuShrink ..	43
รูปที่ 2.27 แผนภาพแสดงการหาขีดเริ่มเปลี่ยน โดยวิธี SURE .....	47
รูปที่ 2.28 แผนภาพการลดทอนสัญญาณรบกวน โดยวิธีการ SureShrink .....	48
รูปที่ 2.29 แผนภาพแสดงการหาขีดเริ่มเปลี่ยน โดยวิธี BayesShrink .....	51
รูปที่ 3.1 สัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตของฟังก์ชัน Bumps [13].....	54
รูปที่ 3.2 การเลือกสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตที่อยู่ข้างเคียงแบบวินโดวโดวีไม่มีการซ้อนทับกัน.....	55
รูปที่ 3.3 กระบวนการลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอ .....	58
รูปที่ 4.1 ภาพที่ใช้ในการทดสอบ .....	59
รูปที่ 4.2 ฮิสโทแกรมสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตของภาพทั้ง 3 ภาพที่ใช้ในการทดสอบ [20] โดยจะแสดงระดับของภาพจากบนลงล่าง และแสดงแถบย่อยจากซ้ายไปขวา.....	60
รูปที่ 4.3 ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของภาพ Lena ของ Duabechies wavelets ที่ระดับของเวฟเล็ตต่างๆ กัน.....	62
รูปที่ 4.4 ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของภาพ Barbara ของ Duabechies wavelets ที่ระดับของเวฟเล็ตต่างๆ กัน.....	63
รูปที่ 4.5 ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของภาพ Baboon ของ Duabechies wavelets ที่ระดับของเวฟเล็ตต่างๆ กัน.....	63
รูปที่ 4.6 (ก) ภาพต้นแบบของ Lena (ข) ภาพที่ถูกรบกวนด้วยสัญญาณรบกวนที่ $\sigma = 20$ .....	68
รูปที่ 4.7 ค่า PSNR สำหรับภาพ Lena ที่การลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอกับการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีต่างๆ .....	74
รูปที่ 4.8 (ก) ภาพต้นแบบของ Barbara (ข) ภาพที่ถูกรบกวนด้วยสัญญาณรบกวนที่ $\sigma = 20$ ..	78
รูปที่ 4.9 ค่า PSNR ของภาพ Barbara ที่การลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอกับการลดทอนสัญญาณรบกวนแบบต่างๆ.....	84

รูปที่ 4.10 (ก) ภาพต้นแบบของ Baboon (ข) ภาพที่ถูกรบกวนด้วยสัญญาณรบกวนที่ $\sigma = 20$ .88	
รูปที่ 4.11 ค่า PSNR สำหรับภาพ Baboon ที่ลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอกับการ ลดทอนสัญญาณรบกวนแบบต่างๆ .....	94
รูปที่ 4.12 เปรียบเทียบประสิทธิภาพของการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีต่างๆ สำหรับภาพ Lena ของบริเวณที่สนใจ.....	106
รูปที่ 4.13 เปรียบเทียบประสิทธิภาพของการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีต่างๆ สำหรับภาพ Barbara ของบริเวณที่สนใจ.....	109
รูปที่ 4.14 เปรียบเทียบประสิทธิภาพของการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีต่างๆ สำหรับภาพ Baboon ของบริเวณที่สนใจ .....	112
รูปที่ 4.15 เปรียบเทียบประสิทธิภาพของการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีต่างๆ สำหรับภาพ Lena แบบ Subjective test .....	115
รูปที่ 4.16 เปรียบเทียบประสิทธิภาพของการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีต่างๆ สำหรับภาพ Barbara แบบ Subjective test.....	118
รูปที่ 4.17 เปรียบเทียบประสิทธิภาพของการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีต่างๆ สำหรับภาพ Baboon แบบ Subjective test .....	120
รูปที่ 4.18 เปรียบเทียบประสิทธิภาพของบริเวณที่สนใจของการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธี ต่างๆ สำหรับภาพ Baboon แบบ Subjective test.....	125





# บทที่ 1

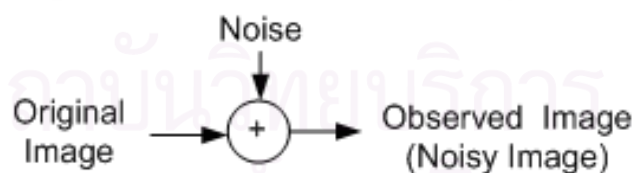
## บทนำ

### 1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

ในปัจจุบันภาพดิจิทัลเข้ามามีบทบาทสำคัญ และถูกนำมาใช้มากกับศาสตร์หลายแขนงเช่น ทางด้านเทคโนโลยีสารสนเทศ รวมทั้งถูกนำมาใช้ในงานวิจัยต่างๆ เช่น งานวิจัยทางด้านระบบสารสนเทศทางภูมิศาสตร์ (Geographical Information System: GIS) งานวิจัยทางด้านดาราศาสตร์ (Astronomy) เป็นต้น หัวใจหลักของกรรมวิธีในการวิเคราะห์ผลภาพดิจิทัลที่ถูกนำมาใช้กันอย่างแพร่หลายนั้นคือ ภาพที่จะนำไปใช้ โดยภาพที่จะนำไปใช้นั้นจะมาจากภาพต้นแบบ (Original Image) ที่ผ่านการประมวลผลสัญญาณภาพ (Image Processing) ปัญหาสำคัญที่เกิดขึ้นในระหว่างการประมวลผลสัญญาณภาพได้แก่ ภาพส่วนใหญ่มักจะถูกรบกวนด้วยสัญญาณรบกวนอันอาจเกิดจากการใช้เซ็นเซอร์รับภาพที่ไม่ดีเพียงพอ กระบวนการบันทึกข้อมูลที่ไม่สมบูรณ์ เป็นต้น ดังนั้นภาพที่ได้รับจึงเป็นภาพที่มีสัญญาณรบกวนรวมอยู่ด้วย (noisy image) กระบวนการประมวลผลสัญญาณภาพจะแสดงดังรูปที่ 1.1 เมื่อเรานำภาพที่มีสัญญาณรบกวนรวมอยู่ด้วยไปใช้ อาจทำให้เกิดความผิดพลาดในการวิเคราะห์ผลได้ ดังนั้นก่อนที่เราจะนำภาพไปใช้ในกระบวนการใดๆ จำเป็นที่จะต้องลดทอนสัญญาณรบกวนก่อน ซึ่งกรรมวิธีการลดทอนสัญญาณรบกวน (Denoising) มีเป้าหมายที่สำคัญคือ จะต้องลดทอนสัญญาณรบกวนของภาพให้ได้มากที่สุด โดยไม่ทำให้ภาพต้นแบบเกิดความผิดเพี้ยน เพื่อที่จะทำให้ภาพที่ได้ไม่เกิดความผิดเพี้ยนนั้น จำเป็นต้องประยุกต์เทคนิคของกรรมวิธีในการลดทอนสัญญาณรบกวนให้มีประสิทธิภาพสูงขึ้น

เนื่องจากกรรมวิธีการลดทอนสัญญาณรบกวน (Denoising) เป็นกรรมวิธีที่สำคัญอย่างมากในกระบวนการก่อน (pre-processing) ในระบบภาพและวิดีโอ ทำให้มีการศึกษาค้นคว้ากรรมวิธีลดทอนสัญญาณรบกวนอย่างหลากหลาย ทั้งนี้เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการลดทอนสัญญาณรบกวนของภาพให้มากยิ่งขึ้น และไม่ทำให้ข้อมูลภาพที่ได้จากการลดทอนสัญญาณรบกวนเกิดความเสียหาย กรรมวิธีเชิงเส้น (linear processing) [1-3] เป็นกรรมวิธีเบื้องต้นที่ถูกนำมาใช้อย่างแพร่หลาย เพื่อการลดทอนสัญญาณรบกวน เนื่องจากเป็นวิธีที่ง่าย และมีการคำนวณที่มีความซับซ้อนต่ำ ตัวอย่างเช่นวิธี Wiener filter [2] ซึ่งถูกเสนอโดย Wiener ในปี 1942 โดยทำการประมาณค่าเฉลี่ยกำลังสองของค่าผิดพลาดต่ำสุด (Minimum Mean Square

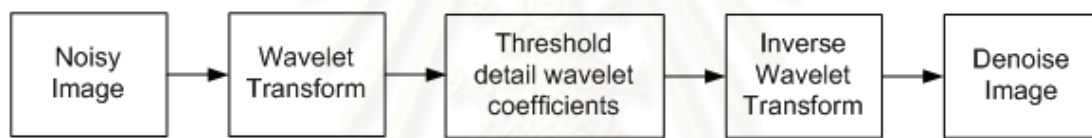
Error: MMSE) จากการประมาณค่าของสเปกตรัมของภาพ แต่กรรมวิธีเชิงเส้นนี้มีข้อเสียคือ ไม่สามารถลดทอนสัญญาณรบกวนได้ดีเพียงพอ ทำให้ภาพที่ได้หลังจากการลดทอนสัญญาณรบกวน เกิดความผิดเพี้ยน ดังนั้นจึงได้มีการพัฒนาเทคนิคการลดทอนสัญญาณรบกวนให้มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น ซึ่งมีหลายวิธีเช่น วิธีการกรองแบบไม่เชิงเส้น (Adaptive nonlinear filters) [4-7] DCT-based solution [8] fuzzy logic [9] การแปลงเวฟเล็ต (Wavelet transform) [10-27] เป็นต้น ในวิทยานิพนธ์นี้จะทำการศึกษาการลดทอนสัญญาณรบกวนด้วยการแปลงเวฟเล็ต เนื่องจากวิธีการลดทอนสัญญาณรบกวน แบบนี้เป็นวิธีที่ง่ายต่อการเข้าใจ มีประสิทธิภาพในการลดทอนสัญญาณรบกวนของภาพ และมีความหลากหลายในการปรับปรุงประสิทธิภาพของการลดทอนสัญญาณรบกวน โดยการแปลงเวฟเล็ตมีคุณสมบัติที่สำคัญคือ เป็นการแปลงแบบต่อเนื่องเทียม (pseudo-continuous transformation) มีการกระจายตัวของสัญญาณเชิงตั้งฉากแบบหลายระดับ (multiresolution orthogonal signal decomposition) โดยเวฟเล็ตจะให้มาตราส่วนที่คงที่ สามารถวิเคราะห์สัญญาณได้ทั้งเชิงเวลา และเชิงความถี่ได้พร้อมๆ กัน อีกทั้งมีคุณสมบัติ sparsity คือ การกระจายตัวของสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตของภาพเป็นแบบเบาบาง และยังมีขั้นตอนวิธีในการทำงานที่รวดเร็ว โดยการลดทอนสัญญาณรบกวนด้วยการแปลงเวฟเล็ตสามารถแบ่งออกได้หลายวิธีเช่น วิธีการการกรองแบบเชิงเส้น (Linear filtering) [10-11] วิธีการกรองขีดเริ่มเปลี่ยนแบบไม่เชิงเส้น (Non-linear threshold filtering) [13-27], Wavelet Coefficient Model [28-29], Non-Orthogonal Wavelet Transform [30-31] เป็นต้น สำหรับวิทยานิพนธ์นี้จะศึกษาในส่วนของกระบวนการลดทอนสัญญาณรบกวน ด้วยการแปลงเวฟเล็ตแบบวิธีการกรองขีดเริ่มเปลี่ยนแบบไม่เชิงเส้น เพราะในปัจจุบันงานวิจัยต่างๆ ได้ให้ความสนใจในการศึกษาค้นคว้าทางด้านนี้



รูปที่ 1.1 แบบจำลองของภาพที่ได้รับถูกรบกวนโดยสัญญาณรบกวน

โดยงานวิจัย [13-15] ได้เสนอการลดทอนสัญญาณรบกวน โดยการแปลงเวฟเล็ตแบบวิธี Wavelet thresholding โดยแปลงสัญญาณภาพที่ถูกรบกวนโดยสัญญาณรบกวน ซึ่งกำหนดให้สัญญาณรบกวนเป็นสัญญาณรบกวนเกาส์สีขาวแบบบวก (Additive White Gaussian Noise: AWGN) ซึ่งจะมีค่าเฉลี่ยเป็นศูนย์ และมีค่าความแปรปรวนเป็น  $\sigma^2$  ในโดเมนของเวฟเล็ต

แล้วนำค่าสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตที่ได้จากการแปลงเวฟเล็ตมาเปรียบเทียบกับขีดเริ่มเปลี่ยน (Threshold) ค่าหนึ่งที่ได้คำนวณไว้ตามกฎของการเลือกขีดเริ่มเปลี่ยน ซึ่งขั้นตอนในการลดทอนสัญญาณรบกวนแสดงดังรูปที่ 1.2 ซึ่งงานวิจัย [13-15] ได้แสดงโครงสร้างในการลดทอนสัญญาณรบกวน ด้วยเทคนิคการหาขีดเริ่มเปลี่ยนไว้อย่างหลากหลาย โดยมีขั้นตอนวิธีดังนี้คือ เริ่มต้นจะทำการหาขีดเริ่มเปลี่ยนที่มีค่าต่ำสุดที่เหมาะสมที่สุด จากผลการศึกษาค่าการประมาณเส้นโค้งในหนึ่งมิติของสัญญาณที่ถูกรบกวนด้วยสัญญาณรบกวน แสดงให้เห็นว่าวิธีการหาขีดเริ่มเปลี่ยนเป็นวิธีที่มีอัตราการลู่เข้าดีกว่าวิธีเชิงเส้นที่ฟังก์ชันปริภูมิบาซอฟ (Basov space) [12-13] แล้วจัดให้ค่าสัมประสิทธิ์เป็นศูนย์ เมื่อสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตมีค่าน้อยกว่าขีดเริ่มเปลี่ยน ส่วนที่เหลือยังคงค่าไว้ หรือนำไปปรับปรุง ซึ่งขึ้นอยู่กับกฎการเลือกขีดเริ่มเปลี่ยน ดังนั้นการหาขีดเริ่มเปลี่ยนเป็นสิ่งสำคัญที่ส่งผลกระทบต่อสัญญาณที่มีค่าของสัมประสิทธิ์ลักษณะเบาบาง (sparse) หรือค่อนข้างเบาบาง (near-sparse) ซึ่งจะรวมกันเป็นกลุ่มเล็ก ๆ โดยขีดเริ่มเปลี่ยนจะกระทำตัวเป็นนักพยากรณ์ ซึ่งจะจำแนกสัมประสิทธิ์หรือออกเป็นสัมประสิทธิ์ที่ไม่สำคัญคือ สัญญาณรบกวน และสัมประสิทธิ์ที่สำคัญคือ ข้อมูลต้นแบบ



รูปที่ 1.2 กระบวนการลดทอนสัญญาณรบกวน ด้วยการแปลงเวฟเล็ต แบบวิธีการเลือกขีดเริ่มเปลี่ยน

## 1.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

จากกรรมวิธีการลดทอนสัญญาณรบกวน โดยการแปลงเวฟเล็ตแบบหาขีดเริ่มเปลี่ยนดังที่กล่าวมาข้างต้น จะเห็นว่าการเลือกขีดเริ่มเปลี่ยนมีความสำคัญมาก โดยถ้าขีดเริ่มเปลี่ยนมีค่ามาก หรือน้อยเกินไป จะส่งผลกระทบต่อสัมประสิทธิ์ที่สำคัญของภาพ ทำให้ภาพที่ได้เกิดความผิดเพี้ยน ดังนั้นจำเป็นที่จะต้องมามีวิธีการเลือกขีดเริ่มเปลี่ยนให้เหมาะสม เพื่อที่จะทำการลดทอนสัญญาณรบกวนมีประสิทธิภาพ และไม่ทำให้ภาพเกิดความผิดเพี้ยน ซึ่งวิธีการเลือกขีดเริ่มเปลี่ยนมีงานวิจัยเสนอไว้หลายวิธีเช่น

งานวิจัย [12] ได้เสนอวิธี VisuShrink โดยวิธีนี้จะทำให้บริเวณของภาพมีความราบเรียบ (smooth) ที่เป็นเช่นนี้ก็เพราะการเลือกขีดเริ่มเปลี่ยนมีค่าเป็น  $\lambda_U = \sigma\sqrt{2\log M}$  (เรียกว่า Universal Threshold และ  $\sigma^2$  คือค่าความแปรปรวนของสัญญาณรบกวน) เนื่องจาก

การหาขีดเริ่มเปลี่ยนวิธีนี้จะขึ้นอยู่กับจำนวนของจุดภาพ (pixel) ของภาพ ดังนั้นเมื่อภาพมีขนาดใหญ่ขึ้นจะให้ผลภาพที่ได้หลังจากการลดทอนสัญญาณรบกวนค่อนข้างแย่

งานวิจัย [13] ได้เสนอวิธี SureShrink เป็นวิธีไฮบริด (Hybrid) ระหว่างวิธีการหาขีดเริ่มเปลี่ยนแบบ Universal Threshold กับวิธีการหาขีดเริ่มเปลี่ยนแบบ SURE [Stein's Unbiased Risk Estimator Threshold] ซึ่งวิธีการหาขีดเริ่มเปลี่ยนแบบ SURE คำนวณจากอนุพันธ์ของการประมาณค่าความเสี่ยงแบบ Unbiased ที่น้อยที่สุดของ Stein ซึ่งการหาขีดเริ่มเปลี่ยนจะขึ้นอยู่กับพลังงานของแต่ละแถบย่อย (subband) วิธีนี้ให้ผลภาพที่ได้หลังจากการลดทอนสัญญาณรบกวนที่ดีกว่าวิธี VisuShrink

งานวิจัย [20] ได้เสนอวิธี BayesShrink เป็นการหาอนุพันธ์ของเบส์ (Bayes) ซึ่งวิธีนี้จะลดความเสี่ยงของฟังก์ชันตัวประมาณค่าเบส์ลง โดยค่าก่อนที่ใช้บนสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ต กำหนดให้เป็นสมการทั่วไปของการกระจายแบบเกาส์ (Generalized Gaussian prior: GGD) ซึ่งใช้กันอย่างกว้างขวางในการประยุกต์ใช้งานทางด้านการประมวลผลภาพ และเป็นการหาขีดเริ่มเปลี่ยนเป็นแบบปรับตัวได้ และแสดงผลภาพที่ได้หลังจากการลดทอนสัญญาณรบกวนที่ดีกว่าวิธี SureShrink

จากการศึกษาของงานวิจัยข้างต้นจะพบว่า กรรมวิธีการลดทอนสัญญาณรบกวนแบบกรองขีดเริ่มเปลี่ยนแบบไม่เชิงเส้นที่ให้ผลดีคือ วิธี SureShrink และวิธี BayesShrink แต่วิธีการลดทอนสัญญาณรบกวนแบบนี้จะทำทั้งภาพ แบบที่ละพจน์ ทำให้ขีดเริ่มเปลี่ยนที่ได้อาจไม่เหมาะสม เพราะถ้าขีดเริ่มเปลี่ยนมีค่าน้อยเกินไป จะทำให้สัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตของสัญญาณรบกวนที่มีขนาดใหญ่จะถูกเก็บค่าไว้ หรือถ้าขีดเริ่มเปลี่ยนมีค่ามากเกินไป สัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตของสัญญาณสำคัญที่มีขนาดเล็กก็จะถูกกำจัดทิ้ง โดยภาพที่ได้จากการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีเหล่านี้อาจผิดเพี้ยนไปจากภาพต้นฉบับ ดังนั้นจึงได้มีงานวิจัยที่น่าเสนอ วิธีการลดทอนสัญญาณรบกวน โดยนำสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตข้างเคียงมาพิจารณา เพื่อเพิ่มความถูกต้อง และความเหมาะสมในการหาขีดเริ่มเปลี่ยนของสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตของภาพ ทำให้ภาพจากการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีนี้ที่ได้มีความถูกต้อง และไม่เกิดความผิดเพี้ยนไปจากภาพต้นฉบับ ซึ่งมีงานวิจัยต่างๆ ดังนี้

งานวิจัย [21-23] ได้ศึกษาการหาขีดเริ่มเปลี่ยนภายในบล็อกของการประมาณฟังก์ชันเวฟเล็ต โดยขีดเริ่มเปลี่ยนนี้จะหาได้จากกลุ่มของสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตมากกว่าการหาขีดเริ่มเปลี่ยนแบบเดียว ซึ่งพิจารณาจากคุณสมบัติของเวฟเล็ตว่า ถ้าสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตมีขนาดใหญ่ สัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตที่อยู่ข้างเคียงก็น่าจะมีขนาดใหญ่ด้วย หรือถ้าสัมประสิทธิ์ของ

เวฟเล็ตมีขนาดเล็ก สัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตที่อยู่ข้างเคียงก็น่าจะมีขนาดเล็กด้วย ดังนั้นถ้าพิจารณาอิทธิพลของสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตข้างเคียง น่าจะเพิ่มความถูกต้องในการหาขีดเริ่มเปลี่ยนที่เหมาะสมได้ แล้วทำการตัดสินใจว่าจะเก็บค่าของสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตเอาไว้ หรือจะทิ้งค่าของสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตนั้น โดยจะทำทั้งหมดภายในบล็อก วิธีนี้จะจัดกลุ่มสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ต โดยใช้บล็อกที่ไม่ซ้อนทับกัน

งานวิจัย [24-25] ใช้ประโยชน์จากความคิดของ [21-23] นำมาหาขีดเริ่มเปลี่ยน โดยใช้บล็อกพิจารณา แต่ทำการหาขีดเริ่มเปลี่ยน ด้วยการแปลงแบบมัลติเวฟเล็ต

งานวิจัย [26] ศึกษา Wavelet Shrinkage โดยนำข้อมูลของสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตข้างเคียงมาพิจารณา ซึ่งจะพิจารณาสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตข้างเคียง แบบบล็อกที่มีการซ้อนทับกัน โดยพิจารณาเป็นสัญญาณแบบหนึ่งมิติ

งานวิจัย [27] ศึกษา Wavelet Shrinkage โดยนำข้อมูลของสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตข้างเคียงมาพิจารณา ตามงานวิจัย [26] โดยพิจารณาเป็นสัญญาณสองมิติ ซึ่งเรียกวิธีการลดทอนสัญญาณรบกวนแบบนี้ว่า NeighShrink ทำให้ภาพที่ได้จากการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีนี้ให้ผลเป็นที่น่าพอใจ

เนื่องจากวิธีการลดทอนสัญญาณรบกวน โดยพิจารณากลุ่มของสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตข้างเคียงดังที่กล่าวมาข้างต้น จาก [13-27] จะพบว่าวิธีการหาขีดเริ่มเปลี่ยนที่ใช้อยู่เป็นวิธีที่ให้ผลภาพไม่ดีเท่าที่ควร ดังนั้นวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จึงเสนอวิธีการลดทอนสัญญาณรบกวน ด้วยการแปลงเวฟเล็ต โดยนำข้อมูลของสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตข้างเคียงมาพิจารณา ซึ่งแบ่งวิธีการลดทอนสัญญาณรบกวนที่น่าเสนอออกเป็นสองวิธีคือ การใช้วินโดว์ล้อมรอบสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ต แล้วหาขีดเริ่มเปลี่ยนด้วยวิธี SureShrink [12] และการใช้วินโดว์ล้อมรอบสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ต แล้วหาขีดเริ่มเปลี่ยนด้วย BayesShrink [20] ซึ่งทั้งสองวิธีใช้วินโดว์แบบไม่มีการซ้อนทับกันในการล้อมรอบสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ต และมีขนาดแตกต่างกันดังนี้คือ  $3 \times 3$ ,  $5 \times 5$ ,  $7 \times 7$  เพื่อหาขนาดของวินโดว์ที่ให้ผลการลดทอนสัญญาณรบกวนที่ดีที่สุด

### 1.3 แนวทางของวิทยานิพนธ์

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ จะเสนอการลดทอนสัญญาณรบกวน ด้วยการแปลงเวฟเล็ต โดยนำข้อมูลของสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตที่อยู่ข้างเคียงมาพิจารณา ซึ่งแบ่งวิธีการลดทอนสัญญาณรบกวนที่น่าเสนอออกเป็นสองวิธีคือ การใช้วินโดว์ล้อมรอบสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ต แล้วหาขีดเริ่มเปลี่ยนด้วยวิธี SureShrink [12] และการใช้วินโดว์ล้อมรอบสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ต แล้ว

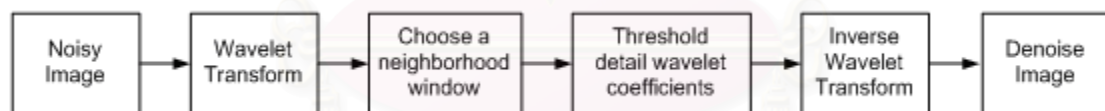


หาขีดเริ่มเปลี่ยนด้วย BayesShrink [20] ซึ่งทั้งสองวิธีใช้วินโดวแบบไม่มีการซ้อนทับกัน ในการล้อมรอบสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ต โดยวิทยานิพนธ์นี้ได้เปรียบเทียบผลการลดทอนสัญญาณรบกวนที่ขนาดแตกต่างกันดังนี้คือ  $3 \times 3, 5 \times 5, 7 \times 7$  เพื่อหาขนาดของวินโดวที่ให้ผลการลดทอนสัญญาณรบกวนที่ดีที่สุด โดยนำมาเปรียบเทียบผลกับวิธีการหาขีดเริ่มเปลี่ยนที่ไม่ใช้สัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตที่อยู่ข้างเคียงมาพิจารณา ซึ่งได้แก่วิธี Wiener VisuShrink SureShrink BayesShrink และวิธีการหาขีดเริ่มเปลี่ยน โดยนำสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตที่อยู่ข้างเคียงมาพิจารณา ซึ่งได้แก่วิธี NeighShrink

ขั้นตอนวิธีของการลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอทั้งสองวิธี มีดังนี้

1. นำสัญญาณภาพที่ถูกรบกวนโดยสัญญาณรบกวนมาแปลงเวฟเล็ตสองมิติ แบบเต็มหน่วย (Discrete Wavelet Transform)
2. นำค่าสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตไปปรับปรุง โดยทำการเลือกขนาดของวินโดว แล้วหาขีดเริ่มเปลี่ยน (Threshold) ในแต่ละวินโดวจากวิธี SureShrink และวิธี BayesShrink
3. นำสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตที่ปรับปรุงแล้วนี้มาสร้างกลับ (Inverse Discrete Wavelet Transform) จะได้สัญญาณภาพที่ปรับปรุงแล้ว

จะแสดงขั้นตอนวิธีในการลดทอนสัญญาณรบกวน โดยการใช้สัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตที่อยู่ข้างเคียงมาพิจารณาดังรูปที่ 1.3



รูปที่ 1.3 กระบวนการลดทอนสัญญาณรบกวน โดยการแปลงเวฟเล็ตแบบวิธีการเลือกขีดเริ่มเปลี่ยน โดยนำข้อมูลของสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตที่อยู่ข้างเคียงมาพิจารณา

#### 1.4 วัตถุประสงค์ของการวิจัย

เพื่อปรับปรุงกรรมวิธีการลดทอนสัญญาณรบกวนของภาพ ด้วยการแปลงเวฟเล็ต โดยนำข้อมูลของสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตที่อยู่ข้างเคียงมาพิจารณา ซึ่งจะทำการจัดกลุ่มสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตแบบวินโดวที่ไม่มีการซ้อนทับกัน เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการลดทอนสัญญาณรบกวนของภาพ โดยยังคงลักษณะสำคัญของภาพเดิมเอาไว้

## 1.5 ขอบเขตของวิทยานิพนธ์

ทำการปรับปรุงกรรมวิธีในการลดทอนสัญญาณรบกวนของภาพ ด้วยการแปลงเวฟเล็ต โดยนำข้อมูลของสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตที่อยู่ข้างเคียงมาพิจารณา ซึ่งจะทำให้การจับกลุ่มสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตแบบวินโดวที่ไม่มี การซ้อนทับกัน แล้วหาขีดเริ่มเปลี่ยน ซึ่งจะนำวิธีการหาขีดเริ่มเปลี่ยนแบบ SureShrink และ BayesShrink มาประยุกต์ใช้ เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการลดทอนสัญญาณรบกวนของภาพ โดยยังคงลักษณะสำคัญของภาพเดิมเอาไว้

## 1.6 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1. ทราบถึงความรู้พื้นฐานของการแปลงเวฟเล็ต
2. ทราบถึงความรู้พื้นฐานของการลดทอนสัญญาณรบกวนของภาพ
3. ทราบถึงระเบียบวิธีที่เหมาะสมกับการลดทอนสัญญาณรบกวนของภาพ
4. เพื่อเป็นแนวทางในการนำไปประยุกต์ใช้กับงานรูปแบบต่าง ๆ ไม่ว่าจะเป็นภาพถ่ายทางการแพทย์ ภาพถ่ายทางทหาร หรือภาพถ่ายความร้อน เป็นต้น

## 1.7 ขั้นตอนและวิธีการดำเนินการ

1. ศึกษาความรู้พื้นฐานของการแปลงเวฟเล็ต
2. ศึกษาความรู้พื้นฐานของการลดทอนสัญญาณรบกวนของภาพ
3. ศึกษาวิธีที่ใช้ลดทอนสัญญาณรบกวนของภาพ
4. วิเคราะห์ และพัฒนาระเบียบวิธีที่เหมาะสมกับการลดทอนสัญญาณรบกวนของภาพ
5. ทดสอบ และวัดประสิทธิภาพของวิธีการที่ใช้ในการลดทอนสัญญาณรบกวนของภาพ
6. เปรียบเทียบและวิเคราะห์ผลจากการทดลอง
7. จัดทำรายงานฉบับสมบูรณ์

## 1.8 ภาพรวมของวิทยานิพนธ์

เนื้อหาของวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ แบ่งออกเป็น 5 บท คือ

บทที่ 1 บทนำ มีการกล่าวถึงประวัติความเป็นมา พื้นฐานของการลดทอนสัญญาณรบกวน งานวิจัยที่ผ่านมา แนวทางที่นำเสนอ จากนั้นได้กล่าวถึง วัตถุประสงค์ ขอบเขตของวิธีการดำเนินการวิจัย ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ และขั้นตอนการดำเนินงาน

บทที่ 2 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง เนื้อหาในบทนี้ได้กล่าวถึง ความรู้พื้นฐานเกี่ยวกับภาพดิจิทัล หลักการพื้นฐานของทฤษฎีแปลงเวฟเล็ต และแสดงการเชื่อมต่อของคุณสมบัติการแปลงเวฟ

เกี่ยวกับการนำไปใช้ในการประมวลผลภาพ และกล่าวถึงการลดทอนสัญญาณรบกวนของภาพ ด้วยวิธีการแปลงเวฟเล็ต และเกณฑ์ในการเปรียบเทียบคุณภาพของภาพ

บทที่ 3 .ในบทนี้ได้กล่าวถึงการลดทอนสัญญาณรบกวนของภาพ ด้วยการแปลงเวฟเล็ต โดยนำสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตที่อยู่ข้างเคียงมาพิจารณา รวมถึงวิธีการลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอ และพัฒนาในงานวิจัยนี้

บทที่ 4 ผลการทดสอบแสดงประสิทธิภาพของวิธีการลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอเปรียบเทียบกับวิธีการลดทอนสัญญาณวิธีอื่นๆ

บทที่ 5 สรุปผลการวิจัย และข้อเสนอแนะสำหรับการพัฒนางานวิจัยต่อไป



สถาบันวิทยบริการ  
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



## บทที่ 2

### ความรู้พื้นฐานและทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

ในบทนี้จะกล่าวถึงทฤษฎีพื้นฐานที่นำมาใช้สำหรับงานวิจัย โดยแบ่งเนื้อหาได้ดังนี้ หัวข้อแรกจะกล่าวถึงความรู้พื้นฐานเกี่ยวกับภาพดิจิทัล หัวข้อที่สองจะกล่าวถึงหลักการพื้นฐานของทฤษฎีแปลงเวฟเล็ต และแสดงการเชื่อมต่อของคุณสมบัติการแปลงเวฟเล็ตกับการนำไปใช้ในการประมวลผลภาพ (Image processing) โดยวิเคราะห์เหตุผลหลัก เพื่อการใช้ของเวฟเล็ตในการประมวลผลสัญญาณ (Signal processing) และแสดงข้อดีของเวฟเล็ตที่ดีกว่า พัฒนาการแปลงฟูริเยร์ช่วงสั้น (Short-Time Fourier Transform: STFT) นอกจากนี้ จะทำการวิเคราะห์แบบหลายระดับ (multiresolution analysis) และหัวข้อที่สามจะกล่าวถึงการลดทอนสัญญาณรบกวนของภาพ ด้วยวิธีการแปลงเวฟเล็ต และเกณฑ์ในการเปรียบเทียบคุณภาพของภาพ

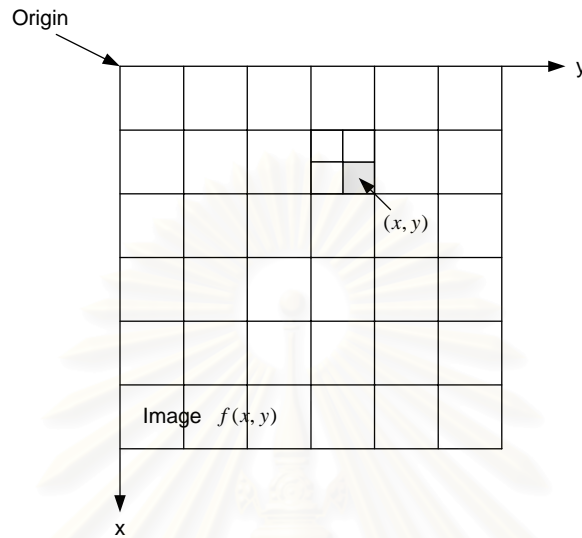
#### 2.1 ภาพดิจิทัล (Digital Image)

คือ กลุ่มของจุดสีขนาดเล็กที่เรียกว่า “จุดภาพ” (pixel) เรียงตัวกันในแนวตั้งและแนวนอนในลักษณะของสี่เหลี่ยมมุมฉาก โดยแต่ละจุดภาพจะมีระดับค่าสีต่างๆ กันทำให้เกิดภาพที่เรามองเห็นขึ้น โดยข้อมูลภาพในคอมพิวเตอร์มีการแสดงผล 2 แบบคือ บิตแมพ (bitmap) และเวกเตอร์ (vector)

- **บิตแมพ (bitmap)**

เป็นวิธีที่นิยมใช้กันมากกว่า เพราะง่ายแก่การนำไปใช้จริง และสามารถทำงานกับภาพชนิดใดก็ได้ เมื่อเริ่มที่จะประมวลผลข้อมูลภาพด้วยคอมพิวเตอร์นั้น จะต้องมีการเปลี่ยนข้อมูลภาพให้อยู่ในรูปข้อมูลดิจิทัลซึ่งคอมพิวเตอร์สามารถเข้าใจได้ กระบวนการดังกล่าวนี้เรียก ดิจิไทเซชัน (Digitization) ภาพดิจิทัลชนิดบิตแมพนี้จะแสดงผลโดยใช้แนวความคิดในการจัดการชุดของตัวเลขให้อยู่ในรูปแถวลำดับ หรือเมตริกซ์ (Matrix) ที่มีระยะห่างเท่าๆ กัน โดยมีแถว (row) และสดมภ์ (column) เป็นตัวบ่งชี้ของจุดในภาพ ซึ่งเรียกว่า สมาชิกของภาพ (Image element หรือ Picture element) หรือใช้ตัวย่อว่า จุดภาพ (Pixel) หรือเพล (Pel) จุดภาพนี้จะป็นหน่วยที่เล็กที่สุดของภาพ โดยที่ค่าของจุดภาพจะเป็นเลขจำนวนนับ ซึ่งจะเป็นค่าที่บอกระดับความเทา (Gray level) หรือระดับ

ความสว่าง (Brightness) หรือแอมพลิจูด (amplitude) ของจุดที่อยู่ในตำแหน่งนั้น จำนวนบิตในจุดภาพนี้เรียกว่า ความลึกแอมพลิจูด หรือความลึกจุดภาพ (amplitude depth หรือ pixel depth) อาจจะสามารถประกอบไปด้วย 1, 2, 4, 8, 12, 16 หรือ 24 บิตก็ได้



รูปที่ 2.1 พิกัดอ้างอิงที่ใช้ในการประมวลผลภาพ

ในการแสดงผลภาพจะมองภาพเป็นความเข้มแสงที่เป็นฟังก์ชันสองมิติ  $f(x, y)$  เมื่อ  $x$  และ  $y$  แทนพิกัดต่างๆ บนภาพเรียกว่า พิกัดปริภูมิ (Spatial coordinate) โดยแต่ละตำแหน่งคือ จุดภาพซึ่งอาศัยความสัมพันธ์ของแถว และสดมภ์ ดังรูปที่ 2.1 ที่แสดงให้เห็นถึงการตั้งแกนอ้างอิงที่ใช้ในการประมวลผลภาพ

การดิจิทัลหรือการแปลงภาพจากภาพแอนะล็อกให้เป็นภาพดิจิทัล ประกอบไปด้วยการชักตัวอย่าง (Sampling) และการควอนไทเซชัน (Quantization)

- **การชักภาพตัวอย่าง** ภาพที่เรามองเห็นจะมีความต่อเนื่องในตำแหน่งต่างๆ แต่ข้อมูลที่มีลักษณะต่อเนื่องเช่นนี้ไม่สามารถเก็บมาประมวลผลด้วยคอมพิวเตอร์ได้ จำเป็นต้องแปลงภาพทางด้านตำแหน่งก่อน โดยการแบ่งภาพออกเป็นตารางกริด (Grid) ในช่องต่างๆ ในตารางก็คือ ตำแหน่ง  $(x, y)$  ของฟังก์ชัน  $f(x, y)$  นั่นเอง ดังรูปที่ 2.1

- **ควอนไทเซชัน** นอกจากภาพในธรรมชาติจะมีความต่อเนื่องทางด้านตำแหน่งแล้ว สีหรือระดับความเข้มแสงก็มีความต่อเนื่อง และมีค่าไม่จำกัดอีกด้วย ซึ่งก็คือข้อมูลแอนะล็อก จำเป็นต้องแปลงข้อมูลเป็นข้อมูลดิจิทัลที่ไม่มีความต่อเนื่อง และมีจำนวนจำกัด โดยขึ้นอยู่กับจำนวนบิตที่ใช้แทนข้อมูลแอนะล็อกนั่นเอง

- **เวกเตอร์ (vector)**

จะแสดงผลภาพบนคอมพิวเตอร์ด้วยชุดของเส้นตรง หรือรูปทรงทางเรขาคณิตต่างๆ บางครั้งบางบริเวณจะถูกทำให้ทึบด้วยระดับต่างๆ ของสี ข้อมูลภาพแบบเวกเตอร์จะดูเหมือนโปรแกรม หรือเหมือนคำสั่ง และข้อมูลในแอสกี ซึ่งจะใช้ได้ดีกับภาพชนิดที่มีรูปทรงอย่างง่ายเช่น โปรแกรมวาดภาพแคด (CAD drawing) แผนภูมิสถิติ แผนที่ กราฟต่างๆ และภาพที่มีรูปร่างอย่างง่ายๆ เป็นต้น

## 2.2 ชนิดของภาพ (Image types)

- **ภาพลักษณะฐานสอง (Binary images)** เป็นรูปแบบของภาพที่ง่ายที่สุดโดยใช้จำนวน 1 บิตต่อจุดภาพเป็นภาพสีเดียว (Monochrome) มีเพียง 2 ค่าคือ “1” และ “0” แทนสีขาวและสีดำ
- **ภาพเกรย์สเกล (Gray-Scale Images)** เป็นภาพสีเดียวที่เก็บข้อมูลระดับความเทา หรือระดับความส่องสว่างที่แตกต่างกัน จำนวนบิตที่ใช้ในแต่ละจุดภาพขึ้นอยู่กับความละเอียดของความส่องสว่างที่ต้องการเช่น จำนวน 4 บิต จำนวนสีที่ได้เท่ากับ  $2^4 = 16$  สี, จำนวน 8 บิต จำนวนสีที่ได้เท่ากับ  $2^8 = 256$  สี ซึ่งถือว่าเป็นจำนวนที่เหมาะสม เพราะ 8 บิต หรือ 1 ไบต์ ถือเป็นมาตรฐานของหน่วยที่เล็กที่สุดในโลกดิจิทัลคอมพิวเตอร์ แต่ในบางกรณีเช่น งานทางด้านการแพทย์ หรืองานทางด้านดาราศาสตร์ อาจใช้ 12 หรือ 16 บิตต่อจุดภาพก็ได้
- **ภาพสี (Color images)** เป็นส่วนผสมของภาพ 3 สี ซึ่งมีความส่องสว่างไม่เท่ากัน ประกอบไปด้วยสีแดง, สีเขียว และสีน้ำเงิน ซึ่งเป็นสีหลักที่ใช้ในการผสมสีที่ทำให้เกิดภาพในคอมพิวเตอร์ โดยทั่วไปจะใช้จำนวนบิต 8 บิตต่อหนึ่งสี ดังนั้นหนึ่งจุดภาพใช้ 24 บิต จำนวนสีที่ได้เท่ากับ  $2^{24}$  สี (ประมาณ 16 ล้านสี) ซึ่งก็คือ แบบจำลองสีอาร์จีบี (RGB color model) ในปัจจุบันมีแบบจำลองสีมาตรฐานอีกมากมายเช่น แบบจำลองสีวายไอคิว (YIQ color model) แบบจำลองสีเอสไอเอส (HIS color model) เป็นต้น
- **ภาพหลายสเปกตรัม (Multispectral images)** จากที่กล่าวมาข้างต้นเป็นภาพที่สามารถมองเห็นได้โดยสายตาของมนุษย์ซึ่งอยู่ในรูปส่วนประกอบอาร์จีบี ซึ่งมี 3 คลื่นสเปกตรัม แต่ภาพชนิดนี้เป็นภาพที่มนุษย์ไม่สามารถมองเห็นได้เพราะมีคลื่นสเปกตรัมมากกว่า 3 คลื่น เช่น อินฟราเรด อัลตราไวโอเล็ต เอ็กซเรย์ เสียง หรือเรดาร์ เป็นต้น ซึ่งต้องมีการประมวลผลให้อยู่ในรูปแบบที่มองเห็นได้ แหล่งข้อมูลของภาพชนิดนี้ได้แก่ ระบบดาวเทียม ระบบโซนาร์ใต้น้ำ ระบบภาพสีอินฟราเรด และระบบภาพทางด้านทางการแพทย์ที่ใช้ในการวินิจฉัยโรค เป็นต้น

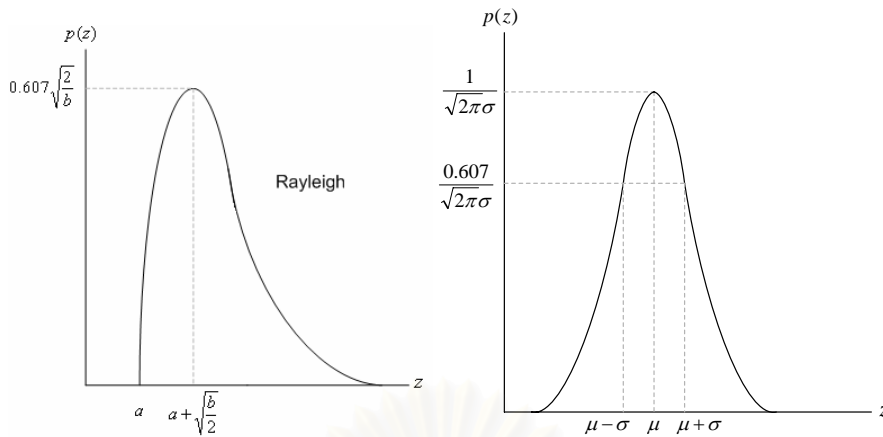
### 2.3 แบบจำลองสัญญาณรบกวน (Noise model) [32]

แหล่งกำเนิดของสัญญาณรบกวนในภาพดิจิทัลจะเกิดขึ้นระหว่างการได้มาซึ่งภาพ (image acquisition) และ/หรือการส่งผ่าน (transmission) และ/หรือความสามารถของเครื่องรับรู้ภาพ (imaging sensors) ได้รับผลกระทบจากองค์ประกอบต่างๆ เช่น เงื่อนไขว้แฉกของระหว่างการได้มาของภาพ และคุณภาพของตัวรับรู้ภาพเอง โดยเฉพาะภาพที่ได้มาจากกล้อง CCD ระดับของไฟ และตัวรับรู้ความร้อน เป็นปัจจัยหลักที่ส่งผลกระทบที่ทำให้เกิดสัญญาณรบกวนในภาพที่ได้ โดยภาพจะถูกรบกวนระหว่างการส่งผ่าน เนื่องจากการแทรกสอดในช่องสัญญาณที่ถูกใช้ในการส่งผ่านตัวอย่างเช่น ภาพที่ถูกส่งโดยใช้เครือข่ายไร้สายอาจจะถูกรบกวนจากแสง หรือการรบกวนของบรรยากาศอื่น ๆ จะแสดงตัวอย่างของแบบจำลองสัญญาณรบกวน ได้ดังนี้

- **สัญญาณรบกวนแบบเกาส์เซียน (Gaussian noise)** เป็นสัญญาณรบกวนที่มีฟังก์ชันความหนาแน่นของความน่าจะเป็น (Probability density function: PDF) ของการแจกแจงปกติ (normal distribution) หรือเรียกอีกอย่างหนึ่งว่า การแจกแจงเกาส์ โดยทั่วไปจะนิยมใช้แบบจำลองของสัญญาณรบกวนเป็นแบบ สัญญาณรบกวนสีขาวแบบบวก (additive white noise) ซึ่งถูกนำมาใช้อย่างแพร่หลายในทางปฏิบัติ เพราะสามารถจัดการกับสมการทางคณิตศาสตร์ได้ง่าย ทั้งโดเมนปริภูมิ และโดเมนความถี่ โดยที่ฟังก์ชันความหนาแน่นของความน่าจะเป็นของตัวแปรสุ่มเกาส์คือ  $z$  และกำหนดให้

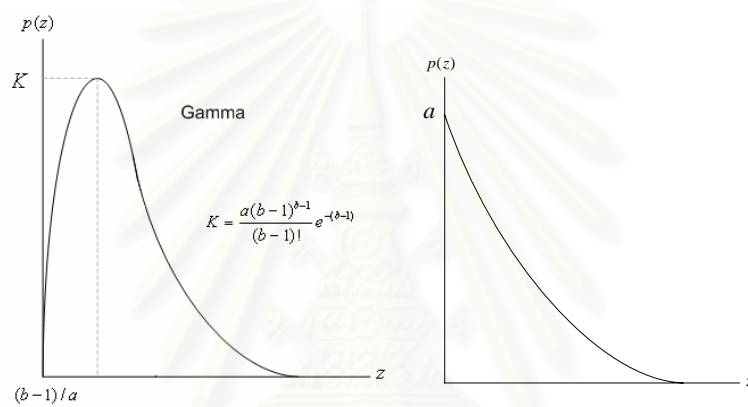
$$p(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-(z-\mu)^2/2\sigma^2} \quad (2.1)$$

โดย  $z$  แสดงค่าระดับความเทา,  $\mu$  เป็นค่าเฉลี่ยของค่าเฉลี่ยของ  $z$  และ  $\sigma$  คือค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน (Standard deviation) โดยที่ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานกำลังสองจะเรียกว่า ความแปรปรวนของ  $z$  จากสมการจะสามารถแสดงค่า  $z$  โดยประมาณ 70% ของค่าจะมีช่วง  $[(\mu - \sigma), (\mu + \sigma)]$  และ ประมาณ 95% จะเป็นช่วง  $[(\mu - 2\sigma), (\mu + 2\sigma)]$  กราฟของฟังก์ชันความหนาแน่นของความน่าจะเป็นของเกาส์แสดงได้ดังรูปที่ 2.2 (ก)



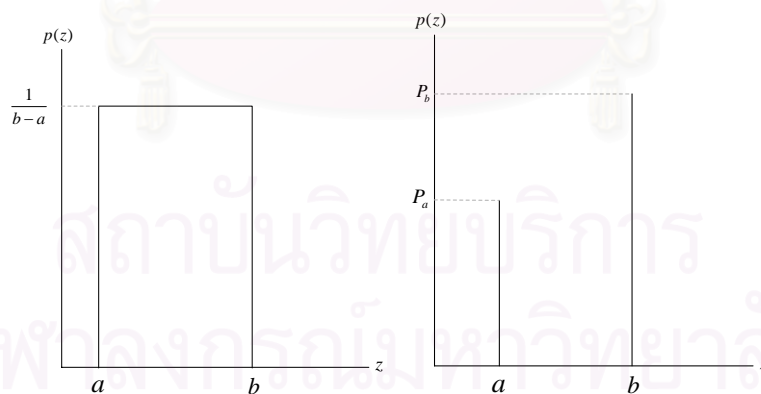
(ก)

(ข)



(ค)

(ง)



(จ)

(ฉ)

รูปที่ 2.2 ฟังก์ชันความหนาแน่นของสัญญาณรบกวนชนิดต่างๆ (ก) สัญญาณรบกวนแบบเกาส์ (ข) สัญญาณรบกวนแบบเรย์ลี (ค) สัญญาณรบกวนแบบแกมมา (ง) สัญญาณรบกวนแบบเอ็กซ์โปเนนเชียล (จ) สัญญาณรบกวนแบบยูนิฟอร์ม (ฉ) สัญญาณรบกวนแบบทริมพัลส์

- สัญญาณรบกวนแบบเรย์ลี (Rayleigh noise) ฟังก์ชันความหนาแน่นของความน่าจะเป็นของสัญญาณรบกวนแบบเรย์ลี กำหนดได้โดย

$$p(z) = \begin{cases} \frac{2}{b}(z-a)e^{-(z-a)^2/b} & \text{for } z \geq a \\ 0 & \text{for } z < a \end{cases} \quad (2.2)$$

ค่าเฉลี่ยของความหนาแน่นของแบบจำลองนี้จะแสดงได้ดังสมการที่ (2.3)

$$\mu = a + \sqrt{\pi b/4} \quad (2.3)$$

ความแปรปรวนของความหนาแน่นของแบบจำลองนี้จะแสดงได้ดังสมการที่ (2.4)

$$\sigma^2 = \frac{b(4-\pi)}{4} \quad (2.4)$$

กราฟความหนาแน่นของเรย์ลีแสดงได้ดังรูปที่ 2.2 (ข) โดยการเคลื่อนที่ของรูปร่างของกราฟจะเบี่ยงจากจุดเริ่มต้นไปทางด้านขวา ซึ่งความหนาแน่นของเรย์ลีนำไปใช้เพื่อการประมาณค่าความเบี่ยงของฮิสโทแกรม

- สัญญาณรบกวนแบบเออร์แลงหรือแกมมา (Erlang or Gamma noise) ฟังก์ชันความหนาแน่นของความน่าจะเป็นของสัญญาณรบกวนแบบเออร์แลง กำหนดได้โดย

$$p(z) = \begin{cases} \frac{a^b z^{b-1}}{(b-1)!} e^{-az} & \text{for } z \geq 0 \\ 0 & \text{for } z < 0 \end{cases} \quad (2.5)$$

โดย พารามิเตอร์เป็น  $a > 0$   $b$  จำนวนเต็มบวก และ “!” คือ แฟกทอเรียล ซึ่งค่าเฉลี่ย และค่าความแปรปรวนของความหนาแน่นนี้ กำหนดได้โดย

$$\mu = \frac{b}{a} \quad (2.6)$$

และ

$$\sigma^2 = \frac{b}{a^2} \quad (2.7)$$

จะแสดงกราฟความหนาแน่นของเรย์ลีดังรูปที่ 2.2 (ค) จากสมการที่ (2.5) ถ้าตัวส่วนเป็นฟังก์ชันแกมมา  $\Gamma(b)$  จะเรียกว่า ความหนาแน่นแกมมา ถ้าตัวส่วนเป็นดังสมการที่ (2.5) จะเรียกว่าความหนาแน่นเออร์แลง

- **สัญญาณรบกวนแบบเอกซ์โพเนนเชียล (Exponential noise)** ฟังก์ชันความหนาแน่นของความน่าจะเป็นของสัญญาณรบกวนแบบเอกซ์โพเนนเชียล กำหนดให้

$$p(z) = \begin{cases} ae^{-az} & \text{for } z \geq 0 \\ 0 & \text{for } z < 0 \end{cases} \quad (2.8)$$

โดย  $a > 0$  ซึ่งค่าเฉลี่ย และค่าความแปรปรวนของความหนาแน่นนี้ กำหนดให้เป็น

$$\mu = \frac{1}{a} \quad (2.9)$$

และ

$$\sigma^2 = \frac{1}{a^2} \quad (2.10)$$

ซึ่งฟังก์ชันความหนาแน่นของความน่าจะเป็นของสัญญาณรบกวนแบบเอกซ์โพเนนเชียล เป็นกรณีหนึ่งของฟังก์ชันความหนาแน่นของความน่าจะเป็นของสัญญาณรบกวนแบบเออร์แลงที่  $b = 1$  ดังรูปที่ 2.2 (ง)

- **สัญญาณรบกวนแบบยูนิฟอร์ม (Uniform noise)** ฟังก์ชันความหนาแน่นของความน่าจะเป็นของสัญญาณรบกวนแบบยูนิฟอร์ม กำหนดได้โดย

$$p(z) = \begin{cases} \frac{1}{b-a} & \text{if } a \leq z \leq b \\ 0 & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (2.11)$$

ซึ่งค่าเฉลี่ยฟังก์ชันความหนาแน่นนี้ กำหนดได้โดย

$$\mu = \frac{a+b}{2} \quad (2.12)$$

และความแปรปรวนเป็น



$$\sigma^2 = \frac{(b-a)^2}{12} \quad (2.13)$$

โดยฟังก์ชันความหนาแน่นของความน่าจะเป็นของสัญญาณรบกวนแบบยูนิโพลาร์ จะแสดงได้ดังรูปที่ 2.2 (จ)

- สัญญาณรบกวนแบบอิมพัลส์หรือซอลท์แอนด์เปปเปอร์ (Impulse หรือ salt-and-pepper noise) ฟังก์ชันความหนาแน่นของความน่าจะเป็นของสัญญาณรบกวนแบบอิมพัลส์ กำหนดให้

$$p(z) = \begin{cases} P_a & \text{for } z = a \\ P_b & \text{for } z = b \\ 0 & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (2.14)$$

ถ้า  $b > a$  ระดับความเทา  $b$  จะปรากฏเป็นจุดแสงเล็กๆ ในภาพ ตรงกันข้ามกับระดับความเทา  $a$  จะปรากฏจุดสีดำ โดยถ้า  $P_a$  หรือ  $P_b$  มีค่าเป็นศูนย์ สัญญาณรบกวนแบบนี้จะเรียกว่า ยูนิโพลาร์ (Unipolar) หรือถ้าความน่าจะเป็นเป็นศูนย์ทั้งคู่ และโดยเฉพาะอย่างยิ่งถ้ามีค่าเท่ากัน จะเหมือนกับเกลือ และพริกไทย (salt-and-pepper) เป็นเม็ดหยาบขนาดเล็กๆ กระจายแบบสุ่มทั่วทั้งภาพ ด้วยเหตุนี้อาจทำให้เรียกสัญญาณรบกวนแบบอิมพัลส์ว่า สัญญาณรบกวนแบบ salt-and-pepper โดยฟังก์ชันความหนาแน่นของความน่าจะเป็นของสัญญาณรบกวนแบบอิมพัลส์ จะแสดงได้ดังรูปที่ 2.2 (ฉ)

จากตัวอย่างของแบบจำลองสัญญาณรบกวนข้างต้น สามารถนำแบบจำลองสัญญาณรบกวนต่างๆ ไปใช้ให้เหมาะสมกับงานต่างๆ ได้ สำหรับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะสมมติให้สัญญาณรบกวนที่เกิดขึ้นเป็นสัญญาณรบกวนสีขาวแบบบวก (Additive White Gaussian Noise: AWGN) โดยสัญญาณรบกวนชนิดนี้จะเกิดกับภาพ อันเนื่องมาจากปัจจัยต่างๆ เช่น สัญญาณรบกวนในวงจรอิเล็กทรอนิกส์ และสัญญาณรบกวนจากเซนเซอร์ เนื่องจากความสว่างไม่ดีพอ และ/หรือ มีอุณหภูมิสูง เป็นต้น อีกทั้งสัญญาณรบกวนเกาส์สีขาวแบบบวกถูกนำมาใช้กันอย่างแพร่หลายในทางปฏิบัติ เพราะสามารถจัดการกับสมการทางคณิตศาสตร์ได้ง่าย ทั้งโดเมนปริภูมิและโดเมนความถี่



## 2.4 การแปลงเวฟเล็ท [32-34]

เวฟเล็ทเป็นวิธีการทางด้านคณิตศาสตร์ที่ถูกสร้างขึ้น เพื่อแบ่งสัญญาณ หรือ ฟังก์ชันออกเป็นส่วนๆ โดยที่แต่ละส่วนมีองค์ประกอบในเชิงความถี่แตกต่างกันไป และศึกษา หรือ วิเคราะห์แต่ละส่วนด้วยความละเอียด (Resolution) ที่เหมาะสมกับมาตราส่วน (Scale) ของส่วน นั้นๆ

โดยทั่วไปแล้วการวิเคราะห์สัญญาณอาจทำได้ 2 วิธี คือ

1. การวิเคราะห์ในเชิงเวลา (Time domain)
2. การวิเคราะห์ในเชิงความถี่ (Frequency domain)

การวิเคราะห์ในเชิงความถี่นั้นนิยมทำโดย การแปลงสัญญาณให้อยู่ในโดเมนเชิงความถี่ก่อน วิธีที่นิยมใช้กันคือ การแปลงฟูริเยร์ (Fourier transform) การแปลงด้วยฟูริเยร์นี้จะ วิเคราะห์สัญญาณเฉพาะในเชิงความถี่เท่านั้น แต่ในขณะที่การแปลงเวฟเล็ทสามารถวิเคราะห์ในเชิงเวลา และความถี่ของสัญญาณไปพร้อมกันได้ด้วย อาจเรียกได้ว่าเป็นเครื่องมือในการวิเคราะห์ สัญญาณในเชิงเวลา-ความถี่ (Time-frequency domain)

การแปลงฟูริเยร์จะมีฟังก์ชันพื้นฐานอยู่ในพจน์ของฟังก์ชันไซน์ และฟังก์ชันโคไซน์ ซึ่งเป็นฟังก์ชันตรีโกณมิติที่มีคุณสมบัติเชิงตั้งฉาก เหมาะสมกับสัญญาณที่มีลักษณะคงตัว (Stationary signal) เท่านั้น แต่ในทางปฏิบัติสัญญาณที่นำมาวิเคราะห์มักจะมีลักษณะเป็น สัญญาณไม่คงตัว (Non-Stationary signal) หรือเป็นสัญญาณคงตัวเป็นช่วง (Quasi-Stationary signal) ดังนั้นการวิเคราะห์สัญญาณโดยใช้การแปลงฟูริเยร์จึงไม่เหมาะสมดังรูปที่ 2.3



รูปที่ 2.3 การวิเคราะห์สัญญาณโดยแปลงสัญญาณแบบฟูริเยร์

ต่อมา Gabor ได้พัฒนาการแปลงฟูริเยร์ช่วงสั้น (Short-Time Fourier Transform หรือ STFT) ซึ่งจะวิเคราะห์สัญญาณในช่วงเวลาสั้น ๆ เพื่อหาความถี่ชั่วขณะ (Instantaneous frequency) โดยการมองสัญญาณผ่านวินโดว์  $g(t)$  ซึ่งมีจุดศูนย์กลางที่ตำแหน่ง  $\tau$  แล้วจึงแปลงฟูริเยร์กับสัญญาณที่ผ่านวินโดว์แล้ว  $x(t)g^*(t - \tau)$  ด้วยเหตุที่ทำการแปลงในวินโดว์ การแปลงฟู

วิธีช่วงสั้นจึงอาจเรียกได้อีกชื่อว่า Windowed Fourier Transform หรือ WFT ดังแสดงในรูปที่ 2.4



รูปที่ 2.4 การวิเคราะห์สัญญาณโดยแปลงสัญญาณแบบฟูรีเยร์ช่วงสั้น

สมการการแปลงฟูรีเยร์ช่วงสั้นแสดงดังสมการที่ (2.15)

$$STFT(\tau, f) = \int x(t) g^*(t - \tau) e^{-2j\pi ft} dt \tag{2.15}$$

จะเห็นได้ว่าการแปลงฟูรีเยร์ช่วงสั้นยังมีข้อจำกัดที่ไม่สามารถเปลี่ยนแปลงความละเอียด (Resolution) ในการวิเคราะห์สัญญาณได้ ในบางกรณีสัญญาณที่นำมาวิเคราะห์อาจมีอยู่หลายองค์ประกอบ ถ้าหากว่ามีบางองค์ประกอบเป็นสัญญาณที่คงตัวอยู่ในช่วงสั้น ๆ และมีบางองค์ประกอบคงตัวอยู่ในช่วงระยะเวลาที่ยาวกว่า จะเห็นได้ว่าเราจะไม่สามารถวิเคราะห์สัญญาณโดยที่องค์ประกอบของสัญญาณทั้งสองส่วนถูกวิเคราะห์ที่ความละเอียดที่เหมาะสมทั้งคู่

ดังนั้นเวฟเล็ตถูกพัฒนาขึ้นเพื่อแก้ไขข้อจำกัดของการแปลงฟูรีเยร์ช่วงสั้นในเรื่องของระดับความละเอียดในการวิเคราะห์ที่เปลี่ยนแปลงไม่ได้ โดยเวฟเล็ตจะถูกใช้อธิบายการสร้างรูปแบบของสัญญาณ ซึ่งประกอบขึ้นด้วยเซตของสัญญาณเฉพาะมารวมกันเป็นสัญญาณนั้น ๆ สัญญาณเฉพาะนี้จะเป็นคลื่นเล็ก ๆ เรียกว่า “เวฟเล็ต” โดยจะแสดงได้ดังรูปที่ 2.5



รูปที่ 2.5 การวิเคราะห์สัญญาณโดยแปลงสัญญาณแบบเวฟเล็ต

การนำเวฟเล็ตหลาย ๆ ชุดมารวมกันเป็นเซต เพื่อจะใช้ในการอธิบายสัญญาณใด ๆ นั้น คลื่นเวฟเล็ตแต่ละตัวจะต้องมีโครงสร้างมาจากฟังก์ชันฐานหลัก (Basis function)

เดียวกัน เรียกว่า มาเธอร์เวฟเล็ต (Mother wavelet)  $\psi(t)$  หรือฟังก์ชันการวิเคราะห์ (Analyzing function)

โดยฟังก์ชันการวิเคราะห์มีคุณสมบัติดังนี้ คือ

$$0 = \int_{-\infty}^{\infty} \psi(t) dt = \dots = \int_{-\infty}^{\infty} t^{m-1} \psi(t) dt \quad (2.16)$$

- Well localized คือ มีค่าเข้าใกล้ศูนย์ เมื่อเข้าใกล้อนันต์

- การแกว่ง (Oscillation) เพื่อแสดงความเป็นคลื่น โดยอินทิกรัลของ  $\psi(t)$  และ  $m$  โมเมนต์แรกของ  $\psi(t)$  มีค่าเป็นศูนย์ ดังนี้

จากมาเธอร์เวฟเล็ต  $\psi(t)$  นี้จะสร้างเวฟเล็ตอื่น ๆ  $\psi_{a,\tau}(t)$  โดยเวฟเล็ตแต่ละตัว จะเกิดจากการสเกล หรือมาตราส่วน หรือเปลี่ยนความละเอียด (Scaling or Dilation: “ $a$ ”) ซึ่งปกติมีค่าเป็น 1 และการเลื่อนตำแหน่งในเชิงเวลา (Translation: “ $b$ ”) ซึ่งปกติพิจารณาที่  $b = 0$  ของมาเธอร์เวฟเล็ต นอกจากนี้เวฟเล็ตที่ถูกสเกลจะต้องถูกนอร์มัลไลซ์ (Normalize) ด้วย  $1/\sqrt{a}$  เสมอ เพื่อให้เวฟเล็ตที่ถูกสเกลไปแล้วยังคงมีพลังงานเท่ากับมาเธอร์เวฟเล็ต กระบวนการนี้เรียกว่า การกระจายเวฟเล็ต (Wavelet decomposition) ซึ่งก็คือการแปลงเวฟเล็ตนั่นเอง ในทำนองเดียวกันการสร้างกลับเวฟเล็ต (Wavelet reconstruction) จะเป็นการนำคลื่นเวฟเล็ตเหล่านี้มารวมกันเพื่อประกอบเป็นสัญญาณเดิม เรียกกระบวนการนี้ว่า การแปลงกลับเวฟเล็ต (inverse wavelet transform) ดังนั้นจะสามารถเขียนสมการทั่วไปของเวฟเล็ตที่ถูกสเกลเท่ากับ  $a$  และเลื่อนตำแหน่งไปเท่ากับ  $\tau$  ดังสมการที่ (2.17)

$$\psi_{a,\tau}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-\tau}{a}\right), \quad a > 0, \tau \in R \quad (2.17)$$

จากสมบัติการเปลี่ยนความละเอียดได้นี้เอง ทำให้สามารถใช้เวฟเล็ตในการวิเคราะห์สัญญาณแบบหลายระดับความละเอียด (Multiresolution) โดยใช้การแปลงเวฟเล็ต ซึ่งถ้ามองเวฟเล็ตในลักษณะของตัวกรอง (Filter) ความละเอียดจะเพิ่มขึ้นเป็นสัดส่วนกับความถี่กึ่งกลางของช่วงที่กำลังพิจารณาอยู่ นั่นคือ

$$\frac{\Delta f}{f} = c \quad (2.18)$$

ค่า  $c$  คือ ค่าคงตัวที่มักใช้ในการประมวลผลสัญญาณซึ่งเรียกว่า Constant-Q

การแปลงเวฟเล็ตแบ่งออกเป็น 2 แบบคือ การแปลงเวฟเล็ตแบบต่อเนื่อง (Continuous Wavelet Transform หรือ CWT) และการแปลงเวฟเล็ตแบบเต็มหน่วย (Discrete Wavelet Transform หรือ DWT) เมื่อเขียนสมการการแปลงเวฟเล็ตแบบต่อเนื่อง (Continuous Wavelet Transform หรือ CWT) จะได้ดังสมการที่ (2.19)

$$W_f(a, \tau) = \int f(t) \psi_{a,\tau}(t) dt \quad (2.19)$$

หรือ

$$W_f(a, \tau) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int f(t) \psi\left(\frac{t-\tau}{a}\right) dt, a = \frac{f_0}{f} \quad (2.20)$$

เราสามารถสร้างสัญญาณกลับมาใหม่ ได้ดังสมการที่ (2.21)

$$f(t) = c \iint W_f(a, \tau) \psi_{a,\tau}(t) dt \quad (2.21)$$

สำหรับการแปลงเวฟเล็ตแบบเต็มหน่วย (Discrete Wavelet Transform หรือ DWT) จะยึดแนวคิดเบื้องต้นของการแปลงเวฟเล็ต คือ การพยายามแทนที่ฟังก์ชัน  $f$  ด้วยเวฟเล็ตหลาย ๆ เวฟเล็ต โดยแต่ละเวฟเล็ตจะแยกพิจารณาฟังก์ชันที่ความละเอียดต่าง ๆ กัน โดยเขียนได้เป็น

$$f(t) = \sum_{j,k} c_{j,k} \psi_{j,k}(t) \quad (2.22)$$

โดยที่  $c_{j,k}$  คือ สัมประสิทธิ์

$\psi_{j,k}$  คือ ฟังก์ชันฐานหลัก

การแปลงเวฟเล็ตแบบเต็มหน่วยมี 2 ประเภทหลัก ๆ คือ การเข้ารหัสคลื่นย่อย (Subband coding) มักใช้ในการบีบอัดเสียง หรือภาพ และการเข้ารหัสแบบพีระมิดหรือการวิเคราะห์สัญญาณหลายระดับความละเอียด (Pyramid coding หรือ Multiresolution signal



ความละเอียดที่แตกต่างกันมาเธอร์เวฟเล็ตจะใช้สมการพาเธอร์เวฟเล็ต ซึ่งมีลักษณะเป็นสมการเรียกซ้ำดังนี้

$$\phi(t) = \sum_{k=0}^{M-1} c_k \phi(2t - k) \quad (2.24)$$

$\phi(t)$  จะเป็นฟังก์ชันสเกลลิงสำหรับมาเธอร์เวฟเล็ต  $\psi(t)$  และ  $c_k$  จะเป็นสัมประสิทธิ์เวฟเล็ต ในรูปแบบของการกรองดิจิทัล สมการนี้เท่ากับตัวกรองสัญญาณผ่านต่ำ (Low-pass filter) ด้วยคุณสมบัติเฉพาะของการวิเคราะห์เวฟเล็ตคือ ความละเอียดในการวิเคราะห์สัญญาณในเชิงของเวลา-ความถี่ เมื่อเปรียบเทียบกับแปลงฟูรีเยร์ ดังรูปที่ 2.6 (ข) ซึ่งแสดงความละเอียดที่เกิดจากการแปลงฟูรีเยร์ และรูปที่ 2.6 (ง) ซึ่งแสดงความละเอียดที่เกิดจากการแปลงเวฟเล็ตที่แตกต่างกันในการวิเคราะห์สัญญาณในเชิงเวลา-ความถี่ ดังนั้นการแปลงเวฟเล็ตจึงมีประสิทธิภาพสำหรับการวิเคราะห์สัญญาณที่ไม่ต่อเนื่องกัน หรือสัญญาณไม่คงตัว

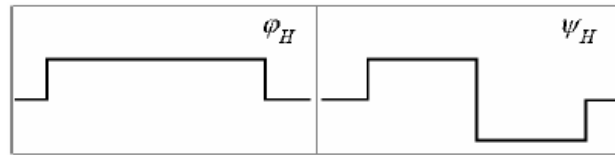
- ประเภทของมาเธอร์เวฟเล็ต

ถ้าจะกล่าวถึงเวฟเล็ตอย่างง่าย เวฟเล็ตที่มักจะถูกกล่าวถึงคือ ฮาร์เวฟเล็ต (Haar wavelet) ซึ่งเป็นเวฟเล็ตเชิงซิงกานที่เสนอโดย Alfred Haar ในปี 1909 นิยามดังนี้

$$\psi_{Haar} = \begin{cases} 1 & 0 \leq x < 0.5 \\ -1 & 0.5 \leq x < 1 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2.25)$$

ซึ่งจะมีตัวกรองการวิเคราะห์ (analysis filter) และตัวกรองการสังเคราะห์ (synthesis filter) เป็นแบบสมมาตร (symmetric) การแปลงเวฟเล็ตแบบฮาร์ถูกนำมาศึกษาและใช้งานอย่างกว้างขวางในการประมวลผลภาพ (Image processing) เนื่องจากไม่มีความซับซ้อน และมีขั้นตอนวิธีที่ใช้ในการคำนวณรวดเร็ว ไม่เฉพาะที่นำไปใช้งานกับการแปลงฟูรีเยร์ในเวลาจริงของสัญญาณและภาพ แต่ยังสามารถนำไปทำให้เกิดผลลัพธ์ที่ดีได้ และคิดค้นขั้นตอนวิธีใหม่ให้มีประสิทธิภาพในการประมวลผลสัญญาณและภาพ โดยจะแสดงฟังก์ชันสเกลลิง (scaling function) และมาเธอร์เวฟเล็ต (mother wavelet) ของการแปลงเวฟเล็ตแบบฮาร์ ดังรูปที่ 2.7

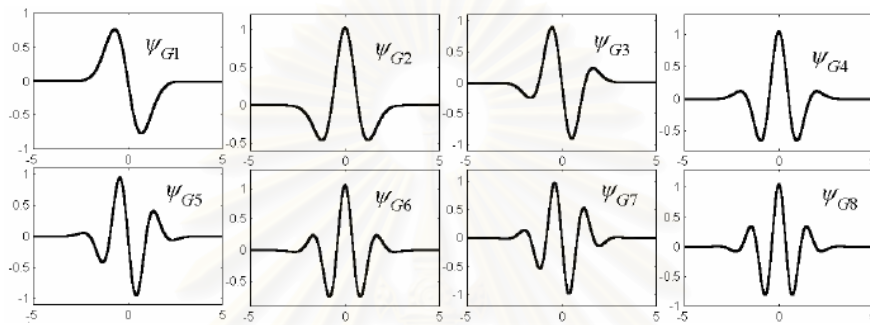




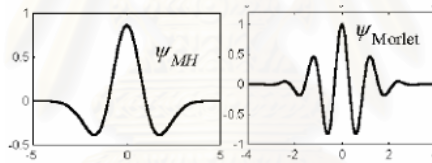
(ก)

(ข)

รูปที่ 2.7 (ก) ฟังก์ชันสเกลลิง (Scaling function) และ (ข) มาเธอร์เวฟเล็ต (mother wavelet) ของ การแปลงเวฟเล็ตแบบฮาร์

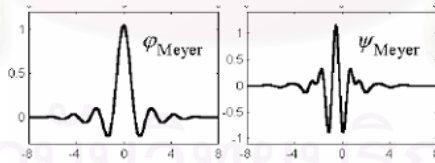


(ก)



(ข)

(ค)



(ง)

รูปที่ 2.8 (ก) Gaussian wavelet ที่มีลำดับอนุพันธ์แตกต่างกัน (ข) Mexican wavelet (ค) Morlet wavelet และ (ง) ฟังก์ชันสเกลลิง และมาเธอร์เวฟเล็ตของ Meyer

เนื่องจากเวฟเล็ตถูกออกแบบและพัฒนาในสาขาต่างๆ มากมายเช่น คณิตศาสตร์ ประยุกต์ โทรคอมนามคม และการประมวลผลสัญญาณและภาพ ทำให้เวฟเล็ตสามารถแบ่งออกได้เป็นหลายคลาสตามความต้องการที่ต่างกันเช่น เราจะสามารถแบ่งเวฟเล็ตตาม duration หรือ support คือแบ่งได้เป็น infinite support wavelets และ finite support wavelets ซึ่งโดยส่วนใหญ่ มักจะสนใจไปที่ infinite support โดยชนิดของ infinite support wavelets มีดังนี้คือ Gaussian wavelets, Mexican Hat, Morlet และ Mayer โดยที่ Gaussian wavelet ได้มาจากอนุพันธ์ของฟังก์ชันของเกาส์ ซึ่งจะแสดง Gaussian wavelet กับ infinite duration wavelet อื่นๆ ดังรูปที่ 2.8 โดยที่  $\psi_{MH}$  คือ Mexican Hat wavelet ในทำนองเดียวกัน  $\psi_{G2}$  คือ Gaussian wavelet

ในทางปฏิบัติ Finite support และ compact wavelets ได้รับความนิยมมากกว่า เนื่องจากมีความสัมพันธ์กับฟิลเตอร์แบงก์หลายระดับ (multiresolution filter banks) เวฟเล็ตเหล่านี้มีตัวกรองเวฟเล็ตแบบ (finite impulse responses: FIR) ซึ่งเวฟเล็ตเหล่านี้ สามารถแบ่งได้ 2 คลาสคือ orthogonal wavelet และ biorthogonal wavelet. โดย Orthogonal wavelet จะทำการแยกสัญญาณไปอยู่ในปริภูมิที่เหมาะสม อย่างไรก็ตามในกรณีนี้ตัวกรองสังเคราะห์ และการวิเคราะห์เป็นแบบไม่สมมาตร แต่ Biorthogonal wavelets มักจะถูกนำมาใช้กับการประมวลผลภาพ เนื่องจากความสามารถในการยืดหยุ่นได้ในกรณีตัวกรองการวิเคราะห์ และตัวกรองการสังเคราะห์ สามารถปรับให้เป็นแบบสมมาตรได้ ดังนั้นสามารถนำไปประยุกต์ใช้กับ linear phase filtering ได้ แต่เนื่องจากจะต้องมีฟังก์ชันสเกลลิงและฟังก์ชันเวฟเล็ตมาใช้เป็นคู่ เวฟเล็ตชนิดนี้จึงมีความซับซ้อนในการคำนวณมาก

คุณสมบัติเชิงตั้งฉากมีความจำเป็นอย่างมากในการวิเคราะห์สัญญาณ โดยที่เวฟเล็ตเชิงตั้งฉากจะเป็นฟังก์ชันที่เป็นจริงได้ ก็ต่อเมื่อ

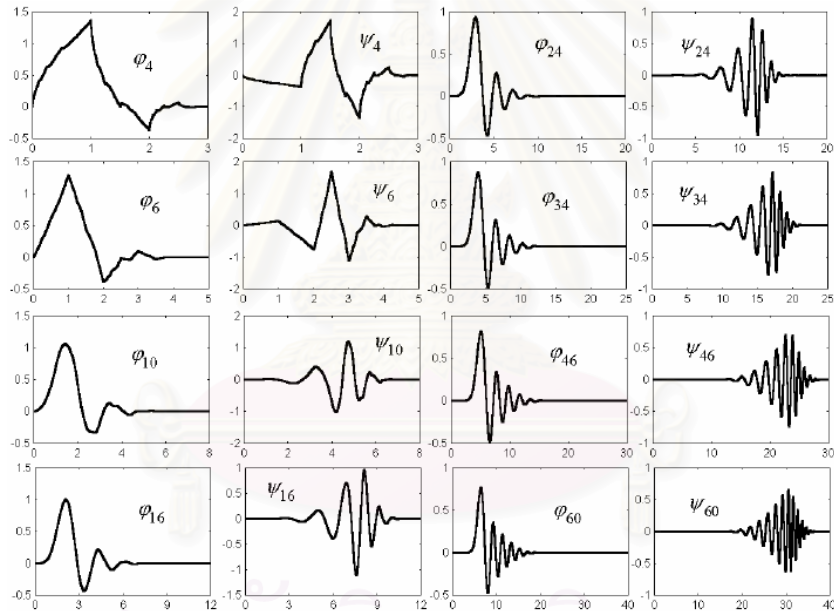
$$\int \psi_{j,k}(t) \cdot \psi_{m,n}(t) dt = \begin{cases} 1 & \text{if } j = m \text{ and } k = n \\ 0 & \text{Otherwise} \end{cases} \quad (2.26)$$

$$\int \varphi_{j,k}(t) \cdot \varphi_{m,n}(t) dt = \begin{cases} 1 & \text{if } j = m \text{ and } k = n \\ 0 & \text{Otherwise} \end{cases} \quad (2.27)$$

$$\int \varphi_{j,k}(t) \cdot \psi_{j,k}(t) dt = 0 \quad (2.28)$$



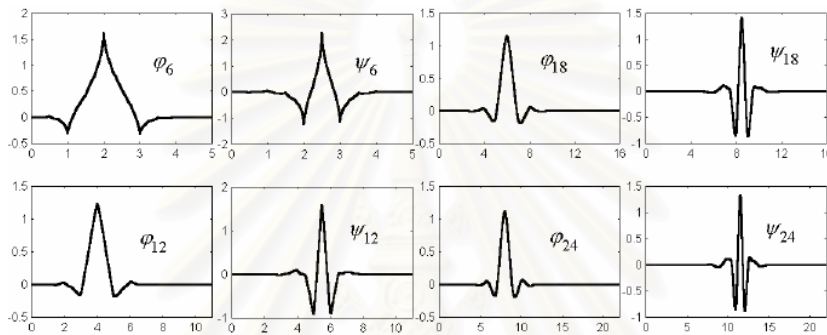
หลายฟังก์ชันสามารถทำให้อยู่ในรูปแบบเชิงตั้งฉากได้ แต่บางฟังก์ชันมีความไม่ธรรมดา โดยมีคุณสมบัติเป็นแฟร็กทัล (fractal) โดยธรรมชาติ สิ่งนี้อาจจะเป็นข้อดีในการวิเคราะห์สัญญาณอย่างหยาบ หรือสัญญาณแฟร็กทัล แต่เป็นข้อเสียในสัญญาณ และภาพส่วนใหญ่ ซึ่งจำนวนของ vanishing moment of wavelet  $\psi(t)$  เป็นตัวแสดงความสัมพันธ์ของความราบเรียบ (smoothness) หรือ differentiability ของ  $\varphi(t)$  และ  $\psi(t)$  การแสดง และการประมาณ (approximation) แบบพหุนาม (polynomial) จะเป็นแบบจำลองที่ดีสำหรับสัญญาณ และภาพ โดยจะเป็นความสัมพันธ์ระหว่างจำนวนของ vanishing or minimized wavelet moments ในอีกแง่หนึ่ง จำนวนของ zero moments ในฟังก์ชันสเกลลิง  $\varphi(t)$  เป็นความสัมพันธ์ของการประมาณของสัมประสิทธิ์สเกลลิง (scaling coefficients) ที่มีความละเอียดสูง จากกลุ่มตัวอย่างของสัญญาณ โดยจำนวนของ zero moments มีผลกระทบต่อความสมมาตรของฟังก์ชันสเกลลิง และมาเธอร์เวฟเล็ต



รูปที่ 2.9 ตัวอย่างของฟังก์ชันสเกลลิง และฟังก์ชันเวฟเล็ตของ Daubechies

Daubechies ได้ทำการพัฒนาเวฟเล็ตให้เป็น maximum regularity โดยกำหนดลำดับของเวฟเล็ต ซึ่งลำดับของตัวกรองเวฟเล็ตจะเป็นแบบ FIR ซึ่งในกรณีนี้จำนวนของ zero moment ของ  $\psi(t)$  ถูกทำให้มากที่สุดเท่าที่จะเป็นไปได้ โดยเวฟเล็ตตั้งที่กล่าวมาคือ Daubechies wavelet ซึ่งจะมีพารามิเตอร์ และกระบวนการที่ตรงไปตรงมา เพื่อช่วยต่อการคำนวณของตัวกรองวิเคราะห์เหล่านั้น ตัวอย่างของ Daubechies' wavelet และฟังก์ชันสเกลลิง ดังรูปที่ 2.9 โดยที่ลำดับของตัวกรองเวฟเล็ตของเวฟเล็ตเชิงตั้งฉากจะเป็นจำนวนคู่เสมอ ดังในรูปที่ 2.9 ลำดับของตัวกรองเวฟเล็ตแต่ละตัวถูกแสดงได้โดยดัชนีบนความสอดคล้องกันของฟังก์ชัน

$\varphi(t)$  และ  $\psi(t)$  โดย Daubechies wavelet มีคุณสมบัติในการบีบอัดที่ดี กับสัมประสิทธิ์ของเวฟเลต (wavelet coefficient) แต่ไม่ดีกับสัมประสิทธิ์การประมาณ (approximation coefficient) อีกนัยหนึ่ง จากสมการที่ (2.24) สัมประสิทธิ์ของเวฟเลต  $d_{j,k}$  มีคุณสมบัติในการบีบอัดที่ดีภายใต้สภาพแวดล้อมที่ไม่มี  $c_k$  จากปัญหาดังกล่าว Coifman จึงเสนอให้มีการกำหนด zero moments ใน scaling function ของเวฟเลตหลายๆ ตัว โดยจะเรียกเวฟเลตนี้ว่า coiflets ซึ่งจะ แสดงตัวอย่างของแต่ละกรณีของเวฟเลตเหล่านี้ ลักษณะการบีบอัดคล้ายคลึงกันทั้ง approximation และ detail coefficient ดังรูปที่ 2.10 โดยลำดับของแต่ละตัวกรองเวฟเลตจะถูกแสดงโดยดัชนีบนความสอดคล้องกันของฟังก์ชัน  $\varphi(t)$  และ  $\psi(t)$

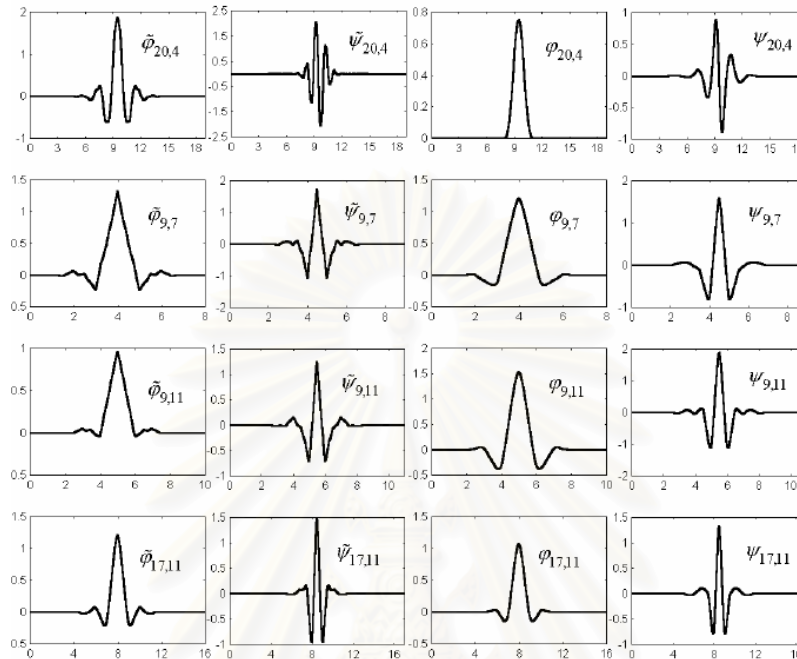


รูปที่ 2.10 ตัวอย่างของฟังก์ชันสเกลลิง และฟังก์ชันเวฟเลตของ Coiflets

โดยทั่วไปเวฟเลตเชิงตั้งฉากเป็นแบบอสมมาตร แต่ในการประยุกต์ใช้จริง จะไม่สนใจว่าเวฟเลตจะเป็นแบบสมมาตรหรือไม่ อย่างไรก็ตามในการประยุกต์ใช้อื่นๆ สิ่งนี้อาจจะเป็นเหตุรบกวนก็ได้ เนื่องจากมนุษย์ทนต่อความผิดพลาดแบบสมมาตรได้มากกว่าแบบอสมมาตรจะเลือกใช้เวฟเลตแบบสมมาตร นอกจากเวฟเลตสมมาตรง่ายต่อการติดต่อกับขอบเขตของภาพ Daubechies แสดงการแก้ไขบางอย่าง ทำให้ออกแบบเวฟเลตเชิงตั้งฉากที่สมมาตรน้อย เมื่อเปรียบเทียบกับ coiflets เกือบจะเป็นแบบสมมาตรแต่ยังไม่สมมาตรแบบสมบูรณ์ ความสมมาตรแบบสมบูรณ์เป็นได้เฉพาะ complex wavelet filters, biorthogonal wavelets, infinite support wavelets and multi-wavelets.

ในการประยุกต์ใช้ส่วนใหญ่ จะพิจารณาเป็นแบบสัมประสิทธิ์ตัวกรองจริง ดังนั้นในกรณีนี้เวฟเลตเพียงตัวเดียวที่สามารถเลือกใช้กับคลาสของเวฟเลตสมมาตรจะเป็น Biorthogonal wavelet โดย Biorthogonal wavelet จะอยู่บนพื้นฐานของฟังก์ชันเส้นพหุนาม (Spline function) โดยมี ฟังก์ชันสเกลลิง และฟังก์ชันเวฟเลตแบบคู่คือจะมี  $\phi(t)$  กับ  $\tilde{\phi}(t)$  และ  $\psi(t)$  กับ  $\tilde{\psi}(t)$  โดยจะมีดัชนีแสดงความสัมพันธ์ของแต่ละฟังก์ชันคือ ตัวเลขตัวแรกจะแสดงลำดับของตัวกรองผ่านต่ำ (low pass filter) ของการวิเคราะห์ และตัวเลขตัวที่ 2 จะแสดงลำดับ

ของตัวกรองผ่านต่ำ (low pass filter) ของตัวกรองสังเคราะห์ ซึ่งไม่เหมือนกับในกรณีของ Orthogonal wavelet ซึ่ง Biorthogonal wavelet จะมีลำดับของตัวกรองเป็นคู่ หรือคี่ก็ได้ แต่ต้องเลือกอย่างใดอย่างหนึ่ง ดังแสดงตัวอย่าง Biorthogonal wavelet ดังรูปที่ 2.11



รูปที่ 2.11 ตัวอย่างของฟังก์ชันสเกลลิง และฟังก์ชันเวฟเล็ตของ Biorthogonal wavelet

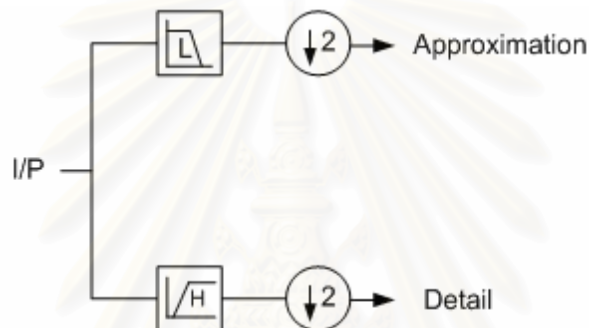
สำหรับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะเลือกใช้ Daubechies wavelet เพราะจากที่กล่าวมาข้างต้น Daubechies wavelet จะมีพารามิเตอร์ และกระบวนการที่ไม่ซับซ้อน ง่ายต่อการคำนวณตัวกรองวิเคราะห์

#### 2.4.1 การแปลงเวฟเล็ตของภาพ

จากที่ได้กล่าวมาแล้วเบื้องต้นจะเห็นว่าการแปลงเวฟเล็ตแบ่งออกเป็น 2 แบบ คือ การแปลงเวฟเล็ตแบบต่อเนื่อง (Continuous wavelet transform) และการแปลงเวฟเล็ตแบบเต็มหน่วย (discrete wavelet transform) สำหรับในกรณีการแปลงเวฟเล็ตของภาพจะทำการแปลงเวฟเล็ตแบบเต็มหน่วยในสองมิติ เนื่องจากภาพเป็นฟังก์ชันสองมิติที่ไม่ต่อเนื่อง โดยอาศัยการแปลงเวฟเล็ตหนึ่งมิติของข้อมูลในแนวตั้ง (column) ของภาพ และการแปลงเวฟเล็ตหนึ่งมิติของข้อมูลในแนวนอน (row) ของภาพ ซึ่งมีความเป็นอิสระต่อกัน

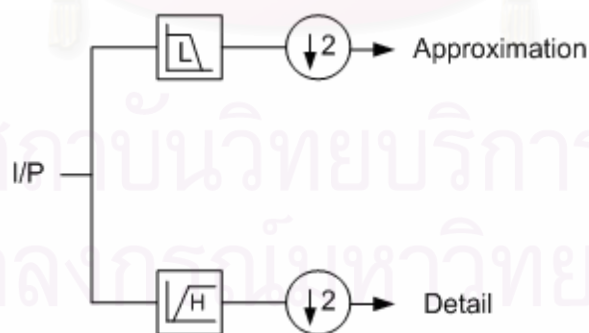
ในทางปฏิบัติเราสามารถนำหลักการของฟิลเตอร์แบงก์ (filter banks) มาใช้การแปลงเวฟเล็ตได้โดยอาศัยตัวกรองดิจิทัล (digital filters) และตัวลดการซัดตัวอย่าง (down samplers) หลักการพื้นฐานของฟิลเตอร์แบงก์แบบสองช่องสัญญาณ (two channel filter banks)

จะเป็นการแยกสัญญาณอินพุตออกเป็น 2 ส่วน คือ ส่วนของข้อมูลความถี่ต่ำ และส่วนของข้อมูลความถี่สูง โดยใช้ตัวกรองผ่านต่ำ (low pass filter) และตัวกรองผ่านสูง (high pass filter) จากนั้นจึงทำการลดการซีกตัวอย่างของข้อมูลเอาต์พุตที่ได้จากตัวกรองทั้งสองลง 2 เท่า เพื่อให้ผลรวมของข้อมูลเอาต์พุตมีค่าเท่ากับข้อมูลอินพุตที่ป้อนเข้ามา โดยเมื่อกรองสัญญาณอินพุตด้วยตัวกรองผ่านต่ำและลดการซีกตัวอย่างลง 2 เท่าจะได้ค่าสัมประสิทธิ์ในส่วนของภาพประมาณ (approximation) และเมื่อกรองสัญญาณอินพุตด้วยตัวกรองผ่านสูง และลดการซีกตัวอย่างลง 2 เท่าก็จะได้ค่าสัมประสิทธิ์ในส่วนของรายละเอียด (detail) ดังแสดงในรูปที่ 2.12 การลดการซีกตัวอย่าง (down sampling) นี้เป็นการลดจำนวนข้อมูลของภาพลง เพื่อให้ได้ภาพที่มีความละเอียดต่ำกว่าภาพอินพุต



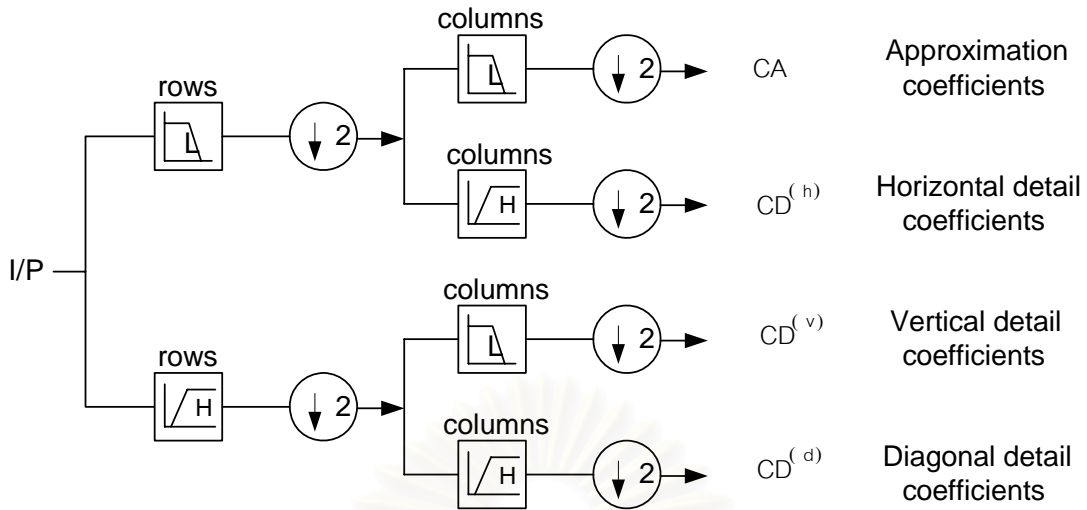
รูปที่ 2.12 การวิเคราะห์ฟิลเตอร์แบงก์แบบสองช่องสัญญาณ

โดยกระบวนการสังเคราะห์ฟิลเตอร์แบงก์แบบสองช่องสัญญาณสามารถพิจารณาได้จากรูปที่ 2.13

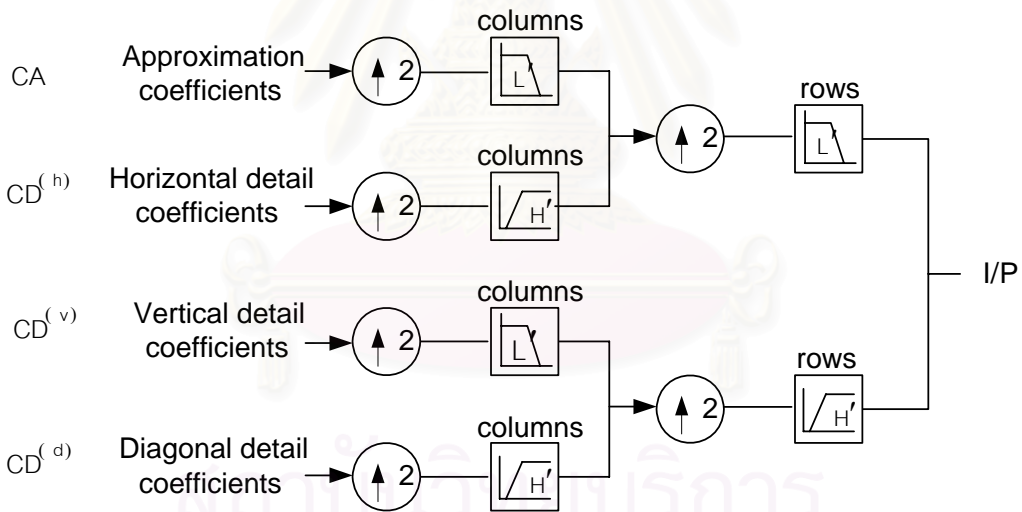


รูปที่ 2.13 การสังเคราะห์ฟิลเตอร์แบงก์แบบสองช่องสัญญาณ

ดังนั้นกระบวนการแปลงเวฟเล็ต และการแปลงกลับเวฟเล็ตของภาพจึงสามารถอธิบายได้ดังรูปที่ 2.14 และรูปที่ 2.15



รูปที่ 2.14 กระบวนการแปลงเวฟเล็ตของภาพ



รูปที่ 2.15 กระบวนการแปลงกลับเวฟเล็ตของภาพ

จากกระบวนการแปลงเวฟเล็ตของภาพในรูปที่ 2.14 เมื่อนำสัญญาณอินพุต หรือภาพไปผ่านตัวกรองผ่านต่ำและตัวกรองผ่านสูง เพื่อแยกสัญญาณอินพุตออกเป็น 2 ส่วน คือ ส่วนของข้อมูลความถี่ต่ำ และส่วนของข้อมูลความถี่สูง และทำการลดการซีกตัวอย่าง (sampling rate)

ข้อมูลในแนวตั้งของเอาต์พุตที่ได้จากตัวกรองทั้งสองด้วยแฟกเตอร์ 2 โดยการเก็บเฉพาะค่าที่ตำแหน่งดัชนีคู่ของข้อมูลในแนวตั้ง ก็จะได้ภาพย่อย (sub image) 2 ภาพ ที่มีความละเอียดในแนวตั้งลดลง 2 เท่า ในขณะที่ความละเอียดในแนวนอนยังคงเท่าเดิม โดยภาพหนึ่งจะเป็นส่วนของข้อมูลความถี่ต่ำ ส่วนอีกภาพหนึ่งจะเป็นส่วนของข้อมูลความถี่สูง จากนั้นจึงนำภาพย่อยทั้งสองภาพไปผ่านตัวกรองผ่านต่ำ และตัวกรองผ่านสูง เพื่อแยกส่วนของข้อมูลความถี่ต่ำ และส่วนของข้อมูลความถี่สูงอีกครั้ง และทำการลดอัตราการซีกตัวอย่างข้อมูลในแนวนอนของเอาต์พุตที่ได้จากตัวกรองทั้งสองด้วยแฟกเตอร์ 2 โดยการเก็บเฉพาะค่าที่ตำแหน่งดัชนีคู่ของข้อมูลในแนวนอน ก็จะได้ภาพย่อยทั้งหมด 4 ภาพ ที่มีความละเอียดในแนวนอนลดลง 2 เท่า โดย  $CA$  คือ สัมประสิทธิ์ค่าประมาณที่ได้จากการกรองข้อมูลในแนวตั้ง และแนวนอนของภาพด้วยตัวกรองผ่านต่ำ  $CD^{(h)}$  คือ สัมประสิทธิ์รายละเอียดในแนวนอนที่ได้จากการกรองข้อมูลในแนวตั้งด้วยตัวกรองผ่านต่ำ และการกรองข้อมูลในแนวนอนด้วยตัวกรองผ่านสูง  $CD^{(v)}$  คือ สัมประสิทธิ์รายละเอียดในแนวตั้งที่ได้จากการกรองข้อมูลในแนวตั้งด้วยตัวกรองผ่านสูง และการกรองข้อมูลในแนวนอนด้วยตัวกรองผ่านต่ำ และ  $CD^{(d)}$  คือ สัมประสิทธิ์รายละเอียดในแนวทแยงมุมที่ได้จากการกรองข้อมูลในแนวตั้ง และแนวนอนของภาพด้วยตัวกรองผ่านสูง

ดังนั้นเมื่อเสร็จสิ้นกระบวนการก็จะได้ภาพย่อยจำนวน 4 ภาพ ซึ่งแต่ละภาพจะมีความละเอียดลดลง 4 เท่าของภาพอินพุต ดังแสดงในรูปที่ 2.16

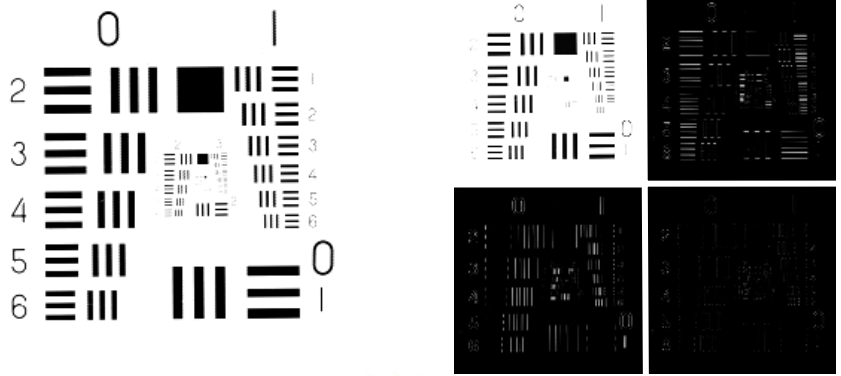


รูปที่ 2.16 การแปลงเวฟเล็ต 1 ระดับ (Level) ความละเอียดของภาพ

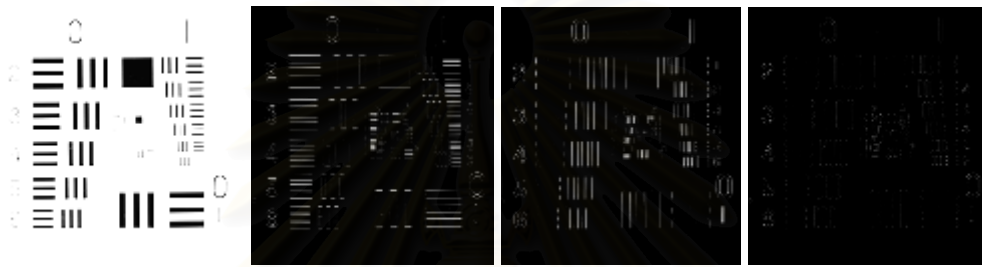
โดยที่ LL คือ แถบย่อย (subband) ความถี่ต่ำทั้งในแนวตั้ง และแนวนอน  
 LH คือ แถบย่อยความถี่ต่ำในแนวตั้ง และความถี่สูงในแนวนอน  
 HL คือ แถบย่อยความถี่สูงในแนวตั้ง และความถี่ต่ำในแนวนอน  
 HH คือ แถบย่อยความถี่สูงทั้งในแนวตั้ง และแนวนอน

ตัวอย่างภาพที่ได้จากการแปลงเวฟเล็ตชนิด Daubechies แสดงดังรูปที่ 2.17





(ข)



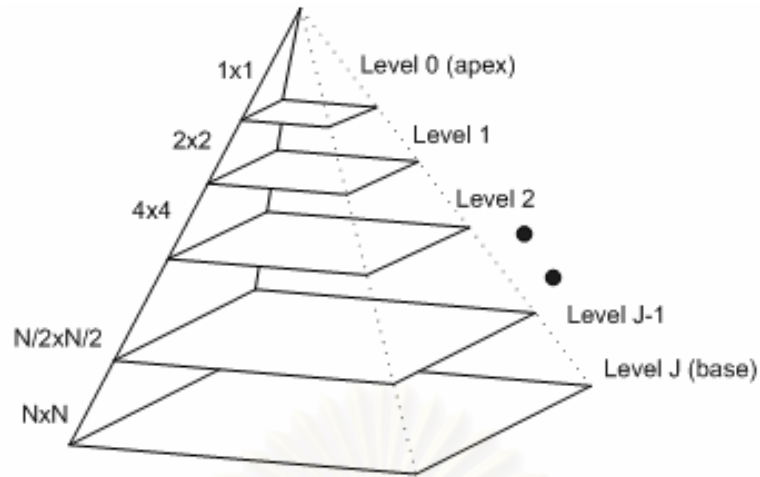
Approximation    Horizontal Details    Diagonal Details    Vertical Details

(ค)

รูปที่ 2.17 การแปลงเวฟเล็ตของภาพตัวอย่างโดยใช้เวฟเล็ตชนิด Daubechies (ก) ภาพต้นฉบับ  
(ข) ภาพที่ได้จากการแปลงเวฟเล็ต (ค) ภาพย่อยที่ได้จากการแปลงเวฟเล็ต

การวิเคราะห์สัญญาณแบบหลายระดับความละเอียด (Multiresolution Analysis: MRA) เป็นการวิเคราะห์สัญญาณที่สามารถเลือกระดับความละเอียดที่สนใจได้ โดยการนำสัญญาณเล็ก ๆ ที่ระดับความละเอียดที่สนใจมารวมกันเกิดเป็นสัญญาณที่ระดับความละเอียดนั้น และเมื่อนำสัญญาณจากทุกระดับความละเอียดมารวมกันก็จะเกิดเป็นสัญญาณอินพุตขึ้น

- **ภาพพีระมิต (Image pyramid)** คือ กลุ่มของภาพที่มีความละเอียดลดลงเรื่อย ๆ ตามลักษณะรูปร่างของพีระมิต ดังรูปที่ 2.18 โดยภาพที่อยู่ฐานของพีระมิตจะเป็นภาพที่มีความละเอียดสูงสุด ส่วนภาพที่ปลายพีระมิตจะมีความละเอียดต่ำสุด และเมื่อเลื่อนระดับพีระมิตขึ้นแต่ละระดับ ภาพจะมีความละเอียดทั้งในแนวตั้ง และแนวนอนลดลง 2 เท่า



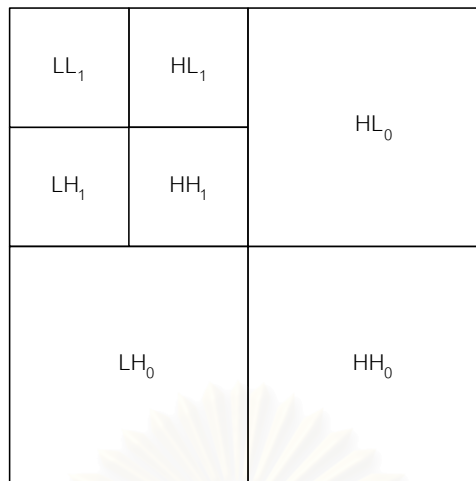
รูปที่ 2.18 โครงสร้างภาพพีระมิด



รูปที่ 2.19 ตัวอย่างภาพพีระมิดที่มี 4 ระดับความละเอียด

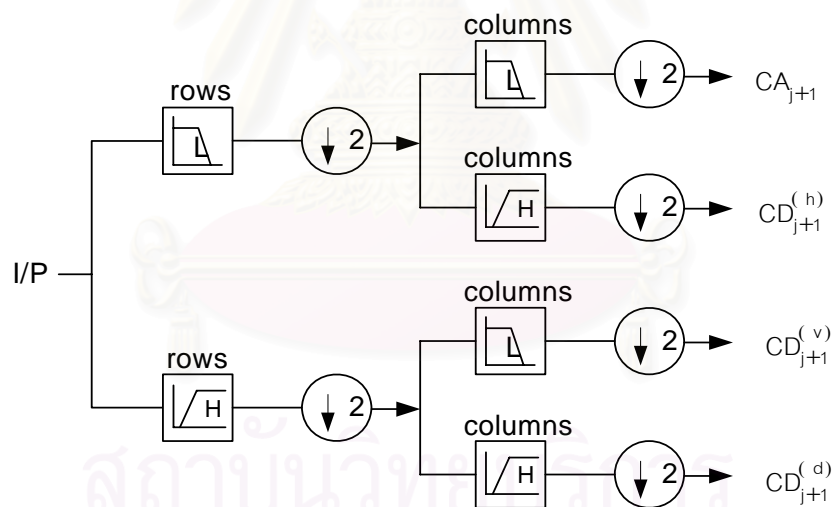
- การแปลงเวฟเล็ตแบบพีระมิด (Pyramidal wavelet transform) เป็นการแปลงเวฟเล็ตของภาพแบบหลายระดับความละเอียดวิธีหนึ่ง ซึ่งมีการแปลงซ้ำในแถบย่อย LL โดยจำนวนครั้งในการแปลงเวฟเล็ตขึ้นอยู่กับระดับความละเอียดที่ต้องการวิเคราะห์ ดังรูปที่ 2.20



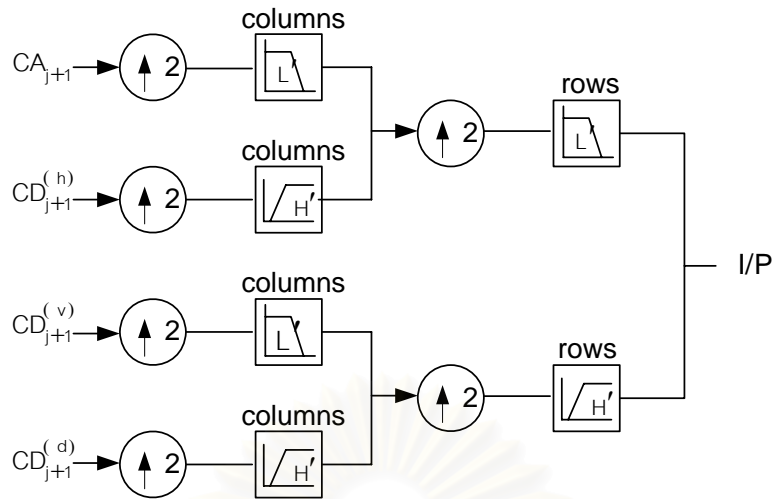


รูปที่ 2.20 การแปลงเวฟเล็ตแบบพีระมิด 2 ระดับความละเอียด

โดยกระบวนการแปลงเวฟเล็ตแบบพีระมิด และการแปลงกลับเวฟเล็ตแบบพีระมิด สามารถพิจารณาได้จากรูปที่ 2.21 และรูปที่ 2.22 ตามลำดับ



รูปที่ 2.21 กระบวนการแปลงเวฟเล็ตแบบพีระมิด



รูปที่ 2.22 กระบวนการแปลงกลับเวฟเล็ตแบบพีระมิด

โดยที่  $j$  คือ ระดับความละเอียด

$CA_0$  คือ สัญญาณอินพุต

$CA_j$  คือ สัมประสิทธิ์ค่าประมาณที่ระดับความละเอียด  $j$

$CA_{j+1}$  คือ สัมประสิทธิ์ค่าประมาณที่ระดับความละเอียด  $j+1$

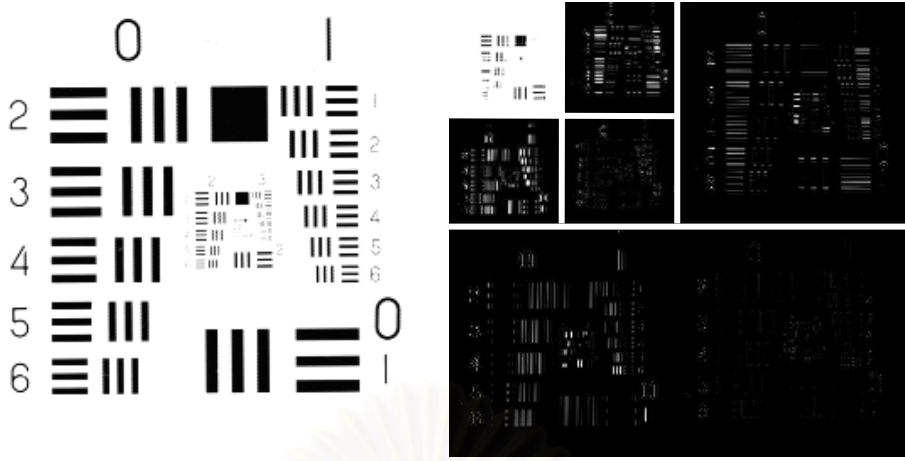
$CD_{j+1}^{(h)}$  คือ สัมประสิทธิ์รายละเอียดในแนวนอนที่ระดับความละเอียด  $j+1$

$CD_{j+1}^{(v)}$  คือ สัมประสิทธิ์รายละเอียดในแนวตั้งที่ระดับความละเอียด  $j+1$

$CD_{j+1}^{(d)}$  คือ สัมประสิทธิ์รายละเอียดในแนวทแยงที่ระดับความละเอียด  $j+1$

ตัวอย่างภาพที่ได้ทำการแปลงเวฟเล็ตแบบพีระมิด 2 ระดับระดับความละเอียด

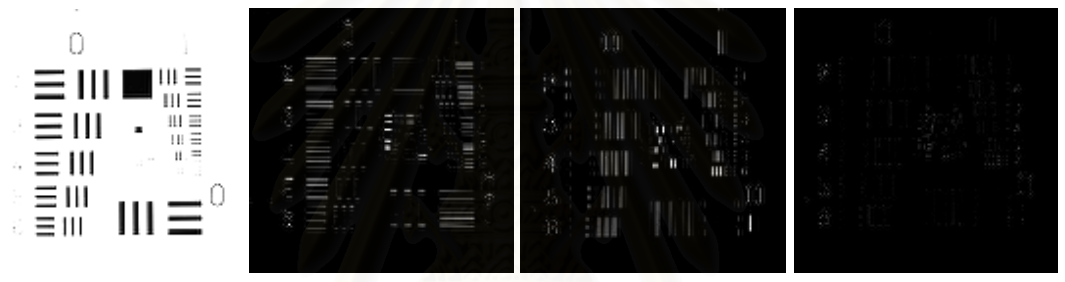
แสดงดังรูปที่ 2.23



(ก)

(ข)

Level 1



Level 2



Approximations

Horizontal Details

Vertical Details

Diagonal Details

(ค)

รูปที่ 2.23 การแปลงเวฟเล็ตแบบพีระมิด 2 ระดับความละเอียดของภาพตัวอย่าง (ก) ภาพต้นฉบับ (ข) ภาพที่ได้จากการแปลงเวฟเล็ต (ค) ภาพย่อยที่ได้จากการแปลงเวฟเล็ต

## 2.5 แบบจำลองของภาพที่ถูกรบกวนด้วยสัญญาณรบกวน

จากแบบจำลองของภาพที่ได้รับถูกรบกวนด้วยสัญญาณรบกวน ดังที่ได้กล่าวมาแล้วในบทที่ 1 ซึ่งในบทนี้จะพิจารณาภาพที่ถูกรบกวนด้วยสัญญาณรบกวนแล้ว จะสามารถแสดงได้ดังสมการที่ (2.29)

$$g_{ij} = f_{ij} + \varepsilon_{ij} \quad i, j = 1, \dots, N \quad (2.29)$$

โดย  $\{g_{ij}\}$  คือ ภาพที่ถูกรบกวนด้วยสัญญาณรบกวน

$\{f_{ij}\}$  คือ ภาพต้นแบบ

$\{\varepsilon_{ij}\}$  คือ สัญญาณรบกวน โดยในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้กำหนดให้เป็นสัญญาณรบกวนเกาส์สีขาวแบบบวก (Additive White Gaussian Noise: AWGN) โดยมีค่าเฉลี่ยเป็นศูนย์ และมีค่าแปรปรวนเป็น  $\sigma^2$  และมีความเป็นอิสระต่อภาพต้นแบบ  $\{f_{ij}\}$

$N$  คือ เลขจำนวนเต็ม

กำหนดให้  $\mathbf{g} = \{g_{ij}\}_{i,j}$ ,  $\mathbf{f} = \{f_{ij}\}_{i,j}$  และ  $\boldsymbol{\varepsilon} = \{\varepsilon_{ij}\}_{i,j}$  เป็นเมตริกซ์ของสัญญาณที่ต้องการพิจารณา กำหนดให้  $\mathbf{Y} = \mathbf{W}\mathbf{g}$  เป็นเมตริกซ์ของสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตของ  $\mathbf{g}$  โดยที่  $\mathbf{W}$  คือ ตัวกระทำการแปลงเวฟเล็ตตั้งฉากแบบสองมิติ และ  $\mathbf{X} = \mathbf{W}\mathbf{f}$  และ  $\mathbf{V} = \mathbf{W}\boldsymbol{\varepsilon}$  โดย  $\{V_{ij}\}$  เป็นการแปลงเวฟเล็ตแบบตั้งฉาก เนื่องจากเป็น  $iid N(0, \sigma^2)$

การลดทอนสัญญาณรบกวน ด้วยการแปลงเวฟเล็ตแบบวิธีการกรองขีดเริ่มเปลี่ยนแบบไม่เชิงเส้น จะทำการลดทอนสัญญาณรบกวนในแต่ละสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ต  $Y_{ij}$  จากแถบย่อยของสัมประสิทธิ์รายละเอียดโดยการคำนวณฟังก์ชันการหาขีดเริ่มเปลี่ยนที่ได้จาก  $\hat{X}_{ij}$  หลังการกรองขีดเริ่มเปลี่ยนแบบไม่เชิงเส้น สัญญาณที่ถูกลดทอนสัญญาณรบกวนหาได้จาก  $\hat{\mathbf{f}} = \mathbf{W}^{-1}\hat{\mathbf{X}}$  โดยที่  $\mathbf{W}^{-1}$  คือ ตัวกระทำการแปลงกลับเวฟเล็ตตั้งฉากแบบสองมิติ

## 2.6 การลดทอนสัญญาณรบกวนของภาพ (Denoising Image)

ในหัวข้อนี้จะกล่าวถึงรายละเอียดของวิธีการลดทอนสัญญาณรบกวนพื้นฐานที่นิยมใช้อ้างอิง และในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้นำวิธีการลดทอนสัญญาณรบกวนเหล่านี้มาเปรียบเทียบผลการทดลองกับวิธีการลดทอนสัญญาณที่น่าเสนอ

### 2.6.1 ตัวกรองวินเนอร์ (Wiener Filter) [2] [32]

Norbert Wiener เป็นผู้เสนอวิธีตัวกรองวินเนอร์ ซึ่งในกระบวนการแบบสุ่ม เมื่อทำการพิจารณาภาพและสัญญาณรบกวน วัตถุประสงค์ของวิธีการนี้คือ การประมาณค่า  $\hat{f}$  ของภาพที่ไม่ถูกรบกวน  $f$  ซึ่งเป็นค่าที่ทำให้ค่าผิดพลาดกำลังสอง (Mean square error) ของ  $\hat{f}$  และ  $f$  มีค่าน้อยที่สุด โดยค่าผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ยสามารถแสดงได้ตามสมการที่ (2.30)

$$e^2 = E\left\{\left(\hat{f} - f\right)^2\right\} \quad (2.30)$$

เมื่อ  $E\{\cdot\}$  คือ ค่าคาดคะเน (Expected value) ของอาร์กิวเมนต์ ในวิธีการนี้จะสมมติให้สัญญาณที่ถูกรบกวนด้วยสัญญาณรบกวนมีค่าเฉลี่ยเป็นศูนย์ และระดับความเทาในการประมาณค่าเป็นฟังก์ชันเชิงเส้น (Linear function) ของระดับของการเสื่อมของภาพบนเงื่อนไขค่าต่ำสุดของฟังก์ชันค่าผิดพลาดในสมการที่ (2.31) สามารถแสดงในโดเมนความถี่ได้เป็น

$$\begin{aligned} \hat{F}(u, v) &= \left[ \frac{H^*(u, v) S(u, v)}{S_f(u, v) |H(u, v)|^2 + S_\eta(u, v)} \right] G(u, v) \\ &= \left[ \frac{H^*(u, v)}{|H(u, v)|^2 + S_\eta(u, v) / S_f(u, v)} \right] G(u, v) \\ &= \left[ \frac{1}{H(u, v)} \frac{|H(u, v)|^2}{|H(u, v)|^2 + S_\eta(u, v) / S_f(u, v)} \right] G(u, v) \end{aligned} \quad (2.31)$$

โดยที่  $H(u, v)$  คือ ฟังก์ชันการเสื่อม (Degradation function)

$H^*(u, v)$  คือ เชนจ์ซ้อนสังยุค (Complex conjugate) ของ  $H(u, v)$

$|H(u, v)|^2$  คือ  $H^*(u, v) H(u, v)$

$S_\eta(u, v)$  คือ  $|N(u, v)|^2$  คือ สเปกตรัมกำลังของสัญญาณรบกวน

$S_f(u, v)$  คือ  $|F(u, v)|^2$  คือ สเปกตรัมกำลังของภาพที่ยังไม่ถูกทำให้เสื่อม

เทอมภายในวงเล็บทางขวามือเรียกว่า Minimum mean square filter หรือ least square error filter โดยธรรมชาติวิธี Wiener จะคำนวณหาคำตอบ โดยพิจารณาจุดภาพข้างเคียงร่วมด้วย ซึ่งทำให้ภาพที่ได้จากการลดทอนสัญญาณรบกวนมีประสิทธิภาพไม่ดีนัก เนื่องจากตัวกรองชนิดนี้จะประมาณค่าสัญญาณทั้งภาพ โดยจะสมมติให้สัญญาณทั้งหมดเป็นสัญญาณที่สำคัญ เมื่อสัญญาณรบกวนมีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานเพิ่มขึ้น สัญญาณรบกวนก็จะปะปนกับสัญญาณสำคัญ ดังนั้นประสิทธิภาพในการลดทอนสัญญาณรบกวนจะลดลง

## 2.6.2 การลดทอนสัญญาณรบกวน ด้วยการแปลงเวฟเล็ต

โดยทั่วไปการลดทอนสัญญาณรบกวน ด้วยการแปลงเวฟเล็ต แบ่งออกได้หลายวิธีเช่น

- วิธีการกรองแบบเชิงเส้น (Linear filtering) [10-11] เช่น วิธีตัวกรองวินเนอร์ (Wiener filter) ในโดเมนเวฟเล็ต แต่ผลการลดทอนสัญญาณรบกวนที่ได้เมื่อเปรียบเทียบกับภาพต้นฉบับยังไม่ดีนัก เป็นต้น

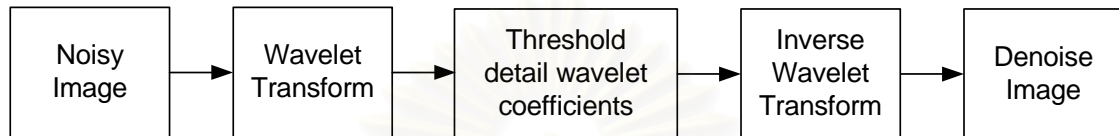
- วิธีการกรองขีดเริ่มเปลี่ยนแบบไม่เชิงเส้น (Non-linear threshold filtering) [13-15] เป็นวิธีที่ได้รับความนิยมจากนักวิจัยเป็นอย่างมาก เนื่องจากวิธีนี้อาศัยข้อดีของคุณสมบัติ sparsity ของการแปลงเวฟเล็ต ซึ่งวิธีการแปลงเวฟเล็ตจะทำการส่งจุดภาพของสัญญาณสำคัญในโดเมนเชิงพื้นที่ไปยังจุดภาพของสัญญาณสำคัญในโดเมนของเวฟเล็ต โดยที่พลังงานของสัญญาณภาพจะรวมกันอยู่เป็นกลุ่มเล็กๆ แต่สัญญาณรบกวนจะไม่รวมกันเป็นกลุ่ม และมีจุดมุ่งหมายที่สำคัญคือ หาค่าขีดเริ่มเปลี่ยน (threshold) ที่เป็น optimal threshold เพื่อลดทอนสัญญาณรบกวนให้มากที่สุด

- วิธี Wavelet Coefficient Model [28-29] เป็นวิธีที่น่าจะบรรเทาการทางสถิติมาประยุกต์ใช้ แต่มีการคำนวณที่ซับซ้อน

- วิธี Non-Orthogonal Wavelet Transform [30-31] เป็นกรรมวิธีการแปลงเวฟเล็ตแบบนำมาเทอร์เวฟเล็ตหลายฟังก์ชันมาใช้ ผลที่ได้จากการลดทอนสัญญาณรบกวนมีคุณภาพที่ดี แต่มีการคำนวณที่ค่อนข้างซับซ้อน

จากที่กล่าวมาข้างต้น ในวิทยานิพนธ์สนใจการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีการกรองขีดเริ่มเปลี่ยนแบบไม่เชิงเส้น (Non-linear threshold filtering) หรือเรียกอีกอย่างหนึ่งว่า Wavelet thresholding หรือ Shrinkage ซึ่งงานวิจัย [13] ได้แสดงโครงสร้างของ Wavelet

thresholding ให้อย่างหลากหลาย โดยการลดทอนสัมประสิทธิ์ของ Wavelet thresholding มีข้อดีคือที่คำตอบที่ near-optimal ใน minimax sense สามารถประมาณเส้นโค้งที่ถูกกรองด้วยสัมประสิทธิ์ของ Wavelet ได้อย่างถูกต้อง ซึ่งจะแสดงว่ามีอัตราผู้เข้าที่ดีกว่าวิธีเชิงเส้นของฟังก์ชันการประมาณใน Basov space [12-13] โดยกรรมวิธีในการลดทอนสัมประสิทธิ์ของ Wavelet thresholding แบ่งออกเป็นส่วนต่างๆ ดังรูปที่ 2.24



รูปที่ 2.24 กระบวนการลดทอนสัมประสิทธิ์ของ Wavelet thresholding

โดยกระบวนการการลดทอนสัมประสิทธิ์ของ Wavelet thresholding มีขั้นตอนดังนี้

1) นำสัญญาณภาพที่ถูกลดทอน ด้วยสัมประสิทธิ์ของ Wavelet มาแปลงเวฟเล็ตแบบเต็มหน่วย (Discrete Wavelet Transform) เนื่องจากการแปลงเวฟเล็ตแบบเต็มหน่วยมีการพิจารณาเป็นแบบการเข้ารหัสคลื่นย่อย (Subband coding) ทำให้ง่ายต่อการวิเคราะห์ผลภาพดังที่กล่าวมาแล้วในหัวข้อที่ผ่านมา จะได้สัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ต

2) นำสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตไปคำนวณหาขีดเริ่มเปลี่ยน แล้วนำขีดเริ่มเปลี่ยนไปประยุกต์กับฟังก์ชันการประยุกต์ใช้ขีดเริ่มเปลี่ยน โดยวิธีการ Wavelet thresholding จะเอาสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตออกโดยทำ thresholding เฉพาะส่วนของแถบย่อยของสัมประสิทธิ์รายละเอียดของเวฟเล็ต (detail subbands coefficient) ซึ่งแถบย่อยนี้จะเก็บสัมประสิทธิ์ที่มีความละเอียดต่ำเอาไว้ [13]

3) นำสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตที่ได้ผ่านกระบวนการลดทอนสัมประสิทธิ์ของ Wavelet มาสร้างเวฟเล็ตกลับ (Inverse Discrete Wavelet Transform) จะได้ภาพที่ถูกลดทอนสัมประสิทธิ์ของ Wavelet แล้ว



ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะศึกษากระบวนการลดทอนสัญญาณรบกวน ด้วยการแปลงเวฟเล็ต แบบ Wavelet thresholding ในขั้นตอนที่สองคือ การพิจารณาการเลือกขีดเริ่มเปลี่ยนของสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ต เนื่องจากหัวใจหลักของการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีนี้คือการหาขีดเริ่มเปลี่ยนของสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ต ถ้าการกำหนดค่าขีดเริ่มเปลี่ยนที่คำนวณได้มีค่าไม่เหมาะสมกับภาพนั้นก็จะทำให้ภาพที่ได้จากการลดทอนสัญญาณรบกวนเกิดความผิดเพี้ยนไปจากภาพต้นฉบับ ดังนั้นถ้าหากสามารถคำนวณค่าขีดเริ่มเปลี่ยนที่เหมาะสมที่สุดได้ เมื่อนำค่าขีดเริ่มเปลี่ยนนั้นมาประยุกต์กับฟังก์ชันการประยุกต์ใช้ขีดเริ่มเปลี่ยน ก็จะทำให้ประสิทธิภาพในการลดทอนสัญญาณรบกวนเพิ่มขึ้น และภาพที่ได้จากการลดทอนสัญญาณรบกวนจะมีคุณภาพที่ดีและใกล้เคียงกับภาพต้นฉบับ

วิธีการหาขีดเริ่มเปลี่ยนสามารถแบ่งออกเป็นสองส่วนคือ ส่วนของการหาขีดเริ่มเปลี่ยนของสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ต และส่วนของการนำฟังก์ชันขีดเริ่มเปลี่ยนมาประยุกต์ใช้

- **วิธีการหาขีดเริ่มเปลี่ยน**

เป็นการหาค่าขีดเริ่มเปลี่ยนที่เหมาะสมที่สุดค่าหนึ่งจากสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตทั้งหมด เพื่อนำไปประยุกต์ใช้กับฟังก์ชันการประยุกต์ใช้ขีดเริ่มเปลี่ยน โดยที่จะไม่ทำให้ข้อมูลของภาพเสียหาย และสามารถลดทอนสัญญาณรบกวนได้มากที่สุด โดยงานวิจัย [12] ได้เสนอวิธีการหาขีดเริ่มเปลี่ยนที่เรียกว่า Universal Threshold ซึ่งจะคำนวณได้จากสมการ (2.32)

$$\lambda = \sigma \sqrt{2 \log M} \quad (2.32)$$

โดย  $\sigma^2$  คือ ค่าความแปรปรวนของสัญญาณรบกวน

$M$  คือ จำนวนของจุดภาพของภาพ

จากสมการ (2.32) จะพบว่า เมื่อภาพมีขนาดใหญ่ ค่าขีดเริ่มเปลี่ยนที่ได้จะมีขนาดใหญ่ด้วย ดังนั้นการหาขีดเริ่มเปลี่ยนวิธีนี้อาจจะทำให้เกิดความผิดเพี้ยนของภาพ เมื่อภาพมีขนาดใหญ่ได้ ดังนั้นในปัจจุบันนี้จึงได้มีการปรับปรุงประสิทธิภาพของวิธีการหาขีดเริ่มเปลี่ยนเพื่อให้ได้ค่าขีดเริ่มเปลี่ยนที่เหมาะสมที่สุด และไม่ทำให้ภาพที่ได้จากการลดทอนสัญญาณรบกวนเกิดความผิดเพี้ยนไปจากภาพต้นฉบับ จึงมีวิธีการหาขีดเริ่มเปลี่ยนถูกเสนอขึ้นมากมาย ดังจะกล่าวในหัวข้อต่อไป

- ฟังก์ชันการประยุกต์ใช้ขีดเริ่มเปลี่ยน [13]

เป็นฟังก์ชันที่นำค่าขีดเริ่มเปลี่ยนที่คำนวณได้มาประยุกต์ใช้ โดยฟังก์ชันการประยุกต์ใช้ขีดเริ่มเปลี่ยนมี 2 ชนิดคือ ฟังก์ชันการประยุกต์ใช้ขีดเริ่มเปลี่ยนชนิด Hard Threshold และฟังก์ชันการประยุกต์ใช้ขีดเริ่มเปลี่ยนชนิด Soft Threshold ดังนี้

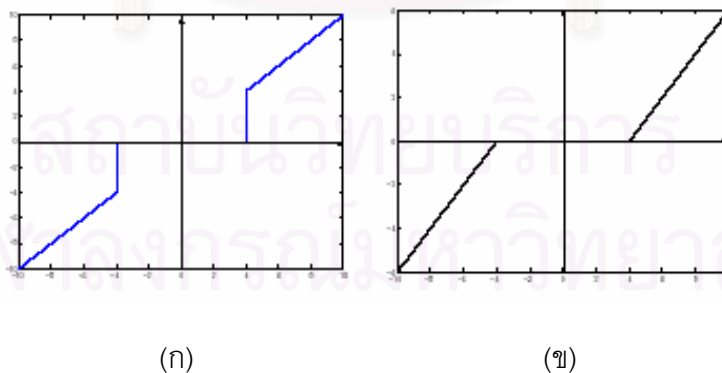
1. ฟังก์ชันการประยุกต์ใช้ขีดเริ่มเปลี่ยนชนิด Hard Threshold จะแสดงได้ดังสมการที่ (2.33)

$$\psi_{\lambda}(x) = x \cdot 1 \{ |x| > \lambda \} \quad (2.33)$$

โดย  $x$  คือ ค่าสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตของภาพที่ถูกบวกรวณด้วยสัญญาณรบกวน

$\lambda$  คือ ขีดเริ่มเปลี่ยน (Threshold)

โดยฟังก์ชันการประยุกต์ใช้ขีดเริ่มเปลี่ยนชนิด Hard Threshold จะพิจารณาค่าสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตเปรียบเทียบกับขีดเริ่มเปลี่ยน ซึ่งถ้าสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตมีค่าน้อยกว่าขีดเริ่มเปลี่ยน ฟังก์ชันชนิดนี้จะปรับสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตให้เป็นศูนย์ แต่ถ้าสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตมีค่ามากกว่าขีดเริ่มเปลี่ยน ฟังก์ชันชนิดนี้จะคงสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตนั้นได้ โดยจะแสดงฟังก์ชันถ่ายโอน (Transfer function) ของฟังก์ชันการประยุกต์ใช้ขีดเริ่มเปลี่ยนชนิด Hard Threshold ได้ดังรูปที่ 2.25 (ก)



รูปที่ 2.25 ฟังก์ชันการประยุกต์ใช้ขีดเริ่มเปลี่ยน (ก) ฟังก์ชันฟังก์ชันการประยุกต์ใช้ขีดเริ่มเปลี่ยนแบบ Hard-threshold (ข) ฟังก์ชันการประยุกต์ใช้ขีดเริ่มเปลี่ยนแบบ Soft-threshold

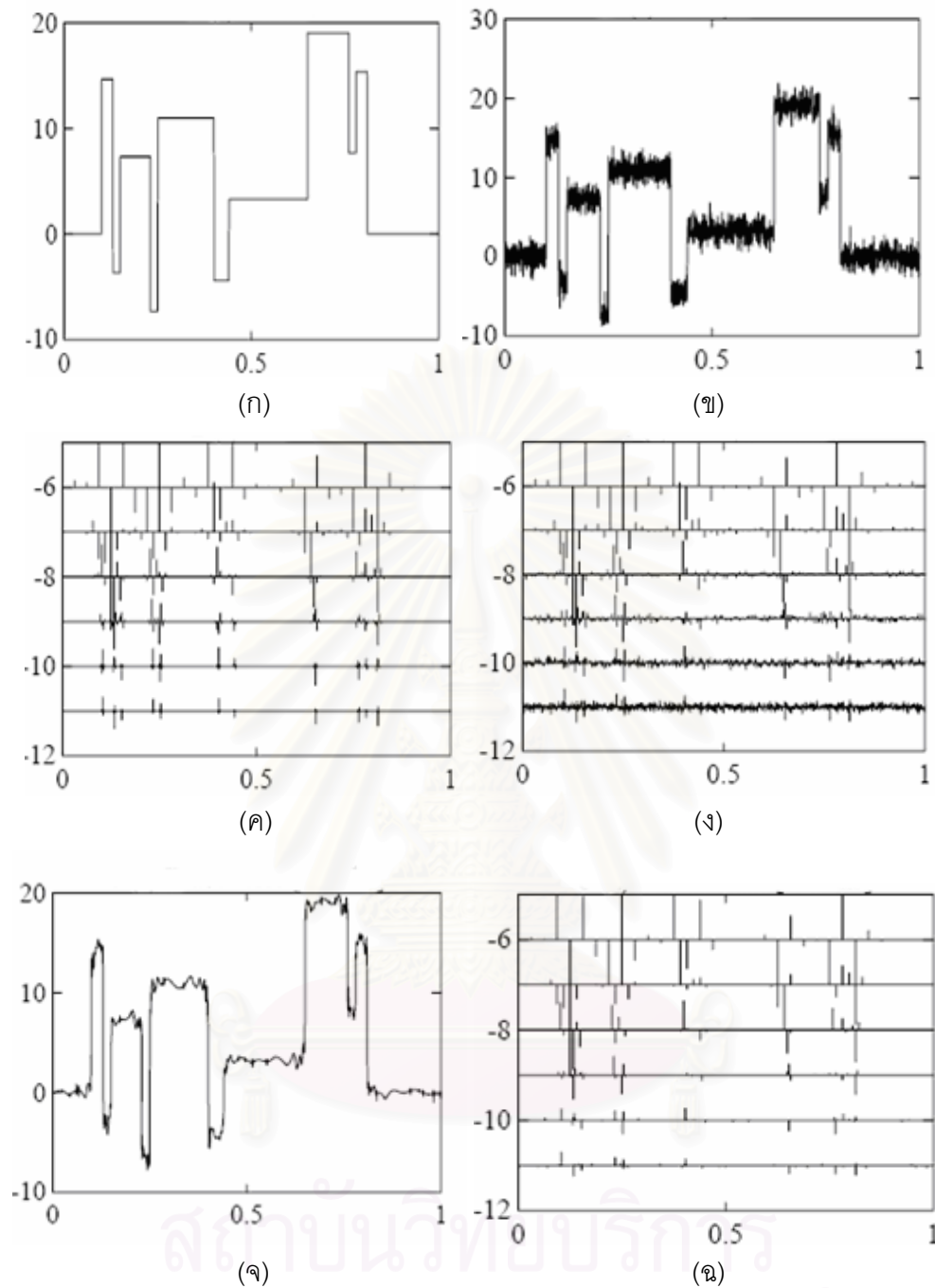
2. ฟังก์ชันการประยุกต์ใช้ขีดเริ่มเปลี่ยนชนิด Soft Threshold จะแสดงได้ดังสมการที่ (2.34)

$$\eta_\lambda(x) = \text{sgn}(x) \cdot \max(|x| - \lambda, 0) \quad (2.34)$$

โดยฟังก์ชันการประยุกต์ใช้ขีดเริ่มเปลี่ยนชนิด Soft Threshold จะพิจารณาค่าสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตเปรียบเทียบกับขีดเริ่มเปลี่ยน ซึ่งถ้าสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตมีค่าน้อยกว่าขีดเริ่มเปลี่ยน ฟังก์ชันชนิดนี้จะปรับสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตให้เป็นศูนย์ แต่ถ้าสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตมีค่ามากกว่าขีดเริ่มเปลี่ยน ฟังก์ชันชนิดนี้จะปรับค่าสัมประสิทธิ์ก่อนเก็บค่าสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตนั้นไว้ โดยจะแสดงฟังก์ชันถ่ายโอน (Transfer function) ของฟังก์ชันการประยุกต์ใช้ขีดเริ่มเปลี่ยนแบบ Soft Threshold ได้ดังรูปที่ 2.25 (ข)

การลดทอนสัญญาณรบกวนของภาพด้วยการแปลงเวฟเล็ต สามารถนำฟังก์ชันการประยุกต์ใช้ขีดเริ่มเปลี่ยนชนิด Hard Threshold และชนิด Soft Threshold มาประยุกต์ใช้ได้ทั้งสองชนิดตามความเหมาะสมของงาน แต่ฟังก์ชันการประยุกต์ใช้ขีดเริ่มเปลี่ยนแบบ Soft Threshold ได้รับความนิยมมากกว่าฟังก์ชันการประยุกต์ใช้ขีดเริ่มเปลี่ยนชนิด Hard Threshold [20] เนื่องจากผลลัพธ์ที่ได้จากฟังก์ชันการประยุกต์ใช้ขีดเริ่มเปลี่ยนชนิด Soft-threshold ให้ผลลัพธ์ที่ใกล้ค่าที่น้อยที่สุดบนระยะที่มากที่สุดของปริภูมิบาซอฟ (Basov space) [12] [35] และเนื่องจากมี Generalized Gaussian prior ใช้ในงานนี้ ผลการคำนวณของ optimal soft-threshold estimator มีบริเวณผิดพลาดน้อยกว่า optimal hard-threshold estimator อีกทั้งฟังก์ชันการประยุกต์ใช้ขีดเริ่มเปลี่ยนชนิด Soft-threshold และให้ภาพที่น่าพอใจกว่าฟังก์ชันการประยุกต์ใช้ขีดเริ่มเปลี่ยนชนิด hard-threshold

ในช่วงหลายปีที่ผ่านมา ได้มีผู้เสนอการลดทอนสัญญาณรบกวนแบบ Wavelet Thresholding ไว้อย่างหลากหลาย โดยวิธีเหล่านี้จะมีวัตถุประสงค์ เพื่อหาขีดเริ่มเปลี่ยนที่เหมาะสมที่สุด สำหรับการลดทอนสัญญาณรบกวนของภาพ ด้วยการแปลงเวฟเล็ต โดยที่ไม่ทำให้ภาพที่ได้จากการลดทอนสัญญาณรบกวนเกิดความผิดเพี้ยน ซึ่งวิธีการที่นิยมใช้ และถูกนำมาเปรียบเทียบมีดังนี้



รูปที่ 2.26 [12] ผลการทดสอบการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธี VisuShrink (ก) ฟังก์ชันต้นแบบ (ข) ฟังก์ชัน (ก) ที่ถูกรบกวนด้วยสัญญาณรบกวนที่มีการกระจายตัวแบบเกาส์ ( $N(0,1)$ ) (ค) สัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตของฟังก์ชัน (ก) (ง) สัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตของ (ข) (จ) วิธี VisuShrink (ฉ) สัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตของวิธี VisuShrink

2.6.2.1 วิธี VisuShrink [13] เป็นการลดทอนสัญญาณรบกวน ที่นำวิธีการหาขีดเริ่มเปลี่ยนแบบ Universal Threshold เสนอโดยงานวิจัย [13] มาประยุกต์ใช้กับฟังก์ชันการประยุกต์ใช้ขีดเริ่มเปลี่ยนชนิด Soft-threshold โดยจะสามารถหาขีดเริ่มเปลี่ยน (Threshold,  $\lambda$ ) ได้จากสมการที่ (2.35)

$$\lambda = \sigma\sqrt{2\log M} \quad (2.35)$$

โดย  $\sigma^2$  คือ ค่าความแปรปรวนของสัญญาณรบกวน

$M$  คือ จำนวนของจุดภาพของภาพ

โดยเมื่อทดสอบกับฟังก์ชัน Blocks ในรูปที่ 2.26 จะพบว่า วิธี VisuShrink สามารถลดทอนสัญญาณรบกวนได้พอสมควร แต่ยังไม่ดีนัก

-ข้อดีของวิธีนี้คือ มีความซับซ้อนในการคำนวณต่ำ ใช้เวลาน้อย

-ข้อจำกัดของวิธีนี้คือ จะพบว่าภาพที่ได้จากการลดทอนสัญญาณรบกวนมีความราบเรียบ (Smooth) มากเกินไป ทำให้ภาพที่ได้เกิดความผิดเพี้ยน เพราะผลจากการพิสูจน์ใน [13] พบว่า ค่าที่มากที่สุดของ iid ที่มี  $N(0, \sigma^2)$  ที่  $M$  ทุก ๆ ค่า จะมีค่าน้อยกว่าความน่าจะเป็นที่ได้จากการหาขีดเริ่มเปลี่ยนแบบ Universal threshold ซึ่งมีค่าสูง โดยที่  $M$  มีค่ามากขึ้นก็จะทำให้ความน่าจะเป็นที่ได้มีค่าสูงด้วย ซึ่งที่ความน่าจะเป็นที่สูงนี้จะทำให้การประมาณค่าสัญญาณที่สำคัญเป็นศูนย์

2.6.2.2 วิธี SureShrink [12] เป็นการลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอโดยงานวิจัย [12] ซึ่งมีแนวคิดมาจากคุณสมบัติของเวฟเล็ตที่ว่า เมื่อทำการแปลงเวฟเล็ตของสัญญาณแล้ว พลังงานของสัญญาณจะรวมกันอยู่เป็นกลุ่มเล็กๆ แต่สัญญาณรบกวนจะไม่รวมกันเป็นกลุ่ม ดังแสดงในรูปที่ 2.26 (ง) ดังนั้นการลดทอนสัญญาณรบกวนสามารถทำได้โดย การทำให้สัญญาณรบกวนราบเรียบ (smoothness) มากที่สุด ซึ่งงานวิจัย [12] ได้เสนอวิธี SureShrink โดยมีหลักการคือ ถ้าสัญญาณเริ่มต้นมีการกระโดด (jump) สัญญาณที่สร้างกลับก็จะกระโดดด้วย ถ้าสัญญาณเริ่มต้นราบเรียบ (smooth) สัญญาณที่สร้างกลับก็จะราบเรียบด้วย ซึ่งวิธีนี้จะเป็นแบบ adaptive โดยที่คำตอบที่ได้จะมีค่า near minimax ช่วงระหว่าง Basov scale ซึ่งขนาดของช่วงระหว่าง Basov นี้จะขึ้นอยู่กับทางเลือกมาเธอร์เวฟเล็ต ซึ่งเมื่อเปรียบเทียบกับวิธีดั้งเดิมที่สามารถทำให้สัญญาณรบกวนราบเรียบเช่น วิธี kernels หรือวิธี splines วิธีเหล่านี้ไม่สามารถทำให้ได้คำตอบที่ near-minimax ใน Basov space ได้ ดังนั้นจึงได้มีการนำวิธี SureShrink มาใช้ เพื่อลดทอนสัญญาณ

รบกวนในโดเมนเวฟเลต โดยจะมีกระบวนการการหาขีดเริ่มเปลี่ยนอยู่บนพื้นฐานของการประมาณค่าของ Stein's Unbiased Risk Estimator (SURE) ที่เสนอโดย Charles Stein โดยเป็นการประมาณค่า  $\hat{\mu}$  ที่ทำให้การสูญเสียแบบ Unbiased  $\|\hat{\mu} - \mu\|^2$  มีค่าน้อยที่สุด เมื่อ  $\mu = (\mu_i : i = 1, \dots, d)$  เป็นค่าเวกเตอร์เฉลี่ยของ  $x_i \sim N(\mu_i, 1)$  ในวิธีการของ Stein กำหนดให้  $\hat{\mu}(\mathbf{x}) = \mathbf{x} + \mathbf{g}(\mathbf{x})$  ซึ่ง  $\mathbf{g} = (g_i)_{i=1}^d$  เป็นฟังก์ชันจาก  $R^d$  ไปยัง  $R^d$  ซึ่ง Stein ได้แสดงว่าเมื่อ  $\mathbf{g}(\mathbf{x})$  ไม่สามารถหาอนุพันธ์ได้ค่าความสูญเสียสามารถแสดงได้ดังสมการที่ (2.36)

$$E_{\mu} \|\hat{\mu}(\mathbf{x}) - \mu\|^2 = d + E_{\mu} \left\{ \|\mathbf{g}(\mathbf{x})\|^2 + 2\nabla \cdot \mathbf{g}(\mathbf{x}) \right\} \quad (2.36)$$

โดย  $\nabla \cdot \mathbf{g} \equiv \sum_i \frac{\partial}{\partial x_i} g_i$  เมื่อพิจารณาตัวประมาณค่าให้เป็นฟังก์ชันประยุกต์ขีดเริ่มเปลี่ยนแบบ Soft-threshold จะได้  $\hat{\mu}_i^{(\lambda)}(x) = \eta_{\lambda}(x_i)$  และนำมาประยุกต์กับผลของ Stein [14] ได้ดังสมการที่ (2.38)

$$SURE(\lambda; \mathbf{x}) = d - 2 \cdot \#\{i : |x_i| \leq \lambda\} + \sum_{i=1}^d (|x_i| \wedge \lambda)^2 \quad (2.37)$$

ถ้าสมการที่ (2.36) เป็น unbiased estimator of risk ซึ่ง  $E_{\mu} \|\hat{\mu}^{(\lambda)}(x) - \mu\| = E_{\mu} SURE(\lambda, x)$

จะได้ขีดเริ่มเปลี่ยนที่ทำให้ฟังก์ชัน SURE มีค่าน้อยที่สุดดังสมการที่ (2.38)

$$\lambda_s = \arg \min_{\lambda} SURE(\lambda; \mathbf{x}) \quad (2.38)$$

โดยถ้าเรียงลำดับสัมประสิทธิ์  $x_i$  ตามลำดับของ  $|x_i|$  จากน้อยไปมากแล้ว ขีดเริ่มเปลี่ยน  $\lambda$  ที่อยู่ระหว่างค่า  $|x_i|$  สองค่าที่อยู่ติดกัน ( $|x_i| < x < |x_{i+1}|$ ) จะทำให้  $SURE(\lambda)$  มีค่ามากกว่าค่า  $SURE(\lambda = x_i)$  และ  $SURE(\lambda = x_{i+1})$  นั่นคือ การพิจารณาหาค่า  $\lambda_s$  ที่เหมาะสมสามารถทำได้ภายใน  $|x_i|$  ที่มีอยู่เท่านั้น ซึ่งทำให้ช่วยลดการคำนวณลงได้เป็น  $O(d)$  เมื่อ  $d$  คือจำนวนของค่า  $|x_i|$  ที่มีอยู่แทนที่จะเป็น  $O(N)$  เมื่อ  $N$  คือจำนวนของข้อมูลที่เป็นไปได้ทั้งหมด ซึ่งขั้นตอนการหาขีดเริ่มเปลี่ยนที่เหมาะสมของวิธีการนี้สามารถแสดงได้ตามรูปที่ 2.27 เมื่อให้  $T = \{T_1, \dots, T_N\}$  คือ ค่าของ  $|x_i|$  ที่เป็นไปได้ทั้งหมด โดย  $T_1 < T_2 < \dots < T_N$



- การเลือกขีดเริ่มเปลี่ยนในกรณีที่มีค่าสัมประสิทธิ์เบาบาง (Sparse case)

การเลือกค่าขีดเริ่มเปลี่ยนวิธี SureShrink มีข้อเสียคือ จะทำได้ก็ต่อเมื่อสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตอยู่ในสถานะของสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตที่มีลักษณะ sparsity มากที่สุด ซึ่งโครงสร้างของ Sure จะถูกเสริมด้วยสัญญาณรบกวนที่หลายๆ ตำแหน่งที่สัญญาณสำคัญเป็นศูนย์ ดังนั้นจึงต้องใช้วิธีแบบ Hybrid โดยจะแสดงในสมการที่ (2.39) และสมการที่ (2.40)

$$\hat{\mu}^+(\mathbf{x})_i = \begin{cases} \eta_{\lambda_d^F}(x_i) & s_d^2 \leq \gamma_d \\ \eta_{\lambda_s}(x_i) & s_d^2 > \gamma_d \end{cases} \quad (2.39)$$

โดย

$$s_d^2 = \frac{\sum_i (x_i^2 - 1)}{d} \quad \gamma_d = \frac{\log_2^{3/2}(d)}{\sqrt{d}} \quad (2.40)$$

และ  $\lambda_d^F$  คือ การหาขีดเริ่มเปลี่ยนแบบ Universal Threshold

$\lambda_s$  คือ การหาขีดเริ่มเปลี่ยนแบบ Sure ดังสมการที่ (2.38)

โดยมีวิธีการคำนวณดังนี้คือ ขั้นแรกจะหาพารามิเตอร์ตามสมการที่ (2.40) ก่อนแล้วนำพารามิเตอร์ทั้งสองมาเปรียบเทียบกัน โดยถ้า  $s_d^2 \leq \gamma_d$  จะเป็น dense situations ซึ่งจะใช้ขีดเริ่มเปลี่ยนเป็น Universal threshold ซึ่งในที่นี้กำหนดให้  $\sigma=1$  จะได้  $\lambda_d^F = \sqrt{2 \log d}$  แต่ถ้า  $s_d^2 > \gamma_d$  จะเป็น sparse situations ซึ่งจะใช้ขีดเริ่มเปลี่ยนที่คำนวณได้จากสมการที่ (2.38) ขั้นตอนการลดทอนสัญญาณรบกวนแบบ Hybrid นี้สามารถแสดงได้ดังรูปที่ 2.28

เมื่อพิจารณา SureShrink เป็นแบบสองมิติ โดยที่มีแถบย่อยขนาด  $n \times n$  จะได้

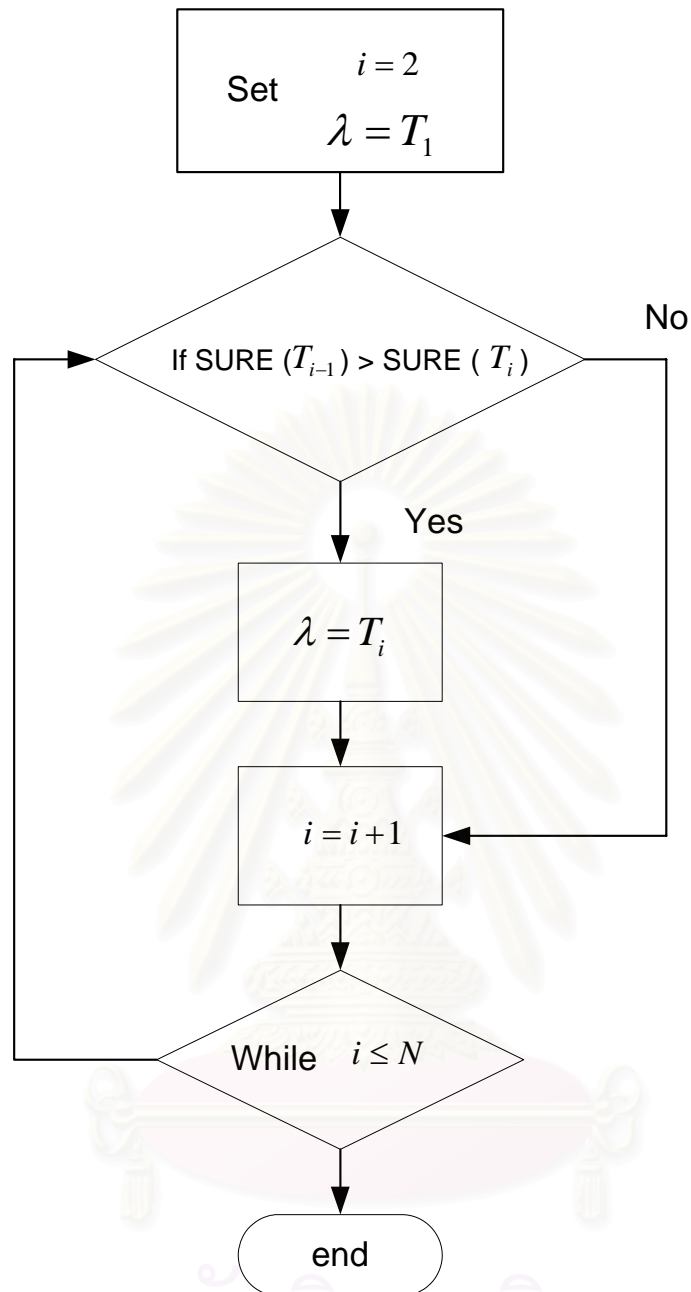
$$SURE(\lambda; Y) = n^2 - 2 \sum_{i,j=1}^n I_{\{|Y_{ij}| \leq \lambda\}} + \sum_{i,j=1}^n (|Y_{ij}| \wedge \lambda)^2 \quad (2.41)$$

โดยที่  $a \wedge b$  เป็น  $\min(a, b)$  และ  $Y_{ij} = X_{ij} + V_{ij}$  เมื่อ  $j=1, \dots, n$  โดยที่  $V_{ij}$  เป็น iid  $N(0, \sigma^2)$

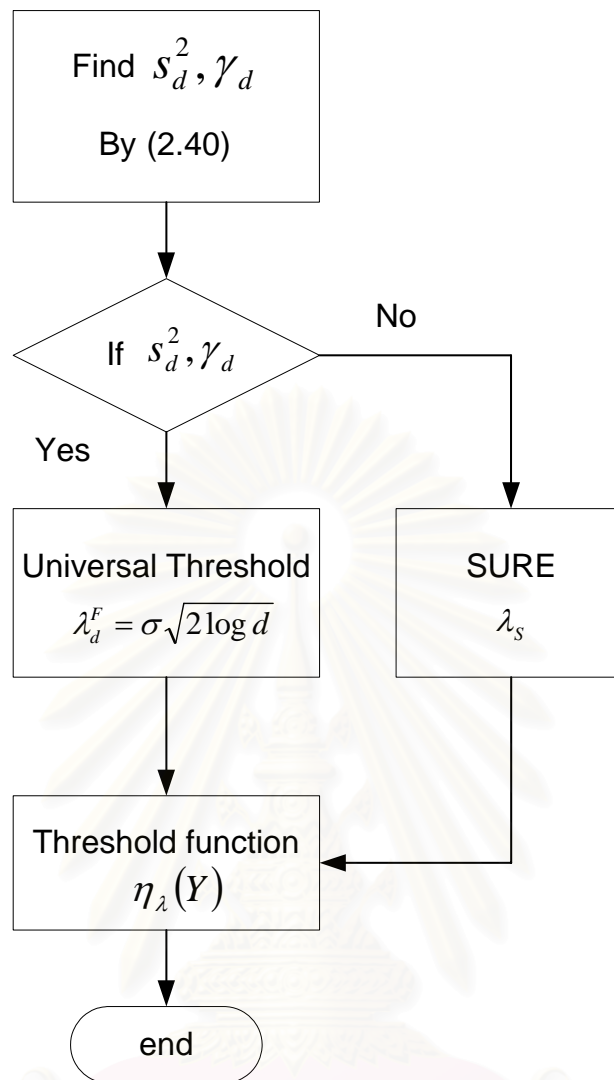
-ข้อดีของวิธีนี้คือ จะได้ภาพที่น่าพอใจกว่าวิธี VisuShrink

-ข้อจำกัดวิธีนี้คือ มีความซับซ้อนในการคำนวณสูง





รูปที่ 2.27 แผนภาพแสดงการหา  $\lambda$  ที่ดีเริ่มเปลี่ยน โดยวิธี SURE



รูปที่ 2.28 แผนภาพการลดทอนสัญญาณรบกวน โดยวิธีการ SureShrink

สถาบันวิทยบริการ  
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

2.6.2.3 วิธี BayesShrink [20] การลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีนี้จะพิจารณาขีดเริ่มเปลี่ยนในแต่ละช่วงแถบย่อย โดยจะสมมติให้สัญญาณในแต่ละแถบย่อยมีการกระจายแบบเกาส์ (Generalized Gaussian distribution: GGD) โดยที่สมการของ GGD สามารถแสดงได้ดังนี้

$$GG_{\alpha,\beta}(x) = C(\sigma_x, \beta) \exp[-[\alpha(\sigma_x, \beta)|x|]^\beta] \quad (2.42)$$

โดย  $-\infty < x < \infty, \beta > 0$  และ

$$\alpha(\sigma_x, \beta) = \sigma_x^{-1} \left[ \frac{\Gamma(3/\beta)}{\Gamma(1/\beta)} \right]^{1/2} \quad (2.43)$$

$$C(\sigma_x, \beta) = \frac{\beta \cdot \alpha(\sigma_x, \beta)}{2\Gamma\left(\frac{1}{\beta}\right)} \quad (2.44)$$

$$\Gamma(t) = \int_0^\infty e^{-u} u^{t-1} du \quad (2.45)$$

โดย  $\sigma_x$  คือ ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน

$\beta$  คือ Shape parameter มีค่าระหว่าง 0.5 ถึง 1

$\Gamma(t)$  คือ ฟังก์ชันแกมมา (Gamma function)

ค่าขีดเริ่มเปลี่ยนที่เหมาะสม  $\lambda$  สามารถประมาณได้โดยการหาค่า  $\lambda$  ที่ทำให้ฟังก์ชันในสมการที่ (2.46) มีค่าน้อยที่สุด หรือการหา  $\hat{X}$  ที่ให้ความผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุด เมื่อเทียบกับสัญญาณภาพต้นฉบับ  $X$

$$\tau(\lambda) = E(\hat{X} - X)^2 = E_X E_{Y|X}(\hat{X} - X)^2 \quad (2.46)$$

โดย  $\hat{X}$  คือ ภาพที่ถูกลดทอนสัญญาณรบกวนซึ่งเป็นฟังก์ชันของ  $\lambda$  โดยที่  $\hat{X} = \eta_\lambda(Y)$  และ  $X \sim GG_{x,\beta}$

จะได้ขีดเริ่มเปลี่ยนที่เหมาะสม คือ

$$\lambda^*(\sigma_x, \beta) = \arg \min_\lambda \tau(\lambda) \quad (2.47)$$

จากงานวิจัย [20] ซีดเริ่มเปลี่ยนที่เหมาะสมในสมการที่ (2.47) สามารถคำนวณได้ตามสมการที่ (2.48)

$$\lambda_B(\sigma_x) = \frac{\sigma^2}{\sigma_x} \quad (2.48)$$

โดยที่  $\sigma^2$  คือ ความแปรปรวนของสัญญาณรบกวน

$\sigma_x$  คือ ความแปรปรวนของสัญญาณต้นแบบ

$\sigma^2$  สามารถประมาณค่าได้จากแถบย่อย  $HH_1$  ดังนี้

$$\sigma = \frac{\text{Median}(|Y_{ij}|)}{0.6745} \quad Y_{ij} \in \text{subband } HH_1 \quad (2.49)$$

และจากแบบจำลองของสัญญาณภาพจะได้  $Y = X + V$  โดยที่  $X$  และ  $V$  เป็นอิสระต่อกัน ดังนั้น ความแปรปรวนของภาพที่ถูกสัญญาณรบกวน สามารถคำนวณได้จากผลรวมของความแปรปรวนของภาพต้นฉบับ และความแปรปรวนของสัญญาณรบกวนดังแสดงในสมการที่ (2.50)

$$\sigma_Y^2 = \sigma_X^2 + \sigma^2 \quad (2.50)$$

โดยที่  $\sigma_Y^2$  คือ ความแปรปรวนของ  $Y$  ซึ่ง  $Y$  จะมีค่าเฉลี่ยเป็นศูนย์ หาได้ตามสมการที่ (2.51)

$$\sigma_Y^2 = \frac{1}{n^2} \sum_{i,j} Y_{ij}^2 \quad (2.51)$$

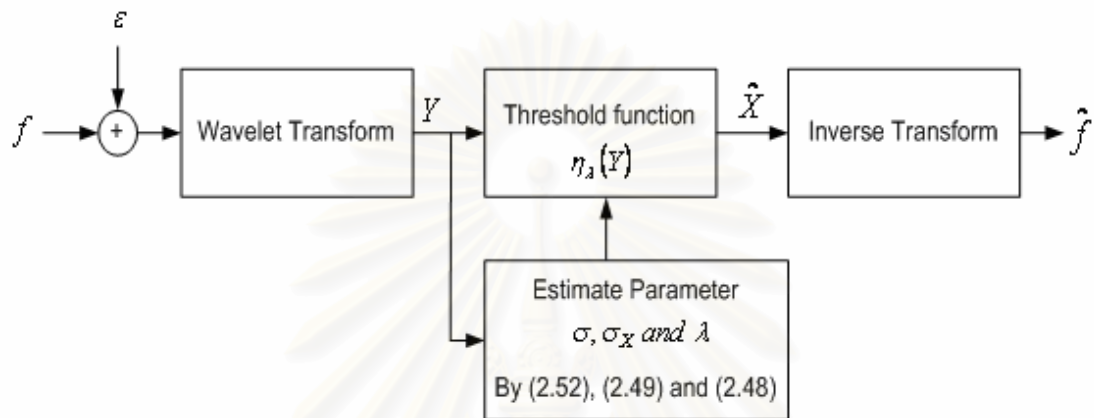
โดยที่  $nxn$  คือ ขนาดของแถบย่อยที่พิจารณา

ดังนั้น ความแปรปรวนของสัญญาณภาพต้นฉบับ  $\sigma_x^2$  สามารถคำนวณได้ดังนี้

$$\sigma_x = \sqrt{\max(\sigma_Y^2 - \sigma^2, 0)} \quad (2.52)$$

ในกรณี  $\sigma^2 \geq \sigma_Y^2$ , จะสมมติ  $\sigma_X$  ให้เป็นศูนย์ ซึ่ง  $\lambda_B(\sigma_X)$  ก็จะมีค่าเป็น  $\infty$  ซึ่งในทางปฏิบัติจะกำหนดให้  $\lambda_B(\sigma_X) = \max(|Y_{ij}|)$  โดยกรณีนี้จะเกิดขึ้นก็ต่อเมื่อ  $\sigma$  มีขนาดใหญ่ เช่น  $\sigma > 20$  เป็นต้น

ขั้นตอนของการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธี BayesShrink สามารถแสดงได้ดังรูปที่ 2.29



รูปที่ 2.29 แผนภาพแสดงการหาขีดเริ่มเปลี่ยน โดยวิธี BayesShrink

-ข้อดีของวิธีนี้คือ สามารถลดทอนสัญญาณรบกวนได้ดีกว่าวิธี VisuShrink และวิธี SureShrink และภาพที่ได้จากการสร้างภาพกลับจะมีความราบเรียบกว่า และให้ภาพที่น่าพอใจกว่าวิธีอื่นๆ

-ข้อจำกัดของวิธีนี้คือ จากสมการที่ (2.48) กรณี  $\sigma^2 \geq \sigma_Y^2$ ,  $\sigma_X$  จะถูกทำให้เป็นศูนย์ ดังนั้น  $\lambda_B(\sigma_X)$  ก็จะมีค่าเป็น  $\infty$  หรือในความเป็นจริง  $\lambda_B(\sigma_X) = \max(|Y_{ij}|)$  และสัมประสิทธิ์ทั้งหมดจะถูกปรับเป็นศูนย์

## 2.7 เกณฑ์ในการเปรียบเทียบคุณภาพของภาพ (Fidelity criteria)

- อัตราส่วนสัญญาณยอดกับสัญญาณรบกวน (Peak Signal to Noise Ratio: PSNR)

เป็นค่าที่วัดคุณภาพของภาพในแบบอัตนัย (Objective) ที่พยายามให้ความหมายในเชิงปรนัย (Subjective) [37] สามารถหาได้จากสมการที่ (2.53)

$$PSNR = 10 \log \left[ \frac{R^2}{\frac{1}{M \times N} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N (X(m,n) - X^R(m,n))^2} \right] \text{ dB} \quad (2.53)$$

โดย  $R = 2^L$  เมื่อ  $L$  แทนจำนวนบิต และ  $R$  แทนค่ายอดสูงสุดที่เป็นไปได้ของสัญญาณ

$M \times N$  คือขนาดของภาพ

$X(m,n)$  คือค่าความส่องสว่างของภาพปัจจุบันที่จุด  $(m,n)$

$X^R(m,n)$  คือค่าความส่องสว่างของภาพอ้างอิงที่จุด  $(m,n)$  สำหรับ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ใช้ค่าอัตราส่วนยอดต่อสัญญาณรบกวน (PSNR) เป็นค่าที่ใช้วัดประสิทธิภาพ โดยเรียกว่าค่าคุณภาพของภาพที่ได้ทำการลดทอนสัญญาณรบกวนแล้ว

## บทที่ 3

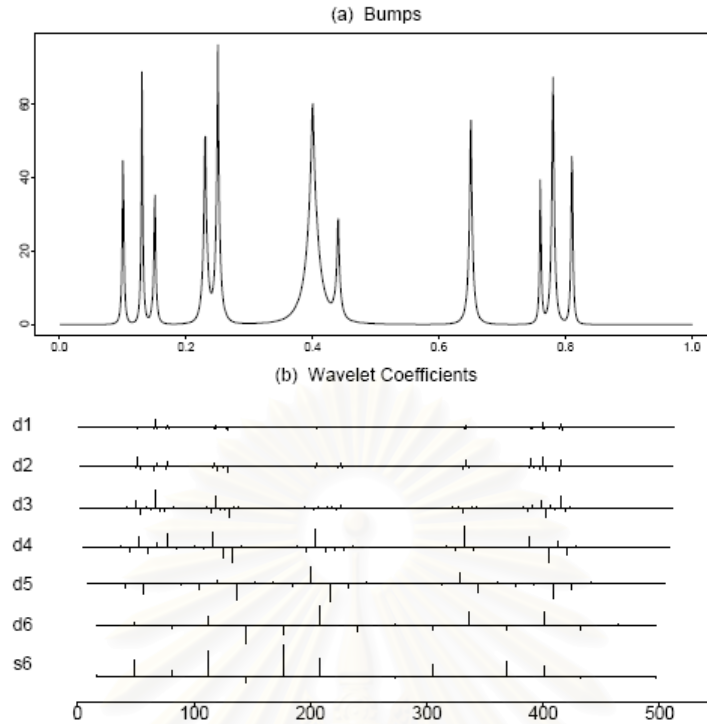
### การลดทอนสัญญาณรบกวนของภาพ ด้วยการหาขีดเริ่มเปลี่ยนแบบท้องถิ่น

บทนี้จะกล่าวถึงการลดทอนสัญญาณรบกวนของภาพ ด้วยการแปลงเวฟเล็ตที่นำเสนอในวิทยานิพนธ์ โดยจะกล่าวถึงการนำสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตที่อยู่ข้างเคียงมาพิจารณารวมถึงวิธีการลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอ และพัฒนาในงานวิจัยนี้

#### 3.1 การลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำข้อมูลของสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตที่อยู่ข้างเคียงมาพิจารณา

จากการศึกษางานวิจัยเกี่ยวกับการลดทอนสัญญาณรบกวนที่กล่าวมาแล้วในบทที่ 2 พบว่า กรรมวิธีการลดทอนสัญญาณรบกวน ด้วยการแปลงเวฟเล็ตแบบ Wavelet thresholding มีวิธีที่ให้ภาพผลลัพธ์เป็นที่น่าพอใจคือ วิธี SureShrink และวิธี BayesShrink แต่วิธีการลดทอนสัญญาณรบกวนทั้งสองวิธีนี้จะกระทำทั้งภาพ แบบที่ละพจน์ ดังนั้นทำให้ขีดเริ่มเปลี่ยนที่ได้อาจไม่เหมาะสม เพราะถ้าขีดเริ่มเปลี่ยนมีค่ามากเกินไป สัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตที่สำคัญที่มีขนาดเล็กก็จะถูกกำจัดทิ้ง หรือถ้าขีดเริ่มเปลี่ยนมีค่าน้อยเกินไป จะทำให้สัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตของสัญญาณรบกวนมีขนาดใหญ่ถูกเก็บค่าไว้ ซึ่งทำให้ภาพที่ได้จากการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีเหล่านี้ผิดเพี้ยนไปจากภาพต้นฉบับ ดังนั้นงานวิจัย [21] ได้เสนอการลดทอนสัญญาณรบกวน โดยนำสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตที่บริเวณข้างเคียงมาพิจารณา เพื่อเพิ่มความถูกต้อง และความเหมาะสมในการหาขีดเริ่มเปลี่ยนของสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตของภาพสำหรับสัญญาณในหนึ่งมิติ ซึ่งพิจารณาจากคุณสมบัติของเวฟเล็ตว่า ถ้าสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตมีขนาดใหญ่ สัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตที่อยู่ข้างเคียงก็น่าจะมีขนาดใหญ่ด้วย หรือถ้าสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตมีขนาดเล็ก สัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตที่อยู่ข้างเคียงก็น่าจะมีขนาดเล็กด้วย ดังรูปที่ 3.1 แสดงตัวอย่างสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตของฟังก์ชัน Bump [12] โดยจะเห็นว่าสัมประสิทธิ์รายละเอียด (detail coefficients) ขนาดใหญ่ จะจับตัวกันเป็นกลุ่ม ซึ่งจะเป็นฟังก์ชันที่มีการเปลี่ยนแปลง โดยสัมประสิทธิ์ขนาดเล็กจะอยู่รอบๆ กลุ่มก้อนของสัมประสิทธิ์ขนาดใหญ่เหล่านี้ ดังนั้นถ้าพิจารณาอิทธิพลของสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตข้างเคียง น่าจะเพิ่มความถูกต้องในการหาขีดเริ่มเปลี่ยนที่เหมาะสมได้ แล้วทำการตัดสินใจว่าจะเก็บค่าของสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตเอาไว้ หรือจะทิ้งค่าของสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตนั้น โดยจะทำทั้งหมดภายในบล็อก วิธีนี้จะจัดกลุ่มสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตโดยใช้บล็อกที่ไม่ซ้อนทับกัน





รูปที่ 3.1 สัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตของฟังก์ชัน Bumps [13]

โดยสมมติให้  $d_{j,k}$  เป็นเซตของสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตของสัญญาณที่ถูกรบกวนในหนึ่งมิติ ถ้า  $S_{j,k}^2 = d_{j,k-1}^2 + d_{j,k}^2 + d_{j,k+1}^2$  มีค่าน้อยกว่าหรือเท่ากับ  $\lambda^2$  จะจัดให้ค่าสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ต  $d_{j,k}$  เป็นศูนย์ ดังสมการที่ (3.1)

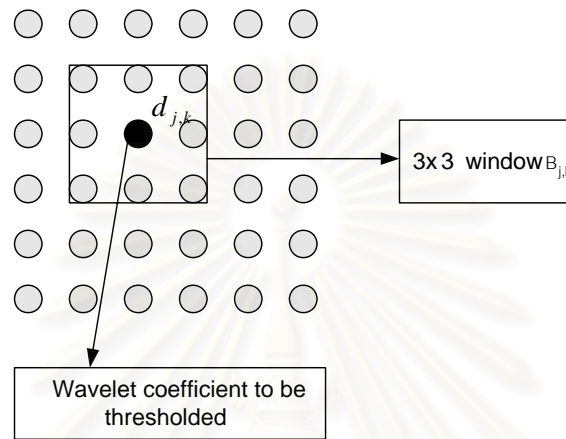
$$d_{j,k} = d_{j,k} \left(1 - \lambda^2 / S_{j,k}^2\right) \quad (3.1)$$

$\lambda$  คือ ค่าขีดเริ่มเปลี่ยนแบบ Universal threshold

$n$  คือ ขนาดของสัญญาณ

ต่อมงานวิจัย [27] ได้เสนอการลดทอนสัญญาณรบกวน โดยนำสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตข้างเคียงมาพิจารณา ตามงานวิจัย [21] โดยเรียกวิธีนี้ว่า NeighShrink ซึ่งจะพิจารณาสัญญาณเป็นแบบสองมิติ ซึ่งมีแนวคิดที่ว่า จุดภาพที่พิจารณา และจุดภาพข้างเคียงโดยรอบจะมีสหสัมพันธ์กัน การลดทอนสัญญาณรบกวนจะทำเฉพาะแถบย่อย LH, HL และ HH ซึ่งแถบย่อยเหล่านี้มีความถี่สูง ซึ่งสอดคล้องกับค่าความถี่ของสัญญาณแล้วทำการพิจารณาสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ต  $d_{j,k}$  โดยใช้วินโดว์  $B_{j,k}$  ล้อมรอบบริเวณที่ได้ทำการเลือก

- **หลักการในการเลือกขนาดของวินโดว์ [27]** หลักการในการเลือกขนาดของวินโดว์คือ วินโดว์จะต้องมีขนาดเท่ากัน ทั้งด้านบน ด้านข้าง และด้านล่าง ซึ่งขนาดของวินโดว์ควรจะเป็น  $3 \times 3$ ,  $5 \times 5$ ,  $7 \times 7$  และ  $9 \times 9$  เป็นต้น ในรูปที่ 3.2 จะแสดงรูปตัวอย่างในการเลือกวินโดว์ โดยสัมประสิทธิ์ที่ตรงกลางของวินโดว์จะเป็นสัมประสิทธิ์ที่ถูกพิจารณากับค่าขีดเริ่มเปลี่ยนที่ถูกเลือก ( $d_{j,k}$ )



รูปที่ 3.2 การเลือกสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตที่อยู่ข้างเคียงแบบวินโดว์ไม่มีการซ้อนทับกัน

เนื่องจากคุณสมบัติของเวฟเล็ตที่ว่า ถ้าสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตมีขนาดใหญ่ สัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตที่อยู่ข้างเคียงก็น่าจะมีขนาดใหญ่ด้วย หรือถ้าสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตมีขนาดเล็ก สัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตที่อยู่ข้างเคียงก็น่าจะมีขนาดเล็กด้วย ดังนั้นถ้าเราเลือกขนาดที่ไม่เหมาะสมเช่น ถ้าสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตมีขนาดเล็ก แล้วขนาดของวินโดว์มีขนาดใหญ่มากเกินไป อาจจะทำให้ค่าสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตที่สำคัญเสียหายได้ ดังนั้นวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะเลือกใช้วินโดว์ที่มีขนาดเป็น  $3 \times 3$ ,  $5 \times 5$ ,  $7 \times 7$  และ  $9 \times 9$

ในวิธีการ NeighShrink ของงานวิจัย [27] เลือกใช้ขีดเริ่มเปลี่ยนแบบ Universal Threshold โดยจะคำนวณหาขีดเริ่มเปลี่ยนภายในแต่ละวินโดว์ โดยค่า  $d_{j,k}$  จะถูกปรับตามสมการที่ (3.2)

$$d_{j,k} = d_{j,k} \beta_{j,k} \quad (3.2)$$

โดย

$$\beta_{j,k} = (1 - \lambda^2 / S_{j,k}^2)_+ \quad (3.3)$$

โดยสัญลักษณ์ + หมายถึงเก็บแต่ค่าสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตที่เป็นบวก และจัดให้สัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตเป็นศูนย์ เมื่อสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตมีค่าเป็นลบ และ  $S_{j,k}^2$  คือผลรวมของค่าสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ต กำลังสองภายในวินโดว  $B_{j,k}$  ดังแสดงในสมการที่ (3.4)

$$S_{j,k}^2 = \sum_{(i,j) \in B_{j,k}} d_{i,l}^2 \quad (3.4)$$

### 3.2 การลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอ

จากหัวข้อที่ผ่านมา จะพบว่า การลดทอนสัญญาณรบกวน ด้วยการแปลงเวฟเล็ต โดยนำสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตข้างเคียงมาพิจารณาในงานวิจัย [27] จะนำวิธีการหาขีดเริ่มเปลี่ยนแบบ Universal threshold มาใช้ ซึ่งจากการศึกษาวิธีการลดทอนสัญญาณรบกวนในบทที่ 2 พบว่า การลดทอนสัญญาณรบกวนวิธี VisuShrink [13] ที่นำการหาขีดเริ่มเปลี่ยนแบบ Universal Threshold มาใช้ ผลภาพที่ได้จากการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีนี้ยังเกิดความผิดเพี้ยนไปจากภาพต้นฉบับ โดยจากการศึกษาวิธีการลดทอนสัญญาณรบกวนพบว่ายังมีวิธีการหาขีดเริ่มเปลี่ยนวิธีอื่นที่มีประสิทธิภาพในการลดทอนสัญญาณรบกวนที่ดีกว่าวิธี VisuShrink เช่นการหาขีดเริ่มเปลี่ยนวิธี SureShrink [12] และการหาขีดเริ่มเปลี่ยนวิธี BayesShrink [20]

ดังนั้นวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ จะเสนอการลดทอนสัญญาณรบกวน ด้วยการแปลงเวฟเล็ต โดยนำข้อมูลของสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตที่อยู่ข้างเคียงมาพิจารณา ตามงานวิจัย [27] โดยจะนำการหาขีดเริ่มเปลี่ยนวิธี SureShrink และการหาขีดเริ่มเปลี่ยนวิธี BayesShrink มาใช้ แทนการหาขีดเริ่มเปลี่ยนวิธี VisuShrink ตามงานวิจัย [27] ซึ่งวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะใช้วินโดวล้อมรอบสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ต แบบไม่มีการซ้อนทับกัน การลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอมีขั้นตอนดังนี้

1) นำสัญญาณภาพที่ถูกรบกวน ด้วยสัญญาณรบกวนมาแปลงเวฟเล็ตแบบเต็มหน่วย (Discrete Wavelet Transform)

2) จัดกลุ่มสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตแบบวินโดวที่ไม่มี การซ้อนทับกัน และมีขนาดแตกต่างกันดังนี้คือ  $3 \times 3, 5 \times 5, 7 \times 7$  เพื่อหาขนาดของวินโดวที่เหมาะสมที่สุด ที่จะทำให้ภาพที่ได้จากการลดทอนสัญญาณรบกวนแล้วให้ผลที่น่าพอใจ

3) คำนวณหาขีดเริ่มเปลี่ยนที่เหมาะสมที่สุดในแต่ละวินโดว์ ตามวิธีการหาขีดเริ่มเปลี่ยนที่นำเสนอ ซึ่งแบ่งออกเป็นสองวิธีคือ การหาขีดเริ่มเปลี่ยนวิธี SureShrink และการหาขีดเริ่มเปลี่ยนวิธี BayesShrink ซึ่งวิธีการคำนวณหาขีดเริ่มเปลี่ยนที่นำเสนอทั้งสองวิธีมีขั้นตอนดังนี้

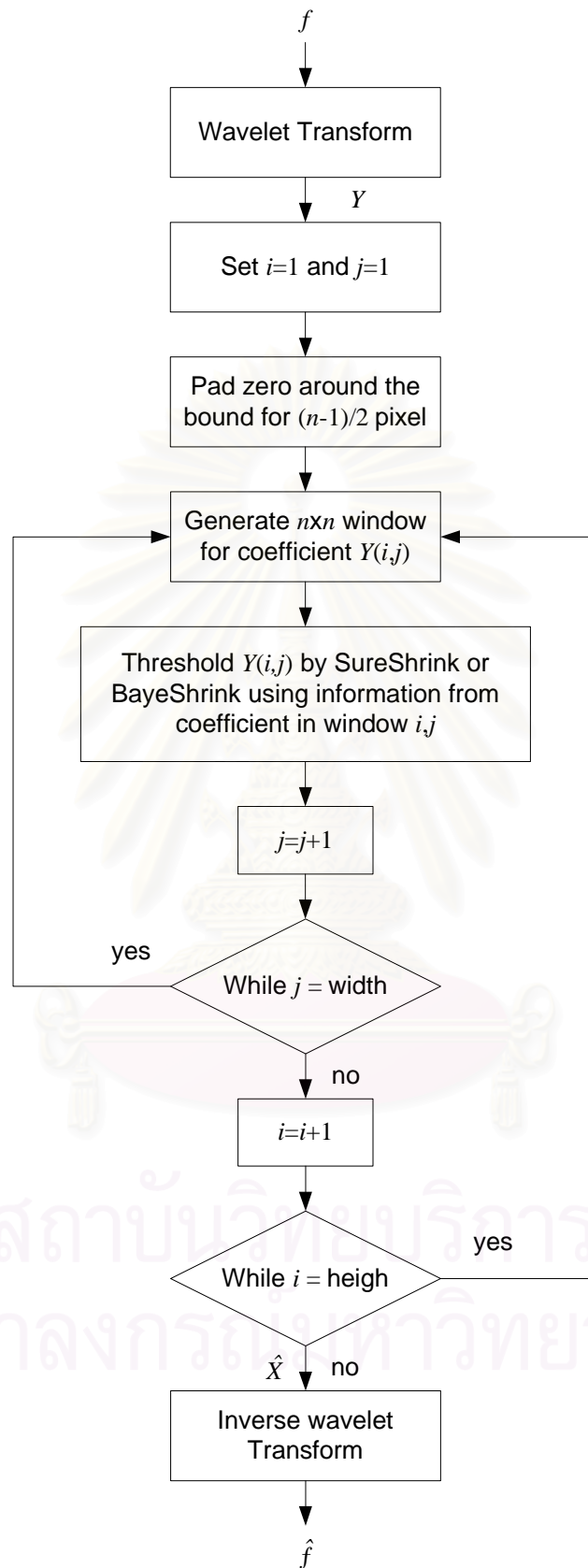
วิธีที่หนึ่ง จะใช้วินโดว์ล้อมรอบสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ต เพื่อจัดกลุ่มสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ต แล้วจึงหาขีดเริ่มเปลี่ยนด้วยวิธี SureShrink [12] จากการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธี SureShrink ที่กล่าวมาแล้วในหัวข้อที่ 2.6.2.2 โดยจะมีการคำนวณหาค่าขีดเริ่มเปลี่ยนในทุกๆ วินโดว์  $B_{j,k}$  และนำค่าขีดเริ่มเปลี่ยนที่ได้มาปรับค่าสัมประสิทธิ์ที่ตำแหน่งกึ่งกลางของวินโดว์

วิธีที่สอง จะใช้วินโดว์ล้อมรอบสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ต เพื่อจัดกลุ่มสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ต แล้วจึงหาขีดเริ่มเปลี่ยนด้วยวิธี BayesShrink [20] จากการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธี SureShrink ที่กล่าวมาแล้วในหัวข้อที่ 2.6.2.3 ภายในกลุ่มย่อยนั้นๆ และนำค่าขีดเริ่มเปลี่ยนที่ได้มาใช้ปรับค่าสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตที่สัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตที่อยู่ตรงกลางของวินโดว์  $B_{j,k}$  ใด

4) นำสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตที่ได้ผ่านกระบวนการลดทอนสัญญาณรบกวนแล้ว มาสร้างกลับ (Inverse Discrete Wavelet Transform) จะได้ภาพที่ถูกลดทอนสัญญาณรบกวนแล้ว

โดยจะแสดงขั้นตอนการลดทอนสัญญาณรบกวนดังรูปที่ 3.3 ซึ่งวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะเปรียบเทียบผลการลดทอนสัญญาณรบกวนของวิธีการลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอกับวิธีการลดทอนสัญญาณรบกวนที่ได้รับความนิยม ได้แก่ วิธี Wiener VisuShrink SureShrink BayesShrink และวิธี NeighShrink

สถาบันวิทยบริการ  
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



รูปที่ 3.3 กระบวนการลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอ

## บทที่ 4

### ผลการทดสอบ

ในบทนี้เป็นการทดสอบประสิทธิภาพของการลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอ โดยเปรียบเทียบกับวิธีการลดทอนสัญญาณรบกวนแบบต่างๆ และทำการวิเคราะห์และวิจารณ์ผลการทดสอบ

#### 4.1 ขั้นตอนการทดสอบ

##### 4.1.1 ภาพที่ใช้ในการทดสอบ

ภาพที่ใช้ทดสอบในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้คือ ภาพมาตรฐานที่มีขนาดของภาพเป็น  $512 \times 512$  จุดภาพ ลักษณะเป็น RAW file แต่ละจุดของภาพมีขนาดเป็น 8 บิต (256 ระดับ) มีดังนี้

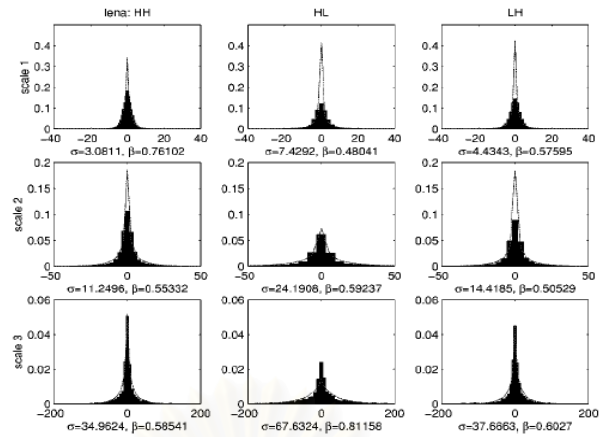


Lena

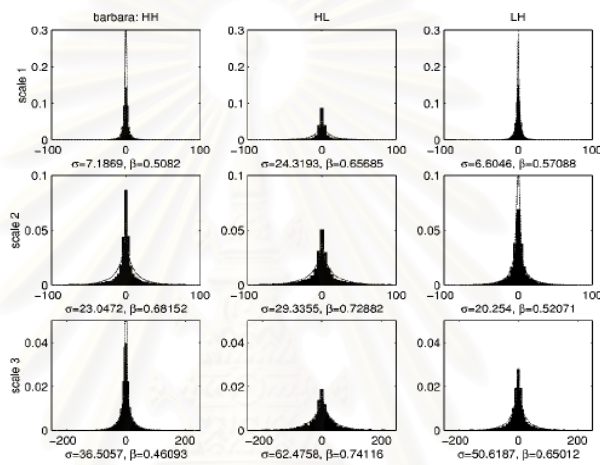
Barbara

Baboon

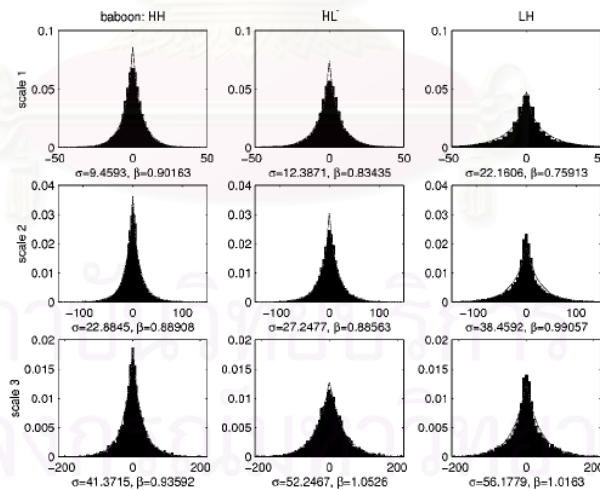
รูปที่ 4.1 ภาพที่ใช้ในการทดสอบ



(ก)



(ข)



(ค)

รูปที่ 4.2 ฮิสโทแกรมสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตของภาพทั้ง 3 ภาพที่ใช้ในการทดสอบ [20] โดยจะแสดงระดับของภาพจากบนลงล่าง และแสดงแถบย่อยจากซ้ายไปขวา (ก) ภาพ Lena (ข) ภาพ Barbara และ (ค) ภาพ Baboon



โดยภาพที่ใช้ในการทดสอบแต่ละภาพมีลักษณะของข้อมูลภาพที่แตกต่างกัน ซึ่งจะสามารถแสดงอิทธิพลของสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตของแต่ละภาพในแต่ละแถบย่อย และในแต่ละระดับดังรูปที่ 4.2 จากรูปจะเห็นว่า ภาพ Lena มีรายละเอียดของความถี่ต่ำ ภาพ Barbara จะมีรายละเอียดของความถี่ทั้งสองแบบ และภาพ Baboon มีรายละเอียดของความถี่สูงมาก โดยถ้าการลดทอนสัญญาณรบกวนไม่ดีเท่าที่ควร ก็จะทำให้ภาพที่ได้หลังจากการลดทอนสัญญาณรบกวนมีความผิดเพี้ยนไป

#### 4.1.2 สัญญาณรบกวนของภาพที่ใช้ในการทดสอบ

สัญญาณรบกวนที่ใช้ในการทดสอบการลดทอนสัญญาณรบกวนของภาพนี้ จะใช้สัญญาณรบกวนเป็นสัญญาณรบกวนเกาส์สีขาวแบบบวก (AWGN) ซึ่งมีค่าเฉลี่ยของขนาดของสัญญาณเป็นศูนย์ และมีค่าความแปรปรวนที่เปลี่ยนแปลงตามกำลังของสัญญาณรบกวนที่ใช้ในการทดสอบ ซึ่งจะขึ้นอยู่กับค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน ( $\sigma$ ) ของสัญญาณรบกวนที่กำหนด โดยจะกำหนดให้มีค่าเป็น 5, 10, 15, 20, 25, 30, 35, 40 และจะมีค่า PSNR เป็น 34.16 dB, 28.15 dB, 24.64 dB, 22.18 dB, 20.26 dB, 18.73 dB, 17.48 dB และ 16.40 dB ตามลำดับ

#### 4.1.3 การแปลงเวฟเล็ตของภาพที่ใช้ในการทดสอบ

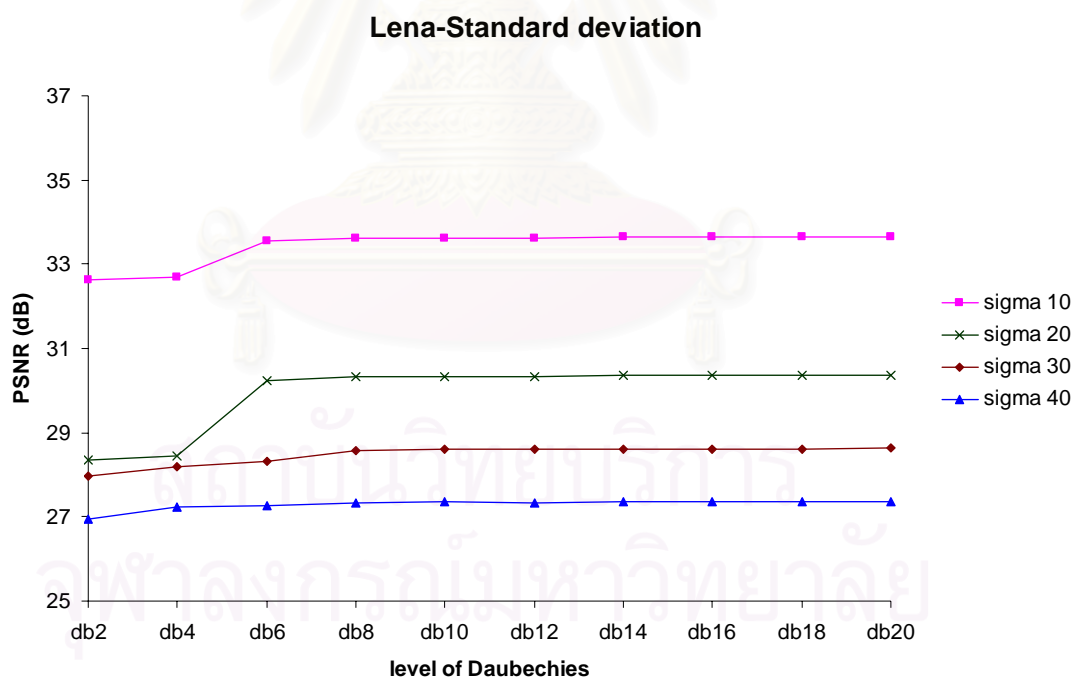
ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ จะเลือกใช้เวฟเล็ตชนิด Daubechies [33] จากที่กล่าวมาแล้วในบทที่ 2 จะเห็นว่าคุณสมบัติของเวฟเล็ตชนิดนี้มีประสิทธิภาพที่ดีสำหรับการวิเคราะห์และสังเคราะห์ภาพ รวมถึงการประมวลผลภาพด้วย นอกจากนี้เวฟเล็ตชนิดนี้มีลักษณะกระชับสามารถนำไปใช้ได้ง่ายขึ้น โดยจะกำหนดพารามิเตอร์ต่างๆ ดังนี้

##### 4.1.3.1 ระดับของเวฟเล็ต

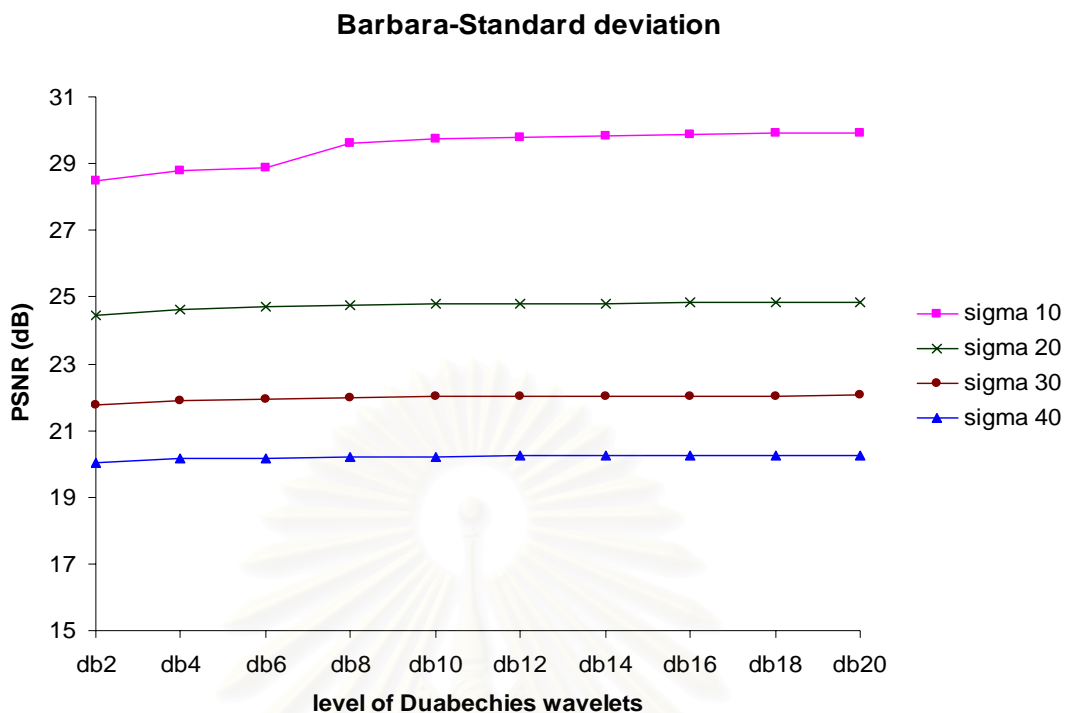
ในหัวข้อนี้ต้องการพิจารณาเลือกระดับของเวฟเล็ตให้เหมาะสมสำหรับการลดทอนสัญญาณรบกวน ด้วยการแปลงเวฟเล็ต ภายใต้ข้อกำหนดต่างๆ อาทิเช่น ภาพที่นำมาใช้ในการทดสอบ ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน ซึ่งการเลือกระดับของเวฟเล็ตมีความสำคัญเป็นอย่างยิ่งต่อการลดทอนสัญญาณรบกวน ด้วยการแปลงเวฟเล็ต เนื่องจากถ้าระดับของเวฟเล็ตมีค่าน้อยเกินไป อาจจะทำให้ประสิทธิภาพในการลดทอนสัญญาณรบกวนลดลง แต่ถ้าระดับของเวฟเล็ตมีค่าสูงเกินไป จะทำให้การคำนวณซับซ้อนมากขึ้น แต่ประสิทธิภาพในการลดทอนสัญญาณรบกวนเท่าเดิม

พารามิเตอร์ที่ใช้ในการทดสอบสำหรับรูปที่ 4.3-รูปที่ 4.5 เป็นดังนี้ ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานมีค่าเท่ากับ 5, 10, 15, 20, 25, 30, 35 และ 40 ตามลำดับ ระดับของเวฟเล็ตจะมีค่าเป็น db2, db4, db6, db8, db10, db12, db14, db16, db18 และ db20 ภาพที่นำมาทดสอบมีดังนี้ Lena Barbara และ Baboon โดยการทดสอบนี้ต้องการพิจารณาค่าแนวโน้มของ PSNR ในแต่ละค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน

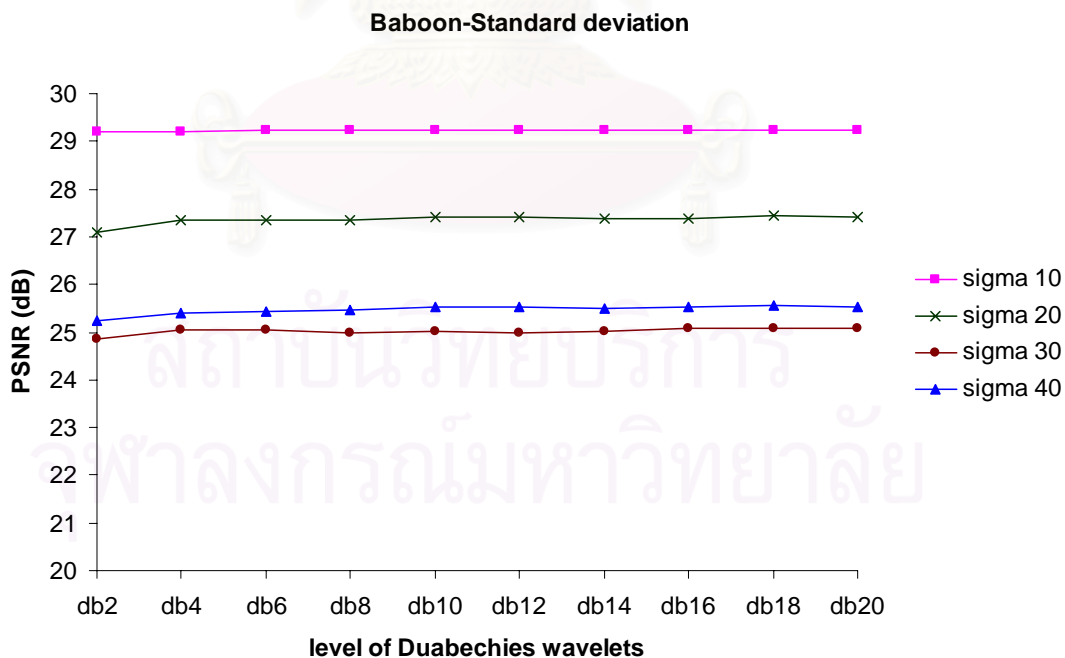
จากรูปที่ 4.3-รูปที่ 4.5 แสดงให้เห็นว่า ที่แต่ละภาพที่นำมาทดสอบ เมื่อค่า db สูงขึ้น ค่า PSNR ของแต่ละค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานก็จะมากขึ้น โดยค่า PSNR ที่เพิ่มขึ้นนี้จะเข้าใกล้ค่าใดค่าหนึ่งที่ db6 ถึง db20 แต่เมื่อพิจารณาที่ db6 จะพบว่า เป็นช่วงที่ค่า PSNR เริ่มเข้าใกล้ค่าใดค่าหนึ่ง ซึ่งอาจมีผลต่อการลดทอนสัญญาณรบกวนได้ เมื่อพิจารณาที่ db10 ถึง db20 จะพบว่า ค่า PSNR มีค่าเข้าใกล้ค่าใดค่าหนึ่งแล้ว และเมื่อระดับของเวฟเล็ตมากขึ้น ทำให้มีความซับซ้อนในการคำนวณมากขึ้น อีกทั้งบทความหลายหลายบทความนิยมใช้ระดับของเวฟเล็ตเป็น db8 [13-35] ดังนั้นวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จึงเลือกค่าระดับของเวฟเล็ตเป็น db8 มาใช้ในการทดสอบการลดทอนสัญญาณรบกวน



รูปที่ 4.3 ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของภาพ Lena ของ Daubechies wavelets ที่ระดับของเวฟเล็ตต่างๆ กัน



รูปที่ 4.4 ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของภาพ Barbara ของ Daubechies wavelets ที่ระดับของเวฟ เล็ตต่างๆ กัน



รูปที่ 4.5 ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของภาพ Baboon ของ Daubechies wavelets ที่ระดับของเวฟ เล็ตต่างๆ กัน

#### 4.1.3.2 ระดับความละเอียดของเวฟเล็ต

ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เลือกใช้การแปลงเวฟเล็ตแบบ 4 ระดับความละเอียด เนื่องจากภาพที่ใช้ในการทดสอบเป็นภาพขนาด  $512 \times 512$  จุดภาพ โดยเมื่อแปลงเวฟเล็ตเป็น 4 ระดับความละเอียดจะได้แถบย่อยที่เล็กที่สุดมีขนาดเป็น  $64 \times 64$  จุดภาพ ซึ่งขนาดของแถบย่อยที่เล็กที่สุดที่ได้นั้นมีขนาดที่เหมาะสม [32] เพราะถ้าแถบย่อยที่เล็กที่สุดที่ได้มีขนาดเล็กมากเกินไป จะทำให้ความละเอียดที่ได้มีจำนวนน้อยเกินไปไม่สามารถนำมาคำนวณหาค่าได้ หรือค่าที่ได้จากการคำนวณก็จะมีค่าผิดพลาด ซึ่งจะแสดงผลจากการทดสอบในบทนี้จะพบว่า การแปลงเวฟเล็ตแบบ 4 ระดับความละเอียดให้ผลการทดสอบที่ดี

#### 4.2 ผลการทดสอบและวิเคราะห์การลดทอนสัญญาณรบกวน

ผลการทดสอบประสิทธิภาพของการลดทอนสัญญาณรบกวน แบ่งออกเป็นหัวข้อต่างๆ ดังนี้

- เปรียบเทียบผลการทดสอบของการลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอกับการลดทอนสัญญาณรบกวนแบบอื่นๆ
- เปรียบเทียบผลการทดสอบของบริเวณที่สนใจของการลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอกับการลดทอนสัญญาณรบกวนแบบอื่นๆ
- เปรียบเทียบผลการทดสอบแบบ Subjective test ของการลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอกับการลดทอนสัญญาณรบกวนแบบอื่นๆ

##### 4.2.1 เปรียบเทียบผลการทดสอบของการลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอกับการลดทอนสัญญาณรบกวนแบบอื่นๆ

ในหัวข้อนี้จะเปรียบเทียบประสิทธิภาพของการลดทอนสัญญาณรบกวน โดยแบ่งการพิจารณาออกเป็นสองหัวข้อตามภาพที่ใช้ในการทดสอบ หัวข้อแรกจะกล่าวถึงผลการทดสอบการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีต่างๆ ดังนี้คือวิธี Wiener VisuShrink SureShrink BayesShrink และ NieghShrink หัวข้อที่สองจะกล่าวถึงผลการลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอ โดยเทียบผลภาพการลดทอนสัญญาณรบกวนกับภาพต้นฉบับ และภาพที่ถูกรบกวนด้วยสัญญาณรบกวน และแสดงการเปรียบเทียบค่า PSNR ของผลการลดทอนสัญญาณรบกวนแต่ละวิธี

รายละเอียดสัญลักษณ์ในกราฟ

Wiener แทนการลดทอนสัญญาณรบกวนแบบ Wiener โดยใช้ฟังก์ชัน Wiener2 ใน MATLAB image processing toolbox ซึ่งติดตั้งโดยปริยายเป็นวินโดว์ขนาด  $3 \times 3$

VisuShrink แทนการลดทอนสัญญาณรบกวน ด้วยการแปลงเวฟเล็ตแบบ VisuShrink

SureShrink แทนการลดทอนสัญญาณรบกวน ด้วยการแปลงเวฟเล็ตแบบ SureShrink

BayesShrink แทนการลดทอนสัญญาณรบกวน ด้วยการแปลงเวฟเล็ตแบบ BayesShrink

$3 \times 3$  NeighShrink แทนการลดทอนสัญญาณรบกวน ด้วยการแปลงเวฟเล็ตแบบ NeighShrink ที่มีขนาดของวินโดว์เป็น  $3 \times 3$

$5 \times 5$  NeighShrink แทนการลดทอนสัญญาณรบกวน ด้วยการแปลงเวฟเล็ตแบบ NeighShrink ที่มีขนาดของวินโดว์เป็น  $5 \times 5$

$7 \times 7$  NeighShrink แทนการลดทอนสัญญาณรบกวน ด้วยการแปลงเวฟเล็ตแบบ NeighShrink ที่มีขนาดของวินโดว์เป็น  $7 \times 7$

$3 \times 3$  Proposed Method I แทนการลดทอนสัญญาณรบกวน ด้วยการแปลงเวฟเล็ต โดยใช้สัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตที่อยู่ข้างเคียงมาพิจารณา ซึ่งหาขีดเริ่มเปลี่ยนด้วยวิธี SureShrink ที่นำเสนอ ที่มีขนาดของวินโดว์เป็น  $3 \times 3$

$5 \times 5$  Proposed Method I แทนการลดทอนสัญญาณรบกวน ด้วยการแปลงเวฟเล็ต โดยใช้สัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตที่อยู่ข้างเคียงมาพิจารณา ซึ่งหาขีดเริ่มเปลี่ยนด้วยวิธี SureShrink ที่นำเสนอ ที่มีขนาดของวินโดว์เป็น  $5 \times 5$

$7 \times 7$  Proposed Method I แทนการลดทอนสัญญาณรบกวน ด้วยการแปลงเวฟเล็ต โดยใช้สัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตที่อยู่ข้างเคียงมาพิจารณา ซึ่งหาขีดเริ่มเปลี่ยนด้วยวิธี SureShrink ที่นำเสนอ ที่มีขนาดของวินโดว์เป็น  $7 \times 7$

$3 \times 3$  Proposed Method II แทนการลดทอนสัญญาณรบกวน ด้วยการแปลงเวฟเล็ต โดยใช้สัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตที่อยู่ข้างเคียงมาพิจารณา ซึ่งหาขีดเริ่มเปลี่ยนด้วยวิธี BayesShrink ที่นำเสนอ ที่มีขนาดของวินโดว์เป็น  $3 \times 3$

$5 \times 5$  Proposed Method II แทนการลดทอนสัญญาณรบกวน ด้วยการแปลงเวฟเล็ต โดยใช้สัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตที่อยู่ข้างเคียงมาพิจารณา ซึ่งหาขีดเริ่มเปลี่ยนด้วยวิธี BayesShrink ที่นำเสนอ ที่มีขนาดของวินโดว์เป็น  $5 \times 5$

$7 \times 7$  Proposed Method II แทนการลดทอนสัญญาณรบกวน ด้วยการแปลงเวฟเล็ต โดยใช้สัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตที่อยู่ข้างเคียงมาพิจารณา ซึ่งหาขีดเริ่มเปลี่ยนด้วยวิธี BayesShrink ที่นำเสนอ ที่มีขนาดของวินโดว์เป็น  $7 \times 7$

#### 4.2.1.1 ผลการเปรียบเทียบสำหรับภาพ Lena

หัวข้อนี้จะเปรียบเทียบการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีที่นำเสนอกับการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีต่างๆ สำหรับภาพ Lena จากรูปที่ 4.6 (ก) แสดงภาพต้นฉบับของภาพ Lena และภาพที่ถูกลดทอนด้วยสัญญาณรบกวนที่  $\sigma = 20$  โดยมีค่า PSNR เท่ากับ 22.18 dB ดังรูปที่ 4.6 (ข) ซึ่งวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะนำภาพทั้งสองชนิดมาเปรียบเทียบกับการลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอ และการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีอื่นๆ

##### 4.2.1.1.1 ผลการทดสอบการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีอื่นๆ

- **วิธี Wiener**

จากรูปที่ 4.6 (จ) แสดงภาพที่ได้จากการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธี Wiener ซึ่งจากรูปจะเห็นว่าไม่สามารถลดทอนสัญญาณรบกวนได้ทั้งหมด โดยเฉพาะบริเวณผิวหน้าของนางแบบจะเห็นว่า ยังไม่เนียนเรียบเหมือนภาพต้นฉบับ และขอบที่ยังไม่ชัดเจน

- **วิธี VisuShrink**

จากรูปที่ 4.6 (ค) แสดงภาพที่ได้จากการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธี VisuShrink แบบ Hard-Threshold และรูปที่ 4.6 (ง) แสดงภาพที่ได้จากการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธี VisuShrink แบบ Soft-Threshold โดยวิธี VisuShrink ทั้งสองแบบจะให้ภาพที่ได้จากการลดทอนสัญญาณรบกวนมีคุณภาพต่ำ เกิดความผิดเพี้ยนไปจากต้นฉบับ เนื่องจากการหาค่าขีดเริ่มเปลี่ยนซึ่งการหาขีดเริ่มเปลี่ยนของวิธีนี้จะพิจารณาหาค่าขีดเริ่มเปลี่ยนทั้งภาพ อาจจะทำให้ได้ค่าขีดเริ่มเปลี่ยนที่ไม่เหมาะสม ทำให้ภาพที่ได้เกิดความราบเรียบมากเกินไป แต่จะเห็นว่า ภาพที่ได้จากการลดทอนสัญญาณรบกวนด้วยวิธี VisuShrink แบบ Hard-Threshold จะให้ภาพที่คมชัดกว่า แบบ Soft-Threshold

- **วิธี SureShrink**

จากรูปที่ 4.6 (ฉ) แสดงภาพจากการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธี SureShrink จากรูปจะเห็นได้ว่าสามารถลดทอนสัญญาณรบกวนได้ดีกว่าทั้งสองวิธีที่กล่าวมา โดยเฉพาะที่ผิวของนางแบบมีความเรียบเนียนขึ้น และขอบของภาพที่ชัดเจนขึ้น แต่ยังทำให้ภาพที่ได้จากการลดทอนสัญญาณรบกวนผิดเพี้ยน เนื่องจากวิธี SureShrink มีขั้นตอนวิธีแบบไฮบริดทำให้เกิดความผิดพลาดในการตัดสินใจเลือกใช้ค่าขีดเริ่มเปลี่ยนที่เหมาะสม ทำให้ภาพที่ได้เกิดความผิดเพี้ยน



- **วิธี BayesShrink**

จากรูปที่ 4.6 (ข) แสดงภาพจากการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธี BayesShrink จะเห็นว่าวิธีนี้สามารถลดทอนสัญญาณได้ดี แต่ยังคงเกิดความผิดเพี้ยนจากภาพต้นฉบับ ทั้งที่ผิวของนางแบบ และขอบของภาพ เนื่องจากขั้นตอนวิธีในการหาขีดเริ่มเปลี่ยนซึ่งจากบทที่สอง จะพบว่าวิธีการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีนี้อาจจะเกิดความผิดพลาดได้ ถ้าค่าความแปรปรวนของสัญญาณรบกวนมีค่ามากกว่าค่าความแปรปรวนของสัญญาณภาพมาก ทำให้ภาพที่ได้เกิดความผิดเพี้ยน

- **วิธี NeighShrink**

จากรูปที่ 4.6 (ข) แสดงภาพตัวอย่างจากการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธี NeighShrink ซึ่งสามารถลดทอนสัญญาณรบกวนได้ดีที่ขนาดวินโดว์เป็น  $5 \times 5$  จากรูปจะเห็นว่าบริเวณผิวของนางแบบมีความเรียบเนียน และมีขอบของภาพที่ชัดเจนขึ้น แต่ภาพยังมีความผิดเพี้ยนอยู่ เนื่องจากวิธีที่ใช้ในการหาขีดเริ่มเปลี่ยนยังไม่เป็นวิธีที่เหมาะสมที่สุด ทำให้ภาพที่ได้เกิดความผิดเพี้ยนไปจากภาพต้นฉบับ

#### 4.2.1.1.2 ผลการทดสอบการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีที่นำเสนอ

จากผลการลดทอนสัญญาณรบกวนด้วยวิธีที่นำเสนอทั้งสองวิธีจะเห็นว่าสามารถลดทอนสัญญาณรบกวนได้ดี และภาพที่ได้คล้ายกับภาพต้นฉบับ ซึ่งการลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอวิธีที่หนึ่งจะสามารถลดทอนสัญญาณรบกวนได้ดี โดยเฉพาะบริเวณผิวหน้าของนางแบบจะมีความเรียบเนียน แต่ขอบของภาพยังไม่คมชัด โดยจะแสดงตัวอย่างของการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีที่หนึ่ง ซึ่งสามารถลดทอนสัญญาณรบกวนได้ดีที่ขนาดของวินโดว์เป็น  $5 \times 5$  ดังรูปที่ 4.6 (ฉ) และการลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอวิธีที่สองจะสามารถลดทอนสัญญาณรบกวนได้ดีกว่าการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีที่หนึ่ง โดยเฉพาะบริเวณผิวของนางแบบมีความเรียบเนียน และขอบของภาพที่คมชัด โดยจะแสดงตัวอย่างของการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีที่สองที่สามารถลดทอนสัญญาณรบกวนได้ดีที่ขนาดของวินโดว์เป็น  $7 \times 7$  ดังรูปที่ 4.6 (ญ)





(ก)



(ข)

รูปที่ 4.6 (ก) ภาพต้นแบบของ Lena (ข) ภาพที่ถูกรบกวนด้วยสัญญาณรบกวนที่  $\sigma = 20$



(ค)



(ง)

รูปที่ 4.6 (ต่อ) เปรียบเทียบประสิทธิภาพของการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีต่างๆ สำหรับภาพ Lena (ค) วิธี VisuShrink แบบ Hard threshold (ง) วิธี VisuShrink แบบ Soft-threshold



(จ)



(ข)

รูปที่ 4.6 (ต่อ) เปรียบเทียบประสิทธิภาพของการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีต่างๆ สำหรับภาพ

Lena (จ) วิธี Wiener (ข) วิธี SureShrink





(ซ)



(ซ)

รูปที่ 4.6 (ต่อ) เปรียบเทียบประสิทธิภาพของการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีต่างๆ สำหรับภาพ Lena (ซ) วิธี BayesShrink (ช) วิธี NeighShrink ขนาดของวินโดว์เป็น  $5 \times 5$  ( $5 \times 5$  NeighShrink)



(ณ)

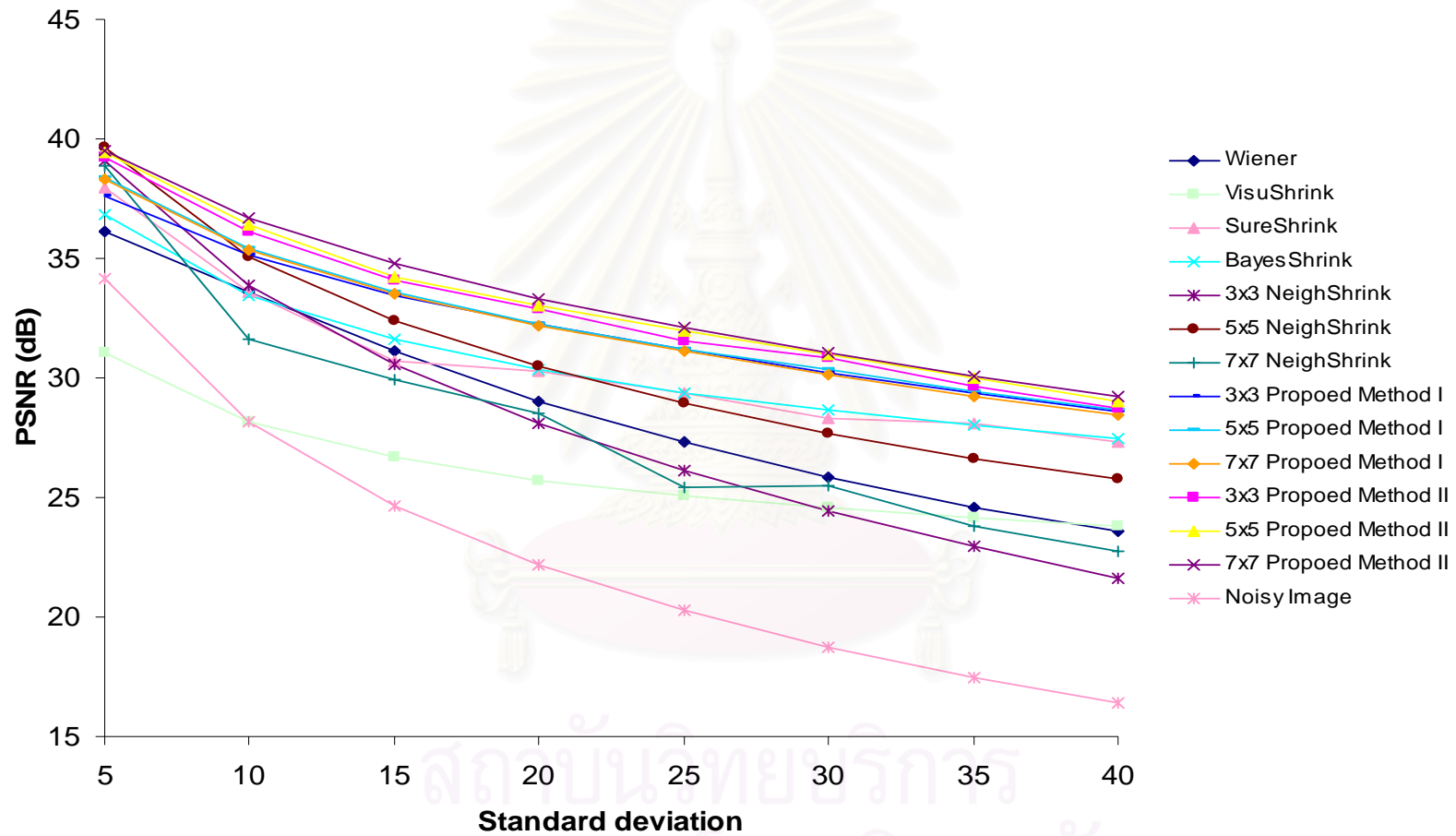


(ญ)

รูปที่ 4.6 (ต่อ) เปรียบเทียบประสิทธิภาพของการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีต่างๆ สำหรับภาพ Lena (ณ) การลดทอนสัญญาณที่นำเสนอวิธีที่หนึ่ง ที่ขนาดของวินโดว์เป็น  $5 \times 5$  (ญ) การลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอวิธีที่สอง ขนาดของวินโดว์เป็น  $7 \times 7$

รูปที่ 4.7 แสดงกราฟความสัมพันธ์ระหว่างค่า PSNR ของภาพ Lena ของการลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอ และการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีต่างๆ โดยจะแสดงค่า PSNR ของภาพ Lena ดังตารางที่ 4.1 จากกราฟความสัมพันธ์จะพบว่า ถ้าค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน ( $\sigma$ ) มีค่ามากขึ้น จะทำให้ประสิทธิภาพในการลดทอนสัญญาณรบกวนของทุกวิธีต่ำลง และวิธีการลดทอนสัญญาณที่นำเสนอทั้งสองวิธีมีประสิทธิภาพในการลดทอนสัญญาณรบกวนกว่าวิธีอื่นๆ โดยเฉพาะการลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอวิธีที่สอง ที่วินโดว์ขนาด  $7 \times 7$  จะให้ค่า PSNR ที่สูงทุกๆ ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน โดยจากกราฟจะพบว่า วิธี Wiener จะสามารถลดทอนสัญญาณรบกวนได้ดีกว่าวิธี VisuShrink ที่ทุกค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน และมากกว่าวิธี SureShrink วิธี BayesShrink วิธี  $3 \times 3$  NeighShrink และวิธี  $7 \times 7$  NeighShrink ในบางค่า

จากผลการลดทอนสัญญาณรบกวนสำหรับภาพ Lena พบว่า การลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอทั้งสองวิธีจะให้ค่า PSNR สูงกว่าการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีอื่นๆ ทุกๆ ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานที่กำหนด และภาพที่ได้มีคุณภาพที่ดี และมีความคล้ายคลึงกับภาพต้นฉบับ โดยเฉพาะการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีที่สอง ที่ขนาดของวินโดว์เป็น  $7 \times 7$  ดังแสดงภาพตัวอย่างที่ได้จากการลดทอนสัญญาณรบกวนที่ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานเท่ากับ 20 เนื่องจากจะเป็นช่วงที่มีค่า PSNR สูงสุดดังรูปที่ 4.6 (ญ)



รูปที่ 4.7 ค่า PSNR สำหรับภาพ Lena ที่การลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอกับการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีต่างๆ



ตารางที่ 4.1 ค่า PSNR สำหรับภาพ Lena ที่การลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอกับการลดทอนสัญญาณรบกวนแบบต่างๆ

Standard deviation (PSNR)	5 (34.164)	10 (28.155)	15 (24.636)	20 (22.178)	25 (20.257)	30 (18.728)	35 (17.482)	40 (16.403)
Wiener	36.138	33.597	31.137	29.034	27.295	25.845	24.603	23.597
VisuShrink	31.064	28.186	26.706	25.738	25.053	24.544	24.141	23.824
SureShrink	37.972	33.608	30.712	30.316	29.385	28.295	28.078	27.322
BayesShrink	36.838	33.483	31.633	30.381	29.356	28.646	28.048	27.452
3x3 NeighShrink	39.059	33.854	30.576	28.127	26.112	24.405	22.947	21.585
5x5 NeighShrink	39.639	35.102	32.41	30.466	28.939	27.704	26.65	25.778
7x7 NeighShrink	38.866	31.633	29.911	28.541	25.412	25.494	23.772	22.74
3x3 Proposed Method I	37.621	35.138	33.433	32.227	31.167	30.24	29.335	28.571
5x5 Proposed Method I	38.393	35.435	33.608	32.288	31.174	30.33	29.435	28.659
7x7 Proposed Method I	38.342	35.374	33.553	32.212	31.105	30.109	29.253	28.483
3x3 Proposed Method II	39.247	36.123	34.089	32.893	31.576	30.876	29.673	28.755
5x5 Proposed Method II	39.403	36.387	34.235	33.009	31.988	31.003	29.983	28.998
7x7 Proposed Method II	39.486	36.682	34.787	33.316	32.081	31.038	30.104	29.255

#### 4.2.1.2 ผลการเปรียบเทียบสำหรับภาพ Barbara

หัวข้อนี้จะเปรียบเทียบการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีที่นำเสนอกับการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีต่างๆ สำหรับภาพ Barbara จากรูปที่ 4.8 (ก) แสดงภาพต้นฉบับของภาพ Barbara และภาพที่ถูกลดทอนด้วยสัญญาณรบกวนที่  $\sigma = 20$  โดยมีค่า PSNR เท่ากับ 22.18 dB ดังรูปที่ 4.8 (ข) ซึ่งวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะนำภาพทั้งสองชนิดมาเปรียบเทียบกับวิธีการลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอ และการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีอื่นๆ

##### 4.2.1.2.1 ผลการทดสอบการลดทอนสัญญาณวิธีอื่นๆ

- วิธี Wiener

จากรูปที่ 4.8 (จ) แสดงภาพที่ได้จากการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธี Wiener ซึ่งจากรูปจะเห็นว่าไม่สามารถลดทอนสัญญาณได้ทั้งหมด โดยเฉพาะบริเวณขอบของลายผ้ายังเกิดความผิดเพี้ยนไปจากต้นฉบับ และบริเวณผิวหนังของนางแบบยังไม่เรียบเนียน

- วิธี VisuShrink

รูปที่ 4.8 (ค) แสดงภาพที่ได้จากการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธี VisuShrink แบบ Hard-Threshold และรูปที่ 4.8 (ง) แสดงภาพที่ได้จากการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธี VisuShrink แบบ Soft-Threshold ซึ่งวิธีนี้จะให้ภาพที่ได้จากการลดทอนสัญญาณรบกวนมีคุณภาพต่ำ เกิดความผิดเพี้ยนไปจากต้นฉบับ โดยวิธี VisuShrink แบบ Hard-Threshold สามารถมองเห็นขอบของภาพ และลายของผ้าได้บางแห่ง แต่แบบ Soft-Threshold แทบไม่สามารถมองเห็นลายผ้า และขอบของภาพได้ เนื่องจากการหาค่าขีดเริ่มเปลี่ยน ซึ่งการหาค่าขีดเริ่มเปลี่ยนของวิธีนี้จะพิจารณาหาค่าขีดเริ่มเปลี่ยนทั้งภาพ อาจจะทำให้ได้ค่าขีดเริ่มเปลี่ยนที่ไม่เหมาะสม ทำให้ภาพที่ได้เกิดความราบเรียบมากเกินไป

- วิธี SureShrink

รูปที่ 4.8 (ฉ) แสดงภาพจากการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธี SureShrink จากรูปจะเห็นได้ว่ายังไม่สามารถลดทอนสัญญาณรบกวนได้ โดยเฉพาะบริเวณผิวหนังของนางแบบ แต่สามารถมองเห็นลายผ้า และขอบของภาพได้ชัดเจน ซึ่งภาพที่ได้จากการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีนี้ยังมีความผิดเพี้ยน เนื่องจากวิธี SureShrink มีขั้นตอนวิธีแบบไฮบริดทำให้เกิดความผิดพลาดในการตัดสินใจเลือกใช้ค่าขีดเริ่มเปลี่ยนที่เหมาะสม ทำให้ภาพที่ได้เกิดความผิดเพี้ยน

- **วิธี BayesShrink**

รูปที่ 4.6 (ซ) แสดงภาพจากการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธี BayesShrink จะเห็นว่าวิธีนี้สามารถลดทอนสัญญาณได้ดี แต่ยังคงเกิดความผิดเพี้ยนจากภาพต้นฉบับ โดยบริเวณผิวหนังของนางแบบยังไม่เรียบเนียน และยังไม่สามารถเห็นลายผ้าไม่ชัดเจน เนื่องจากขั้นตอนวิธีในการหาขีดเริ่มเปลี่ยนซึ่งจากบทที่สอง จะพบว่าวิธีการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีนี้อาจจะเกิดความผิดพลาดได้ ถ้าค่าความแปรปรวนของสัญญาณรบกวนมีค่ามากกว่าค่าความแปรปรวนของสัญญาณภาพมาก ทำให้ภาพที่ได้ อาจเกิดความผิดเพี้ยน

- **วิธี NeighShrink**

จากรูปที่ 4.8 (ซ) แสดงภาพตัวอย่างจากการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธี NeighShrink ซึ่งสามารถลดทอนสัญญาณรบกวนได้ดีที่ขนาดวินโดว์เป็น  $3 \times 3$  ซึ่งมีค่า PSNR สูงสุดจากรูปจะเห็นว่า บริเวณผิวของนางแบบมีความเรียบเนียน และมีขอบของภาพที่ชัดเจนขึ้น แต่ภาพยังมีความผิดเพี้ยนอยู่ เนื่องจากวิธีที่ใช้ในการหาขีดเริ่มเปลี่ยนยังไม่เป็นวิธีที่เหมาะสมที่สุด ทำให้ภาพที่ได้เกิดความผิดเพี้ยนไปจากภาพต้นฉบับ

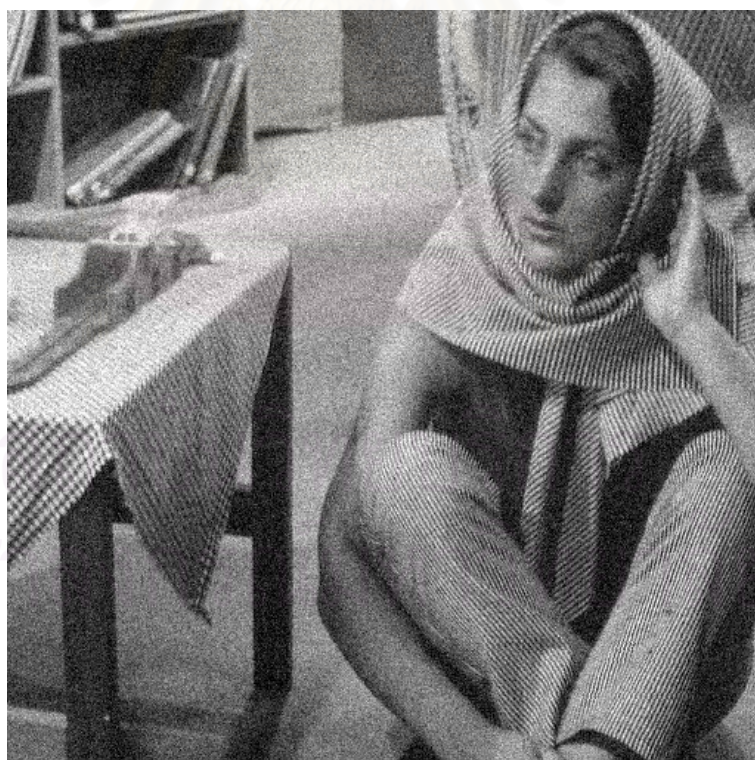
#### 4.2.1.2.2 ผลการทดสอบการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีที่นำเสนอ

รูปที่ 4.8 (ฉ) แสดงภาพจากการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธี LNWS ที่ขนาดวินโดว์เท่ากับ  $7 \times 7$  และรูปที่ 4.8 (ง) แสดงภาพจากการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธี LNWB โดยแสดงที่ขนาดวินโดว์เท่ากับ  $7 \times 7$  จะเห็นว่าวิธีนี้สามารถลดทอนสัญญาณรบกวนได้ดี และภาพที่ได้คล้ายกับภาพต้นฉบับ

สถาบันวิทยบริการ  
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



(ก)



(ข)

รูปที่ 4.8 (ก) ภาพต้นแบบของ Barbara (ข) ภาพที่ถูกรบกวนด้วยสัญญาณรบกวนที่  $\sigma = 20$





(ค)

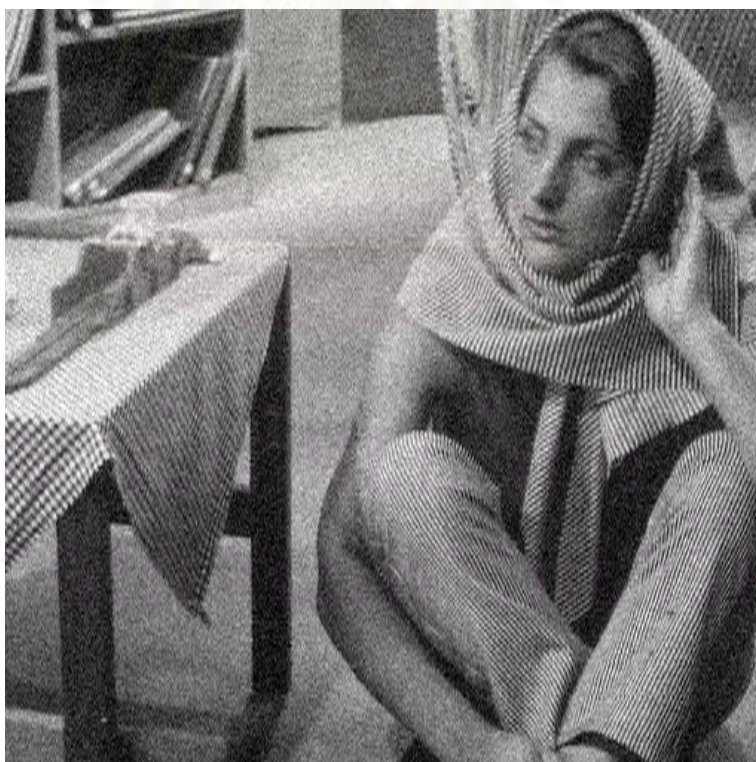


(ง)

รูปที่ 4.8 (ต่อ) เปรียบเทียบประสิทธิภาพของการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีต่างๆ สำหรับภาพ Barbara (ค) วิธี VisuShrink แบบ Hard threshold (ง) วิธี VisuShrink แบบ Soft-threshold



(จ)



(ฉ)

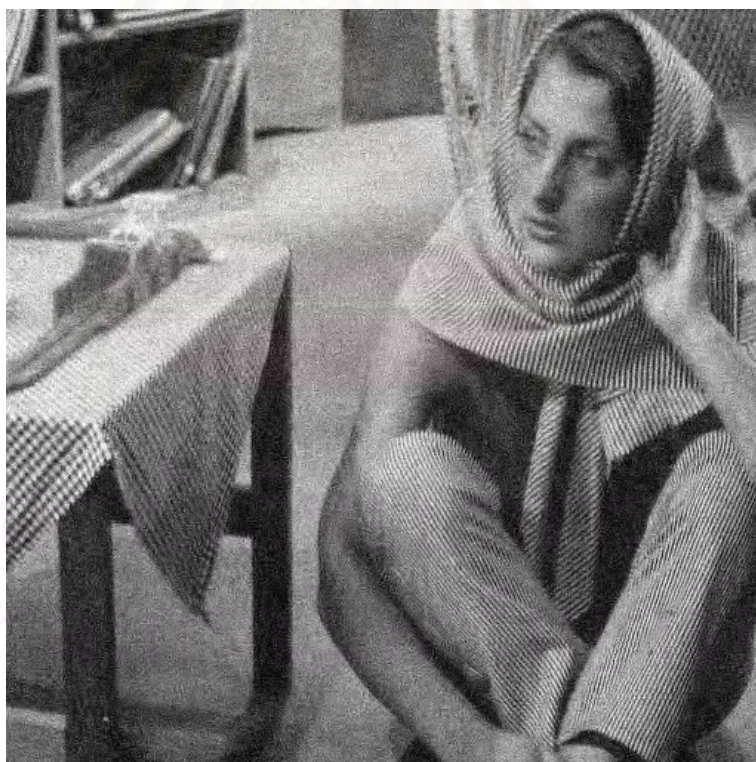
รูปที่ 4.8 (ต่อ) เปรียบเทียบประสิทธิภาพของการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีต่างๆ สำหรับภาพ

Barbara (จ) วิธี Wiener (ฉ) วิธี SureShrink





(ซ)



(ซ)

รูปที่ 4.8 (ต่อ) เปรียบเทียบประสิทธิภาพของการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีต่างๆ สำหรับภาพ Barbara (ซ) วิธี BayesShrink (ซ) วิธี NeighShrink ขนาดของวินโดว์เป็น  $3 \times 3$  ( $3 \times 3$  NeighShrink





(ณ)

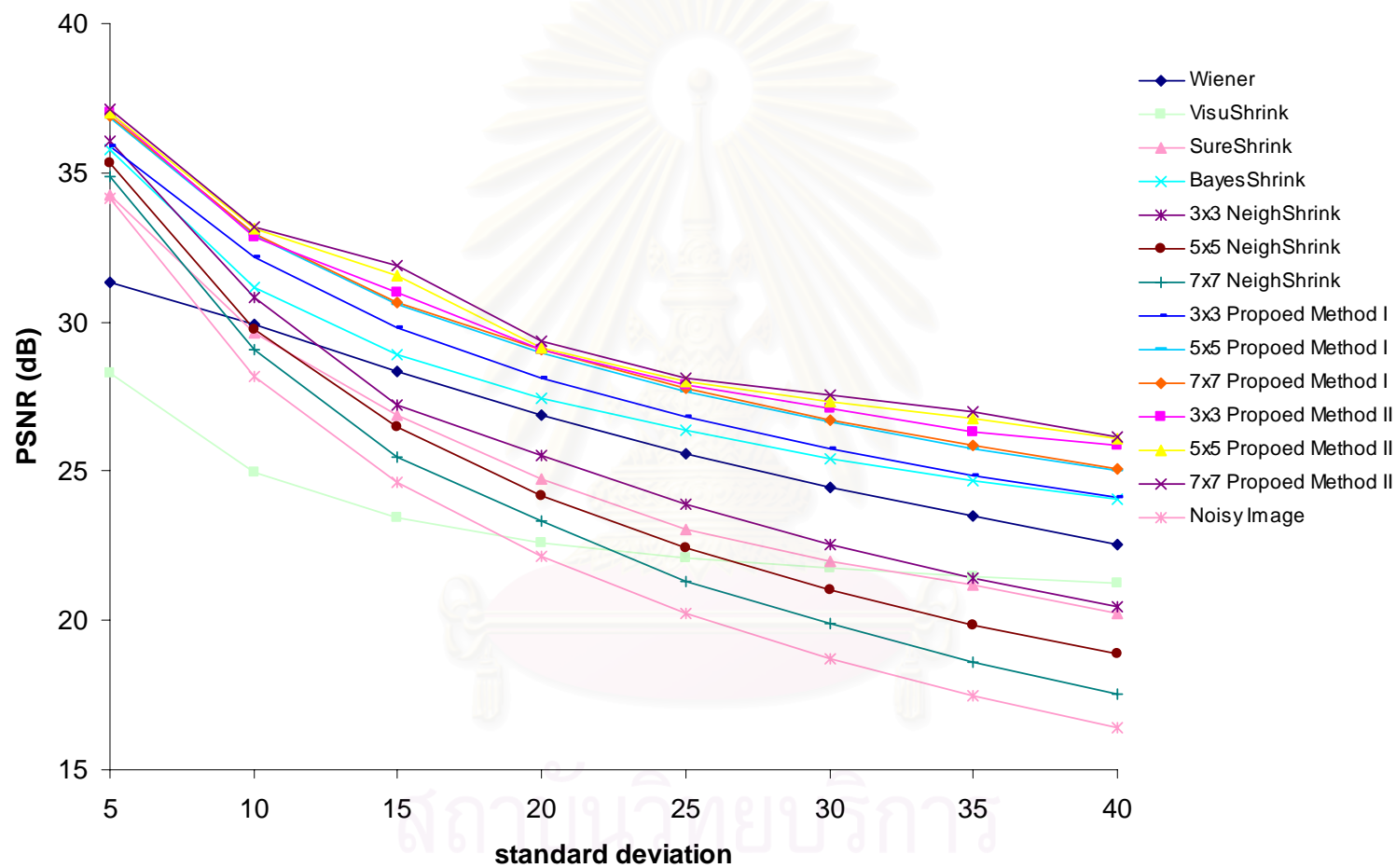


(ญ)

รูปที่ 4.8 (ต่อ) เปรียบเทียบประสิทธิภาพของการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีต่างๆ สำหรับภาพ Barbara (ณ) การลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอวิธีที่หนึ่ง ที่ขนาดของวินโดว์เป็น  $7 \times 7$  (ญ) การลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอวิธีที่สอง ที่ขนาดของวินโดว์เป็น  $7 \times 7$

จากรูปที่ 4.9 แสดงกราฟความสัมพันธ์ระหว่างค่า PSNR ของภาพ Barbara ที่ การลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอและการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีต่างๆ โดยจะแสดงค่า PSNR ของภาพ Barbara ที่การลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอกับการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีต่างๆ ดังตารางที่ 4.2 จะพบว่า ถ้าค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน ( $\sigma$ ) มีค่ามากขึ้น จะทำให้ ประสิทธิภาพในการลดทอนสัญญาณรบกวนของทุกวิธีต่ำลง และวิธีการลดทอนสัญญาณที่ นำเสนอทั้งสองวิธีมีประสิทธิภาพในการลดทอนสัญญาณรบกวนกว่าวิธีอื่นๆ โดยเฉพาะการ ลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอวิธีที่สอง ที่ขนาดของวินโดว์เป็น  $7 \times 7$  จะให้ค่า PSNR ที่สูง ทุกๆ ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน เมื่อ  $\sigma = 15$  จะพบว่า Wiener จะมีค่า PSNR มากกว่าวิธี VisuShrink ที่ทุกๆ ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน และมีค่า PSNR มากกว่าวิธี SureShrink วิธี  $3 \times 3$  NeighShrink วิธี  $5 \times 5$  NeighShrink และวิธี  $7 \times 7$  NeighShrink ในบางค่า

จากผลการลดทอนสัญญาณรบกวนสำหรับภาพ Barbara พบว่า การลดทอน สัญญาณรบกวนที่เสนอทั้งสองวิธีจะให้ค่า PSNR สูงกว่าการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีอื่นๆ และ ภาพที่ได้มีคุณภาพดี และมีความคล้ายคลึงกับภาพต้นฉบับ โดยเฉพาะการลดทอนสัญญาณรบกวน วิธีที่สอง ที่ขนาดของวินโดว์เป็น  $7 \times 7$  ดังจะแสดงภาพตัวอย่างที่ได้จากการลดทอน สัญญาณรบกวนที่ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานเท่ากับ 20 เนื่องจากจะเป็นช่วงที่มีค่า PSNR สูงสุดดังรูป ที่ 4.8 (ญ)



รูปที่ 4.9 ค่า PSNR ของภาพ Barbara ที่การลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอกับการลดทอนสัญญาณรบกวนแบบต่างๆ

ตารางที่ 4.2 ค่า PSNR ของภาพ Barbara ที่การลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอกับการลดทอนสัญญาณรบกวนแบบต่างๆ

Standard deviation (PSNR)	5 (34.164)	10 (28.155)	15 (24.636)	20 (22.178)	25 (20.257)	30 (18.728)	35 (17.482)	40 (16.403)
Wiener	31.3264	29.9106	28.3422	26.8734	25.5898	24.4611	23.4829	22.5604
VisuShrink	28.2874	24.9907	23.4581	22.6004	22.083	21.7319	21.4714	21.2446
SureShrink	34.2772	29.6183	26.9041	24.7672	23.0436	21.9935	21.1665	20.2103
BayesShrink	35.7808	31.1347	28.8929	27.4168	26.3826	25.4222	24.6965	24.0457
3x3 NeighShrink	36.052	30.815	27.22	25.536	23.887	22.531	21.418	20.473
5x5 NeighShrink	35.321	29.746	26.493	24.178	22.427	21.026	19.863	18.91
7x7 NeighShrink	34.883	29.062	25.474	23.323	21.324	19.907	18.617	17.549
3x3 Proposed Method I	35.872	32.187	29.812	28.14	26.822	25.75	24.861	24.114
5x5 Proposed Method I	36.833	32.921	30.61	28.972	27.693	26.643	25.74	25.012
7x7 Proposed Method I	36.875	32.978	30.678	29.063	27.795	26.738	25.868	25.098
3x3 Proposed Method II	36.989	32.875	31.002	29.076	27.872	27.098	26.34	25.876
5x5 Proposed Method II	37.008	33.115	31.567	29.123	27.989	27.345	26.765	26.099
7x7 Proposed Method II	37.127	33.204	31.898	29.342	28.121	27.565	26.969	26.122

#### 4.2.1.3 ผลการเปรียบเทียบสำหรับภาพ Baboon

หัวข้อนี้จะเปรียบเทียบการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีที่นำเสนอกับการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีต่างๆ สำหรับภาพ Baboon จากรูปที่ 4.10 (ก) แสดงภาพต้นฉบับของภาพ Baboon และภาพที่ถูกลดทอนด้วยสัญญาณรบกวนที่  $\sigma = 20$  โดยมีค่า PSNR เท่ากับ 22.18 dB ดังรูปที่ 4.10 (ข) ซึ่งวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะนำภาพทั้งสองชนิดมาเปรียบเทียบกับการลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอ และการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีอื่นๆ

##### 4.2.1.3.1 ผลการทดสอบการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีอื่นๆ

- วิธี Wiener

จากรูปที่ 4.10 (จ) แสดงภาพที่ได้จากการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธี Wiener ซึ่งจากรูปจะเห็นว่าไม่สามารถลดทอนสัญญาณรบกวนได้ทั้งหมด โดยเฉพาะบริเวณผิวหนังของแก้มของลิงยังไม่เรียบเนียน และเกิดความผิดเพี้ยน และเกิดความผิดเพี้ยนของเส้นขอบ ซึ่งเป็นบริเวณที่มีความถี่สูง

- วิธี VisuShrink

รูปที่ 4.10 (ค) แสดงภาพที่ได้จากการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธี VisuShrink แบบ Hard-Threshold และรูปที่ 4.10 (ง) แสดงภาพที่ได้จากการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธี VisuShrink แบบ Soft-Threshold ซึ่งวิธี VisuShrink แบบ Soft-Threshold นี้จะให้ภาพที่ได้จากการลดทอนสัญญาณรบกวนที่มีคุณภาพต่ำ และมีความราบเรียบมากเกินไป ทำให้ภาพที่ได้เกิดความผิดเพี้ยนไปจากต้นฉบับ ซึ่งจากรูปจะเห็นว่า ภาพที่ได้จากการลดทอนสัญญาณรบกวนด้วยวิธี VisuShrink แบบ Hard-Threshold จะให้ภาพที่คมชัดกว่าวิธี VisuShrink แบบ Soft-Threshold

- วิธี SureShrink

จากรูปที่ 4.10 (ฉ) แสดงภาพจากการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธี SureShrink จากรูปจะเห็นได้ว่าสามารถลดทอนสัญญาณรบกวนได้ดี โดยเฉพาะบริเวณที่เป็นเส้นขน และขอบของภาพ แต่บริเวณผิวหนังแก้มของภาพยังไม่เรียบเนียนพอ เนื่องจากวิธี SureShrink มีขั้นตอนวิธีแบบไฮบริดทำให้เกิดความผิดพลาดในการตัดสินใจเลือกใช้ค่าขีดเริ่มเปลี่ยนที่เหมาะสม ทำให้ภาพที่ได้เกิดความผิดเพี้ยน



- **วิธี BayesShrink**

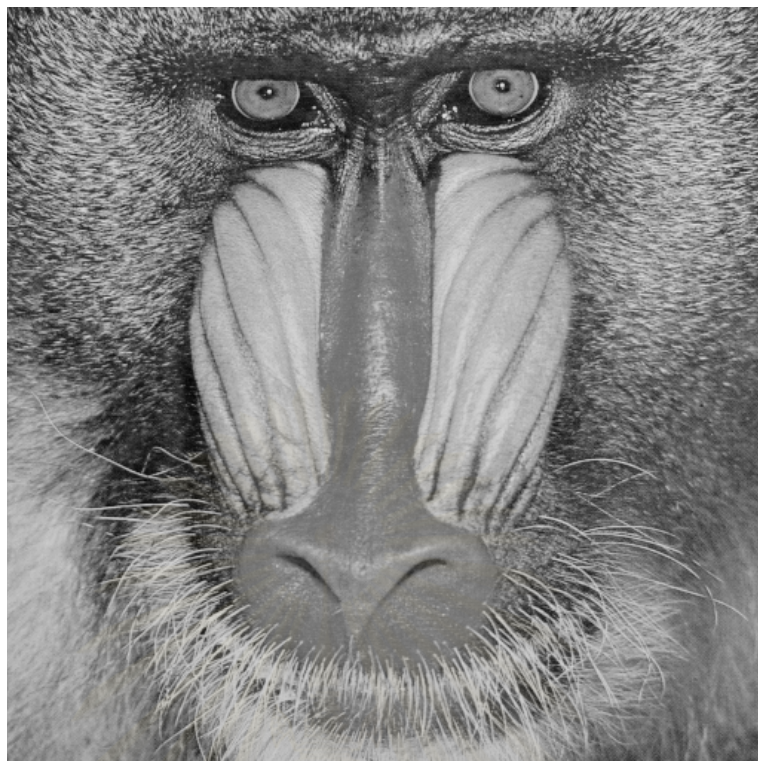
จากรูปที่ 4.10 (ข) แสดงภาพจากการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธี BayesShrink จะเห็นว่าวิธีนี้สามารถลดทอนสัญญาณได้ดี แต่ยังคงเกิดความผิดเพี้ยนจากภาพต้นฉบับ ทั้งที่ผิวหนัง และขอบของภาพ เนื่องจากขั้นตอนวิธีในการหาขีดเริ่มเปลี่ยนซึ่งจากบทที่สอง จะพบว่าวิธีการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีนี้อาจจะเกิดความผิดพลาดได้ ถ้าค่าความแปรปรวนของสัญญาณรบกวนมีค่ามากกว่าค่าความแปรปรวนของสัญญาณภาพมาก ทำให้ภาพที่ได้เกิดความผิดเพี้ยน

- **วิธี NeighShrink**

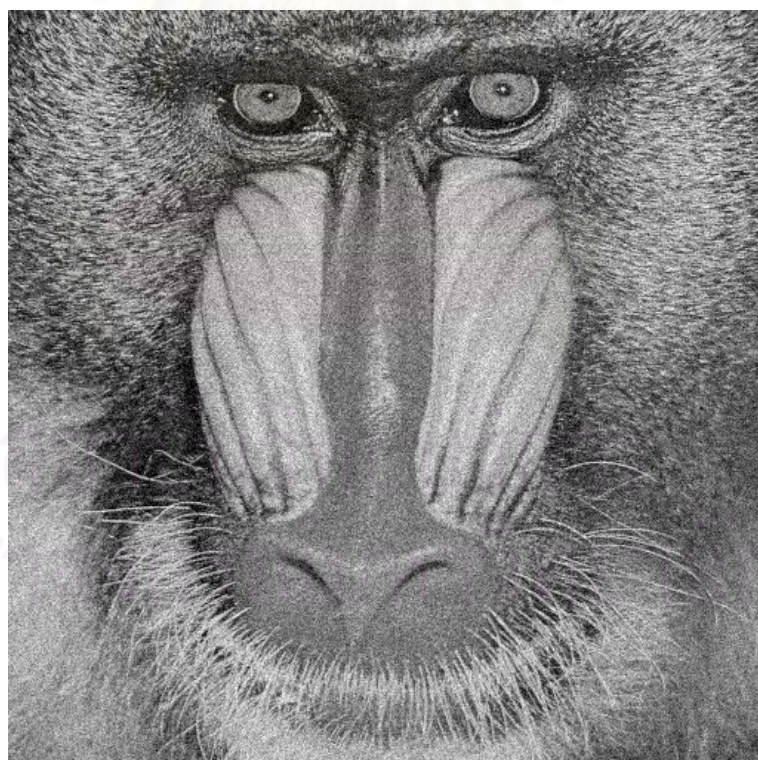
จากรูปที่ 4.10 (ข) แสดงภาพตัวอย่างจากการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธี NeighShrink ซึ่งสามารถลดทอนสัญญาณรบกวนได้ดีที่ขนาดของวินโดว์เป็น  $5 \times 5$  จากรูปจะเห็นว่า บริเวณผิวหนังของภาพมีความเรียบเนียน และมีขอบของภาพที่ชัดเจนขึ้น แต่ภาพยังมีความผิดเพี้ยนอยู่ เนื่องจากวิธีที่ใช้ในการหาขีดเริ่มเปลี่ยนยังไม่เป็นวิธีที่เหมาะสมที่สุด ทำให้ภาพที่ได้เกิดความผิดเพี้ยนไปจากภาพต้นฉบับ

#### 4.2.1.3.2 ผลการทดสอบการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีที่นำเสนอ

จากผลการลดทอนสัญญาณรบกวนด้วยวิธีที่นำเสนอทั้งสองวิธีจะเห็นว่าสามารถลดทอนสัญญาณรบกวนได้ยังไม่ดีพอ และภาพที่ได้ยังเกิดความผิดเพี้ยนไปจากภาพต้นฉบับ โดยจะแสดงภาพตัวอย่างที่ได้จากการลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอทั้งสองวิธีดังรูปที่ 4.10 (ฉ) รูปที่ 4.10 (ง) ซึ่งจะแสดงภาพจากการลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอวิธีที่หนึ่ง ที่ขนาดวินโดว์เป็น  $3 \times 3$  และแสดงภาพจากการลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอวิธีที่สอง ที่ขนาดวินโดว์เป็น  $7 \times 7$  เนื่องมาจากวิธีการลดทอนสัญญาณรบกวน โดยการนำข้อมูลของสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตที่อยู่ข้างเคียงมาพิจารณา ไม่เหมาะสมกับการนำมาลดทอนสัญญาณรบกวนสำหรับภาพที่มีความถี่สูง



(ก)



(ข)

รูปที่ 4.10 (ก) ภาพต้นแบบของ Baboon (ข) ภาพที่ถูกกรองด้วยสัญญาณรบกวนที่  $\sigma = 20$



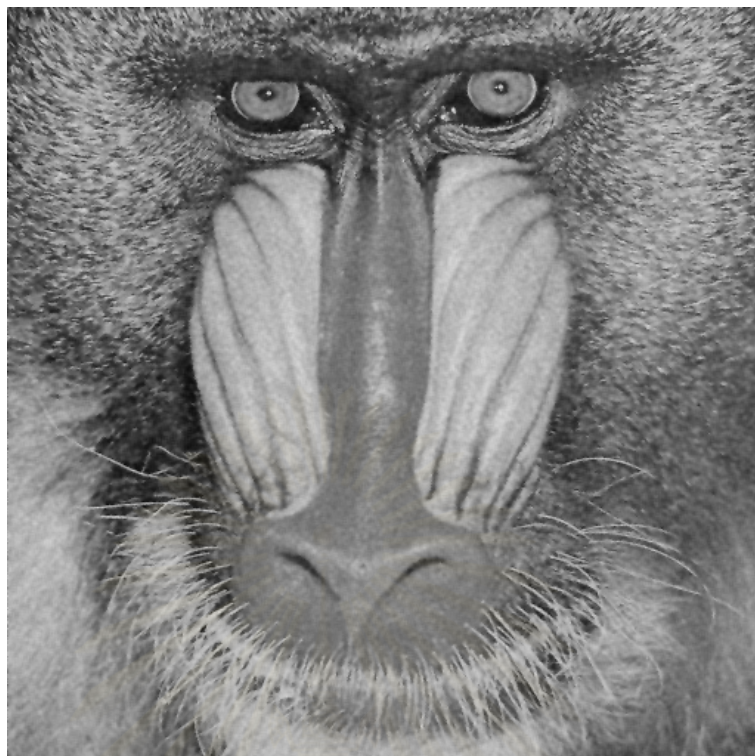


(ค)

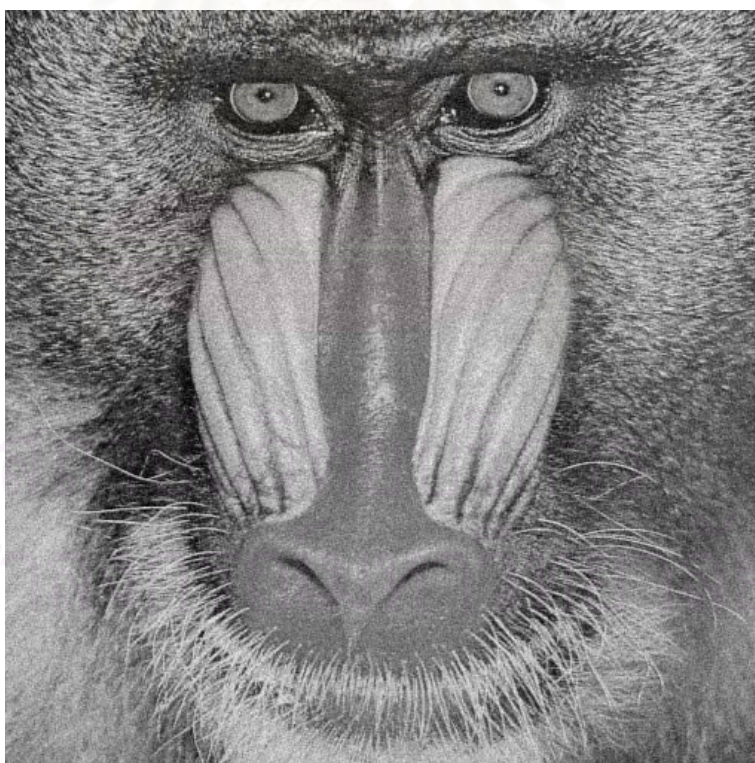


(ง)

รูปที่ 4.10 (ต่อ) เปรียบเทียบประสิทธิภาพของการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีต่างๆ สำหรับภาพ Baboon (ค) วิธี VisuShrink แบบ Hard threshold (ง) วิธี VisuShrink แบบ Soft-threshold



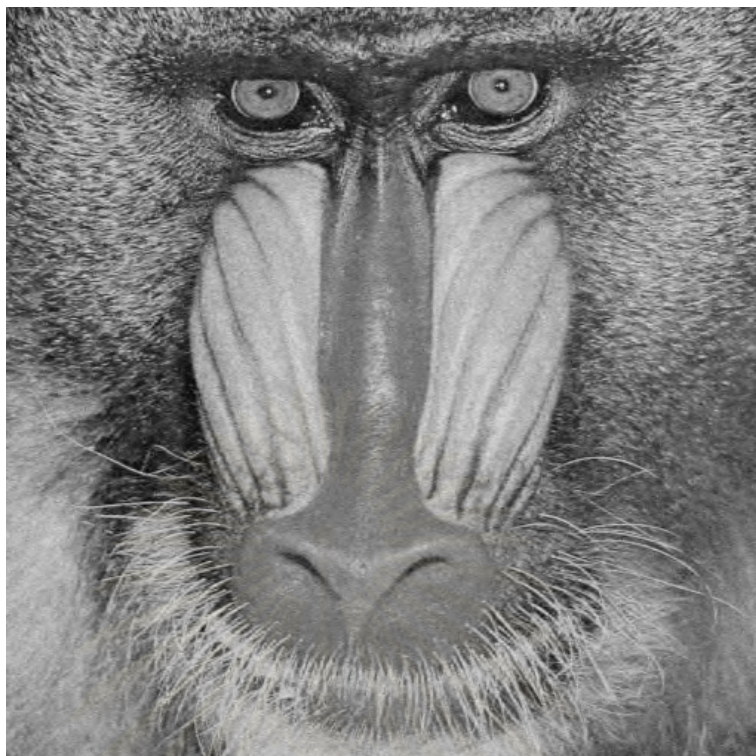
(จ)



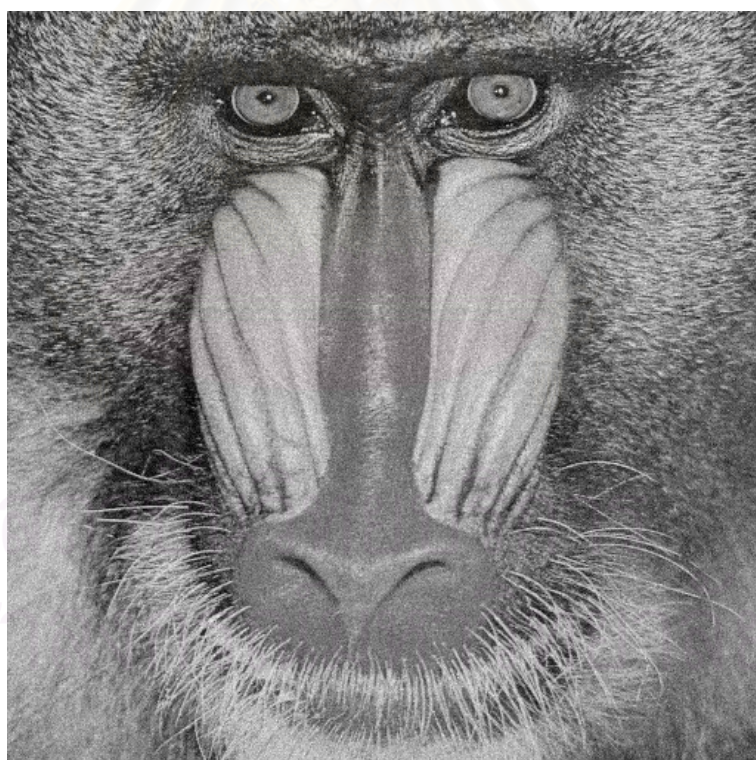
(ข)

รูปที่ 4.10 (ต่อ) เปรียบเทียบประสิทธิภาพของการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีต่างๆ สำหรับภาพ Baboon (จ) วิธี Wiener (ข) วิธี SureShrink



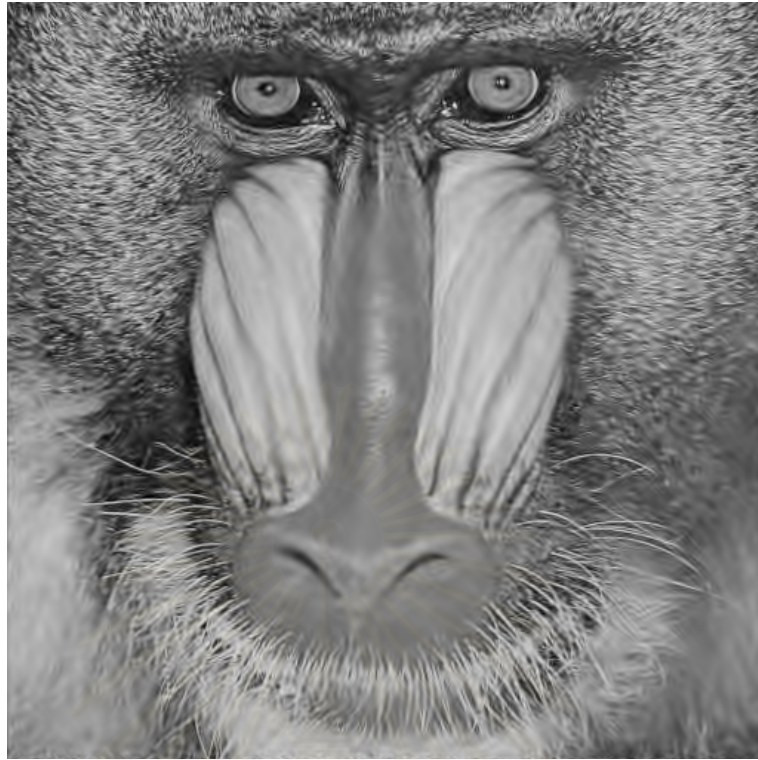


(ข)

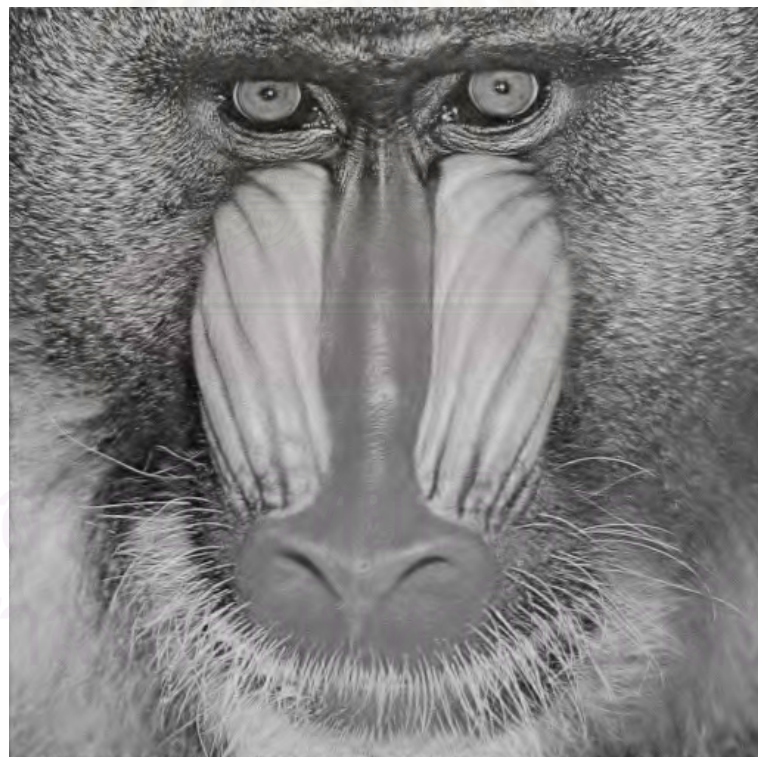


(ค)

รูปที่ 4.10 (ต่อ) เปรียบเทียบประสิทธิภาพของการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีต่างๆ สำหรับภาพ Baboon (ข) วิธี BayesShrink กับ (ค) วิธี NeighShrink ขนาดของวินโดว์เป็น  $5 \times 5$  ( $5 \times 5$  NeighShrink)



(ณ)



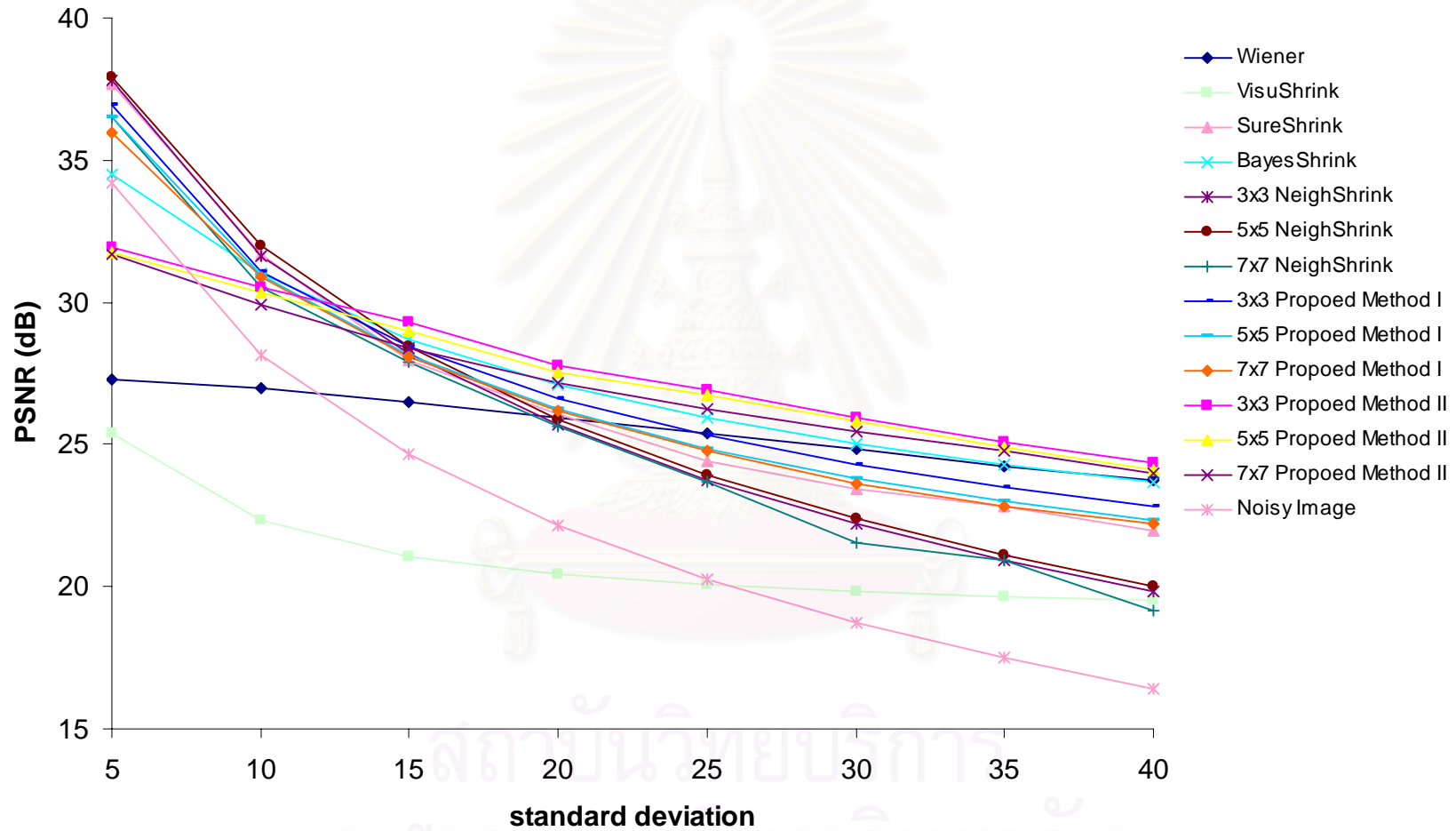
(ญ)

รูปที่ 4.10 (ต่อ) เปรียบเทียบประสิทธิภาพของการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีต่างๆ สำหรับภาพ Baboon (ณ) การลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอวิธีที่หนึ่ง ที่ขนาดของวินโดว์เป็น  $3 \times 3$  (ญ) การลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอวิธีที่สอง ที่ขนาดของวินโดว์เป็น  $3 \times 3$

รูปที่ 4.11 แสดงกราฟความสัมพันธ์ระหว่างค่า PSNR ของภาพ Baboon ของการลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอ และการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีต่างๆ โดยจะแสดงค่า PSNR ของภาพ Baboon ดังตารางที่ 4.3 จากกราฟจะพบว่า ถ้าค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน ( $\sigma$ ) มีค่ามากขึ้น จะทำให้ประสิทธิภาพในการลดทอนสัญญาณรบกวนของทุกวิธีต่ำลง โดยการลดทอนสัญญาณที่นำเสนอมวิธีที่สอง จะให้ค่า PSNR ที่สูงทุกๆ ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน โดยเฉพาะที่วินโดวขนาด  $3 \times 3$  แต่จากกราฟจะพบว่า เมื่อค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน ( $\sigma$ ) มีค่ามากขึ้น วิธี Wiener จะสามารถลดทอนสัญญาณรบกวนได้ดี โดยจะมีค่า PSNR มากกว่าวิธี VisuShrink วิธี SureShrink วิธี BayesShrink และวิธี NeighShrink



สถาบันวิทยบริการ  
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



รูปที่ 4.11 ค่า PSNR สำหรับภาพ Baboon ที่ลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอกับการลดทอนสัญญาณรบกวนแบบต่างๆ



ตารางที่ 4.3 ค่า PSNR สำหรับภาพ Baboon ที่ลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอกับการลดทอนสัญญาณรบกวนแบบต่างๆ

Standard deviation (PSNR)	5 (34.164)	10 (28.155)	15 (24.636)	20 (22.178)	25 (20.257)	30 (18.728)	35 (17.482)	40 (16.403)
Wiener	27.28	26.968	26.51	25.969	25.402	24.828	24.258	23.73
VisuShrink	25.361	22.351	21.076	20.43	20.062	19.826	19.668	19.549
SureShrink	37.66	31.685	27.957	26.058	24.439	23.407	22.804	21.952
BayesShrink	34.488	30.993	28.695	27.114	25.955	25.042	24.309	23.678
3x3 NeighShrink	37.819	31.632	28.229	25.703	23.733	22.218	20.936	19.847
5x5 NeighShrink	37.899	31.979	28.421	25.833	23.944	22.383	21.083	19.997
7x7 NeighShrink	36.513	30.506	27.876	25.663	23.708	21.542	20.922	19.161
3x3 Proposed Method I	36.951	31.096	28.441	26.626	25.303	24.28	23.469	22.85
5x5 Proposed Method I	36.507	30.944	28.154	26.254	24.852	23.814	22.987	22.348
7x7 Proposed Method I	35.953	30.885	28.089	26.182	24.753	23.645	22.828	22.198
3x3 Proposed Method II	31.958	30.543	29.287	27.764	26.924	25.942	25.112	24.367
5x5 Proposed Method II	31.754	30.348	28.984	27.548	26.765	25.798	24.912	24.112
7x7 Proposed Method II	31.688	29.889	28.383	27.187	26.245	25.438	24.775	23.989



#### 4.2.2 เปรียบเทียบผลการลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอกับการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีต่างๆ ในแต่ละแถบย่อย

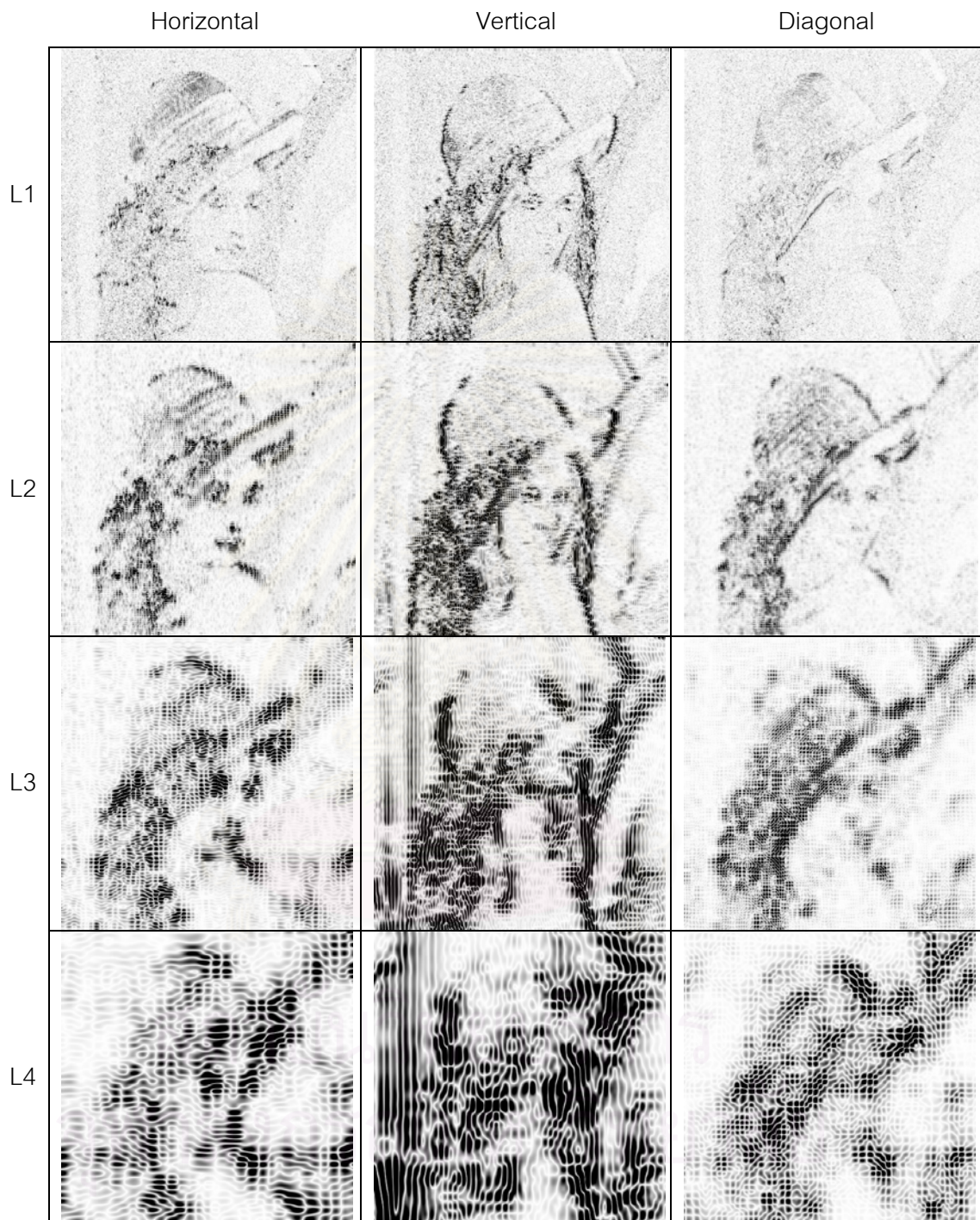
ในหัวข้อนี้จะเปรียบเทียบประสิทธิภาพของการลดทอนสัญญาณรบกวนในแต่ละแถบย่อยของการลดทอนสัญญาณรบกวนแต่ละวิธีสำหรับภาพ Lena เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการลดทอนสัญญาณรบกวนในแต่ละแถบย่อยคือ Horizontal Diagonal และ Vertical โดยแบ่งการพิจารณาออกเป็นสองหัวข้อ หัวข้อแรกจะแสดงผลการทดสอบในแต่ละแถบย่อยของการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีต่างๆ ดังนี้คือวิธี Wiener VisuShrink SureShrink BayesShrink และ NieghShrink และหัวข้อที่สองจะแสดงผลการทดสอบในแต่ละแถบย่อยของการลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอทั้งสองวิธี โดยภาพจะถูกลดทอนด้วยสัญญาณรบกวนที่  $\sigma = 20$  และคูณค่าแฟคเตอร์เท่ากับ 20

รายละเอียดสัญลักษณ์ในตาราง

- L1 แทนสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตระดับความละเอียดหนึ่ง
- L2 แทนสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตระดับความละเอียดสอง
- L3 แทนสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตระดับความละเอียดสาม
- L4 แทนสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตระดับความละเอียดสี่

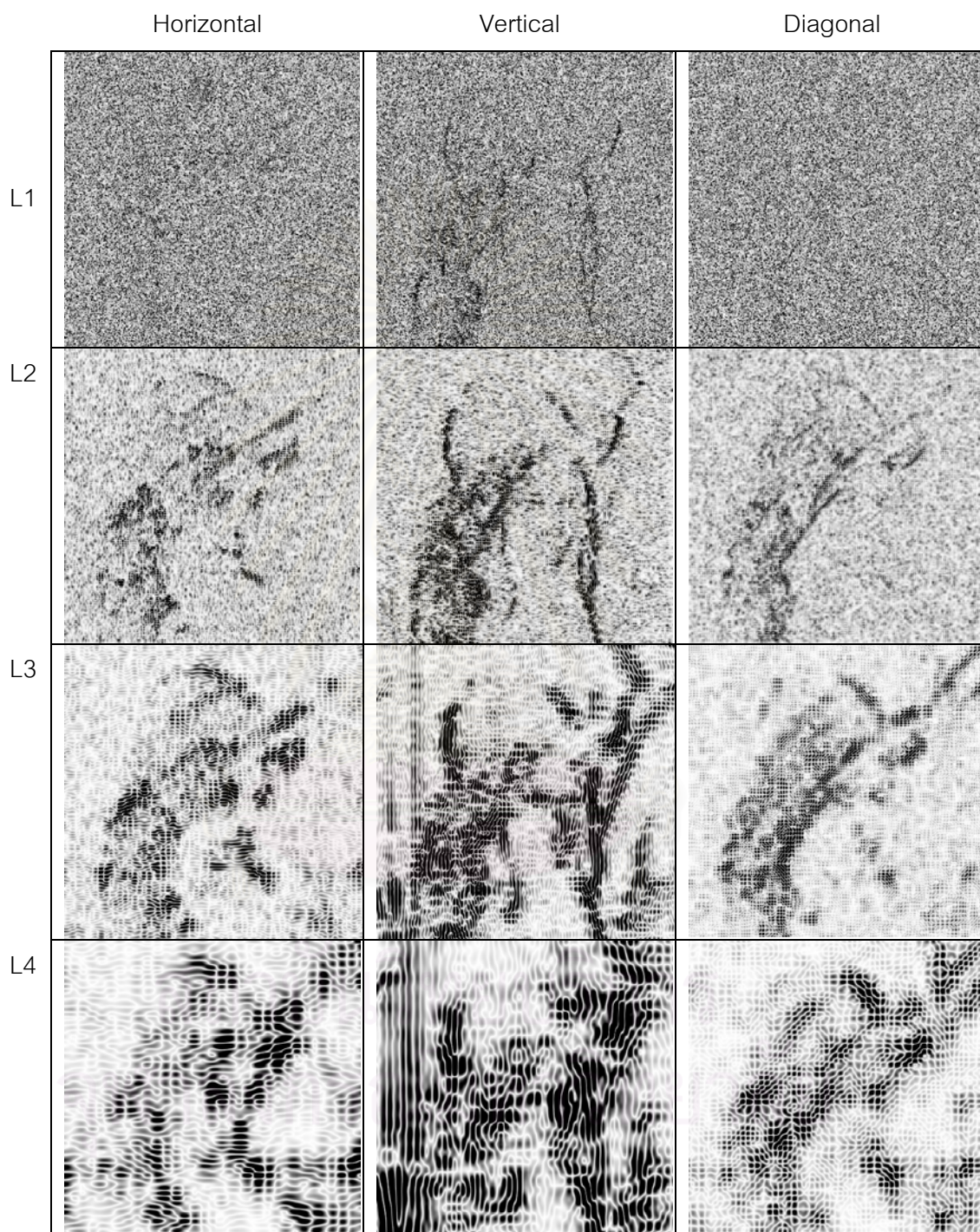
ตารางที่ 4.4 จะแสดงผลการเปรียบเทียบสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตในแต่ละระดับความละเอียดสำหรับภาพต้นฉบับ และตารางที่ 4.5 จะแสดงผลการเปรียบเทียบสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตในแต่ละระดับความละเอียดสำหรับภาพที่ถูกรบกวนด้วยสัญญาณรบกวนที่  $\sigma = 20$

ตารางที่ 4.4 เปรียบเทียบสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตในแต่ละระดับความละเอียดของภาพต้นฉบับ





ตารางที่ 4.5 เปรียบเทียบสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตในแต่ละระดับความละเอียดของภาพที่ถูกรบกวน ด้วยสัญญาณรบกวนที่  $\sigma = 20$



โดยวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะทำการเปรียบเทียบสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตในแต่ละระดับความละเอียดของแต่ละวิธีดังนี้

ตารางที่ 4.6 จะแสดงการเปรียบเทียบสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตในแต่ละระดับความละเอียดของการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธี VisuShrink

ตารางที่ 4.7 จะแสดงการเปรียบเทียบสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตในแต่ละระดับความละเอียดของการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธี SureShrink

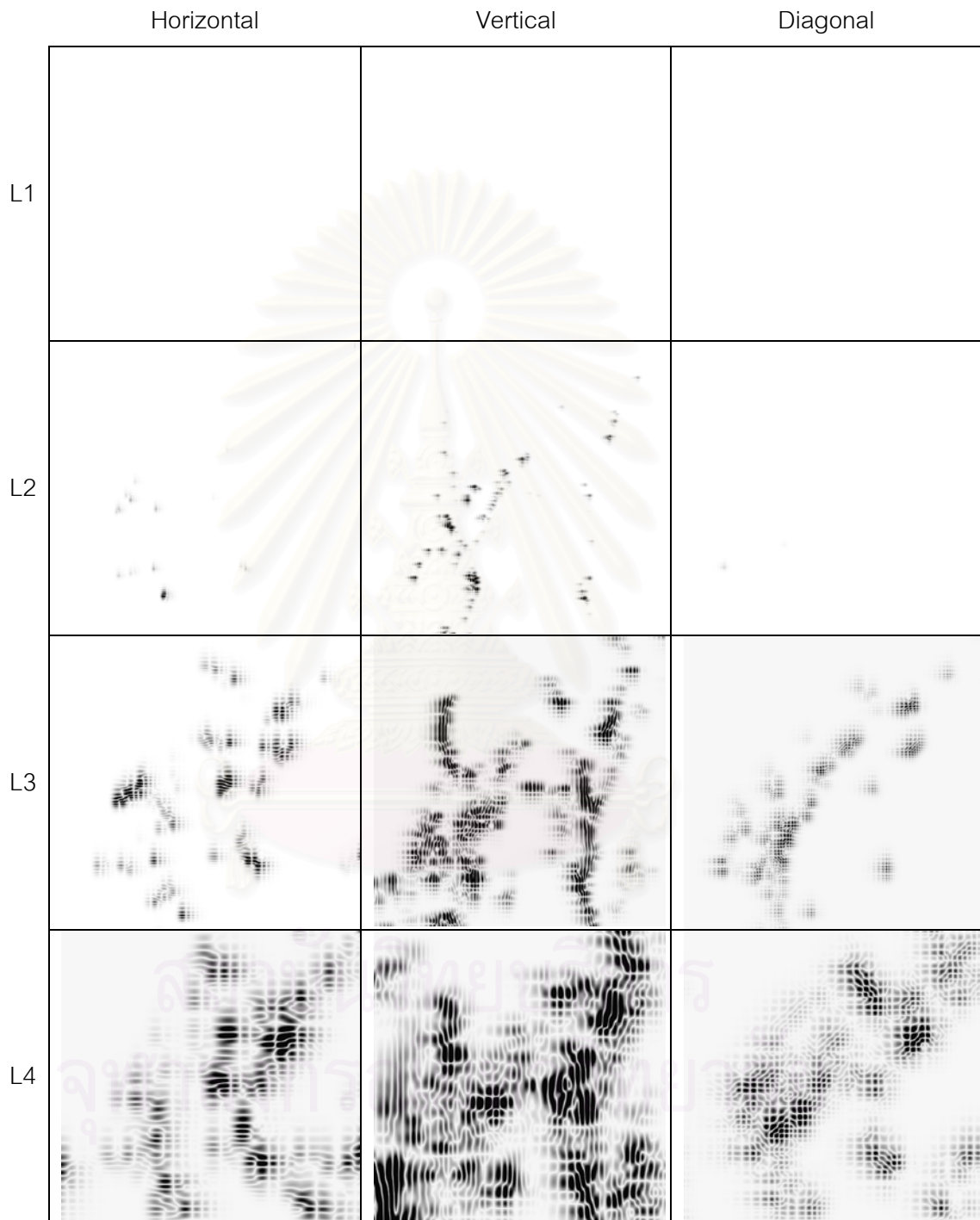
ตารางที่ 4.8 จะแสดงการเปรียบเทียบสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตในแต่ละระดับความละเอียดของการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธี BayesShrink

ตารางที่ 4.9 จะแสดงการเปรียบเทียบสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตในแต่ละระดับความละเอียดของการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธี NeighShrink ที่วินโดว์ขนาด 7x7

ตารางที่ 4.10 จะแสดงการเปรียบเทียบสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตในแต่ละระดับความละเอียดของการลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอวิธีที่หนึ่ง ที่วินโดว์ขนาด 7x7

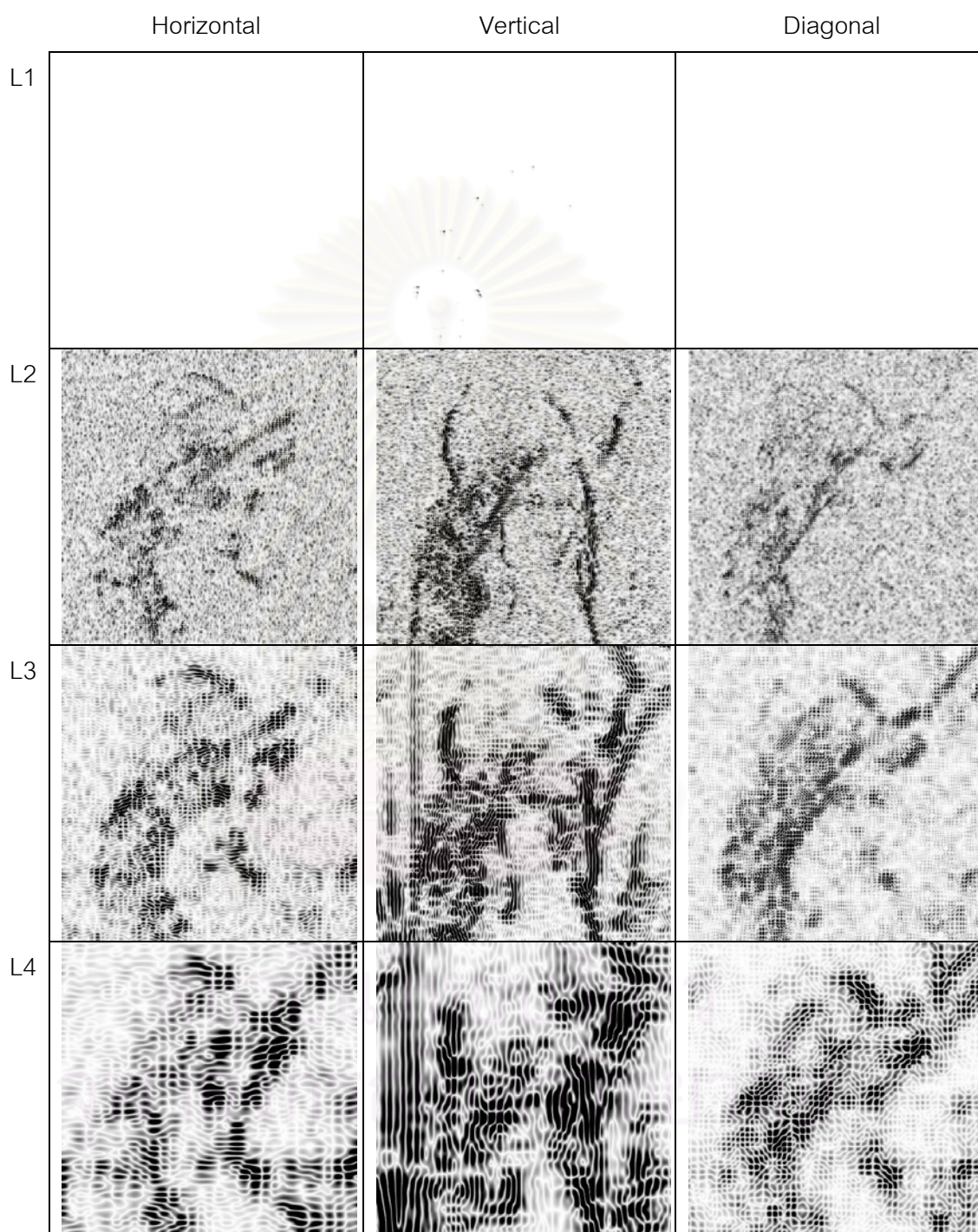
ตารางที่ 4.11 จะแสดงการเปรียบเทียบสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตในแต่ละระดับความละเอียดของการลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอวิธีที่สอง ที่วินโดว์ขนาด 7x7

ตารางที่ 4.6 เปรียบเทียบสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตในแต่ละระดับความละเอียดของการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธี VisuShrink



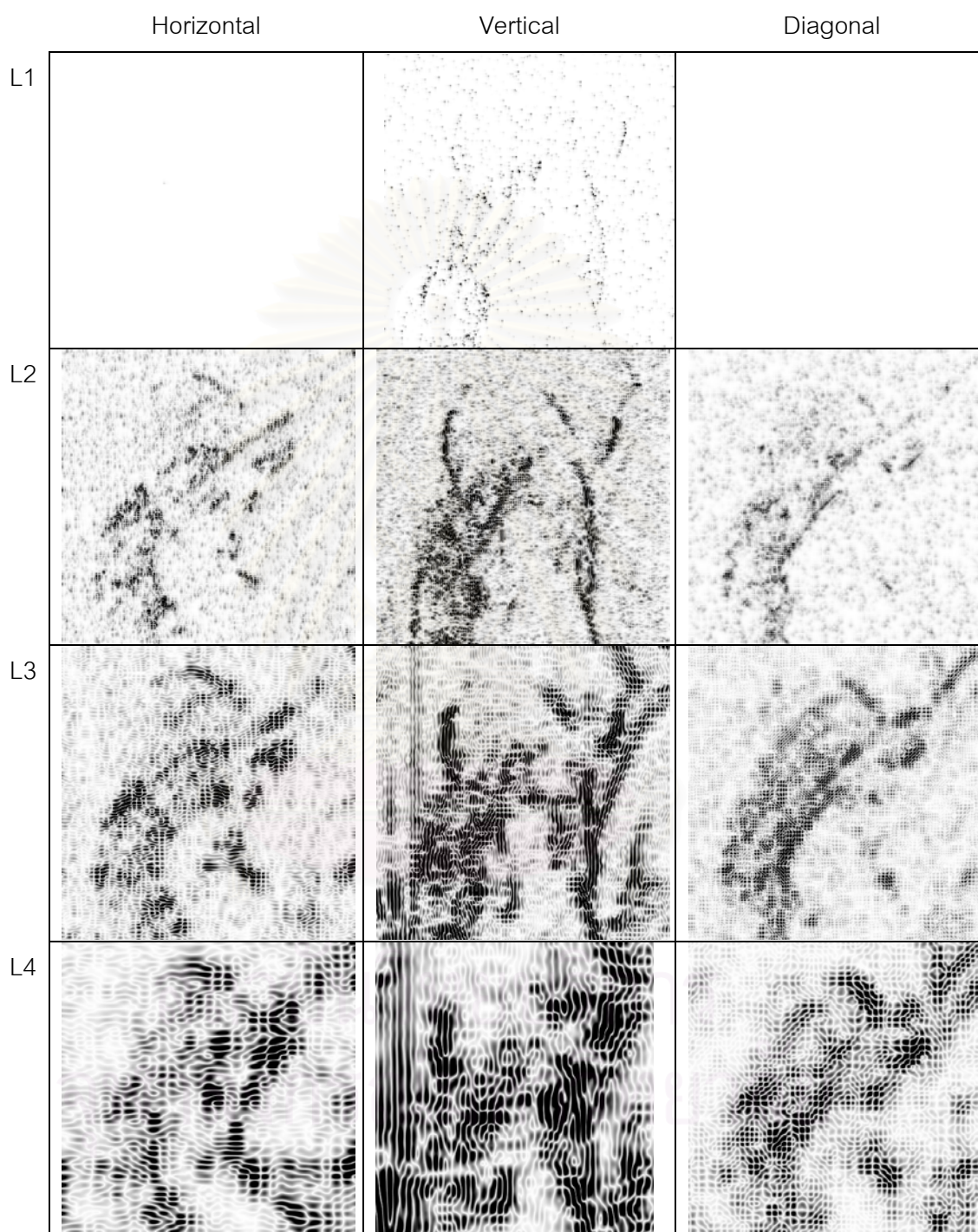


ตารางที่ 4.7 เปรียบเทียบสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตในแต่ละระดับความละเอียดของการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธี SureShrink



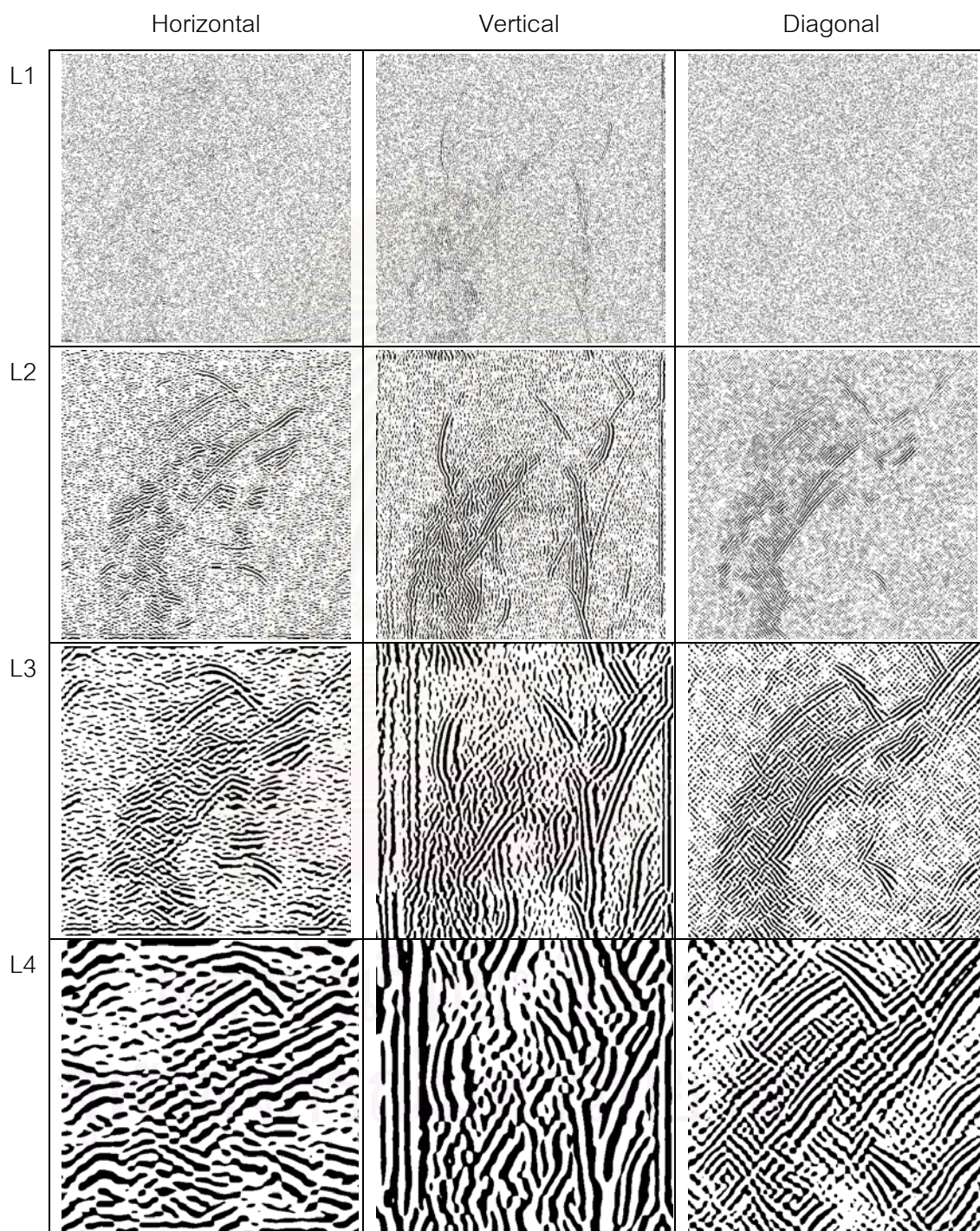


ตารางที่ 4.8 เปรียบเทียบสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตในแต่ละระดับความละเอียดของการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธี BayesShrink





ตารางที่ 4.9 เปรียบเทียบสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตในแต่ละระดับความละเอียดของการลดทอน  
 สัญญาณรบกวนวิธี NeighShrink ที่วินโดว์ขนาด 7x7

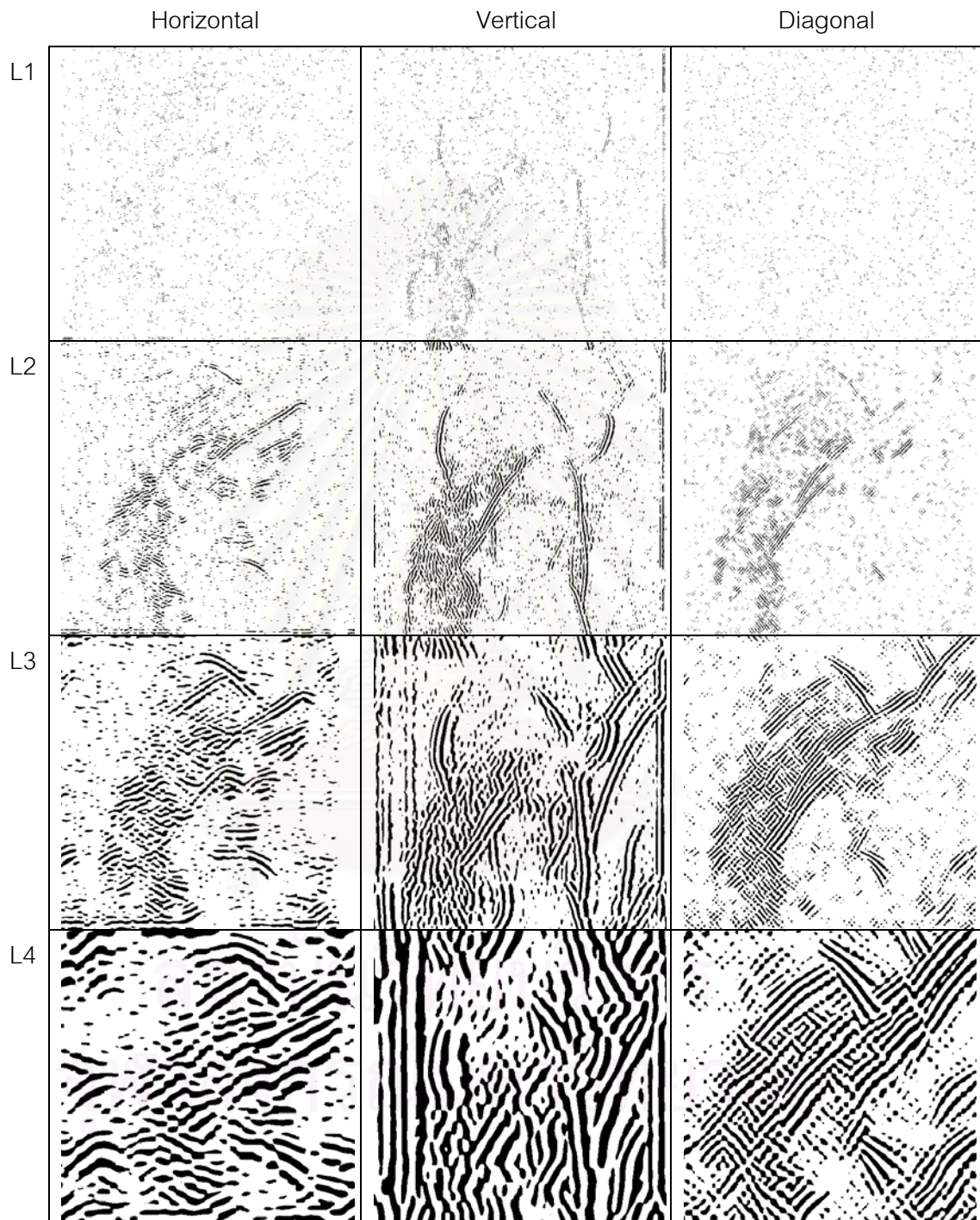


ตารางที่ 4.10 เปรียบเทียบสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตในแต่ละระดับความละเอียดของการลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอวิธีที่หนึ่ง ที่วินโดวขนาด 7x7





ตารางที่ 4.11 เปรียบเทียบสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตในแต่ละระดับความละเอียดของการลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอวิธีที่สอง ที่วินโดวขนาด 7x7

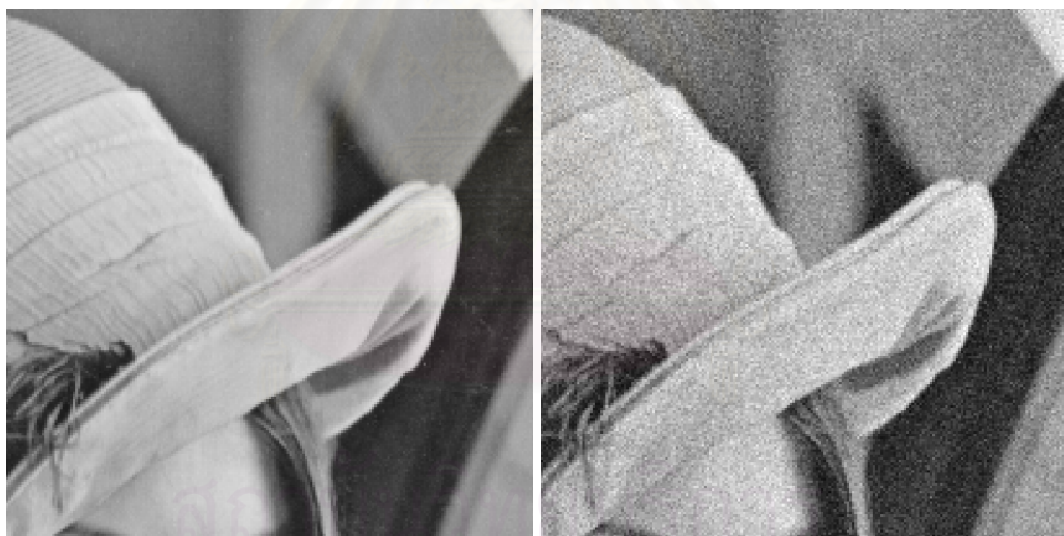


#### 4.2.3 เปรียบเทียบผลการทดสอบของบริเวณที่สนใจของการลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอกับการลดทอนสัญญาณรบกวนแบบอื่นๆ

เนื่องจากในหัวข้อที่ผ่านมาจะแสดงภาพที่ได้จากการลดทอนสัญญาณแบบทั้งภาพ ทำให้ไม่สามารถเห็นรายละเอียดในบริเวณที่สนใจได้ ดังนั้นในหัวข้อนี้จะเปรียบเทียบผลการทดสอบบริเวณที่สนใจของการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีต่างๆ เมื่อเทียบกับภาพที่ถูกลดทอนด้วยสัญญาณรบกวน

##### 4.2.3.1 ผลการเปรียบเทียบสำหรับภาพ Lena

ผลการทดสอบโดยใช้ภาพ Lena ในบริเวณที่สนใจ เมื่อนำภาพต้นฉบับมาเปรียบเทียบกับภาพที่ได้ลดทอนสัญญาณรบกวนด้วยวิธีต่างๆ แล้ว จะพบว่า การลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอวิธีที่สอง จะให้ขอบของภาพที่ชัดเจน และให้รายละเอียดในส่วนอื่นๆ ได้ชัดเจนกว่าการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีอื่นๆ และภาพที่ได้มีคุณภาพที่ดีกว่าการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีอื่นๆ



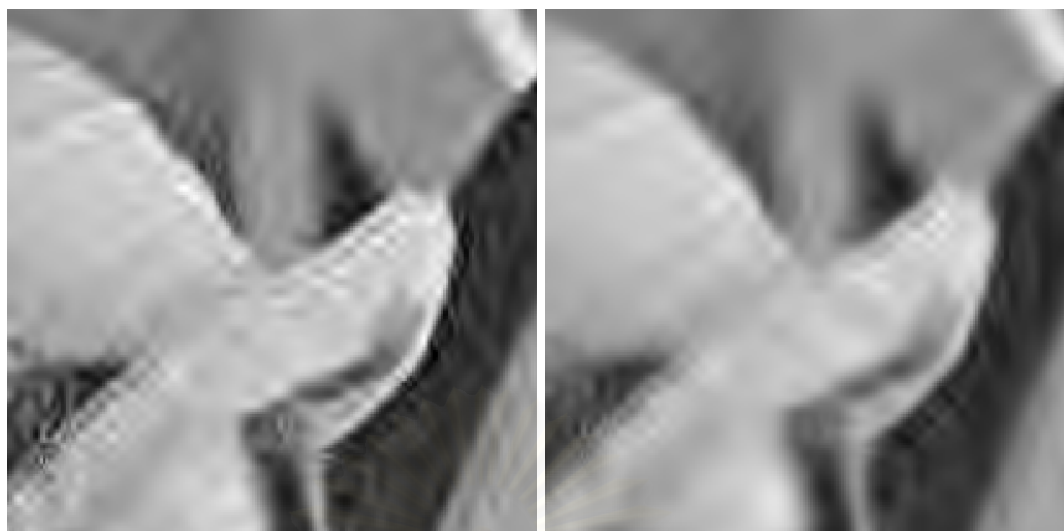
(ก)

(ข)

รูปที่ 4.12 เปรียบเทียบประสิทธิภาพของการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีต่างๆ สำหรับภาพ Lena ของบริเวณที่สนใจ (ก) ภาพต้นแบบของ Lena (ข) ภาพที่ถูกรบกวนด้วยสัญญาณรบกวนที่

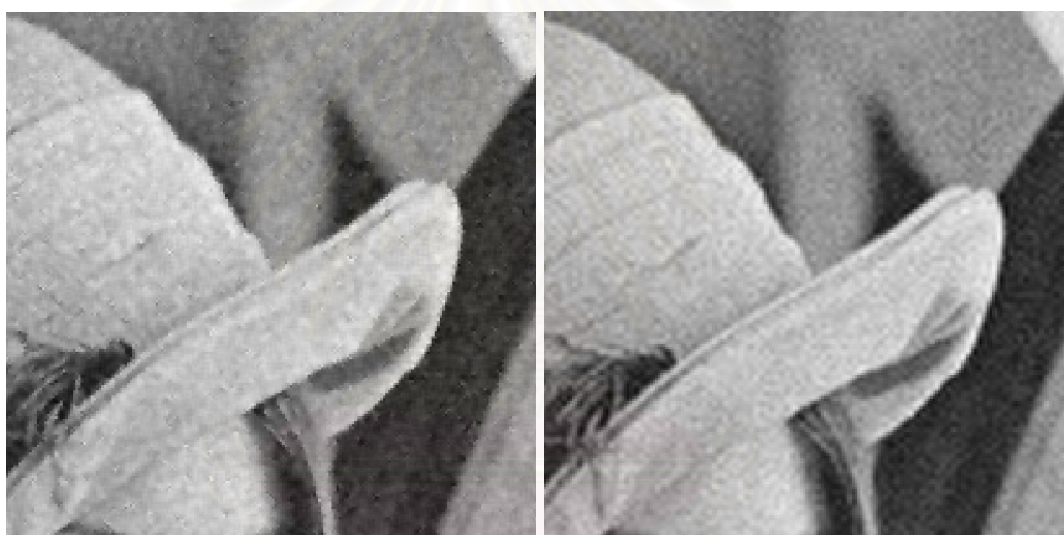
$$\sigma = 20$$





(ค)

(ง)



(จ)

(ฉ)

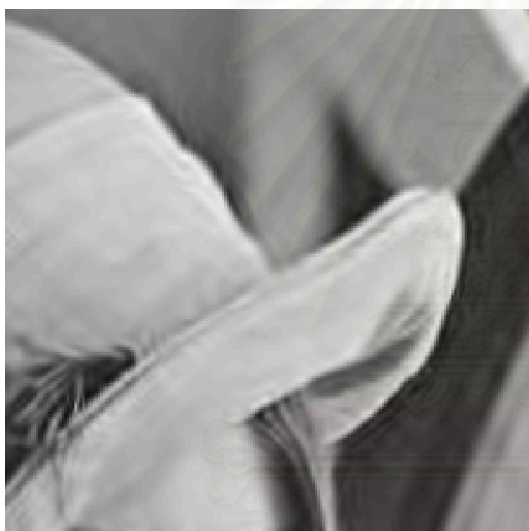
รูปที่ 4.12 (ต่อ) เปรียบเทียบประสิทธิภาพของการลดทอนสัญญาณรบกวนรบกวนวิธีต่างๆ สำหรับภาพ Lena ของบริเวณที่สนใจ (ค) วิธี VisuShrink แบบ Hard threshold (ง) วิธี VisuShrink แบบ Soft-threshold (จ) วิธี Wiener (ฉ) วิธี SureShrink



(ข)



(ค)



(ง)



(จ)

รูปที่ 4.12 (ต่อ) เปรียบเทียบประสิทธิภาพของการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีต่างๆ สำหรับภาพ Lena ของบริเวณที่สนใจ (ข) วิธี BayesShrink (ค) วิธี NeighShrink ขนาดของวินโดว์เป็น  $5 \times 5$  ( $5 \times 5$  NeighShrink) (ง) การลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอวิธีที่หนึ่ง ที่ขนาดของวินโดว์เป็น  $5 \times 5$  (จ) การลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอวิธีที่สอง ที่ขนาดของวินโดว์เป็น  $7 \times 7$

#### 4.2.3.2 ผลการเปรียบเทียบสำหรับภาพ Barbara

ผลการทดสอบโดยใช้ภาพ Barbara ในบริเวณที่สนใจ เมื่อนำภาพต้นฉบับมาเปรียบเทียบกับภาพที่ได้ลดทอนสัญญาณรบกวนด้วยวิธีต่างๆ แล้ว จะพบว่า การลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอวิธีที่สอง จะให้ขอบของภาพที่ชัดเจน และให้รายละเอียดในส่วนอื่นๆ ได้ชัดเจนกว่าการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีอื่นๆ และภาพที่ได้มีคุณภาพที่ดีกว่าการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีอื่นๆ



(ก)

(ข)

รูปที่ 4.13 เปรียบเทียบประสิทธิภาพของการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีต่างๆ สำหรับภาพ Barbara ของบริเวณที่สนใจ (ก) ภาพต้นแบบของ Barbara (ข) ภาพที่ถูกรบกวนด้วยสัญญาณรบกวนที่  $\sigma = 20$

สถาบันวิทยบริการ  
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



(ค)

(ง)



(จ)

(ฉ)

รูปที่ 4.13 (ต่อ) เปรียบเทียบประสิทธิภาพของการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีต่างๆ สำหรับภาพ Barbara ของบริเวณที่สนใจ (ค) วิธี VisuShrink แบบ Hard threshold (ง) วิธี VisuShrink แบบ Soft-threshold (จ) วิธี Wiener (ฉ) วิธี SureShrink





(ข)



(ค)



(ง)



(จ)

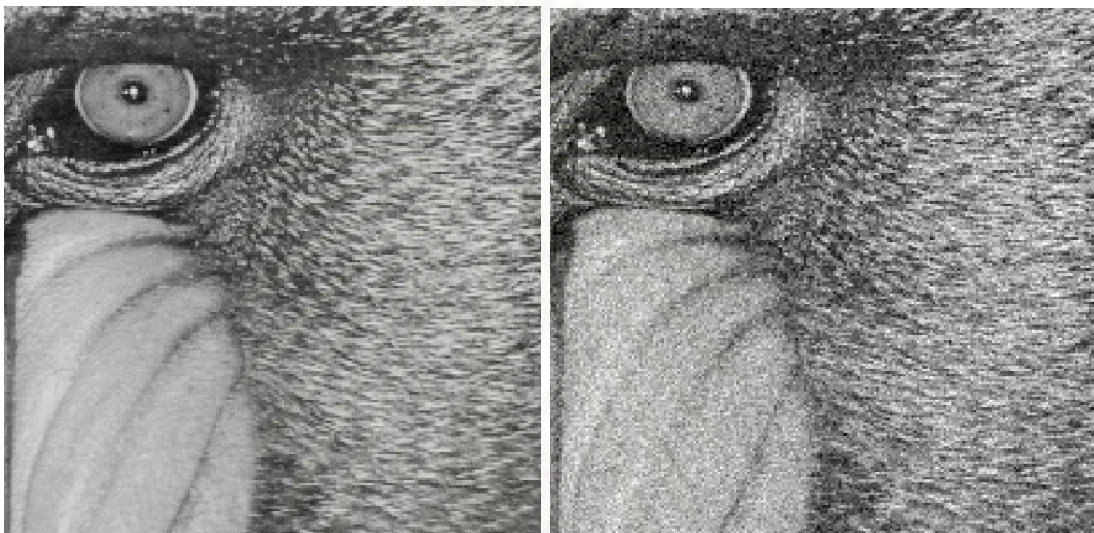
รูปที่ 4.13 (ต่อ) เปรียบเทียบประสิทธิภาพของการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีต่างๆ สำหรับภาพ Barbara ของบริเวณที่สนใจ (ข) วิธี BayesShrink (ค) วิธี NeighShrink ขนาดของวินโดว์เป็น  $3 \times 3$  (ง) การลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอวิธีที่หนึ่ง ที่ขนาดของวินโดว์เป็น  $7 \times 7$  (จ) การลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอวิธีที่สอง ที่ขนาดของวินโดว์เป็น

 $7 \times 7$



#### 4.2.3.3 ผลการเปรียบเทียบสำหรับภาพ Baboon

ผลการทดสอบโดยใช้ภาพ Baboon ในบริเวณที่สนใจ เมื่อนำภาพต้นฉบับมาเปรียบเทียบกับภาพที่ได้ลดทอนสัญญาณรบกวนด้วยวิธีต่างๆ แล้ว จะพบว่า การลดทอนสัญญาณรบกวนด้วยวิธี BayesShrink จะให้ขอบของภาพที่ชัดเจน และให้รายละเอียดในส่วนอื่นๆ ได้ชัดเจนกว่าการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีอื่นๆ การลดทอนสัญญาณรบกวนของวิธีที่นำเสนอทั้งสองวิธียังให้ภาพเฉพาะบริเวณที่สนใจไม่คมชัด

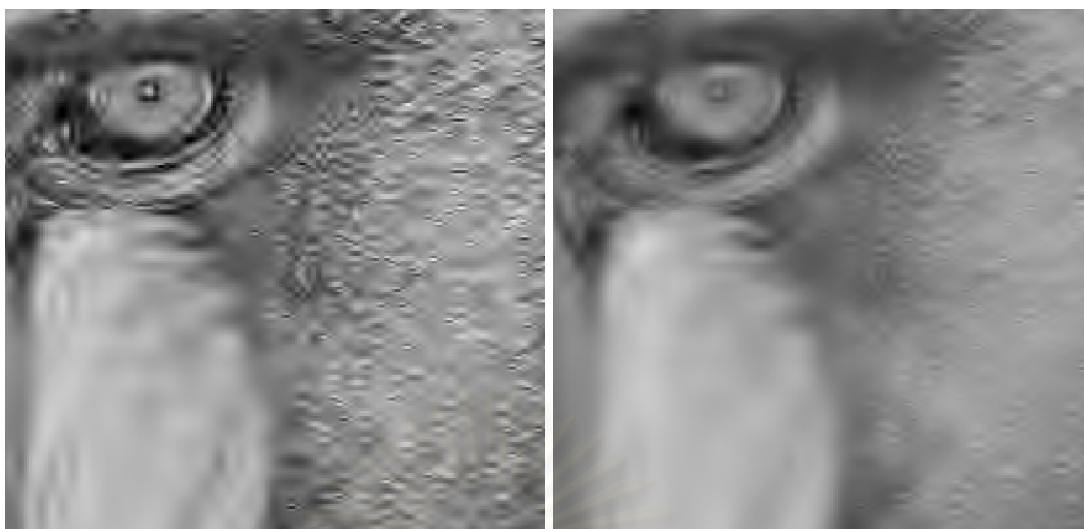


(ก)

(ข)

รูปที่ 4.14 เปรียบเทียบประสิทธิภาพของการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีต่างๆ สำหรับภาพ Baboon ของบริเวณที่สนใจ (ก) ภาพต้นแบบของ Baboon (ข) ภาพที่ถูกรบกวนด้วยสัญญาณรบกวนที่  $\sigma = 20$

สถาบันวิทยบริการ  
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



(ค)

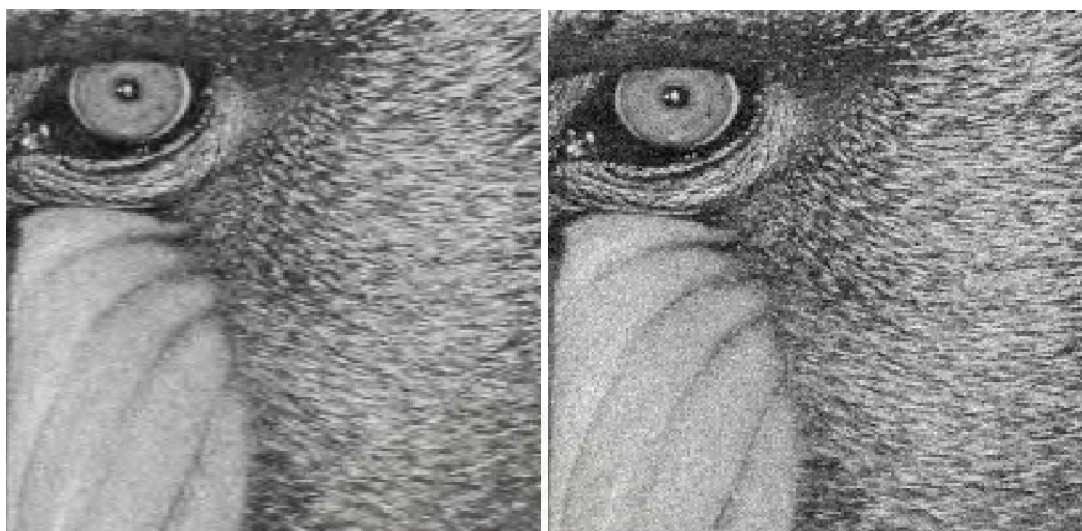
(ง)



(จ)

(ฉ)

รูปที่ 4.14 (ต่อ) เปรียบเทียบประสิทธิภาพของการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีต่างๆ สำหรับภาพ Baboon ของบริเวณที่สนใจ (ค) วิธี VisuShrink แบบ Hard threshold (ง) วิธี VisuShrink แบบ Soft-threshold (จ) วิธี Wiener (ฉ) วิธี SureShrink



(ข)

(ค)



(ณ)

(ญ)

รูปที่ 4.14 (ต่อ) เปรียบเทียบประสิทธิภาพของการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีต่างๆ สำหรับภาพ Baboon ของบริเวณที่สนใจ (ข) วิธี BayesShrink กับ (ค) วิธี NeighShrink ขนาดของวินโดว์เป็น  $5 \times 5$  ( $5 \times 5$  NeighShrink) (ณ) การลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสน่วิธีที่หนึ่ง ที่ขนาดของวินโดว์เป็น  $3 \times 3$  (ญ) การลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสน่วิธีที่สอง ที่ขนาดของวินโดว์เป็น

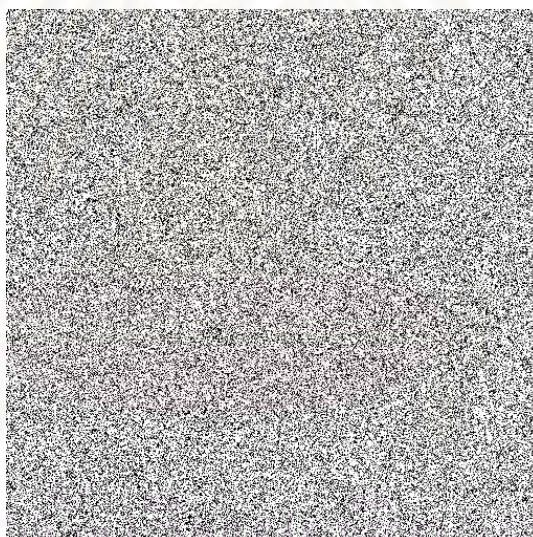
 $3 \times 3$



#### 4.2.4 เปรียบเทียบผลการทดสอบแบบ Subjective test ของการลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอกับการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีอื่น ๆ

จากการเปรียบเทียบผลการลดทอนสัญญาณรบกวนในหัวข้อที่ผ่านมาจะเห็นว่าในบางภาพไม่สามารถวิเคราะห์คุณภาพของภาพด้วยสายตาได้ ดังนั้นเพื่อให้สามารถวิเคราะห์ผลด้วยสายตาได้ง่ายขึ้น ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จึงได้แสดงผลการทดสอบแบบ Subjective test โดยจะพิจารณาจากภาพผลต่างของภาพต้นฉบับกับภาพที่ผ่านการลดทอนสัญญาณรบกวนแล้ว ซึ่งถ้าภาพผลต่างของภาพต้นฉบับกับภาพที่ผ่านการลดทอนสัญญาณรบกวนมีรายละเอียดของสีขาวมากแสดงว่าภาพมีรายละเอียดของความถี่สูงมาก ดังนั้นภาพที่ผ่านการลดทอนสัญญาณรบกวนนั้นยังถูกรบกวนด้วยสัญญาณรบกวนอยู่ แต่ถ้าภาพผลต่างของภาพต้นฉบับกับภาพที่ผ่านการลดทอนสัญญาณรบกวนมีรายละเอียดของสีดำมากแสดงว่าภาพมีรายละเอียดของความถี่ต่ำมาก ดังนั้นภาพที่ผ่านการลดทอนสัญญาณรบกวนนั้นถูกลดทอนสัญญาณรบกวนแล้ว

##### 4.2.4.1 ผลการเปรียบเทียบกับภาพ Lena



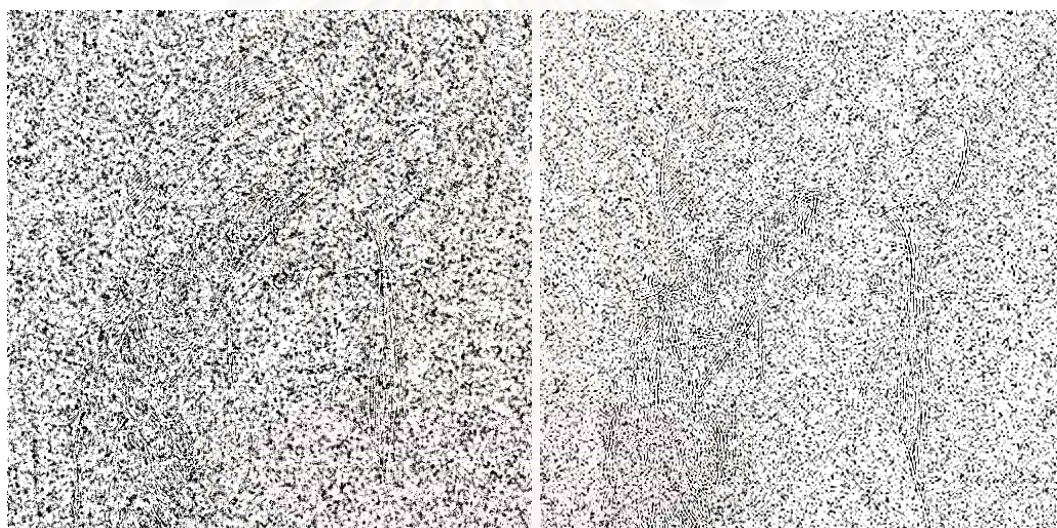
(ก)

รูปที่ 4.15 เปรียบเทียบประสิทธิภาพของการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีต่างๆ สำหรับภาพ Lena แบบ Subjective test (ก) ภาพที่ถูกรบกวนด้วยสัญญาณรบกวนที่  $\sigma = 20$



(ข)

(ค)

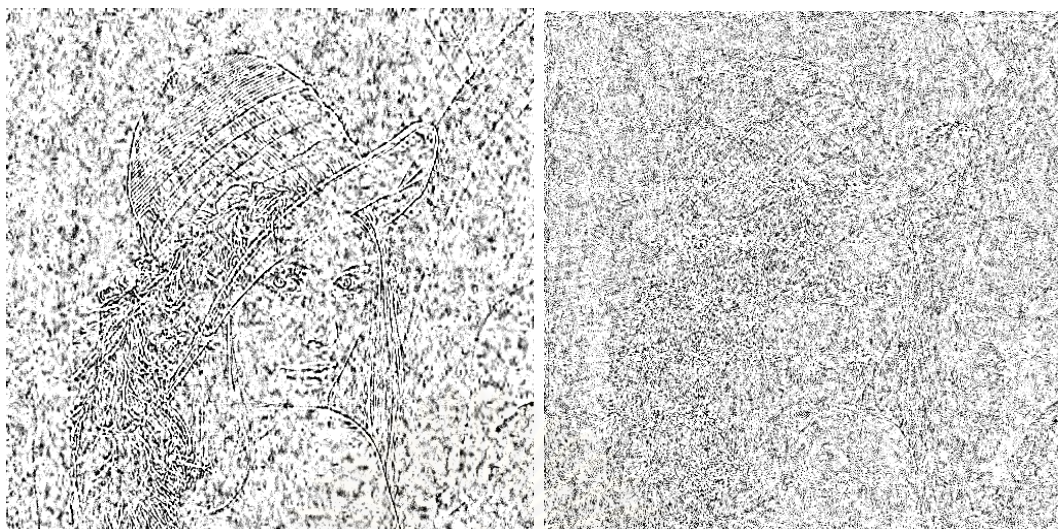


(ง)

(จ)

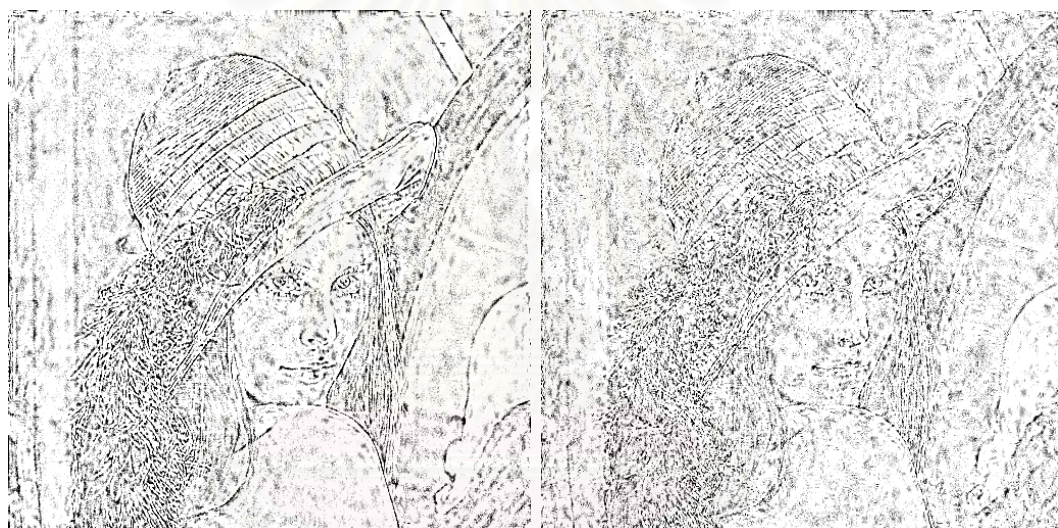
รูปที่ 4.15 (ต่อ) เปรียบเทียบประสิทธิภาพของการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีต่างๆ สำหรับภาพ Lena แบบ Subjective test (ข) วิธี VisuShrink แบบ Hard threshold (ค) วิธี VisuShrink แบบ Soft-threshold (ง) วิธี Wiener (จ) วิธี SureShrink





(จ)

(ข)



(ค)

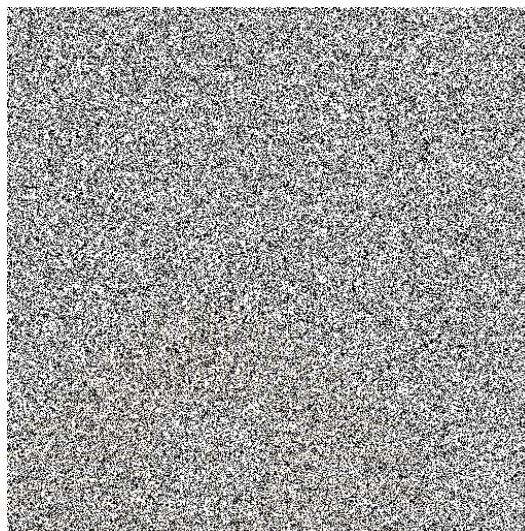
(ง)

รูปที่ 4.15 (ต่อ) เปรียบเทียบประสิทธิภาพของการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีต่างๆ สำหรับภาพ Lena แบบ Subjective test (จ) วิธี BayesShrink (ข) วิธี NeighShrink ขนาดของวินโดว์เป็น  $5 \times 5$  ( $5 \times 5$  NeighShrink) (ค) การลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสน่วิธีที่หนึ่ง ที่ขนาดของวินโดว์เป็น  $5 \times 5$  (ง) การลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสน่วิธีที่สอง ที่ขนาดของวินโดว์เป็น

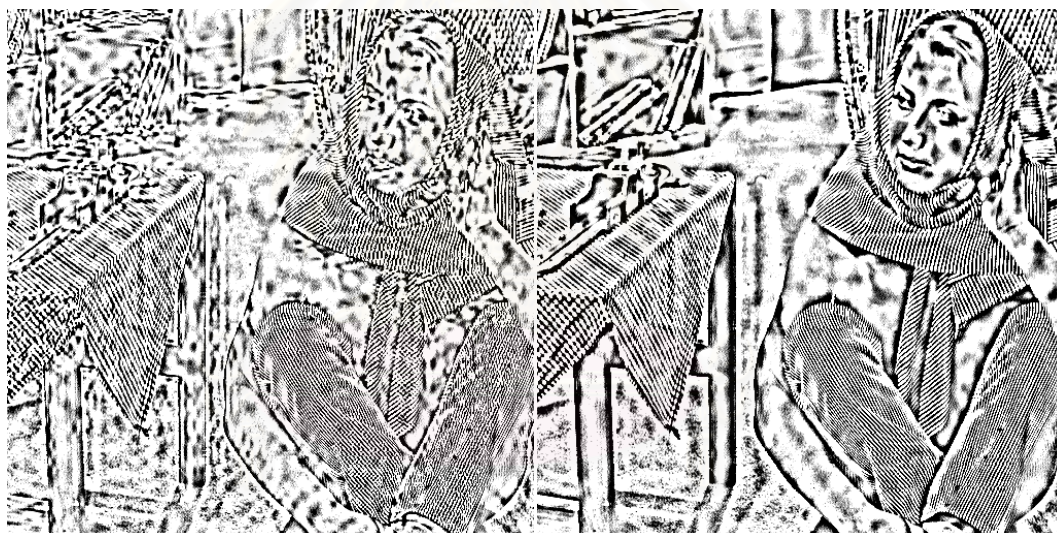
$7 \times 7$



#### 4.2.4.2 ผลการเปรียบเทียบสำหรับภาพ Barbara



(ก)

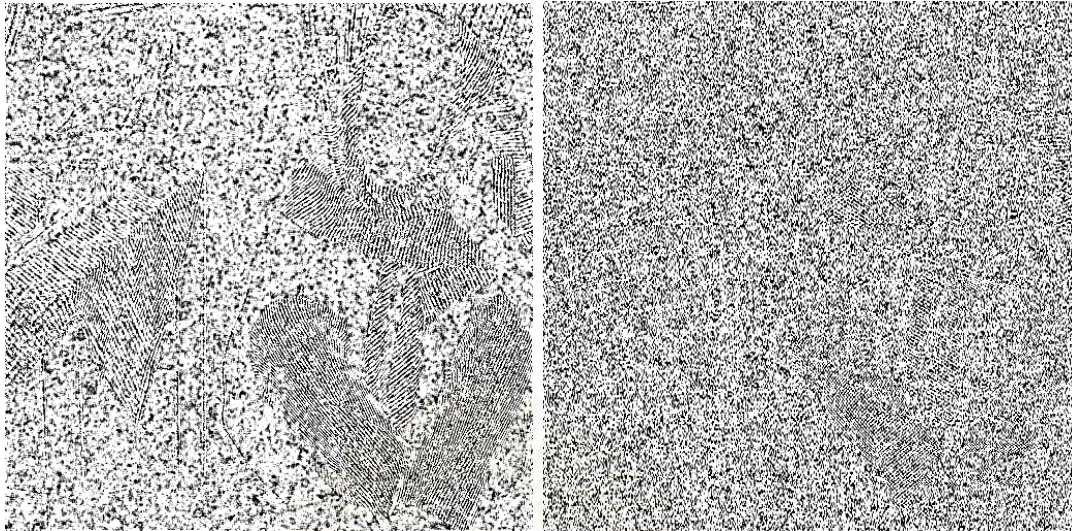


(ข)

(ค)

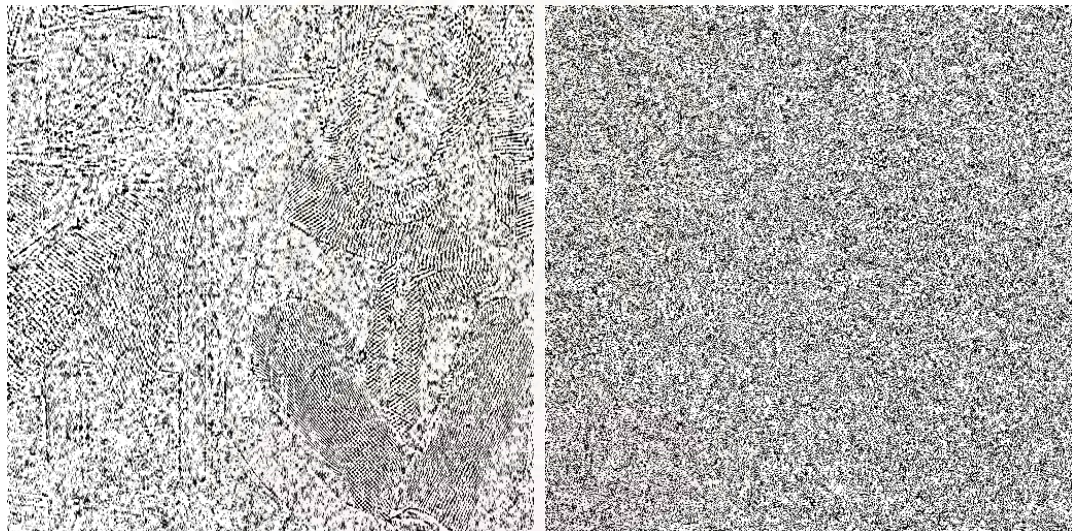
รูปที่ 4.16 เปรียบเทียบประสิทธิภาพของการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีต่างๆ สำหรับภาพ Barbara แบบ Subjective test (ก) ภาพที่ถูกรบกวนด้วยสัญญาณรบกวนที่  $\sigma = 20$  (ข) วิธี VisuShrink แบบ Hard threshold (ค) วิธี VisuShrink แบบ Soft-threshold





(ง)

(จ)

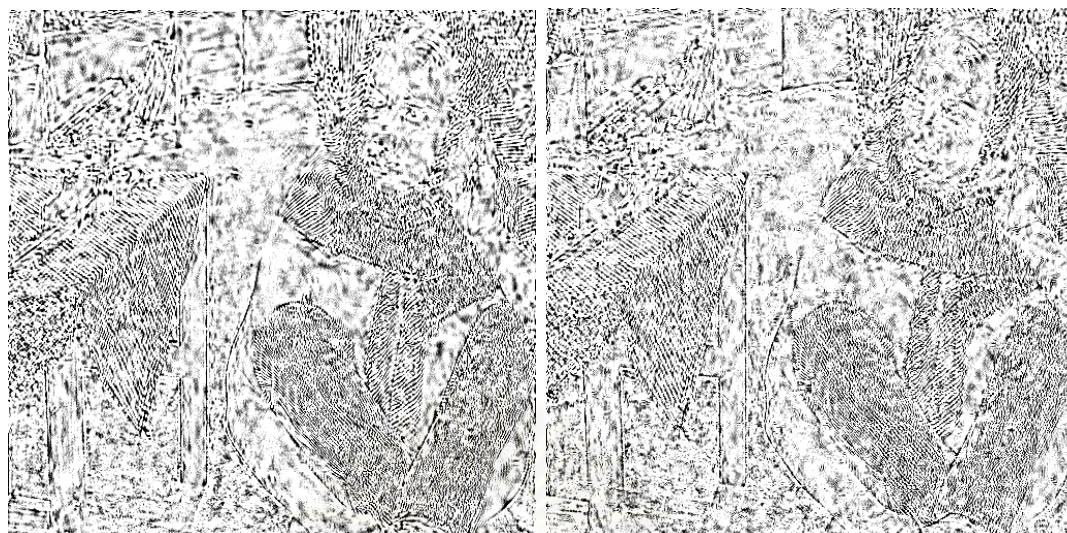


(ฉ)

(ช)

รูปที่ 4.16 (ต่อ) เปรียบเทียบประสิทธิภาพของการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีต่างๆ สำหรับภาพ Lena แบบ Subjective test (ง) วิธี Wiener (จ) วิธี SureShrink (ฉ) วิธี BayesShrink (ช) วิธี NeighShrink ขนาดของวินโดว์เป็น  $3 \times 3$  ( $3 \times 3$  NeighShrink)





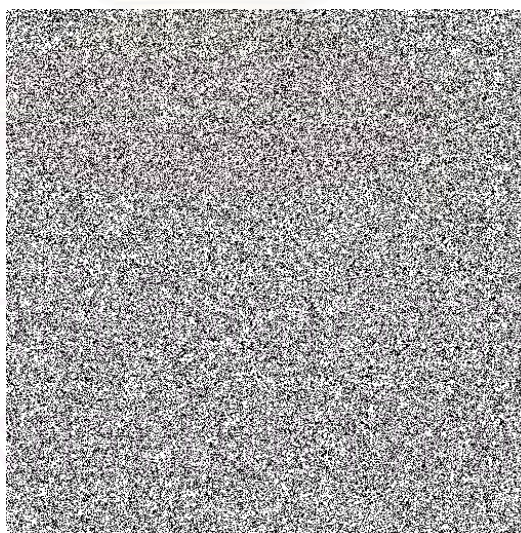
(ข)

(ค)

รูปที่ 4.16 (ต่อ) เปรียบเทียบประสิทธิภาพของการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีต่างๆ สำหรับภาพ Barbara แบบ Subjective test (ข) การลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอวิธีที่หนึ่ง ที่ขนาดของวินโดว์เป็น  $7 \times 7$  (ค) การลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอวิธีที่สอง ที่ขนาดของวินโดว์เป็น

$$7 \times 7$$

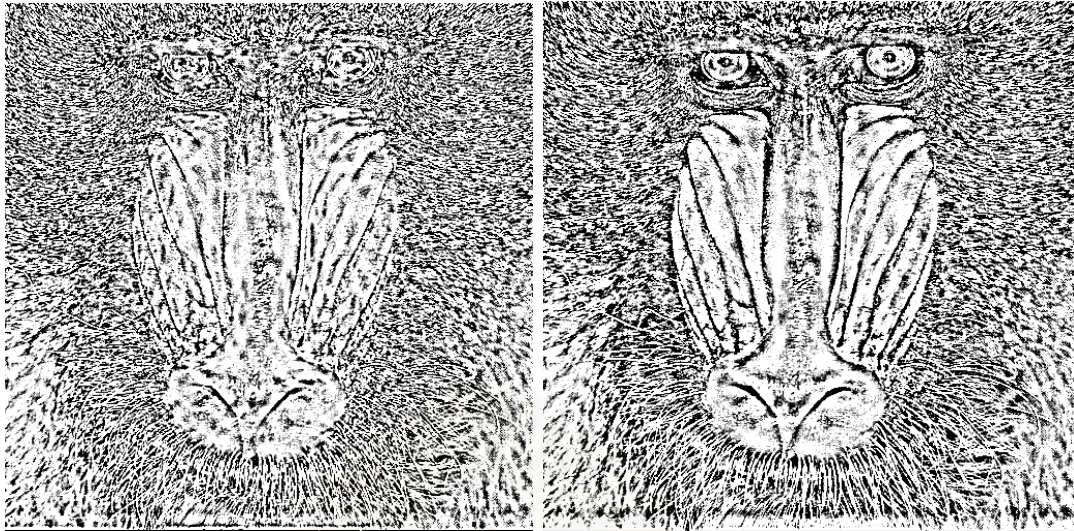
#### 4.2.4.3 ผลการเปรียบเทียบสำหรับภาพ Baboon



(ก)

รูปที่ 4.17 เปรียบเทียบประสิทธิภาพของการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีต่างๆ สำหรับภาพ Baboon แบบ Subjective test (ก) ภาพที่ถูกรบกวนด้วยสัญญาณรบกวนที่  $\sigma = 20$





(ข)

(ค)

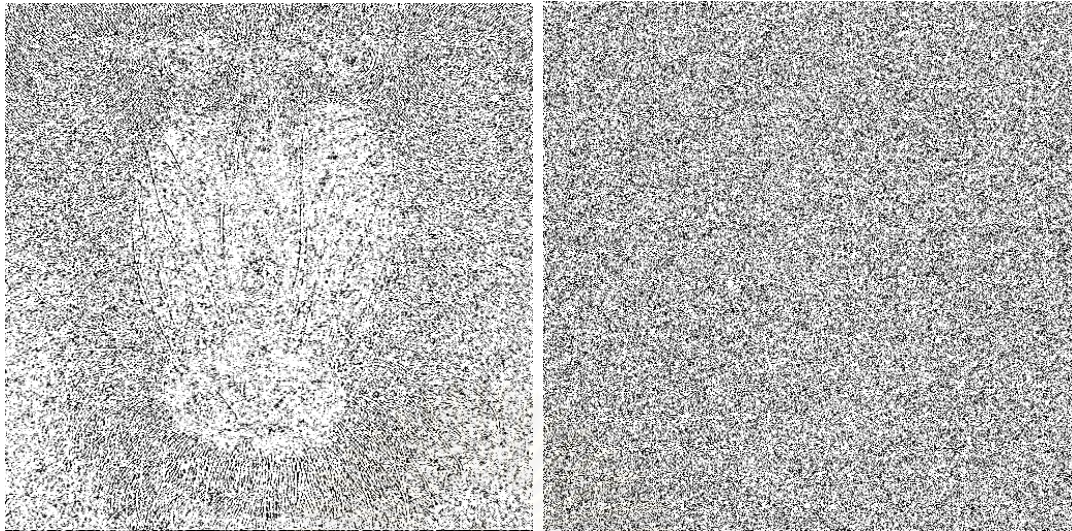


(ง)

(จ)

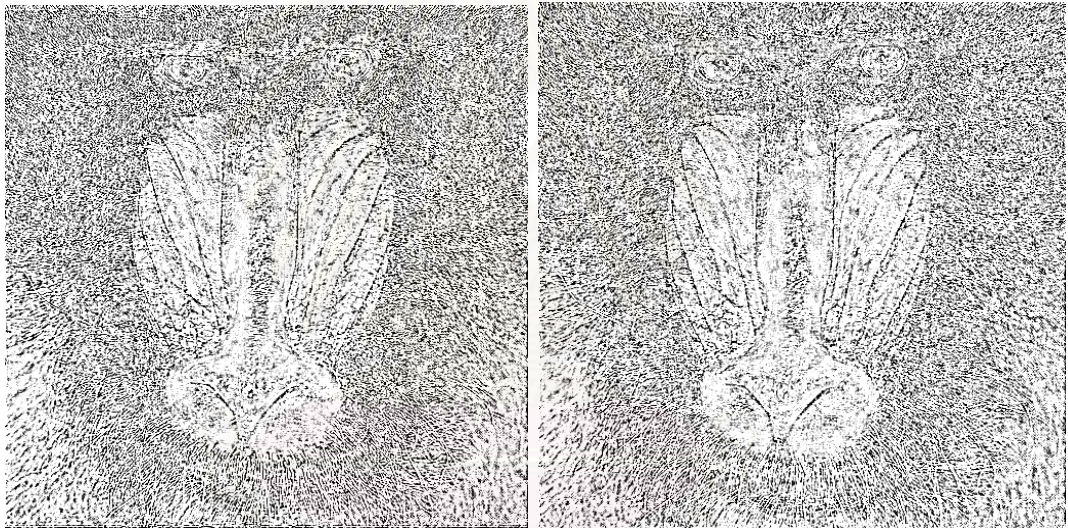
รูปที่ 4.17 (ต่อ) เปรียบเทียบประสิทธิภาพของการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีต่างๆ สำหรับภาพ Baboon แบบ Subjective test (ข) วิธี VisuShrink แบบ Hard threshold (ค) วิธี VisuShrink แบบ Soft-threshold (ง) วิธี Wiener (จ) วิธี SureShrink





(ก)

(ข)



(ค)

(ง)

รูปที่ 4.17 (ต่อ) เปรียบเทียบประสิทธิภาพของการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีต่างๆ สำหรับภาพ Baboon แบบ Subjective test (ก) วิธี BayesShrink (ข) วิธี NeighShrink ขนาดของวินโดว์เป็น  $5 \times 5$  ( $5 \times 5$  NeighShrink) (ค) การลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสน่วิธีที่หนึ่ง ที่ขนาดของวินโดว์เป็น  $3 \times 3$  (ง) การลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสน่วิธีที่สอง ที่ขนาดของวินโดว์เป็น

$3 \times 3$

จากการเปรียบเทียบผลการทดสอบแบบ Subjective test ของการลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอ สำหรับภาพ Baboon กับการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีอื่นๆ จะพบว่า วิธีการลดทอนสัญญาณรบกวน ด้วยการแปลงเวฟเล็ต จะมีประสิทธิภาพในการลดทอนภาพที่มีความถี่ต่ำ เช่น ภาพ Lena แต่เมื่อภาพมีความถี่สูงมาก เช่น ภาพ Baboon และภาพ Barbara การลดทอนสัญญาณรบกวน ด้วยการแปลงเวฟเล็ตจะมีประสิทธิภาพที่ไม่ดีเพียงพอ ทำให้ภาพที่ได้จากการลดทอนสัญญาณรบกวน ด้วยเวฟเล็ตเกิดความผิดเพี้ยนจากภาพต้นฉบับ

ผลการเปรียบเทียบแบบ Subjective test ที่ได้จากวิธี VisuShrink แบบ Hard threshold จะเห็นว่าผลต่างของภาพที่บริเวณความถี่ต่ำจะเป็นสีดำ แสดงว่าสามารถลดทอนสัญญาณรบกวนได้ดี แต่แบบ Soft-threshold จะให้ผลต่างของภาพ โดยมีบริเวณสีขาวชัดเจนกว่าแบบ Hard threshold แสดงว่ายังลดทอนสัญญาณรบกวนได้ไม่ดีในบริเวณที่เป็นขอบของภาพ

ผลการเปรียบเทียบแบบ Subjective test ที่ได้จากวิธี Wiener จะเห็นว่าผลต่างของภาพมีลักษณะเป็นแบบกระจายตัว แสดงว่าวิธี Wiener สามารถลดทอนสัญญาณรบกวนได้ดีในบริเวณที่เป็นขอบของภาพ แต่ยังคงลดทอนสัญญาณรบกวนที่ความถี่ต่ำได้ไม่ดีเท่าที่ควร

ผลการเปรียบเทียบแบบ Subjective test ที่ได้จากวิธี SureShrink จะเห็นว่าผลต่างของภาพเป็นแบบกระจายตัวคล้ายกับวิธี Wiener แต่บริเวณที่มีความถี่ต่ำไม่ค่อยมีสีขาว แสดงว่าวิธี SureShrink สามารถลดทอนสัญญาณรบกวนบริเวณที่มีความถี่ต่ำได้ดีกว่าวิธี Wiener

ผลการเปรียบเทียบแบบ Subjective test ที่ได้จากวิธี BayesShrink จะเห็นว่าผลต่างของภาพเป็นแบบกระจายตัวสีขาวเบาบาง แต่เห็นผลต่างของความถี่สูงชัดเจน แสดงว่าวิธี BayesShrink สามารถลดทอนสัญญาณรบกวนบริเวณที่มีความถี่ต่ำได้ดี แต่ยังไม่สามารถลดทอนสัญญาณรบกวนบริเวณขอบของภาพได้ดี

ผลการเปรียบเทียบแบบ Subjective test ที่ได้จากวิธี NeighShrink จะเห็นว่าผลต่างของภาพเป็นแบบกระจายตัวสีขาว และผลต่างของความถี่สูงมีลักษณะเบาบาง แสดงว่าวิธี NeighShrink สามารถลดทอนสัญญาณรบกวนได้ดี ทั้งบริเวณที่มีความถี่ต่ำและบริเวณความถี่สูงได้ดีกว่าวิธี BayesShrink

ผลการเปรียบเทียบแบบ Subjective test ที่ได้จากการลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอวิธีที่หนึ่ง จะเห็นว่าผลต่างของภาพที่บริเวณความถี่ต่ำมีสีขาวเล็กน้อย และผลต่างของความถี่สูงมีสีขาวชัดเจน แสดงว่าการลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอวิธีที่หนึ่ง สามารถลดทอน

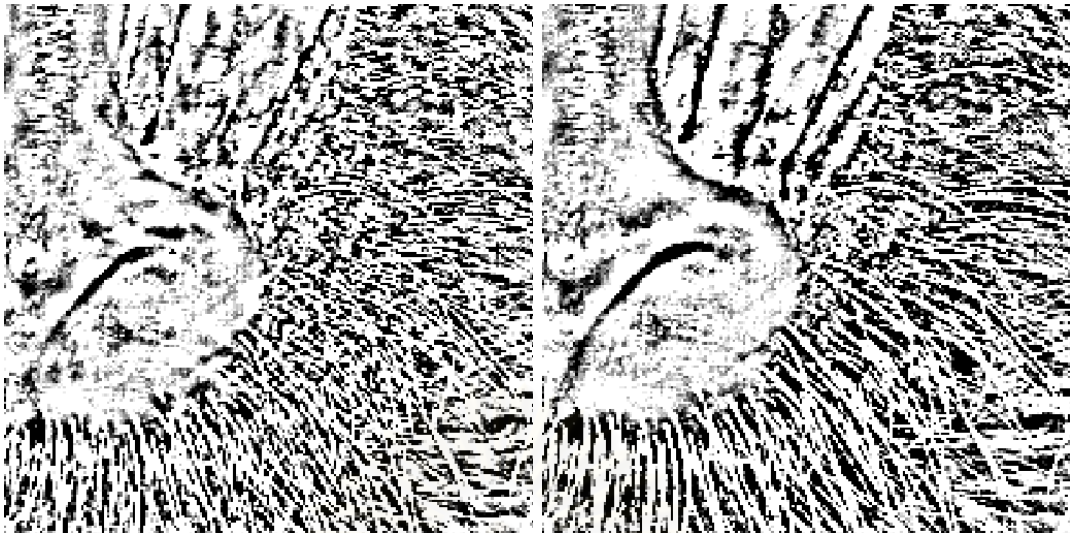


สัญญาณรบกวนได้ดี ทั้งบริเวณที่มีความถี่ต่ำมากกว่าวิธี BayesShrink แต่ลดทอนสัญญาณรบกวนบริเวณความถี่ต่ำได้ไม่ดีเท่าที่ควร

ผลการเปรียบเทียบแบบ Subjective test ที่ได้จากการลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอวิธีที่สอง จะเห็นว่าผลต่างของภาพที่บริเวณความถี่ต่ำมีสีขาวเฉพาะบริเวณ และผลต่างของความถี่สูงมีสีขาวชัดเจนในบางบริเวณ แสดงว่าการลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอวิธีที่สอง สามารถลดทอนสัญญาณรบกวนได้ดี เฉพาะบริเวณ แต่ยังไม่สามารถลดทอนสัญญาณรบกวนบริเวณที่มีความถี่สูงได้ดีเท่าที่ควร โดยเฉพาะภาพ Baboon การลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอวิธีที่สองจะให้ผลภาพที่ผิดเพี้ยนไปจากภาพต้นฉบับ

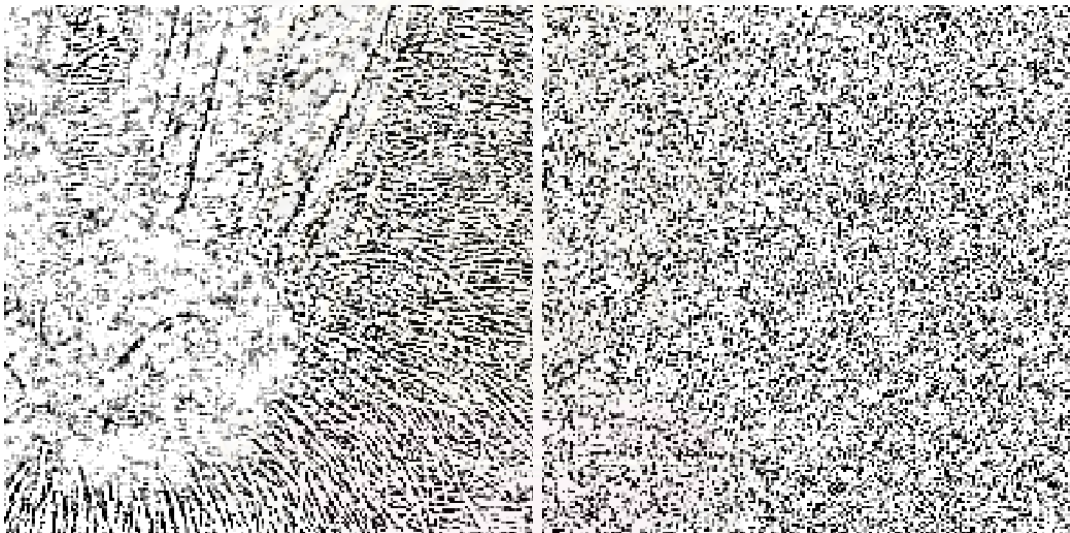
รูปที่ 4.18 จะแสดงผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการลดทอนสัญญาณรบกวนของการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีที่นำเสนอกับการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีต่างๆ ของบริเวณที่สนใจ สำหรับภาพ Baboon แบบ Subjective test เพื่อแสดงให้เห็นรายละเอียดของสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตที่ถูกลดทอนสัญญาณรบกวนออกไป

สถาบันวิทยบริการ  
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



(ก)

(ข)

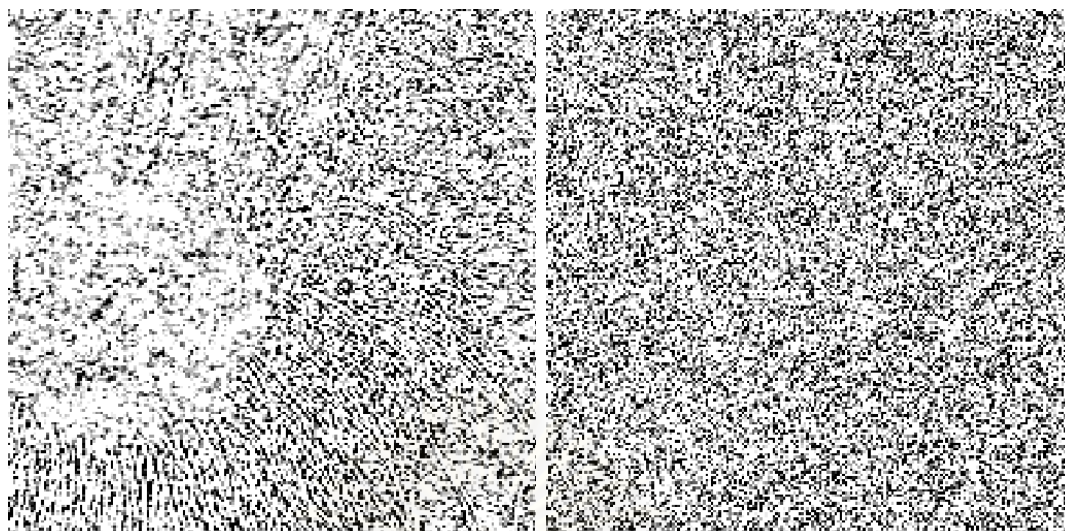


(ค)

(ง)

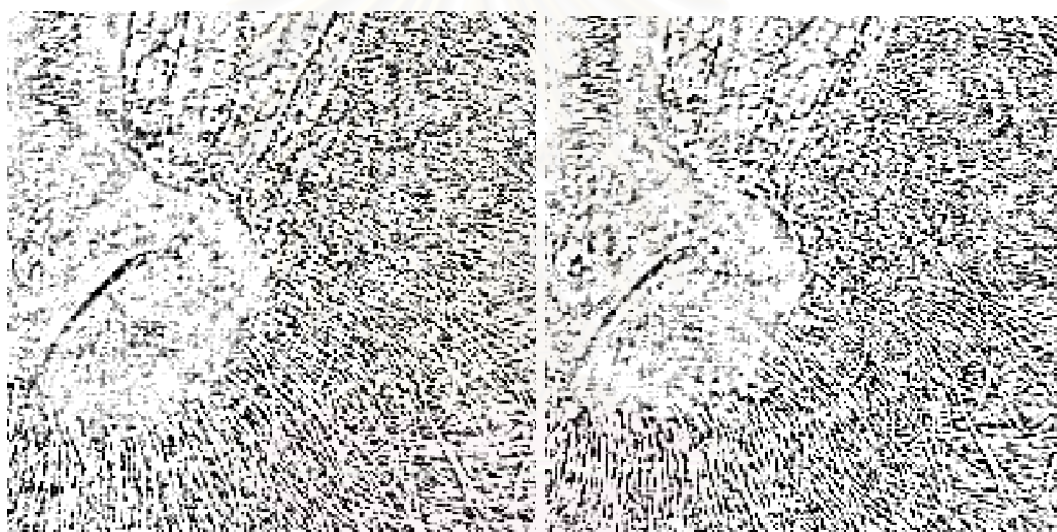
รูปที่ 4.18 เปรียบเทียบประสิทธิภาพของบริเวณที่สนใจของการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีต่างๆ สำหรับภาพ Baboon แบบ Subjective test (ก) วิธี VisuShrink แบบ Hard threshold (ข) วิธี VisuShrink แบบ Soft-threshold (ค) วิธี Wiener (ง) วิธี SureShrink





(จ)

(ข)



(ค)

(ด)

รูปที่ 4.18 (ต่อ) เปรียบเทียบประสิทธิภาพของบริเวณที่สนใจของการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธี  
 ต่างๆ สำหรับภาพ Baboon แบบ Subjective test (จ) วิธี BayesShrink (ข) วิธี NeighShrink  
 ขนาดของวินโดว์เป็น  $5 \times 5$  ( $5 \times 5$  NeighShrink) (ค) การลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอวิธีที่  
 หนึ่ง ที่ขนาดของวินโดว์เป็น  $3 \times 3$  (ด) การลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอวิธีที่สอง ที่ขนาดของ  
 วินโดว์เป็น  $3 \times 3$

## บทที่ 5

### บทสรุปและข้อเสนอแนะ

#### 5.1 บทสรุป

วิทยานิพนธ์นี้ได้ศึกษาการลดทอนสัญญาณรบกวนของภาพ ที่ถูกรบกวนด้วยสัญญาณรบกวนเกาส์สีขาวแบบบวก ด้วยการแปลงเวฟเล็ต เนื่องจากวิธีการลดทอนสัญญาณรบกวนแบบนี้เป็นวิธีที่ง่ายต่อการเข้าใจ มีประสิทธิภาพในการลดทอนสัญญาณรบกวนของภาพ และมีความหลากหลายในการปรับปรุงประสิทธิภาพของการลดทอนสัญญาณรบกวน ซึ่งวิธีที่ได้รับการยอมรับ เพื่อนำมาลดทอนสัญญาณรบกวน ด้วยการแปลงเวฟเล็ตคือ การพิจารณาสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ต โดยการหาขีดเริ่มเปลี่ยน แต่วิธีนี้มีข้อเสียคือ จะนำสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตมาเปรียบเทียบกับขีดเริ่มเปลี่ยนแบบทีละพจน์ ซึ่งขีดเริ่มเปลี่ยนที่คำนวณได้อาจมีขนาดใหญ่กว่าขนาดของสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตที่สำคัญ ทำให้สัมประสิทธิ์ที่สำคัญถูกลดทอนไปด้วย ซึ่งภาพที่ได้จากการลดทอนสัญญาณรบกวนอาจเกิดความผิดเพี้ยนไปจากภาพต้นฉบับ ดังนั้นวิทยานิพนธ์นี้จะสนใจขั้นตอนวิธีการลดทอนสัญญาณรบกวน ด้วยการแปลงเวฟเล็ต โดยนำข้อมูลของสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตที่อยู่ข้างเคียงมาพิจารณา แบบการใช้วินโดว์ล้อมรอบสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ต เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการหาขีดเริ่มเปลี่ยนของสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ต โครงสร้างของขั้นตอนวิธีการลดทอนสัญญาณรบกวนดังกล่าวนี้ได้ถูกเสนอในงานวิจัย [27] แต่จากผลการทดสอบพบว่า การลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอในงานวิจัย [27] จะให้ประสิทธิภาพที่ไม่ดีเมื่อนำมาลดทอนสัญญาณรบกวนภาพ เนื่องจากการหาขีดเริ่มเปลี่ยนของวิธีนี้ยังไม่เหมาะสมเพียงพอ ซึ่งจากการศึกษาการลดทอนสัญญาณรบกวนของภาพที่ถูกนำเสนอพบว่า ยังมีวิธีการหาขีดเริ่มเปลี่ยนวิธีอื่น ที่ทำให้ประสิทธิภาพของการลดทอนสัญญาณเพิ่มขึ้นกว่าวิธีการหาขีดเริ่มเปลี่ยนที่นำเสนอในงานวิจัย [27]

ดังนั้นวิทยานิพนธ์นี้เสนอการลดทอนสัญญาณรบกวน ด้วยการแปลงเวฟเล็ต โดยนำข้อมูลของสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตที่อยู่ข้างเคียงมาพิจารณา ด้วยวิธีการหาขีดเริ่มเปลี่ยนที่ทำให้ลดทอนสัญญาณรบกวนได้เพิ่มขึ้น ซึ่งแบ่งวิธีการลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอออกเป็นสองวิธีคือ การใช้วินโดว์ล้อมรอบสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ต แล้วจึงหาขีดเริ่มเปลี่ยนด้วยวิธี SureShrink [13] และการใช้วินโดว์ล้อมรอบสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ต แล้วจึงหาขีดเริ่มเปลี่ยนด้วยวิธี BayesShrink [20] ซึ่งทั้งสองวิธีใช้วินโดว์แบบไม่ซ้อนทับกัน ในการล้อมรอบสัมประสิทธิ์ของเวฟ

ได้ดี โดยมีขนาดวินโดว์แตกต่างกัน เพื่อหาขนาดของวินโดว์ที่ให้ผลการลดทอนสัญญาณรบกวนที่ดีที่สุด

จากผลการทดสอบการลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอทั้งสองวิธีพบว่า เมื่อเปรียบเทียบผลการลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอทั้งสองวิธีมีประสิทธิภาพเหนือกว่าการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีอื่น โดยทำการทดสอบการลดทอนสัญญาณรบกวนของภาพที่มีความถี่ต่ำ ซึ่งภาพที่ได้จากการลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอทั้งสองวิธีให้ผลภาพเป็นที่น่าพอใจ และให้ค่า PSNR สูง โดยการลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอวิธีที่สองมีประสิทธิภาพที่ดีกว่าการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีที่หนึ่ง และการลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอทั้งสองวิธีมีประสิทธิภาพเหนือกว่าการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีอื่นๆ แต่เมื่อภาพมีรายละเอียดทั้งความถี่ต่ำ และความถี่สูงรวมกัน การลดทอนสัญญาณรบกวนมีประสิทธิภาพเกือบเท่ากันทุกวิธี และเมื่อภาพมีความถี่สูงมาก การลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอทั้งสองวิธีมีประสิทธิภาพต่ำลง เมื่อค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน ( $\sigma$ ) ของสัญญาณรบกวนมีค่าต่ำ แต่เมื่อค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานมีค่าสูงขึ้น การลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอทั้งสองวิธีมีประสิทธิภาพในการลดทอนสัญญาณรบกวนมากขึ้นกว่าการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีอื่น โดยภาพที่ได้จากการลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอวิธีที่สองให้ค่า PSNR ที่น่าพอใจกว่าการลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอวิธีที่หนึ่ง และการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีอื่นๆ

## 5.2 ข้อเสนอแนะสำหรับงานวิจัยในอนาคต

- เนื่องจากวิธีการลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอยังมีความซับซ้อนในการคำนวณสูง อันเนื่องมาจากจำเป็นต้องมีการคำนวณหาค่าขีดเริ่มเปลี่ยนใหม่ในทุกๆ พิกเซล ความซับซ้อนในการคำนวณของวิธีการลดทอนสัญญาณรบกวนแบบต่างสามารถแสดงได้ในตารางที่ 5.1 โดยใช้เวลาในการลดทอนสัญญาณรบกวน แทนความซับซ้อนในการคำนวณ

จากตารางที่ 5.1 จะพบว่าวิธีการที่นำเสนอมีความซับซ้อนที่สูงมากซึ่งเป็นจุดด้อยของงานวิจัยซึ่งจำเป็นต้องมีการพัฒนาต่อไป

ตารางที่ 5.1 ความซับซ้อนในการคำนวณการลดทอนสัญญาณรบกวนวิธีต่างๆ

วิธี	เวลา (s)
Wiener	0.8
VisuShrink	3.2
SureShrink	499.5
BayesShrink	1.7
NeighShrink	16.2
Proposed method I	428.3
Proposed method II	550.8

งานที่ควรจะได้รับการศึกษาหรือพัฒนาต่อไป คือ

- ศึกษาและพัฒนาขั้นตอนวิธีที่สามารถเลือกขนาดของวินโดว์ของวิธีการลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอได้แบบอัตโนมัติ เพื่อลดความผิดพลาดในการเลือกขนาดของวินโดว์ อีกทั้งยังช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการลดทอนสัญญาณรบกวนได้มากยิ่งขึ้น และยังเพิ่มความสะดวกต่อการนำขั้นตอนวิธีไปประยุกต์ใช้
- ศึกษาและพัฒนาขั้นตอนวิธีของการลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอ โดยสามารถนำไปประยุกต์ใช้ทางเวลาได้ เพื่อลดความซับซ้อนในการคำนวณ
- ศึกษาและพัฒนาขั้นตอนวิธีของการลดทอนสัญญาณรบกวนที่นำเสนอที่สามารถลดทอนสัญญาณรบกวนได้มากยิ่งขึ้น โดยภาพที่ได้หลังจากการลดทอนสัญญาณรบกวนจะต้องไม่มีความผิดเพี้ยนไปจากภาพต้นฉบับ



## รายการอ้างอิง

1. Hillery, A. and Chin, R. Iterative wiener filters for image restoration. IEEE Transaction on Signal Processing 39, 8 (August 1991): 1892–1899.
2. Wiener, N. Extrapolation, Interpolation, and Smoothing of Stationary Time Series: Cambridge, MA: MIT Press, 1942.
3. Ojo, O. and S. Kwaaitaal, T. An algorithm for integrated noise reduction and sharpness enhancement, IEEE Transaction Consumer Electronics 46, 5 (May 2000): 474–480.
4. Yang, R., Yin, L., Gabbouj, M., Astola, J. and Neuvo, Y. Optimal weighted median filters under structural constraints IEEE Transaction Signal Processing 43 (March 1995): 591–604.
5. Rajala, S. and DeFigueiredo, R. Adaptive nonlinear image restoration be a modified Kalman filtering approach IEEE Transaction Acoustic, Speech, Signal Processing ASSP-29, 5 (October 1981): 1033–1042.
6. R. Pomalaza, C. and McGillem, C. An adaptive, nonlinear edge-preserving filter IEEE Transaction Acoustic, Speech, Signal Processing ASSP-32, 3 (June 1984): 571–576.
7. Paranjape, R., Rabie, T. and Rangayyan, R. Image restoration by adaptive-neighborhood noise subtraction Applied Optics 33, 14 (May 1994): 2861–2869.
8. Kim, S. D., Jang, S. K., Kim, M. J. and Ra, J. B. Efficient block-based coding of noise images by combining pre-filtering and DCT IEEE International. Symposium Circuits and Systems 4 (1999): 37–40.
9. Zlokolica, V., Philips, W. and Van De Ville, D. A new nonlinear filter for video processing IEEE Benelux Signal Processing Symposium 2 (2002): 221–224.
10. Hsung, T. C., Pak-Kong Lun, D. and Siu, W. C. Denoising by singularity detection IEEE Transaction Signal Processing 47, 11 (November 1999): 3139–3144.
11. Mallat, S. and Hwang, W. L. Singularity detection and processing with wavelets IEEE Transaction Information Theory 38, 2 (March 1992): 617–623.
12. Donoho, D. L. and Johnstone, I. M. Ideal spatial adaptation via wavelet shrinkage Biometrika 81 (1994): 425–455.

13. Donoho, D. L. De-noising by soft-thresholding IEEE Transaction Information Theory 41 (May 1995): 613–627.
14. Donoho, D. L. and. Johnstone, I. M, Adapting to unknown smoothness via wavelet shrinkage Journal of the American Statistical Associate 90, 432 (December 1995): 1200–1224.
15. Donoho, D. L. and Johnstone, I. M. Wavelet shrinkage: Asymptopia? Journal of The Royal Statistical Society B, series B 57, 2 (1995): 301–369.
16. Chambolle, A., DeVore, R. A., Lee, N. and Lucier, B. J. Nonlinear wavelet image processing: Variational problems, compression, and noise removal through wavelet shrinkage IEEE Transaction Image Processing 7 (1998): 319–335.
17. Crouse, M. S., Nowak, R. D. and Baraniuk, R. G. Wavelet-based statistical signal processing using hidden Markov models IEEE Transaction Signal Processing 46 (April. 1998): 886–902.
18. Johnstone, I. M. and Silverman, B. W. Wavelet threshold estimators for data with correlated noise Journal Statistic Social 59 (1997).
19. Nason, G. Choice of the threshold parameter in wavelet function estimation in Wavelets in Statistics A. Antoniadis and G. Oppenheim, Eds. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 1995.
20. Vetterli, M., Chang, S. G. and Yu, B. Adaptive wavelet thresholding for image denoising and compression IEEE Transaction Image Processing 9, 9 (September 2000): 1532-1546.
21. Cai, T. T. Adaptive wavelet estimation: a block thresholding and oracle inequality approach," Annual Statistic 27 (1999): 898–924.
22. Cai, T. T. On block thresholding in wavelet regression: adaptivity, block size, and threshold level Technical Report, Department of Statistics, and Purdue University.
23. Hall, P., Kerkyacharian, G. and Picard, D. On the minimax optimality of block thresholded wavelet estimators Statistic Sinica 9 (1999): 33–50.
24. Downie, T. R. and Silverman, B. W. The discrete multiple wavelet transform and thresholding methods IEEE Transaction Signal Processing 46 (1998): 2558-2561.

25. Chen, G. and Bui, T. Multiwavelets denoising using neighboring coefficients IEEE Signal Processing Letter 10, 7 (July 2003): 211–214.
26. Cai, T. T. and Silverman, B. W. Incorporating information on neighboring coefficients into wavelet estimation Sankhya The Indian Journal of Statistics Series B part 2 63(2001): 127–148.
27. Chen, G. Y. and Bui, T. D Image Denoising using neighboring wavelet coefficients International Conference on Acoustics Speech and Signal Processing, 2004.
28. Buccigrossi, R. W. and Simoncelli, E. P. Image compression via joint statistical characterization in the wavelet domain IEEE Image Processing 8, 12 (December.1999): 1688-1701.
29. Romberg, J. K., Choi, H. and Baraniuk, R. G. Bayesian tree-structured image modeling using wavelet-domain hidden Markov models IEEE Image Processing 10, 7 (Jul. 2001): 1056-1068.
30. Moulin P. and Liu, J. Analysis of multiresolution image denoising schemes using generalized Gaussian and complexity priors, IEEE Information Theory 45, 3 (April. 1999): 909-919.
31. Chang, S. G., Yu, B. and Vetterli, M. Spatially adaptive wavelet thresholding with context modeling for image denoising IEEE Transaction Image Processing 9 (Sept. 2000): 1522–1531.
32. Gonzalez, R. C. and Woods, R. E. Digital Image Processing NJ Prentice-Hall, 2002.
33. Daubechies, I. Ten Lectures on Wavelets Proc. CBMS-NSF Regional Conference Series in Applied Mathematics, Philadelphia PA: SIAM 61 (1992).
34. Misiti, M. M., Oppenheim, Y., Poggi, G. and J. M., Wavelet Toolbox User's Guide The Mathworks Natick MA (2002).
35. DeVore, R. A. and Lucier, B. J. Fast wavelet techniques for near-optimal image processing IEEE Military Communications Conference Rec.San Diego 3 (October 1992): 1129–1135.
36. Burrus, C. S., Gopinath R. A. and Guo H. Introduction to Wavelets and Wavelet Transforms. A Primer Englewood Cliffs NJ Prentice-Hall, 1998.
37. Rao, K. R. and Hwang, J. J. Techniques and Standards for Image Video and Audio Coding USA Prentice Hall, 1996.



ภาคผนวก

สถาบันวิทยบริการ  
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



## ผลงานของผู้เขียนที่ได้รับการตีพิมพ์แล้ว

1. Paisalsing, P., Pattanavijit, V. and Jitapunkul, S. Performance Evaluation of Image Denoising Techniques. International Workshop on Advanced Image Technology 2006 (IWAIT), Okinawa, January 2006



สถาบันวิทยบริการ  
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

# PERFORMANCE EVALUATION OF IMAGE DENOISING TECHNIQUES

P. Paisalsing V. Patanavijit S. Jitapunkul

Center of Excellence in Telecommunication Technology  
Department of Electrical Engineering  
Chulalongkorn University  
Bangkok, 10330, Thailand  
pomtip\_en@yahoo.com, patanavijit@yahoo.com, somchai.j@chula.ac.th

## ABSTRACT

In this paper, we proposed a novel denoising scheme for determining the arbitrary of a locally neighborhood window-based denoising using SureShrink due to the influence of wavelet coefficient neighborhoods. This approach is effective because at large value of wavelet coefficient its neighbor coefficients will also have large values. For the thresholding method, we use SureShrink to find the best threshold in the window for each subband. Experimental results show that our technique is better than other denoising methods in term of PSNR.

## 1. INTRODUCTION

Traditionally, Images are corrupted by noise during acquisition and transmission process. The goal of denoising is to remove the noise from a corrupted image while keeping the important image features as much as possible. In recent years, a plethora of work on using *wavelet thresholding* or *shrinkage*, pioneered by Donoho and Johnstone ([1], [2]) for denoising in both the signal processing and statistics community due to its effectiveness and simplicity. In its most basic form, this technique denoises in the orthogonal wavelet domain where each coefficient is compared to given threshold and is set to zero if the coefficient is smaller than the threshold; otherwise, it is kept or modified (depending on the thresholding rule). The threshold acts as an oracle deciding whether or not to keep the coefficients. Most of the literatures ([1]-[6]) thus far has concentrated on developing threshold selection methods, with the uniform threshold or the best one for each subband. Their most well-known thresholding method such as VisuShrink [1] is known to yield overly smooth images, because of its threshold choice,  $\lambda_U = \sigma\sqrt{2\log M}$  (called the universal threshold and  $\sigma^2$  is the noise variance), can be unwarrantedly large due to its dependence on the number of samples,  $M$ , which is more than  $10^5$  for a typical test image of size  $512 \times 512$ . SureShrink [2] is a hybrid of the universal and the SURE threshold with the choice being depended on the energy of the particular subband. The SURE threshold is data-driven, does not depend on  $M$  explicitly, and SureShrink estimates it in a subband-adaptive manner. Moreover, SureShrink has yielded good image denoising performance and comes close to the true minimum MSE of the optimal soft-threshold estimator, and thus will be the main comparison to our proposed method.

Recently, several approaches are proposed by considering the influence of its neighbors. The motivation of this idea is a large wavelet coefficient that will probably have large wavelet coefficients at its neighbors because wavelet transform produces correlated wavelet coefficients. Cai [7] introduced an adaptive block thresholding algorithm in which the characteristics of the neighboring coefficients were considered to determine shrinkage thresholds. Cai and Silverman [8] proposed a thresholding scheme by taking the immediate neighbors coefficients into account. Their experimental results showed some advantages over the traditional term-by-term wavelet denoising. Shengqian [9] proposed an adaptive shrinkage denoising scheme by using neighborhood characteristics. They claimed that their novel scheme produced better results than Donoho's methods. Sendur and Selesnick ([10], [11]) proposed bivariate shrinkage functions for denoising. It is indicated that the estimated wavelet coefficients depend on the parent coefficients. Chen and Bui [12] proposed one wavelet image thresholding scheme by incorporating neighboring coefficients, namely NeighShrink. They claimed that their approach is valid because neighbors coefficients of the large wavelet coefficient are probably large.

This paper, we proposed a novel denoising scheme for determining the arbitrary of a locally neighborhood window-based denoising using SureShrink to find the best threshold at the window in each subband. SureShrink uses a hybrid of the universal threshold and the SURE threshold, derived from minimizing Stein's unbiased risk estimator [13]. Experimental results show that the peak signal-to-noise ratio (PSNR) of the proposed method is higher than other denoising methods.

## 2. LOCAL DENOISING METHOD

Let the original signal be  $\{f_{ij}, i, j = 1, \dots, N\}$ , where  $N$  is some integer power of 2. It has been corrupted by additive white noise and one observes

$$g_{ij} = f_{ij} + \varepsilon_{ij}, \quad i, j = 1, \dots, N \quad (1)$$

where  $\{\varepsilon_{ij}\}$  are independent and identically distributed (iid) as normal  $N(0, \sigma^2)$  and independent of  $\{f_{ij}\}$ . The goal is to remove noise, or "denoise"  $\{g_{ij}\}$ .

Let  $g = \{g_{ij}\}$ ,  $f = \{f_{ij}\}$ , and  $\varepsilon = \{\varepsilon_{ij}\}$ ; that is the boldfaced letters will denote the matrix representation of

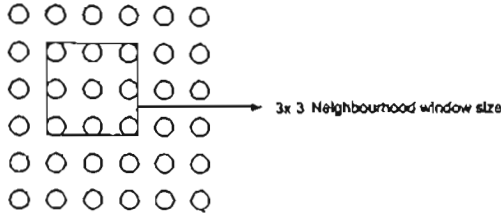


Fig. 1. An illustration of the neighborhood window size.

the signals under consideration. Let  $Y = Wg$  denote the matrix of wavelet coefficients of  $g$ , where  $W$  is the two-dimensional dyadic orthogonal wavelet transform operator, and similarly  $X = Wf$  and  $V = W\varepsilon$ . Note that since the transform is orthogonal,  $\{V_{ij}\}$  are also iid  $\mathcal{N}(0, \sigma^2)$ .

The wavelet-thresholding denoising method filters each coefficient  $Y_{ij}$  from the detail subbands (the readers are referred to references such as [14] for details of 2D orthogonal wavelet transform) with a threshold function to obtain  $\hat{X}_{ij}$ . The denoised estimate is then  $\hat{f} = W^{-1}\hat{X}$ , where  $W^{-1}$  is the inverse wavelet transform operator.

There are two thresholding methods frequently used the soft and hard threshold functions. The soft-threshold function (also called the shrinkage function), as shown in (2),

$$\eta_\lambda(x) = \text{sgn}(x) \cdot \max(|x| - \lambda, 0) \quad (2)$$

would decide to take the argument or shrinks it toward zero by the threshold  $\lambda$ . The other popular alternative is the hard-threshold function

$$\psi_\lambda(x) = x \cdot 1\{|x| > \lambda\} \quad (3)$$

the hard-threshold function would keeps the input if it is larger than the threshold  $\lambda$ ; otherwise, it is set to zero. The wavelet thresholding procedure removes noise by thresholding only the wavelet coefficients of the detail subbands, while keeping the low resolution coefficients unaltered. The soft-thresholding rule is preferred more than the hard- thresholding for several reasons [3].

## 2.1 Adaptive Denoising using SureShrink

### 2.1.1 SURE Threshold

The SURE (Stein's Unbiased Risk Estimator) threshold can also be viewed as an approximately optimal soft-threshold in terms of MSE. For a particular subband of window size  $n \times n$ , it is as following [2],

$$SURE(\lambda, Y) = n^2 - 2 \sum_{i,j=1}^n 1\{|Y_{ij}| \leq \lambda\} + \sum_{i,j=1}^n (|Y_{ij}| \wedge \lambda)^2 \quad (4)$$

where  $a \wedge b$  denotes  $\min(a, b)$ , and the SURE threshold is defined to be the value of  $\lambda$  minimizing  $SURE(\lambda, Y)$ .

$$\lambda^S = \arg \min_\lambda SURE(\lambda, Y) \quad (5)$$

where  $\lambda^S$  is the threshold that minimized  $SURE(\lambda, Y)$

We need to consider minimizing  $SURE(\lambda, Y)$  in each wavelet coefficient subbands. Let the wavelet transform of the noisy observation in (1) be denoted by

$$Y_{ij} = X_{ij} + V_{ij}, \quad i, j = 1, \dots, N \quad (6)$$

where  $V_{ij}$  is iid as normal  $\mathcal{N}(0, \sigma^2)$ . Conditioning on  $X = x$ , by Stein's result,

$$E_Y \left[ \|\eta_\lambda(Y) - x\|^2 | X = x \right] = E_Y \left[ SURE(\lambda, Y) | X = x \right] \quad (7)$$

Moreover, as we have done before, if the distribution of  $X$  is approximated by a Generalized Gaussian Distribution (GGD), then the distribution of  $Y$  is approximated by the mixture distribution of GGD and as normal  $\mathcal{N}(0, \sigma^2)$ ; or  $Y = X + V$  while  $X$  follows a GGD and is independent of  $V$ .

By the Law of Large Numbers,

$$\frac{1}{n^2} SURE(\lambda, Y) \approx 1 - 2 E_Y 1\{|Y| \leq \lambda\} + E_Y (|Y| \wedge \lambda)^2 \quad (8)$$

taking expectation with respect to the GGD on both sides of (7), risk can be written as

$$\begin{aligned} r(\lambda) &= \frac{1}{n^2} E_Y \|\eta_\lambda - x\|^2 \\ &= \frac{1}{n^2} E_Y SURE(\lambda, Y) \\ &= 1 - 2 E_Y 1\{|Y| \leq \lambda\} + E_Y (|Y| \wedge \lambda)^2 \end{aligned} \quad (9)$$

Comparing (9) with (8), one can conclude that minimized  $SURE(\lambda, Y)$  threshold is

$$\lambda^S = \left( \frac{1}{n^2} \right) SURE(\lambda, Y) \quad (10)$$

### 2.1.2 SURE Threshold uses a Hybrid scheme

The SURE principle has a drawback in situations of extreme sparsity of the wavelet coefficients. In such cases the noise contributed to the SURE profile by the many coordinates at which the signal is zero swamps the information contributed to the SURE profile by the few coordinates where the signal is nonzero. Consequently, SureShrink uses a Hybrid scheme [13].

In our case  $\hat{\mu}$  is the soft threshold estimator  $\hat{\mu}(x) = \eta_\lambda(x)$ . In detail, the Hybrid method work as follows: The losses while using an universal threshold,  $\lambda_U = \sigma \sqrt{2 \log M}$ , tend to be larger than SURE for dense situations, but much smaller for sparse cases. So the threshold is set to  $\lambda_U$  in dense situations and to  $\lambda^S$  in dense situations and to  $\lambda^S$  in sparse situations. Thus the estimator in the hybrid method as shown in (11)

$$\hat{\mu}(x) = \begin{cases} \eta_{\lambda_U}(x) & s^2 \leq \gamma \\ \eta_{\lambda^S}(x) & s^2 > \gamma \end{cases} \quad (11)$$

**TABLE I**  
PSNR RESULTS IN dB FOR SEVERAL DENOISING ALGORITHMS WITH LENA IMAGE

(PSNR of Noisy image)	Noise Standard Deviation $\sigma_n$			
	10 (28.16)	20 (22.18)	30 (18.73)	35 (17.48)
Wiener	32.98	29.03	25.84	24.60
VisuShrink	28.18	25.74	24.54	24.14
SureShrink	33.61	30.31	28.29	28.08
NeighShrink	35.10	30.47	27.70	26.65
3x3 LNWS	35.14	32.23	30.21	29.34
5x5 LNWS	35.44	32.29	30.24	29.44
7x7 LNWS	35.38	32.21	30.11	29.25

**TABLE II**  
PSNR RESULTS IN dB FOR SEVERAL DENOISING ALGORITHMS WITH BARBARA IMAGE

(PSNR of Noisy image)	Noise Standard Deviation $\sigma_n$			
	10 (28.16)	20 (22.18)	30 (18.73)	35 (17.48)
Wiener	29.91	26.87	24.46	23.48
VisuShrink	24.99	22.60	21.73	21.47
SureShrink	29.62	24.77	21.99	21.17
NeighShrink	29.75	24.18	21.03	19.86
3x3 LNWS	32.19	28.14	25.75	24.86
5x5 LNWS	32.92	28.97	26.64	25.74
7x7 LNWS	32.98	29.06	26.74	25.87

where

$$s^2 = \frac{\sum (x^2 - 1)}{N}, \quad \gamma = \frac{\log_2^{3/2}(N)}{\sqrt{N}} \quad (12)$$

**2.1.3 SureShrink applied to image denoising**

We first obtain the wavelet decomposition of the noisy image. The SURE threshold is determined for each subband using (4) and (10). We choose between this threshold and the universal threshold using (11). The expressions  $s^2$  and  $\gamma$  in (12), given for  $\sigma=1$  have to suitably modified according to the noise variance of the coefficients in the subband.

While SureShrink uses a hybrid of the universal threshold and minimized  $SURE(\lambda, Y)$  threshold. This procedure is in a sense optimally smoothness-adaptive: it is near-minimax simultaneously over a whole interval of the Besov scale; the size of this interval depends on traditional smoothing methods-kernel, splines etc. [2]. The advantages of this method are particularly evident when the underlying function has jump discontinuities on a smooth background.

**2.2 Neighborhoods Window Approach**

The wavelet transform can be accomplished by applying the low-pass and high-pass filters recursively at the same set of low frequency coefficients that mean wavelet

coefficients are correlated in a small neighborhood therefore large wavelet coefficient will probably have large coefficient at it neighbors. For every wavelet coefficient of our interest, we need to consider a square window around it. And we apply SureShrink to estimate the thresholds in each square window, as shown in Fig. 1.

In this paper, we confined ourselves to square-shaped neighborhoods with fixed size, for simplicity. In general, it would be desirable to automatically select both the size and the shape of neighborhood region, because window size around the wavelet coefficient has influence on the denoising ability of our proposed algorithm. The larger window, the relatively smaller the threshold is. If size of the window around the pixel is too large, a lot of noise will be preserved, so an intermediate window size of 3x3 or 5x5 should be used [8], but sometime it depends on the detail of image. In this paper, we use neighborhood window size 3x3, 5x5, and 7x7

In our method the locally window image denoising algorithm can be described as follow:

- 1) Calculate the 2D wavelet transform of the noisy image.
- 2) Modify the SureShrink to estimate the threshold in each square window.
- 3) Compute the 2D inverse transform using the modified wavelet coefficients.

**3. EXPERIMENTAL RESULTS**

To compare the performance of the proposed method with the various denoising methods such as VisuShrink, SureShrink, and NeighShrink. We simulated two test standard images, Lena and Barbara (512x512 grayscale image), with different noise levels  $\sigma = 10, 20, 30,$  and  $35$ . All simulation we performed the wavelet transform employs Daubechies' least asymmetric compactly-supported wavelet with eight vanishing moments [15] and with four scales of orthogonal decomposition. We have also made comparisons with the Wiener filter, the best linear filter possible. Image processing toolbox, wiener2, in the Matlab was used with the default setting (3x3 local window size, and the unknown noise power is estimated).

In the Table I and II, our method is varying square window size of 3x3, 5x5, and 7x7 that we call this method is a locally neighborhood window-based denoising using SureShrink (LNWS). The proposed method was compared with various denoising algorithms in view of the variation in the noise standard deviation. The PSNR is defined by

$$PSNR = 20 \cdot \log_{10} \left( \frac{255}{RMSE} \right) \quad (13)$$

where RMSE is the root mean-squared error given by

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i,j=1}^N (\hat{f}_{ij} - f_{ij})^2} \quad (14)$$

where  $N$  is the number of image pixels.





Fig. 2. Comparison the performance of the various methods on Lena with  $\sigma=10$ . (a) Original. (b) Noisy image,  $\sigma=10$ . (c) Wiener filters (d) VisuShrink. (e) SureShrink. (f) NeighShrink. (g) Our propose algorithm (5x5 LNWS).

The PSNR from various methods are compared in Table I and Table II for Lena and Barbara images respectively. The rows in these tables refer to, respectively, Wiener, VisuShrink, SureShrink, 3x3 LNWS, 5x5 LNWS, 7x7 LNWS. Table I, we can see that our algorithm outperforms Wiener, VisuShrink, and SureShrink for all case. VisuShrink have denoising power when the noise level is high. Under such condition, VisuShrink produces even worse result than the original noisy images. Especially, at 5x5 LNWS, our algorithm makes a good result than the other denosing methods. Fig.2 shows the resulting images of each denoising method for Lena at  $\sigma=10$ . By investigating the denoised image in Fig. 2 it appears that our algorithm produced smoother and clearer denoised image than other denoising method. In the case of the



Fig. 3. Comparison the performance of the various methods on Barbara with  $\sigma=10$ . (a) Original. (b) Noisy image,  $\sigma=10$ . (c) Wiener filters (d) VisuShrink. (e) SureShrink. (f) NeighShrink. (g) Our propose algorithm (7x7 LNWS).

Barbara image shown in Table II, our proposed method also outperforms the referred denoising algorithms. Especially, at 7x7 LNWS for the resulting denoised image in Fig.3 our algorithm is the best clear denoised image.

#### 4. CONCLUSIONS

In this paper, we established that our propose using a locally neighborhood window by varying size of window can efficiently remove white Gaussian noise. By using SureShrink, the best threshold in the window of each subband can be estimated. Experimental results show that a locally neighborhood window-based denoising using SureShrink outperform other denoising methods. Through

the result, the peak signal-to-noise ratio (PSNR) of our algorithm gives better performance, which produced smoother and clearer denoised image. In addition, we suggest to use our algorithm for practical image denoising application. In the future, we will continue our work on more advance technique in order to improve the denoised image technique.

### 5. ACKNOWLEDGMENT

This work was supported in part by the cooperative research fund of Digital Signal Processing Research Laboratory, Chulalongkorn University, Thailand.

### 6. REFERENCES

- [1] D. L. Donoho and I. M. Johnstone, "Ideal spatial adaptation via wavelet shrinkage," *Biometrika*, vol 81, pp 425-455, 1994.
- [2] D. L. Donoho and I.M. Johnstone, "Adapting to smoothness via wavelet shrinkage," *Journal of the American Statistical Assoc.*, vol. 90, no. 432, pp. 1200-1224, December 1995.
- [3] S. Chang, B. Yu, and M. Vetterli, "Adaptive wavelet thresholding for image denoising and compression," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 9, pp 1532-1546, September 2000.
- [4] D. L. Donoho, "De-noising by soft thresholding," *IEEE Trans. On Inform Theory*, 41(3), pp 613-627, May 1995.
- [5] A. Chambolle, R. A. DeVore, N. Lee, and B. J. Lucier, "Nonlinear wavelet image processing: Variational problems, compression, and noise removal through wavelet shrinkage," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 7, pp. 319-335, 1998.
- [6] G. Nason, "Choice of the threshold parameter in wavelet function estimation," *Wavelets in Statistics*, A. Antoniadis and G. Oppenheim, Eds. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 1995.
- [7] T. T. Cai, "Minimax wavelet estimation via block thresholding," Tech. Rpt. 96-41, Department of Statistics, Purdue University, 1996.
- [8] T. T. Cai and B. W. Silverman, "Incorporating information on neighboring coefficients into wavelet estimation," *Sankhya: The Indian Journal of Statistics*, vol. 63, series B, pt. 2, pp. 127-148, 2001.
- [9] W. Shengqian, Z. Yuanhua and Z. Daowen, "Adaptive shrinkage denoising using neighborhood characteristic," *Electronics Letters*, vol. 11, pp. 502-503, 2002.
- [10] L. Sendur and I. W. Selesnick, "Bivariate shrinkage functions for wavelet-based denoising exploiting inter-scale dependency," *IEEE Transactions on Signal Processing Letters*, vol. 50, no. 11, pp. 2744-2756, 2002.
- [11] L. Sendur and I. W. Selesnick, "Bivariate shrinkage with local variance estimation," *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 9, no. 12, pp. 438-441, 2002.
- [12] G. Y. Chen, T. D. Bui and A. Krzyzak, "Image denoising using neighbouring wavelet coefficients," *ICASSP '04*, pp. 917-920, 2004.
- [13] C. M. Stein, "Estimation of the mean of a multivariate normal distribution," *Ann. Statist.*, vol.9 no. 6, pp. 1135-1151, 1981.
- [14] S. Mallat, "A theory for multiresolution signal decomposition: The wavelet representation," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. 11, pp. 674-693, July 1989.
- [15] I. Daubechies, *Ten Lectures on Wavelets, Vol. 61 of Proc. CBMS-NSF Regional Conference Series in Applied Mathematics*. Philadelphia, PA: SIAM, 1992.

## ประวัติผู้เขียนวิทยานิพนธ์

นางสาวพรทิพย์ ไพศาลสิงห์ เกิดวันที่ 8 กันยายน พ.ศ. 2523 ที่จังหวัดสกลนคร เข้าศึกษาในหลักสูตรวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยขอนแก่น ในปีการศึกษา 2542 สำเร็จการศึกษาได้รับปริญญาวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า จากคณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยขอนแก่น ในปีการศึกษา 2545 และเข้าศึกษาต่อในหลักสูตรวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า (ห้องปฏิบัติการวิจัยกรรมวิธี สัญญาณดิจิทัล) ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ในปีการศึกษา 2546



สถาบันวิทยบริการ  
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย