

การปรับปรุงคุณภาพของภาพด้วยเทคนิคการปรับคืนโครงสร้างแบบนาสรีฟ



นายชนวัฒน์ ขวัญปักษ์

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

ปีการศึกษา 2562

**STRUCTURAL ADAPTIVE NAS-RIF DECONVOLUTION  
FOR IMAGE ENHANCEMENT**



**A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements for the  
Degree of Master of Engineering in Computer Engineering**

**Suranaree University of Technology**

**Academic Year 2019**

## การปรับปรุงคุณภาพของภาพด้วยเทคนิคการปรับคืนโครงสร้างแบบนาสรีฟ

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี อนุมัติให้นักวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษา  
ตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรบัณฑิต

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์



*(Handwritten signature in blue ink)*

(รศ. ดร.กิตติศักดิ์ เกิดประสพ)  
ประธานกรรมการ



*(Handwritten signature in blue ink)*

(ผศ. ดร.ปรเมศวร์ ห่อแก้ว)  
กรรมการ (อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์)



*(Handwritten signature in blue ink)*

(รศ. ดร.นิตยา เกิดประสพ)  
กรรมการ



*(Handwritten signature in blue ink)*

(รศ. ร.อ. ดร.กนต์ธร ชำนิประศาสน์)  
รองอธิการบดีฝ่ายวิชาการและพัฒนาความเป็นสากล



*(Handwritten signature in blue ink)*

(รศ. ดร.พรศิริ จงกล)  
คณบดีสำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์

ชณวัฒน์ ขวัญปัก : การปรับปรุงคุณภาพของภาพด้วยเทคนิคการปรับคั่น โครงสร้างแบบ  
นาสริฟ (STRUCTURAL ADAPTIVE NAS-RIF DECONVOLUTION FOR IMAGE  
ENHANCEMENT) อาจารย์ที่ปรึกษา : ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ปรเมศวร์ ห่อแก้ว, 94 หน้า.

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาเทคนิคการปรับปรุงคุณภาพของภาพด้วยเทคนิคการ  
ปรับคั่นโครงสร้างแบบนาสริฟ เพื่อปรับปรุงภาพทางการแพทย์ ที่ได้จากการตรวจด้วยเครื่อง  
ถ่ายภาพทางการแพทย์ ให้ภาพมีความคมชัดมากขึ้น และยังสามารถสงวนขอบภาพไว้ให้อยู่ใน  
สภาพที่ดีที่สุดได้ โดยการปรับปรุงภาพนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อให้แพทย์นำภาพที่ได้รับการปรับปรุง  
ไปใช้ในการตรวจวินิจฉัยโรคของผู้ป่วย ได้อย่างถูกต้องแม่นยำมากยิ่งขึ้น เทคนิคปรับปรุงคุณภาพ  
ด้วยการปรับคั่นโครงสร้างแบบนาสริฟมีจุดเด่นที่ มีการนำสีพื้นหลังของภาพที่มีลักษณะเป็นสีเพียง  
สีเดียว ไปใช้ในอัลกอริทึมการปรับปรุงภาพ ซึ่งเหมาะกับลักษณะของภาพถ่ายทางการแพทย์ ที่มีสี  
พื้นหลังเป็นสีเดียวเรียบเสมอกัน ทำให้เทคนิคการปรับคั่นโครงสร้างแบบนาสริฟมีความเหมาะสม  
ที่จะนำมาใช้กับภาพถ่ายทางการแพทย์

เครื่องมือหลักที่ใช้ในการพัฒนาคือ โปรแกรม MATLAB เพราะในตัวโปรแกรมมีฟังก์ชันที่  
รองรับการทำงานเกี่ยวกับภาพ โดยตัวฟังก์ชันสามารถทำงานได้อย่างรวดเร็วและถูกต้อง การวัด  
ผลการวิจัยทำโดยการเปรียบเทียบภาพที่ได้ปรับปรุงด้วยเทคนิคการปรับคั่นโครงสร้างแบบนาสริฟ  
กับภาพที่ได้ปรับปรุงด้วยเทคนิคที่คล้ายกัน โดยใช้อัลกอริทึมวัดคุณภาพของภาพเป็นตัวชี้วัด แล้ว  
ทำการสังเกตและบันทึกค่าที่ได้เพื่อสรุปผลการวิจัย

สาขาวิชา วิศวกรรมคอมพิวเตอร์

ปีการศึกษา 2562

ลายมือชื่อนักศึกษา ชณวัฒน์ ขวัญปัก

ลายมือชื่ออาจารย์ที่ปรึกษา ปรเมศวร์ ห่อแก้ว

TANAWAT KWANPAK : STRUCTURAL ADAPTIVE NAS-RIF

DECONVOLUTION FOR IMAGE ENHANCEMENT. THESIS

ADVISOR : ASST. PROF. PARAMATE HORKAEW, Ph.D. 94 PP.

ANISOTROPIC/DECONVOLUTION/NAS-RIF

This thesis purposes the development of an image enhancement technique based on NAS-RIF algorithm. Its main purpose was to improve fidelity of medical images, while maintaining boundaries of anatomical objects therein, so as to enhance diagnostic process. The main strength of the proposed structural adaptive NAS-RIF deconvolution for image enhancement is that it relies on monotonic background. This characteristic is therefore well compatible with that of a medical image, where an object of interested is enclosed by such background.

The prototype system was primarily developed by MATLAB. This was because the program supports various basic image processing functions, employed by this study. They were also efficient and accurate. Evaluation of the outcomes were carried out by comparing the proposed deconvolution with similar algorithm, based on well accepted image quality metrics. Observations and corresponding discussion were made on the resultant images and reported in this thesis.

School of Computer Engineering

Academic Year 2019

Student's Signature Tanawat Kwanpak

Advisor's Signature Paramate Horkaew

## กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์นี้สำเร็จลุล่วงด้วยดี เนื่องจากได้รับความช่วยเหลืออย่างดียิ่ง ทั้งด้านวิชาการ และด้านการดำเนินงานวิจัย จากบุคคลและกลุ่มบุคคลต่าง ๆ ได้แก่

ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ปรเมศวร์ ห่อแก้ว อาจารย์ประจำสาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ ที่ให้คำแนะนำ คำปรึกษา ช่วยแก้ปัญหา และให้กำลังใจแก่ผู้วิจัยมาโดยตลอด รวมทั้งช่วยตรวจทาน และแก้ไขวิทยานิพนธ์เล่มนี้ จนเสร็จสมบูรณ์

รองศาสตราจารย์ ดร.กิตติศักดิ์ เกิดประสพ หัวหน้าสาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี ที่ให้คำแนะนำ คำปรึกษา ช่วยแก้ปัญหา และให้กำลังใจแก่ผู้วิจัยมาโดยตลอด

รองศาสตราจารย์ ดร.นิตยา เกิดประสพ อาจารย์ประจำสาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี ที่ให้คำแนะนำ คำปรึกษา ช่วยแก้ปัญหา และให้กำลังใจแก่ผู้วิจัยมาโดยตลอด

ขอขอบพระคุณมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี และสถาบันวิจัยและพัฒนา มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี ที่ให้ทุนสนับสนุนในการทำวิจัย (ทุน OROG)

ท้ายนี้ ขอกราบขอบพระคุณบิดา มารดา ที่ให้การเลี้ยงดูอบรมและส่งเสริมการศึกษาเป็นอย่างดีตลอดมา

ธนวัฒน์ ขวัญปึก

# สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อ (ภาษาไทย).....	ก
บทคัดย่อ (ภาษาอังกฤษ).....	ข
กิตติกรรมประกาศ.....	ค
สารบัญ.....	ง
สารบัญตาราง.....	ช
สารบัญรูป.....	ฉ
<b>บทที่</b>	
<b>1 บทนำ.....</b>	<b>1</b>
1.1 ที่มาและความสำคัญของงานวิจัย.....	1
1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย.....	3
1.3 สมมติฐานของการศึกษา.....	4
1.4 ขอบเขตของการวิจัย.....	4
1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ.....	4
<b>2 ปรัชญาบรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....</b>	<b>5</b>
2.1 ภาพดิจิทัล (Digital Image).....	5
2.2 ระดับสีและระบบสีของภาพดิจิทัล (Digital Image Colors Depth and Colors System).....	7
2.2.1 1-Bit Monochrome.....	8
2.2.2 8-Bit Grayscale.....	9
2.2.3 24-Bit Color (True Color).....	10
2.3 Image Noise and Types of Image.....	11
2.3.1 Gaussian Noise.....	11
2.3.2 Rician Noise.....	13
2.3.3 Salt-and-Pepper Noise.....	15
2.3.4 Shot Noise.....	16

## สารบัญ (ต่อ)

หน้า

2.3.5	Quantization Noise (Uniform Noise)	16
2.3.6	Film Grain Noise	17
2.4	Noise Reduction Methods	18
2.4.1	Chroma and Luminance Noise Separation	18
2.4.2	Linear Smoothing Filters	19
2.4.3	Anisotropic Diffusion	20
2.4.4	Non-Local Means	20
2.4.5	Nonlinear Filters	21
2.4.6	Wavelet Transform	22
2.5	Image Quality Factors	23
2.5.1	Sharpness	24
2.5.2	Noise	24
2.5.3	Dynamic Range	24
2.5.4	Tone Reproduction	25
2.5.5	Contrast	25
2.5.6	Color Accuracy	25
2.5.7	Distortion	25
2.5.8	Vignetting	25
2.5.9	Exposure Accuracy	25
2.5.10	Lateral Chromatic Aberration	26
2.5.11	Lens Flare	26
2.5.12	Color Moire	26
2.5.13	Artifacts	26
2.6	Image Quality Evaluation	26
2.6.1	Mean Squared Error (MSE)	27
2.6.2	Peak signal-to-noise ratio (PSNR)	28



## สารบัญ (ต่อ)

หน้า

2.7	Image Quality Improvement via Image Deconvolution .....	28
2.7.1	Convolution .....	28
2.7.2	Deconvolution .....	31
2.7.2.1	Image Enhancement with Wiener Filters.....	34
2.7.2.2	Image Enhancement with Regularized Filter.....	36
2.7.2.3	Image Enhancement with Structure Adaptive Filter.....	37
2.7.2.4	Image Enhancement with Anisotropic Diffusion .....	40
2.7.2.5	Image Enhancement with Total Variation .....	42
2.7.2.6	Image Enhancement with NAS-RIF .....	43
2.7.2.7	เปรียบเทียบเทคนิค .....	46
2.8	งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	47
3	วิธีดำเนินการวิจัย .....	51
3.1	ที่มาของแนวคิดงานวิจัย.....	51
3.2	กรอบแนวคิดของการวิจัย.....	55
3.3	เครื่องมือที่ใช้ในงานวิจัย .....	59
3.4	เครื่องมือใช้ในการวัดผลการวิจัย.....	59
4	ผลการศึกษาและการวิเคราะห์ผล .....	61
4.1	ผลการปรับปรุงภาพ Brain Phantom .....	61
4.2	ผลการปรับปรุงภาพทางการแพทย์.....	66
5	บทสรุป.....	74
5.1	สรุปผลการวิจัย.....	74
5.1.1	ผลการปรับปรุงภาพในด้านความคมชัดของภาพ โดยรวม.....	74
5.1.2	ผลการปรับปรุงภาพในด้านความคมชัดของขอบวัตถุ.....	74
5.1.3	ผลการปรับปรุงภาพในด้านสัญญาณรบกวน .....	75
5.2	ข้อเสนอแนะ.....	76
5.2.1	การกำหนดจำนวนรอบของการทำงาน .....	76

## สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
5.2.2 ข้อเสนอสำหรับการนำผลการวิจัยไปใช้ .....	76
5.2.2.1 การนำอัลกอริทึมไปใช้ปรับปรุงภาพสี .....	76
5.2.2.2 ข้อจำกัดของภาพที่นำมาปรับปรุง.....	77
5.3 User Agreement .....	77
รายการอ้างอิง .....	78
ภาคผนวก	
ภาคผนวก ก Source Code .....	82
ภาคผนวก ข บทความวิชาการที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่ในระหว่างศึกษา.....	84
ประวัติผู้เขียน .....	94



## สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
2.1	สรุปเปรียบเทียบเทคนิคที่เกี่ยวข้องกับการปรับปรุงคุณภาพของภาพด้วย เทคนิคการปรับคืน โครงสร้างแบบนาสรีฟ .....49
3.1	แสดงอัลกอริทึมนาสรีฟ (Raid et al., 2014) .....53



## สารบัญรูป

รูปที่	หน้า
2.1	แสดง (ก) ตารางกริดขนาด 5×5 pixels, (ข) ตัวอย่างภาพขนาด 5×5 pixels .....6
2.2	แสดงลักษณะของพิกัดของตารางกริด และตำแหน่งจุด Origin Point ..... 7
2.3	แสดงการอ้างอิงพิกัด (x,y)..... 7
2.4	การผสมกันของสี .....8
2.5	ตัวอย่างภาพ Monochrome .....9
2.6	แสดงระดับสีบางส่วนจากระบบสีเกรย์สเกล ..... 10
2.7	แสดงจุดสีขนาด 3×2 pixels ที่เก็บบิตข้อมูลแบบ RGB ..... 10
2.8	ลักษณะฟังก์ชันความหนาแน่นของความน่าจะเป็นของสัญญาณรบกวนแบบเกาส์เซียน ....12
2.9	แสดงภาพที่มีสัญญาณรบกวนแบบเกาส์เซียน (ก) ภาพต้นฉบับ Cameraman (ที่มา : MATLAB, Computer Program, 2016), (ข) ตัวอย่างภาพที่เกิด Gaussian noise..... 13
2.10	ลักษณะฟังก์ชันความหนาแน่นของความน่าจะเป็นของสัญญาณรบกวนแบบไรเซียน ..... 14
2.11	แสดงตัวอย่าง Rician Noise ..... 15
2.12	แสดงตัวอย่าง Salt-and-Pepper Noise ..... 16
2.13	แสดงตัวอย่าง Quantization ..... 17
2.14	แสดงตัวอย่างภาพที่มี Film Grain Noise ..... 18
2.15	แสดงการเปรียบเทียบระหว่างภาพที่มีสัญญาณรบกวนและภาพที่ได้ผ่านโลว์พาส ฟิลเตอร์ (ก) ภาพที่มีสัญญาณรบกวน, (ข) ภาพที่ผ่าน โลว์พาสฟิลเตอร์แล้ว ..... 19
2.16	แสดงตัวอย่างภาพที่ได้รับการปรับปรุงด้วยเทคนิค Anisotropic Diffusion โดยแสดง (ก) ภาพที่ Cameraman ที่พร่ามัว, (ข) ภาพ Cameraman ที่ได้รับการปรับปรุงด้วย เทคนิค Anisotropic Diffusion (ที่มา : MATLAB, Computer Program, 2016) ..... 20
2.17	แสดงตัวอย่างภาพที่ได้รับการปรับปรุงด้วยเทคนิค Non-Local Means โดยแสดง (ก) ภาพที่ Cameraman ที่มีสัญญาณรบกวน, (ข) ภาพ Cameraman ที่ได้รับการ ปรับปรุงด้วยเทคนิค Non-Local Means (ที่มา : MATLAB, Computer Program, 2016)..... 21

## สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
2.18 แสดงตัวอย่างภาพที่ได้รับการปรับปรุงด้วยเทคนิค Nonlinear Filters โดยใช้ค่า Median ในการปรับปรุงภาพ โดยแสดง (ก) ภาพที่มีสัญญาณรบกวนชนิด Salt and Pepper, (ข) ภาพที่ได้รับการปรับปรุงด้วยเทคนิค Nonlinear Filters (ที่มา : MATLAB, Computer Program, 2016) .....	22
2.19 แสดงตัวอย่างการปรับปรุงภาพด้วยเทคนิค Wavelet โดยแสดง (ก) ภาพที่มีสัญญาณรบกวน, (ข) ภาพที่ถูกกำจัดสัญญาณรบกวนด้วยเทคนิค Wavelet (ที่มา : MATLAB, Computer Program, 2016) .....	23
2.20 แสดงการคำนวณการคอนโวลูชันบนภาพ (ก) ภาพต้นฉบับขนาด 5×5 pixels พร้อมตัวเลขแสดงค่าสี, (ข) ฟังก์ชันฟิลเตอร์ขนาด 3×3 pixels, (ค) ภาพต้นฉบับที่ถูกหาด้วยฟิลเตอร์ขนาด 3×3 pixels, (ง) ผลลัพธ์ที่ได้จากการทำคอนโวลูชันของจุดสี 1 จุด .....	30
2.21 แสดงแผนผังของการตีคอนโวลูชัน.....	32
2.22 การตีคอนโวลูชันในโดเมนของความถี่.....	34
2.23 แสดงตัวอย่างฟิลเตอร์ที่เปลี่ยนไปตามลักษณะภาพ (ที่มา : MATLAB, Computer Program, 2016) .....	39
2.24 แสดงตัวอย่างผลการปรับปรุงภาพด้วยฟิลเตอร์แบบปรับตัวตามโครงสร้าง โดยแสดง (ก) ภาพก่อนได้รับการปรับปรุง, (ข) ภาพหลังปรับปรุงด้วยฟิลเตอร์แบบปรับตัวตามโครงสร้าง (ที่มา : Wu et al., 2016) .....	40
2.25 แสดงตัวอย่างพื้นที่สนับสนุน.....	44
2.26 แสดงแผนผังของนาสรีฟอัลกอริทึม (ที่มา : Kundur and Hatzinakos, 1996).....	45
3.1 ความไม่ชัดเจนของขอบวัตถุนำไปสู่การวัดขนาดที่ไม่แม่นยำ.....	51
3.2 แสดงการเปรียบเทียบภาพที่ค่าแอนไอโซโทรปิกต่างกัน, (ก) ค่าแอนไอโซโทรปิก = 3.869, (ข) ค่าแอนไอโซโทรปิก = 0.260, (ค) ค่าแอนไอโซโทรปิก = 0.044 .....	52

## สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
3.3	กรอบแนวคิดในการพัฒนาเทคนิคการปรับปรุงคุณภาพของภาพ ด้วยเทคนิคการปรับคั่น โครงสร้างแบบนาสรีฟ .....56
3.4	ภาพ Brain Phantom (ที่มา : Shepp and Logan, 1974).....57
3.5	ภาพ Brain Phantom ที่ถูกทำให้พร่ามัว .....58
3.6	ภาพ Brain Phantom ที่ถูกทำให้พร่ามัวและถูกเพิ่มสัญญาณรบกวนแบบไรเซียน .....58
4.1	ภาพ Brain Phantom ก่อนได้รับการปรับปรุง .....62
4.2	ภาพ Brain Phantom หลังได้รับการปรับปรุงด้วยเทคนิคการปรับคั่น โครงสร้างแบบนาสรีฟ (รอบของการทำงาน = รอบที่ 40) .....62
4.3	แสดง (ก) ภาพขยายของ Brain Phantom ก่อนได้รับการปรับปรุง, (ข) ภาพขยายของ Brain Phantom หลังได้รับการปรับปรุง .....63
4.4	แสดงภาพเปรียบเทียบระหว่างภาพที่ได้รับการปรับปรุงโดยอัลกอริทึมนาสรีฟปกติกับ ภาพที่ได้รับการปรับปรุงโดยเทคนิคการปรับคั่นโครงสร้างแบบนาสรีฟที่นำเสนอใน วิทยานิพนธ์นี้ โดยแสดง (ก) ภาพที่ได้รับการปรับปรุงโดยอัลกอริทึมนาสรีฟปกติ โดยมีค่า PSNR = 33.5417, (ข) ภาพที่ได้รับการปรับปรุงด้วยเทคนิคการปรับคั่นโครงสร้างแบบ นาสรีฟ โดยมีค่า PSNR = 32.8719.....64
4.5	แสดงการเปรียบเทียบค่าความเป็นขอบภาพระหว่างภาพที่ได้รับการปรับปรุง โดยอัลกอริทึมนาสรีฟปกติ (ทำงาน 40 รอบ ใช้เวลาทั้งหมด 16200.656 ms หรือประมาณ 405.016 ms ต่อรอบ) กับภาพที่ได้รับการปรับปรุงโดยเทคนิค การปรับคั่นโครงสร้างแบบนาสรีฟที่นำเสนอในวิทยานิพนธ์นี้ (ทำงาน 40 รอบ ใช้เวลาทั้งหมด 16120.720 ms หรือประมาณ 403.018 ms ต่อรอบ) .....65
4.6	ภาพสแกนสมองที่ได้จากผู้ป่วยจริง .....66
4.7	ภาพผลการปรับปรุงภาพสแกนสมอง ด้วยเทคนิคการปรับคั่นโครงสร้างแบบ นาสรีฟในรอบการทำงานต่าง ๆ โดยแสดง (ก) ภาพก่อนได้รับการปรับปรุง, (ข) รอบการทำงานที่ 10, (ค) รอบการทำงานที่ 20, (ง) รอบการทำงานที่ 30, (จ) รอบการทำงานที่ 40, (ฉ) รอบการทำงานที่ 50, (ช) รอบการทำงานที่ 60, (ซ) รอบการทำงานที่ 70, (ด) รอบการทำงานที่ 80 .....67

## สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
4.8 แสดงการเปรียบเทียบส่วนหนึ่งของภาพสแกนสมองที่ได้รับการปรับปรุง ด้วยเทคนิคการปรับคลื่น โครงสร้างแบบนาสรีฟที่นำเสนอในวิทยานิพนธ์นี้ โดยแสดง (ก) ภาพก่อนปรับปรุง, (ข) ภาพที่ได้ปรับปรุงในรอบที่ 80 .....	68
4.9 ภาพผลการปรับปรุงภาพสแกนสมอง ด้วยอัลกอริทึมนาสรีฟแบบปกติ ในรอบการทำงานต่าง ๆ โดยแสดง (ก) ภาพก่อนได้รับการปรับปรุง (ข) รอบการทำงานที่ 10, (ค) รอบการทำงานที่ 20, (ง) รอบการทำงานที่ 30, (จ) รอบการทำงานที่ 40, (ฉ) รอบการทำงานที่ 50, (ช) รอบการทำงานที่ 60, (ซ) รอบการทำงานที่ 70, (ด) รอบการทำงานที่ 80 .....	69
4.10 แสดงการเปรียบเทียบส่วนหนึ่งของภาพสแกนสมองที่ได้รับการปรับปรุง ด้วยเทคนิคนาสรีฟปกติ โดยแสดง (ก) ภาพก่อนปรับปรุง, (ข) ภาพที่ได้ปรับปรุงในรอบที่ 80 .....	70
4.11 แสดงการเปรียบเทียบค่าความเป็นขอบภาพระหว่างภาพที่ได้รับการปรับปรุง โดยอัลกอริทึมนาสรีฟปกติ (ทำงาน 80 รอบ ใช้เวลาทั้งหมด 7788.611 ms หรือประมาณ 194.715 ms ต่อรอบ) กับภาพที่ได้รับการปรับปรุงโดยเทคนิคการปรับคลื่น โครงสร้างแบบนาสรีฟที่นำเสนอในวิทยานิพนธ์นี้ (ทำงาน 80 รอบ ใช้เวลาทั้งหมด 7770.753 ms หรือประมาณ 194.269 ms ต่อรอบ) .....	70
4.12 แสดงการเปรียบเทียบภาพที่ถูกพัฒนาในรอบการทำงานที่ 80 โดยแสดง (ก) ภาพที่ถูกปรับปรุงด้วยเทคนิคที่นำเสนอในวิทยานิพนธ์นี้, (ข) ภาพที่ถูกปรับปรุงด้วยเทคนิคนาสรีฟปกติ .....	71
4.13 แสดงผลการปรับปรุงภาพ CT โดยแสดง (ก) ภาพก่อนถูกปรับปรุง ค่าแอมไอโซทรอปิก = 173.793 (ที่มา : DICOM Library, www.dicomlibrary.com, 2016), (ข) ภาพที่ถูกปรับปรุงด้วยเทคนิคที่นำเสนอในวิทยานิพนธ์นี้ เป็นจำนวน 60 รอบ ค่าแอมไอโซทรอปิก = 11636.820 .....	72

## สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่

หน้า

- 4.14 แสดงผลการปรับปรุงภาพ CT โดยแสดง (ก) ภาพก่อนถูกปรับปรุง ค่าแอนไอโซทรอปิก = 76.063 (ที่มา : DICOM Library, [www.dicomlibrary.com](http://www.dicomlibrary.com), 2016), (ข) ภาพที่ถูกปรับปรุงด้วยเทคนิคที่นำเสนอในวิทยานิพนธ์นี้ เป็นจำนวน 60 รอบ ค่าแอนไอโซทรอปิก = 6288.283 .....72





# บทที่ 1

## บทนำ

### 1.1 ที่มาและความสำคัญของงานวิจัย

การสื่อสารเป็นพื้นฐานสำคัญของเผ่าพันธุ์มนุษย์ มนุษย์สามารถส่งสารผ่านสื่อกลางได้หลากหลายชนิด เพื่อใช้สื่อสารระหว่างมนุษย์ด้วยกันเอง สื่อกลางที่เป็นรูปภาพหรือสื่อภาพ ก็เป็นหนึ่งในสื่อกลางที่ใช้ส่งสารข้อมูลชนิดหนึ่ง ที่ถูกใช้กันอย่างแพร่หลายและได้รับความนิยมใช้กันอย่างมากในปัจจุบัน แม้แต่สื่อที่เป็นลายลักษณ์อักษรก็สามารถถูกแปลงเปลี่ยนให้อยู่ในรูปแบบของสื่อภาพ เพื่อใช้ในการสื่อสารได้ (Van Leeuwen and Jewitt, 2001) แม้ว่าสื่อที่เป็นลายลักษณ์อักษรจะถูกพบเห็นได้บ่อยครั้งในชีวิตประจำวันของมนุษย์เรา แต่สื่อที่เป็นลายลักษณ์อักษร ก็ยังมีข้อจำกัดอยู่อย่างหนึ่ง คือ ผู้ที่จะรับสารได้จำเป็นต้องเข้าใจลายลักษณ์อักษรหรือภาษาเหล่านั้นเสียก่อน จึงจะอ่านสารนั้นได้ สื่อภาพจึงมีข้อได้เปรียบที่คิดว่าสื่อชนิดอื่น คือผู้ที่สามารถมองเห็นสื่อภาพได้ ก็สามารถที่จะรับสารจากภาพได้ทันที โดยไม่จำเป็นต้องมีการเรียนรู้ภาษาเพิ่มเติมแต่อย่างใด ส่วนการตีความจากสารที่ได้นั้นก็เป็นอีกประเด็นหนึ่งที่ต้องพิจารณาตามความรู้ และประสบการณ์ของผู้รับสารแต่ละรายไป แม้ว่าการตีความข่าวสารที่ได้รับ สามารถที่จะมีความแตกต่างกันไปบ้าง อันเป็นผลมาจากการตีความของตัวผู้รับสาร แต่ก็ไม่อาจปฏิเสธได้ถึงข้อได้เปรียบของสื่อภาพ ที่ผู้รับสารสามารถรับสารได้อย่างรวดเร็วองไว อีกทั้งยังไม่มีพรมแดนทางภาษา ที่คอยปิดกั้นการรับสารเหมือนกับสื่อชนิดที่เป็นลายลักษณ์อักษร (Lester, 2013)

ในขั้นตอนการสร้างสื่อเพื่อส่งสารในแต่ละครั้ง ก็มีโอกาที่จะเกิดความผิดพลาดที่ไม่พึงประสงค์ขึ้นได้เสมอ อย่างเช่น สำหรับสื่อที่เป็นลายลักษณ์อักษร ก็คือการเขียนผิดหรือพิมพ์ผิด สำหรับสื่อที่เป็นเสียง ก็คือการพูดผิดหรือออกเสียงผิด สำหรับสื่อที่เป็นภาพ ก็คือภาพอาจมีสีเพี้ยน มีสัดส่วนไม่ถูกต้องกับความเป็นจริง หรือการที่อาจมีจุดสีขาวหรือจุดสีดำอันไม่พึงประสงค์ ซึ่งเกิดจากความผิดพลาดของอุปกรณ์สร้างภาพ เป็นต้น ความผิดพลาดเหล่านี้ล้วนมีผลต่อผู้รับสารไม่มากนักน้อยในขั้นตอนการตีความข่าวสารจากตัวสารที่ผู้รับได้รับไป ดังนั้นเพื่อให้การสื่อสารมีประสิทธิภาพที่ดี จึงทำให้มีความจำเป็น ที่จะต้องรักษาคุณภาพของสื่อที่ใช้ส่งสาร ให้อยู่ในสภาพที่ดีด้วย แต่ถึงแม้จะมีความพยายามในการรักษาคุณภาพของสื่อที่ใช้ส่งสาร ให้อยู่ในสภาพที่ดีไว้ได้ อย่างไรก็ตาม การสูญเสียคุณภาพของสื่อที่ส่งสาร ก็อาจเกิดขึ้นได้อยู่เสมอ ซึ่งอาจเกิดได้จากหลายสาเหตุ เช่น การเสื่อมสภาพตามกาลเวลา การเสื่อมสภาพระหว่างขั้นตอนการขนส่ง หรือตัวสื่อที่ใช้ส่งสาร ก็อาจมีการเสื่อมคุณภาพไปตั้งแต่ต้น ในกระบวนการสร้างภาพที่ไม่เหมาะสม หรือไม่มีคุณภาพ

เป็นต้น เมื่อมีการสูญเสียคุณภาพของสื่อเกิดขึ้น จึงมีความพยายามที่จะปรับปรุงคุณภาพของสื่อให้มีคุณภาพดีขึ้น สำหรับความพยายามที่จะปรับปรุงคุณภาพของสื่อชนิดภาพ ในปัจจุบันก็ได้มีการเพิ่มคุณภาพของภาพ ด้วยการทำให้ขอบภาพ ซึ่งเป็นเส้นแบ่งระหว่างวัตถุสองชนิดบนภาพมีความชัดเจนยิ่งขึ้นทำให้การแยกแยะวัตถุทำได้ง่ายขึ้น (Jiang and Wang, 2003) โดยเฉพาะอย่างยิ่งภาพถ่ายทางวิทยาศาสตร์การแพทย์ ที่จะได้รับประโยชน์อย่างมาก จากภาพที่มีขอบภาพชัดเจน และมีความคมชัดคุณภาพสูง (Yu and Acton, 2002) เพราะภาพคุณภาพสูงที่มีความคมชัดและแม่นยำ สามารถถูกนำไปใช้เป็นแหล่งข้อมูลที่เชื่อถือได้ ทำให้การวิเคราะห์วินิจฉัยโรคจากภาพ มีความถูกต้องแม่นยำยิ่งขึ้น ซึ่งเกิดมาจากการนำข้อมูลที่ตีไปใช้ ถึงแม้ว่าในปัจจุบันจะมีการใช้เทคนิคอย่าง Lesion Extraction และ Deep Learning เข้ามาช่วยในการวินิจฉัยโรค (Litjens et al., 2017) แต่เทคนิคเหล่านี้ถูกนำไปใช้ในเชิงของการตรวจจับวัตถุ ที่เราสนใจบนภาพเสียมากกว่า อีกทั้งในการพัฒนาเทคนิคนี้จำเป็นต้องใช้ฐานข้อมูลรูปภาพทางการแพทย์จำนวนมาก และยังคงมีผู้มีความชำนาญเกี่ยวกับภาพทางการแพทย์เข้ามาช่วยเหลือ ในการพัฒนาเทคนิคอีกด้วย

ภาพที่มีคุณภาพสูงจะทำให้การวินิจฉัยโรคจากภาพทำได้ง่ายขึ้น ซึ่งเป็นประโยชน์ที่เกิดขึ้นโดยตรง อีกทั้งเมื่อเรานำภาพคุณภาพสูงไปพัฒนาเทคนิคที่ช่วยวินิจฉัยโรคอื่น ๆ ก็จะทำให้เกิดประโยชน์อย่างมาก ต่อทั้งแพทย์และผู้ป่วยด้วยกันทั้งสิ้น การปรับปรุงคุณภาพของภาพไม่ได้จำกัดอยู่เพียงภาพที่สูญเสียคุณภาพไปแล้วเท่านั้น การปรับปรุงคุณภาพภาพสามารถนำไปใช้ปรับปรุงภาพให้มีคุณภาพโดยทั่วไปดีขึ้นได้เช่นกัน โดยการทำให้อาณาบริเวณขอบภาพที่คมชัดมากขึ้น และการทำให้ขอบภาพมีความคมชัด ก็จะทำให้ภาพมีคุณภาพสูงขึ้นได้โดยไม่ต้องไปถ่ายภาพใหม่ หรือเสียเงินเพื่อซื้ออุปกรณ์ถ่ายภาพที่ดีขึ้นมาใช้ถ่ายภาพ ซึ่งอุปกรณ์ก็จะมีราคาสูงมากขึ้นด้วยเช่นกัน ด้วยการใช้เทคนิคการปรับปรุงคุณภาพของภาพ จะทำให้เราประหยัดทรัพยากรที่มีค่าได้เป็นอันมาก

เทคนิคการปรับปรุงคุณภาพของภาพถูกคิดค้นและพัฒนาเทคนิคขึ้นมาหลายเทคนิค แต่ละเทคนิคก็ถูกพัฒนาขึ้นมาภายใต้เป้าหมาย และสภาพแวดล้อมของการแก้ปัญหาที่แตกต่างกันไป ซึ่งทำให้แต่ละเทคนิคมีเอกลักษณ์ ในการตอบสนองต่อเทคนิคการปรับปรุงคุณภาพของภาพแต่ละแบบต่างกันไป ซึ่งโดยรวมแล้วเป้าหมายของการปรับปรุงคุณภาพของภาพ คือการทำให้ขอบภาพมีความคมชัดมากขึ้น และลดสัญญาณรบกวนบนภาพให้น้อยลง (Chan et al., 2005) ซึ่งในการพัฒนาเทคนิคปรับปรุงภาพ มักพัฒนาโดยมีข้อสันนิษฐานว่ามีภาพต้นฉบับหรือภาพที่มีคุณภาพสมบูรณ์ดี หรือ True Image นั้นมีอยู่จริง แต่ภาพที่มีคุณภาพสมบูรณ์นั้น ได้ผ่านฟังก์ชันตัวหนึ่งซึ่งมีคุณสมบัติทำให้ภาพเสื่อมคุณภาพลง (Campisi and Egiazarian, 2016) ซึ่งทำให้ขอบภาพมีความบิดเบือนผิดเพี้ยนไม่ตรงกับความเป็นจริง หรืออาจเกิดการบิดเบือนที่ตัวภาพ ในลักษณะของสัญญาณรบกวนเป็นต้น ดังนั้นถ้าเราสามารถหาฟังก์ชันตัวที่ทำให้ภาพบิดเบือน หรือทำให้ภาพเสื่อมลงได้ เราก็จะสามารถ

ทำการย้อนกลับกระบวนการที่ทำให้ภาพเลื่อมลง กลับกลายเป็นภาพที่ดีได้ ซึ่งกระบวนการนี้ถูกเรียกว่าการดีคอนโวลูชัน (Deconvolution) (Yang et al., 1996)

การเลือกใช้เทคนิคในการปรับปรุงภาพ ให้เหมาะสมกับลักษณะภาพก็มีความสำคัญอย่างยิ่ง เพราะการใช้เทคนิคที่เหมาะสมกับภาพจะทำให้การปรับปรุงภาพมีประสิทธิภาพมากขึ้นและสามารถทำได้ง่ายขึ้นด้วย สำหรับงานวิจัยชิ้นนี้ มีต้องการปรับปรุงคุณภาพของภาพทางการแพทย์ จึงได้เลือกใช้เทคนิคนาสรีฟเข้ามาเป็นพื้นฐานในการปรับปรุงภาพ รวมเข้ากับเทคนิคการปรับปรุงภาพ โดยที่ยังรักษาขอบภาพไว้โดยใช้ค่าแอนไอโซทรอปิก (Anisotropic) ที่ถูกนำเสนอโดย Yang, Burger, Firmin, และ Underwood (1996) เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของเทคนิคการปรับปรุงคุณภาพของภาพให้มีประสิทธิภาพสูงขึ้น เทคนิคนาสรีฟนี้ถูกนำเสนอโดย Kundur และ Hatzinakos (1996) ซึ่งถูกพัฒนาขึ้นเพื่อปรับปรุงภาพที่มีสีพื้นหลังสีเรียบทั่วทั้งภาพเพียงสีเดียว ซึ่งตรงกับลักษณะของภาพทางการแพทย์ที่ได้จากเครื่องถ่ายภาพทางการแพทย์อย่างยิ่ง ที่มักมีสีของพื้นหลังเป็นสีที่บดบังสีเดียวตลอดทั้งภาพ นอกจากนี้เทคนิคนาสรีฟยังสามารถทำการประเมินหาฟังก์ชันที่ทำให้ภาพบิดเบือนได้เองโดยอาศัยข้อมูลนำเข้าจากผู้ใช้งานเพียงเล็กน้อยเท่านั้น ทำให้การปรับการปรับปรุงภาพทางการแพทย์ด้วยเทคนิคนาสรีฟมีความสะดวก จากการที่ตัวเทคนิคสามารถประเมินหาฟังก์ชันที่ทำให้ภาพบิดเบือนได้เอง และเทคนิคจะสามารถทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพเนื่องจากลักษณะแวดล้อมของภาพถ่ายทางการแพทย์ตรงกับสภาพแวดล้อมที่เทคนิคนาสรีฟได้ถูกออกแบบมาใช้ในการแก้ปัญหา

## 1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อปรับปรุงคุณภาพของภาพด้วยเทคนิคการปรับค่านโครงสร้างแบบนาสรีฟ โดยมีวัตถุประสงค์ย่อยดังนี้

- 1) เพื่อปรับปรุงคุณภาพของภาพถ่ายทางวิทยาศาสตร์และการแพทย์ ด้วยการปรับปรุงขอบภาพให้มีความชัดเจนมากขึ้นด้วยเทคนิคการปรับค่านโครงสร้างแบบนาสรีฟ โดยทดสอบกับภาพ ที่ได้จากเครื่อง Magnetic Resonance Imaging (MRI) และ Computed Tomography (CT) แล้วทำการวัดคุณภาพของผลลัพธ์ที่ได้ด้วยตัวชี้วัดคุณภาพของภาพ
- 2) เพื่อให้แพทย์สามารถนำภาพที่ได้รับการปรับปรุงไปใช้วิเคราะห์ และวินิจฉัยโรคได้อย่างถูกต้องแม่นยำยิ่งขึ้น ด้วยการปรับปรุงขอบภาพของวัตถุ ให้มีความคมชัดมากขึ้น ทำให้แพทย์สามารถแยกแยะขอบภาพของวัตถุได้ง่ายขึ้น

### 1.3 สมมติฐานของการศึกษา

สมมติฐานของงานวิจัยชิ้นนี้ คือ ภาพที่มีความคมชัดของขอบภาพสูง จะสามารถทำให้แพทย์สามารถตรวจวัดขนาดของเนื้อเยื่อจากภาพ ได้แม่นยำกว่าการตรวจวัดด้วยภาพทั่วไป ซึ่งภาพที่มีขอบภาพคมชัดสูง มักจะมีค่าแอนไอโซทรอปิกสูงตามไปด้วย ดังนั้นการปรับปรุงคุณภาพของภาพ โดยใช้ค่าแอนไอโซทรอปิกเข้ามาช่วยกำหนดทิศทางในการปรับปรุงคุณภาพของภาพ จะช่วยให้ภาพที่ถูกปรับปรุงออกมามีความคมชัดมากขึ้น

### 1.4 ขอบเขตของการวิจัย

งานวิจัยนี้เป็นการศึกษาและพัฒนาการปรับปรุงคุณภาพของภาพด้วยเทคนิคการปรับคืนโครงสร้างแบบนาสริฟ โดยหลักการที่พัฒนาขึ้นจะมีคุณสมบัติดังนี้

- 1) พัฒนาเทคนิคในการปรับปรุงคุณภาพของภาพ โดยใช้พื้นฐานจากเทคนิคนาสริฟ รวมเข้ากับเทคนิคการปรับปรุงภาพโดยที่ยังรักษาขอบภาพไว้โดยใช้ค่าแอนไอโซทรอปิก
- 2) ข้อมูลที่ใช้คือไฟล์ภาพ Brain Phantom (GIF) ขนาด 490×492 pixels และภาพทางการแพทย์ที่ถูกเก็บจากผู้ป่วยจริง ที่ได้รับการตรวจด้วยเครื่อง MRI และ CT
- 3) พัฒนาเทคนิคในการปรับปรุงคุณภาพของภาพ โดยใช้ภาพ Brain Phantom
- 4) วัดคุณภาพของภาพที่ได้ทำการปรับปรุงโดยเทียบกับเทคนิคนาสริฟปกติและเทคนิคที่ใกล้เคียงกัน โดยใช้ค่า Anisotropic Strength และค่า Peak Signal-to-Noise Ratio ในการเปรียบเทียบคุณภาพของภาพ

### 1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

งานวิจัยนี้เป็นการศึกษาและพัฒนาการปรับปรุงคุณภาพของภาพด้วยเทคนิคการปรับคืนโครงสร้างแบบนาสริฟ โดยคาดว่าจะได้รับประโยชน์ดังต่อไปนี้

- 1) เพิ่มความคมชัดของขอบภาพให้มีความคมชัดมากยิ่งขึ้น
- 2) ช่วยให้แพทย์สามารถนำภาพที่ผ่านการปรับปรุง ไปใช้วินิจฉัยโรคได้แม่นยำยิ่งขึ้น
- 3) เทคนิคการปรับปรุงคุณภาพของภาพที่ได้พัฒนาขึ้น สามารถถูกใช้เป็นต้นแบบในการพัฒนาเทคนิคอื่น ๆ ต่อไป

## บทที่ 2

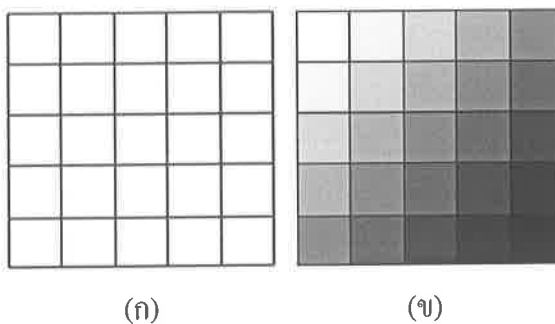
### ปริทัศน์วรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ในบทนี้จะกล่าวถึงปริทัศน์วรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง โดยมีรายละเอียดทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับเทคนิคการปรับปรุงคุณภาพของภาพ โดยได้แบ่งทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง ออกเป็นส่วน ๆ ดังนี้

#### 2.1 ภาพดิจิทัล (Digital Image)

ภาพดิจิทัลเป็นข้อมูลภาพที่ถูกจัดเก็บในรูปแบบของสัญญาณทางไฟฟ้า สัญญาณข้อมูลภาพดิจิทัลนี้สามารถถูกนำมาแสดงได้ โดยผ่านทางหน้าจอแสดงผลต่าง ๆ เช่น หน้าจอคอมพิวเตอร์ หน้าจอโทรศัพท์ หน้าจอโทรทัศน์ เป็นต้น ภาพดิจิทัลสามารถสร้างได้จากอุปกรณ์สร้างภาพดิจิทัลหลายชนิด อย่างเช่น กล้องดิจิทัล (Digital Camera), กล้องถ่ายวีดิโอดิจิทัล (Digital Video Camera) หรือเครื่องกราดภาพ (Scanner) เป็นต้น

เมื่ออุปกรณ์สร้างภาพได้ทำการสร้างภาพออกมาแล้ว ข้อมูลภาพจะถูกนำไปบันทึกในรูปแบบดิจิทัล ในการบันทึกข้อมูลภาพดิจิทัล ภาพจะถูกแบ่งบันทึกในรูปแบบของจุดสี (Pixel) ที่เรียงต่อกัน โดยจุดสีหนึ่งจุดจะบันทึกค่าของสีหนึ่งสี จุดสีจะถูกกำหนดให้อยู่ในขอบเขตของรูปแบบของกรอบสี่เหลี่ยม (Rectangular Image Model) (จิราภรณ์ มั่นศิลป์, 2014) ซึ่งรูปแบบของกรอบสี่เหลี่ยมนี้ เป็นรูปแบบที่ได้รับความนิยมมากที่สุด เนื่องจากการกำหนดรูปแบบกรอบสี่เหลี่ยม จะทำให้กระบวนการของการอ่านภาพ การอ่านข้อมูลจากหน่วยความจำของคอมพิวเตอร์ และการแสดงภาพออกทางอุปกรณ์แสดงผลต่าง ๆ เช่น หน้าจอคอมพิวเตอร์ หน้าจอโทรศัพท์ หรือ หน้าจอโทรทัศน์ สามารถนำข้อมูลภาพออกออกมาแสดงได้อย่างเหมาะสมและรวดเร็ว เพราะว่าหน้าจออุปกรณ์แสดงผลเหล่านี้ ถูกออกแบบมาให้มีลักษณะเป็นสี่เหลี่ยม เช่นเดียวกับลักษณะของ Rectangular Image Model จึงทำให้การแสดงผลภาพบนอุปกรณ์แสดงผลเหล่านี้ สามารถทำได้อย่างรวดเร็วแม่นยำและมีประสิทธิภาพ โดยในบริเวณพื้นที่กรอบสี่เหลี่ยม Rectangular Image Model นี้ จะมีการกำหนดตารางแบบกริด (Grid) ดังในตัวอย่างรูปที่ 2.1 โดยแต่ละช่องของตารางกริดจะเก็บค่าของสีหนึ่งสี หรือที่เรียกว่าหนึ่งพิกเซล ยิ่งภาพหนึ่งภาพมีการแบ่งตารางกริด ให้มีจำนวนช่องมากขึ้นเท่าใด ภาพก็จะสามารถเก็บค่าของจุดสีได้หลายจุดสีมากขึ้นตามไปด้วย หรือกล่าวคือเมื่อมีการแบ่งตารางกริด ให้มีความละเอียดมากขึ้น ตารางกริดก็จะสามารถแสดงรายละเอียดของรูปภาพได้อย่างละเอียดมากขึ้นนั่นเอง



รูปที่ 2.1 แสดง (ก) ตารางกริดขนาด 5×5 pixels, (ข) ตัวอย่างภาพขนาด 5×5 pixels

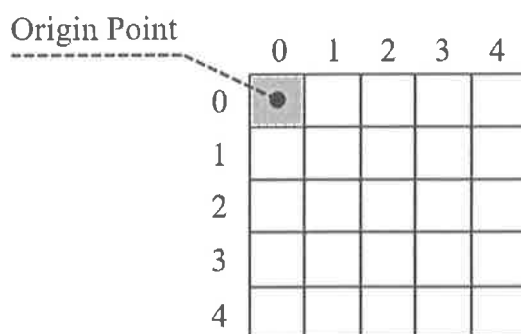
โดยภาพดิจิทัลสามารถนำมาเขียนนิยาม ให้อยู่ในรูปฟังก์ชันสองมิติได้ดังสมการที่ 2.1 เพื่อให้เกิดความสับสนกระชั้นมากขึ้น

$$f(x, y) \in \mathbb{R}^n \quad (2.1)$$

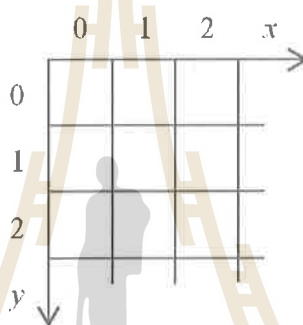
โดยที่  $x$  คือ พิกัดของภาพในแนวแกนนอน  
 $y$  คือ พิกัดของภาพในแนวแกนตั้ง  
 $n$  คือ องค์ประกอบของค่าสีต่อหนึ่งจุดสี

ค่าของ  $f$  ที่พิกัด  $(x, y)$  ใด ๆ คือตัวเลขของค่าสี ของจุดสีแต่ละจุดบนตารางกริด โดยทั่วไปในกระบวนการของการประมวลผลภาพ (Image Processing) ที่พิกัดหัวมุมบนสุดซ้ายมือสุดของภาพ มักจะถูกกำหนดให้เป็นจุดต้นกำเนิด (Origin Point) ของภาพ ดังเช่นในตัวอย่างรูปที่ 2.2 จุดต้นกำเนิดจะถูกกำหนดให้อยู่ที่ตำแหน่งพิกัด  $(0,0)$  ของตารางกริด จุดกำเนิดภาพมีประโยชน์คือ ช่วยให้การอ้างอิงพิกัดทำได้โดยง่าย เมื่อภาพถูกนำไปประมวลผล ด้วยอัลกอริทึมประมวลผลแบบต่าง ๆ

สำหรับการอ้างอิงตำแหน่งพิกัดจุดสีแต่ละจุด จะใช้รูปแบบการอ้างอิงพิกัดตามรูปที่ 2.3 (Mathworks, Online, 2016) คือ เมื่อพิกัดที่จะอ้างอิงห่างจากจุดต้นกำเนิดตามระนาบแนวแกนนอนไปทางขวามากขึ้น ค่า  $x$  ในพิกัด  $(x, y)$  จะมีค่าสูงขึ้นเรื่อย ๆ ในทางกลับกันหากพิกัดห่างจากจุดต้นกำเนิดตามระนาบแนวแกนนอนไปทางซ้ายค่าก็จะติดลบมากขึ้นเรื่อย ๆ หากพิกัดที่จะอ้างอิงห่างจากจุดต้นกำเนิดตามระนาบแนวแกนตั้งลงด้านล่างไปเรื่อย ๆ ค่าของ  $y$  ในพิกัด  $(x, y)$  จะมีค่าสูงขึ้นเรื่อย ๆ และในทางกลับกันหากพิกัดห่างออกจากจุดต้นกำเนิดตามระนาบแนวแกนตั้งขึ้นไปด้านบนเรื่อย ๆ ค่า  $y$  ก็จะติดลบมากขึ้นเช่นกัน ทั้งนี้ค่าพิกัดติดลบมีการถูกใช้งานจากหลายอัลกอริทึม เนื่องจากจำเป็นต้องมีพิกัดอ้างอิง ในกรณีที่มีการทำการคำนวณจุดสีบริเวณส่วนขอบของรูปภาพ



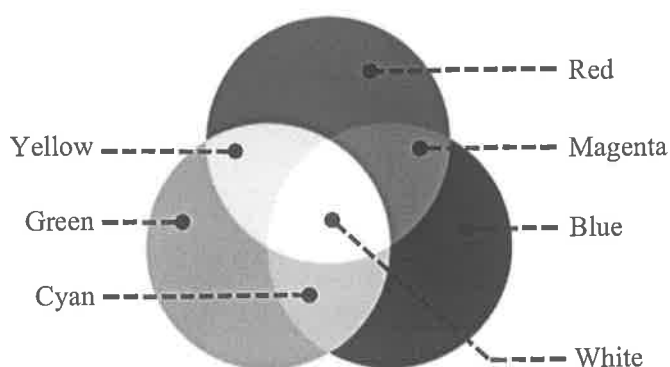
รูปที่ 2.2 แสดงลักษณะของพิกัดของตารางกริด และตำแหน่งจุด Origin Point



รูปที่ 2.3 แสดงการอ้างอิงพิกัด  $(x,y)$

## 2.2 ระดับสีและระบบสีของภาพดิจิทัล (Digital Image Colors Depth and Colors System)

ภาพหนึ่งภาพสามารถแสดงสีได้หลากหลายรูปแบบ การนำเสนอสีต้นของภาพแต่ละภาพ ก็สามารที่จะถูกนำเสนอออกมาได้มากมายหลากหลายรูปแบบเช่นกัน ตั้งแต่รูปแบบของภาพที่มีเพียงสีขาวและสีดำ ไปจนถึงภาพที่ประกอบไปด้วยสีสดใสหลากหลายสีต้น อย่างเช่น สีม่วง สีคราม สีน้ำเงิน สีเขียว สีเหลือง สีแสด สีแดง เป็นต้น ซึ่งสีเหล่านี้แต่ละสี ก็อาจเกิดจากสีเพียงสีเดียว หรืออาจเกิดจากการผสมระหว่างสีสองสี หรือมากกว่าก็ได้ ดังเช่นในรูปที่ 2.4 ที่แสดงการผสมกันของสี ซึ่งสีนี้ไม่ว่าจะเป็นสีเดี่ยว หรือเป็นสีที่ถูกผสมมาก็ตาม ก็จะมีระดับความลึกของสี (Color Depth) ที่แตกต่างกัน ทำให้สีหนึ่งสีสามารถที่จะมีความแตกต่างกันได้อย่างมาก ตัวอย่าง เช่น สีแดงที่มีระดับความลึกของสีแตกต่างกันก็จะทำให้เกิด สีแดงสด สีแดงทึบ สีแดงเข้ม หรือสีแดงอ่อน เป็นต้น



รูปที่ 2.4 การผสมกันของสี

สำหรับในระบบดิจิทัลแล้ว ระดับความลึกของสีจะถูกกำหนดโดยบิตข้อมูลของแต่ละจุดสี บิตข้อมูลคือหน่วยความจำที่ใช้จัดเก็บข้อมูลในระบบดิจิทัล โดยจัดเก็บข้อมูลในรูปแบบของ เลขฐานสอง ระดับความลึกของจุดสีแต่ละจุด จะมีความละเอียดขึ้นอยู่กับจำนวนบิตข้อมูลที่ใช้ จัดเก็บ ยิ่งใช้บิตข้อมูลต่อหนึ่งจุดสีมาก จุดสีก็จะมีระดับความลึกของสีมาก โดยปกติที่นิยมเป็น ส่วนมากแล้ว ระดับความลึกของสีจะเริ่มต้นที่เลข 0 ซึ่งกำหนดให้เป็นสีดำ และระดับความลึกสูงสุด ที่เป็นได้ จะขึ้นอยู่กับจำนวนบิตข้อมูลที่ใช้เก็บค่าสีนั้น เช่น เมื่อใช้บิตข้อมูล 8 บิตในการเก็บค่าสี ระดับความลึกสูงสุดจะเป็น 255 (รูปแบบที่เป็นไปได้ในการเก็บข้อมูลด้วยเลขฐานสองจำนวน 8 หลัก คือ  $2 \times 2 \times 2 \times 2 \times 2 \times 2 \times 2 \times 2$  ซึ่งมีค่าเท่ากับ 256 แต่เนื่องจากการเริ่มนับเลขเริ่มต้นที่เลข 0 มิใช่ 1 ดังที่ได้กล่าวมาข้างต้น จึงมีค่าเป็น 256-1 ซึ่งมีค่าเท่ากับ 255 แทน) และระดับความลึกสูงสุดจะมีค่า เท่ากับ 65,535 เมื่อใช้บิตข้อมูลจำนวน 16 บิตในการเก็บค่าสีของหนึ่งจุดสี เป็นต้น (Tcheslavski, 2010) โดยวิธีเก็บข้อมูลของแต่ละจุดสี ก็จะมี ความแตกต่างกันไปตามระบบสีที่ใช้ในการนำเสนอ รูปภาพของระบบดิจิทัล ที่จะถูกกล่าวต่อไป

### 2.2.1 1-Bit Monochrome

ในระบบสีนี้ จุดสีจะมีสีเพียงสองสีที่สามารถเป็นไปได้เท่านั้นคือสีขาวและสีดำ ดัง ตัวอย่างภาพ Monochrome ในรูปที่ 2.5 การที่ภาพสามารถแสดงได้เพียงสองสี มีข้อดีคือ การใช้บิต ข้อมูลเพียงแคหนึ่งบิตข้อมูลเท่านั้น ในการเก็บค่าสี ทำให้การแสดงรูป หรือข้อความ สามารถทำได้ อย่างรวดเร็ว ถึงแม้ว่ารูปที่มีเพียงสองสีนี้ อาจจะไม่มียละเอียดที่สามารถนำมาแสดงได้มากนัก แต่ ก็มีรายละเอียดเพียงพอสำหรับงานบางประเภท เช่น งานประเภทสื่อสิ่งพิมพ์ ที่ใช้สีดำแทนหมึก พิมพ์ตัวอักษร และใช้สีขาวใช้แทนพื้นที่เป็นส่วนกระดาษ และการสื่อสารผ่านเครื่องโทรสาร (Fax Machine) เป็นต้น การใช้การเก็บข้อมูลแบบ 1-Bit Monochrome นี้ สามารถใช้เพื่อลดต้นทุนในการ



ส่งข้อมูลได้อย่างมีประสิทธิภาพ หรือสามารถนำไปใช้ในการแบ่งส่วนภาพ (Segmentation) เพื่อแยกส่วนประกอบของภาพ เป็นต้น



รูปที่ 2.5 ตัวอย่างภาพ Monochrome

### 2.2.2 8-Bit Grayscale

8-Bit Grayscale จะมีการนำบิตข้อมูลเข้ามาใช้ในการเก็บข้อมูล เป็นจำนวน 8 บิต ต่อการเก็บค่าสีของสีหนึ่งสีต่อหนึ่งจุดสี จึงทำให้จุดสีแต่ละจุด สามารถแสดงระดับสีที่เป็นไปได้ทั้งหมดเท่ากับ  $2^8$  ( $2 \times 2 \times 2 \times 2 \times 2 \times 2 \times 2 \times 2$ ) หรือเท่ากับ 256 ระดับสี ด้วยระดับสีที่มีได้มากถึง 256 ระดับ ทำให้การแสดงผลโทนสี สามารถแสดงได้ตั้งแต่สีดำที่มืดที่สุด ไปจนถึงสีขาวที่สว่างที่สุด โดยมีสีเทาหลายระดับคั่นอยู่ระหว่างสีขาวกับสีดำที่สามารถแสดงออกมาได้ ดังในรูปที่ 2.6 ที่แสดงตัวอย่างระดับสีบางส่วนของระบบสีเกรย์สเกล ภาพที่ถูกบันทึกในรูปแบบของเกรย์สเกล สามารถแสดงรายละเอียดของภาพ ออกมาได้มากกว่าภาพที่มีเพียงสีขาวหรือดำเพียงสองสีเท่านั้นในการแสดงผล หากนำภาพเกรย์สเกล ไปเปรียบเทียบกับภาพที่มีสีสันสดใสจากกล่าวได้ว่า ภาพเกรย์สเกล นำเสนอเฉพาะส่วนของข้อมูลระดับความเข้มสีเท่านั้น แม้สายตามนุษย์จะสามารถรับภาพที่มีสีสันสดใสได้ดีกว่าภาพที่มีเพียงสีขาว สีดำและสีเทา แต่สำหรับกระบวนการในการประมวลผลภาพโดยใช้เครื่องคอมพิวเตอร์นั้น ภาพเกรย์สเกลมีข้อได้เปรียบที่มากกว่าภาพสีคือ ภาพเกรย์สเกลใช้จำนวนบิตข้อมูลในการเก็บค่าสีน้อยกว่าภาพสี ทำให้การดึงค่าข้อมูลของสี จากหน่วยความจำคอมพิวเตอร์มาทำการประมวลผลของภาพเกรย์สเกล ใช้เวลาในการดึงข้อมูลน้อยกว่าการดึงข้อมูลค่าสี ของภาพที่มีหลายสีอย่างมาก ระดับสีทั้ง 256 ระดับสีมักจะถูกแสดงในรูปของเลข 0 ถึง 255 แทนที่จะเป็น 1 ถึง 256 ซึ่งมีเหตุผลอยู่ว่าในทางคอมพิวเตอร์ โปรแกรมประมวลผลโดยมากนิยมที่จะ เริ่มนับค่าแรกเมื่อทุกบิตข้อมูลเป็นศูนย์ทั้งหมดซึ่งมีค่าเท่ากับ 0 (ในเลขฐานสองมีค่าเท่ากับ 00000000) แล้วเริ่มนับ

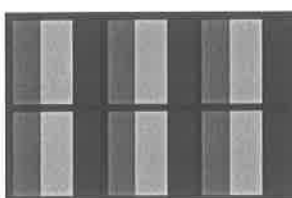
ไปจนถึงเมื่อทุกบิตข้อมูลทั้ง 8 บิตเป็นหนึ่งทั้งหมดซึ่งมีค่าเท่ากับ 11111111 ในเลขฐานสอง หรือเท่ากับ 255 ในเลขฐาน 10 นั่นเอง



รูปที่ 2.6 แสดงระดับสีบางส่วนจากระบบสีเกรย์สเกล

### 2.2.3 24-Bit Color (True Color)

ด้วยการเพิ่มบิตข้อมูลเข้ามาใช้เก็บข้อมูล ทำให้เรามีพื้นที่มากขึ้นเพียงพอที่จะเก็บค่าสีอื่น ๆ เพิ่มขึ้นได้ ทำให้หน้าจอแสดงภาพสามารถแสดงภาพออกมาเป็นภาพสีที่สดใสได้ตามต้องการ ด้วยการเก็บข้อมูลสีแบบ RGB Color System (Red Green Blue : RGB) ทำให้การแสดงสีของภาพสามารถทำได้อย่างสวยงาม โดย 24-Bit Color จะมีบิตข้อมูลซึ่งประกอบไปด้วย บิตข้อมูลสีแดง 8 บิต บิตข้อมูลสีเขียว 8 บิต และบิตข้อมูลสีน้ำเงิน 8 บิต ดังตัวอย่างรูปที่ 2.7 ที่แสดงจุดสีจำนวน 6 จุดสี (3×2 pixels) ซึ่งจุดสีทั้ง 6 จุดสี มีการเก็บข้อมูลค่าสีแบบ RGB Color System โดยเรียงตำแหน่งสีแบบ Stripe โดยสีแต่ละสีก็จะมีระดับความลึกของสีได้ 256 ระดับ ข้อดีของการที่จุดสีแบ่งเก็บสีแบบ RGB Color System ต่อกระบวนการประมวลผลภาพ ก็คือ การเพิ่มทางเลือกในการนำภาพไปประมวลผลได้มากขึ้น ยกอย่างเช่น การตัดสีบางสีที่ไม่ต้องการออก แล้วนำเพียงสีที่ต้องการไปใช้ในการประมวลผลภาพ หรือการประมวลผลภาพ โดยใช้เฉพาะสีบางสีเท่านั้น เพราะภาพบางประเภท สามารถให้ผลลัพธ์ที่ดี และมีประสิทธิภาพในการประมวลผลมากกว่าการประมวลผลโดยใช้สีทุกสี เป็นต้น แต่ก็มีข้อควรระวังในการนำภาพ RGB ออกแสดงผลในอุปกรณ์



รูปที่ 2.7 แสดงจุดสีขนาด 3×2 pixels ที่เก็บบิตข้อมูลแบบ RGB

ต่างชนิดกัน เนื่องจากอุปกรณ์ชนิดต่าง ๆ อาจมีการเรียงลำดับของสีที่แตกต่างกัน ซึ่งอาจไม่ได้เรียงตามลำดับสีแดง สีเขียว และสีน้ำเงินเสมอไป ขึ้นอยู่กับผู้ผลิตอุปกรณ์แสดงผลว่าสร้างอุปกรณ์แต่ละตัวให้มีการอ่านค่าสีอย่างไร (King, 2002)

### 2.3 Image Noise and Types of Image

การถ่ายภาพให้ออกมาสวยงามและมีความคมชัดนั้น คงเป็นสิ่งที่ผู้ถ่ายภาพหลายต่อหลายคนต้องการอย่างยิ่ง แต่ในความเป็นจริงแล้ว ในการถ่ายภาพเราไม่สามารถที่จะไปควบคุมปัจจัยสภาพแวดล้อมทุกอย่างในการถ่ายภาพ ให้เป็นไปตามต้องการของเราได้ ยิ่งในกระบวนการของการถ่ายภาพ การที่ภาพไม่ชัดอันเนื่องมาจากการเกิดสัญญาณรบกวนกับภาพ ก็เป็นสิ่งที่ควบคุมได้ยาก และในหลายๆครั้งเราเองก็ไม่อาจควบคุมมันได้เลย เมื่อการเกิดสัญญาณรบกวนกับภาพเป็นสิ่งที่ไม่อาจควบคุมได้แล้ว การทำความเข้าใจ และทำความรู้จักกับสัญญาณรบกวนก็เป็นหนึ่งในสิ่งที่ผู้ถ่ายภาพสามารถทำได้ เพื่อเตรียมความพร้อมในการที่จะรับมือ กับสัญญาณรบกวนได้อย่างถูกต้องวิธี

Image Noise คือสัญญาณรบกวนที่เกิดกับภาพ เป็นสัญญาณที่ช่างภาพไม่ต้องการให้เกิดขึ้นบนภาพ สัญญาณรบกวนสามารถปรากฏได้ในลักษณะจุดสีขาว จุดสีดำ จุดสีเทา หรือสีอื่นใดที่ผิดเพี้ยนไปจากสีวัตถุ หรือสีของบุคคลที่ถูกถ่ายภาพ สัญญาณรบกวนอาจเกิดขึ้นได้หลายแบบ ทั้งเป็นเพียงจุดหนึ่งจุด หรือเกิดขึ้นเป็นกลุ่มสัญญาณรบกวนบนภาพก็ได้ ซึ่งสัญญาณรบกวนสามารถเกิดได้จากการที่ตัวเซ็นเซอร์รับแสงของกล้องถ่ายภาพทำงานผิดปกติ หรือตัวเซ็นเซอร์รับแสงถูกทำออกมามีขนาดเล็กมากเกินไป จนแสงที่ผ่านเลนส์ของกล้องเข้ามา ไม่ตกกระทบลงบนตัวเซ็นเซอร์อย่างถูกต้องอย่างที่อุปกรณ์ถูกออกแบบมา ทำให้เมื่อบันทึกภาพ ตัวเซ็นเซอร์ก็จะบันทึกค่าสีที่ไม่ถูกต้องลงบนจุดสีของภาพ ทำให้เกิดจุดสีขาว หรือจุดสีดำขึ้น (Wang, 2008) สัญญาณรบกวนเองก็มีรูปแบบแตกต่างกันหลายชนิด ลักษณะที่เกิดขึ้นของสัญญาณรบกวนบนภาพถ่าย สามารถถูกนำมาแบ่งแยกชนิดของสัญญาณรบกวนออกเป็นประเภทต่าง ๆ ได้ แต่ต้องอาศัยความคุ้นเคย และประสบการณ์ของผู้ถ่ายภาพ มาเป็นส่วนหนึ่งในการเข้ามาช่วยแยกแยะประเภทของสัญญาณรบกวนประโยชน์ของการที่ผู้ถ่ายภาพสามารถแยกแยะประเภทของสัญญาณรบกวนได้ คือ ทำให้ผู้ถ่ายภาพสามารถจัดการ หรือลดปัจจัยที่อาจทำให้เกิดสัญญาณรบกวนลงได้ ซึ่งจะช่วยให้การถ่ายภาพ ได้ภาพออกมามีคุณภาพที่ดียิ่งขึ้นจากการที่มีสัญญาณรบกวนน้อยลงนั่นเอง สัญญาณรบกวนที่สามารถพบได้ทั่วไปมีดังนี้

#### 2.3.1 Gaussian Noise

สัญญาณรบกวนแบบเกาส์เซียน เป็นรูปแบบสัญญาณรบกวนที่สามารถพบได้ทั่วไป สัญญาณรบกวนแบบเกาส์เซียนนี้ มีรูปแบบของการแจกแจงคล้ายคลึงกับรูปแบบการแจกแจงแบบปกติ (Normal Distribution) ที่คล้ายกับรูปแบบการแจกแจงของสัญญาณรบกวนที่เกิดขึ้นตาม

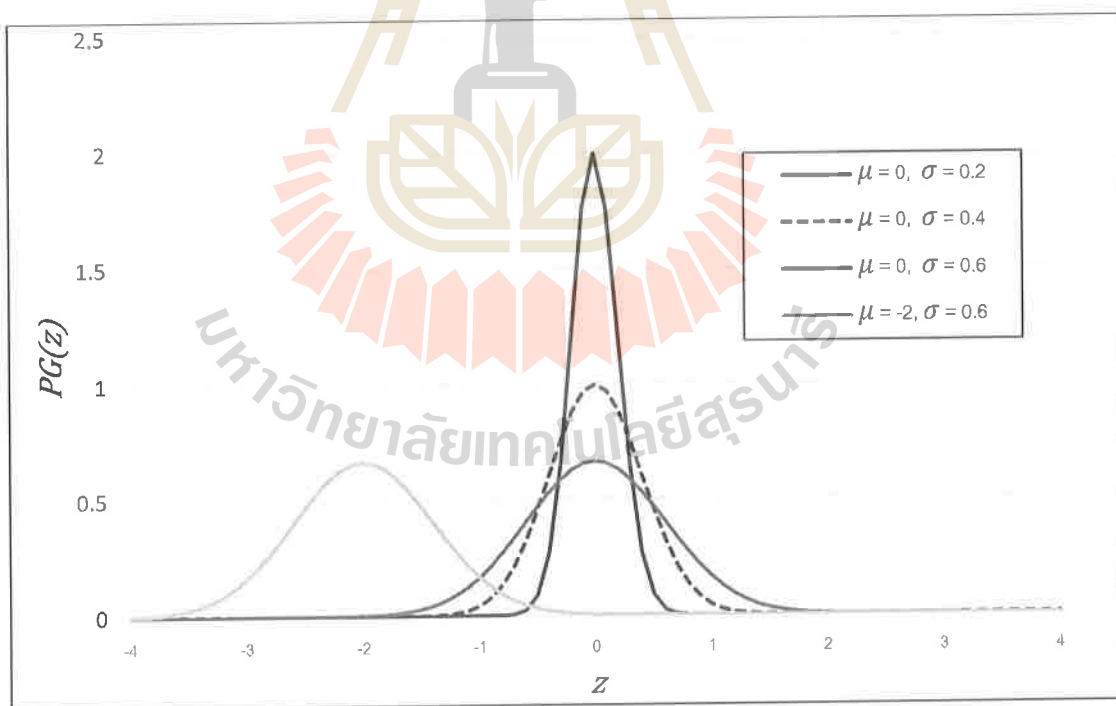
แหล่งธรรมชาติ (Natural Noise) จึงทำให้สัญญาณรบกวนชนิดนี้ มักถูกนำไปใช้ในการทดสอบ และ ออกแบบอุปกรณ์ที่ใช้ในการรับ-ส่งสัญญาณชนิดต่าง ๆ โดยสัญญาณรบกวนแบบเกาส์เซียน มี ฟังก์ชันความหนาแน่นของความน่าจะเป็น (Probability Density Function : PDF) ถูกนิยามดังสมการ ที่ 2.2 โดยฟังก์ชันความหนาแน่นของความน่าจะเป็นนี้ จะเป็นสิ่งที่บ่งบอกถึงโอกาสในการเกิด สัญญาณรบกวนกับจุดสีแต่ละจุดบนภาพ ว่ามีโอกาสในการเกิดมากเท่าใด และเมื่อเกิดสัญญาณ รบกวนนั้นขึ้นมาแล้ว สัญญาณรบกวนจะมีความเข้มของสัญญาณมากเท่าใด (Cattin, 2013)

$$PG(z) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(z-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (2.2)$$

โดยที่  $z$  คือ ค่าของตัวแปรสุ่ม

$\mu$  คือ ค่าคาดหมายของตัวแปรสุ่ม

$\sigma$  คือ ค่าความเบี่ยงเบนมาตรฐาน



รูปที่ 2.8 ลักษณะฟังก์ชันความหนาแน่นของความน่าจะเป็นของสัญญาณรบกวนแบบเกาส์เซียน

รูปที่ 2.8 แสดงลักษณะฟังก์ชันความหนาแน่นของความน่าจะเป็นของสัญญาณรบกวนแบบเกาส์เซียน ที่มี ค่าความเบี่ยงเบนมาตรฐาน และค่าคาดหวังของตัวแปรสุ่ม ที่มีค่าของตัวแปรสุ่มต่างกัน โดยสัญญาณรบกวนแบบเกาส์เซียนที่เกิดขึ้นบนภาพดิจิทัล มักเกิดขึ้นในขั้นตอนการถ่ายภาพ โดยสาเหตุหลัก มักเกิดมาที่ตัวเซ็นเซอร์เป็นหลัก โดยสาเหตุที่มักทำให้ตัวเซ็นเซอร์มีสัญญาณรบกวนเกิดขึ้น คือ ความผิดพลาดจากการให้แสงที่มากจนเกินไป หรือน้อยจนเกินไป ความผิดพลาดจากการที่เซ็นเซอร์อยู่ภายใต้อุณหภูมิที่ไม่เหมาะสม ความผิดพลาดจากวงจรและสัญญาณทางไฟฟ้า เป็นต้น ความผิดพลาดที่สามารถเกิดขึ้นเหล่านี้ อาจเกิดขึ้นกับจุดสีจุดใดบนภาพก็ได้ (Duvenaud, 2014) รูปที่ 2.9 แสดงตัวอย่างของภาพที่เกิดสัญญาณรบกวนแบบเกาส์เซียนเปรียบเทียบกับภาพต้นฉบับ



รูปที่ 2.9 แสดงภาพที่มีสัญญาณรบกวนแบบเกาส์เซียน (ก) ภาพต้นฉบับ Cameraman (ที่มา : MATLAB, Computer Program, 2016), (ข) ตัวอย่างภาพที่เกิด Gaussian noise

### 2.3.2 Rician Noise

สัญญาณรบกวนแบบไรเซียน เป็นสัญญาณรบกวนที่สามารถพบได้จากการถ่ายภาพด้วยเครื่องสร้างภาพด้วยสนามแม่เหล็กไฟฟ้า (Magnetic Resonance Imaging : MRI) ซึ่งสัญญาณรบกวนแบบไรเซียน เกิดขึ้นจากสัญญาณรบกวนแบบเกาส์เซียน ที่เกิดขึ้นกับเครื่องสร้างภาพด้วยสนามแม่เหล็กไฟฟ้า ที่ต้องทำการสร้างภาพในโดเมนของความถี่ สัญญาณรบกวนแบบไรเซียนมีฟังก์ชันความหนาแน่นของความน่าจะเป็นดังสมการที่ 2.3 (Yousuf and Nobi, 2010)

$$p(x) = \frac{x}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + A^2}{2\sigma^2}\right) I_0\left(\frac{xA}{\sigma^2}\right) \quad (2.3)$$

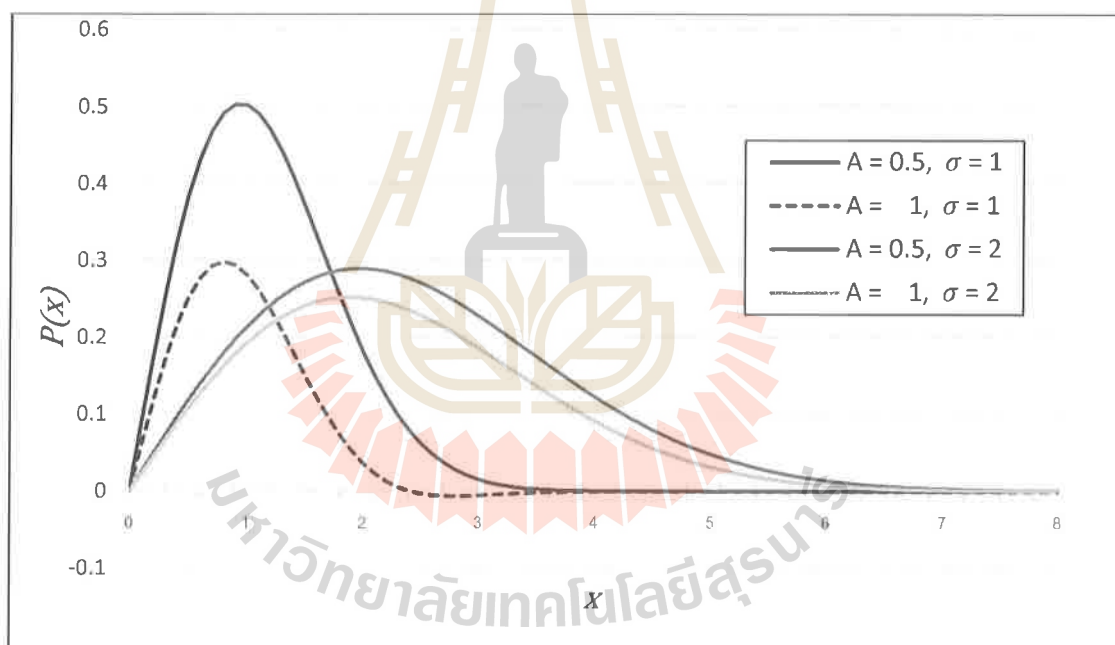
โดยที่  $x$  คือ ค่าของตัวแปรสุ่ม

$A$  คือ ระดับความสว่างของค่าสี

$\sigma$  คือ ค่าการเบี่ยงเบนของสัญญาณรบกวน

$I_0$  คือ ฟังก์ชัน Bessel function of the first kind

โดยลักษณะฟังก์ชันความหนาแน่นของความน่าจะเป็นของสัญญาณรบกวนแบบไรเซียนจะมีลักษณะดังรูปที่ 2.10 นี้



รูปที่ 2.10 ลักษณะฟังก์ชันความหนาแน่นของความน่าจะเป็นของสัญญาณรบกวนแบบไรเซียน

ภาพที่เกิดสัญญาณรบกวนแบบไรเซียนจะมีลักษณะคล้ายกับภาพที่เกิดสัญญาณรบกวนแบบเกาส์เซียน แต่สัญญาณรบกวนแบบไรเซียนจะมีลักษณะของความขึ้นอยู่กับข้อมูลอยู่ด้วย จึงทำให้ภาพที่เกิดสัญญาณรบกวนแบบไรเซียน มีปริมาณการเกิดสัญญาณรบกวนมากหรือน้อยแตกต่างกันไปขึ้นอยู่กับการประมวลผลภาพ รูปที่ 2.11 แสดงตัวอย่างของภาพที่เกิดสัญญาณรบกวนแบบไรเซียน



รูปที่ 2.11 แสดงตัวอย่าง Rician Noise

### 2.3.3 Salt-and-Pepper Noise

สัญญาณรบกวนแบบเกลือและพริกไทย (Salt and Pepper) หรืออาจเป็นที่รู้จักในชื่อสัญญาณรบกวนแบบยอดแหลม (Spike Noise) สัญญาณรบกวนแบบเกลือและพริกไทย มีรูปแบบการแจกแจงคล้ายกับรูปแบบการแจกแจงแบบแกมมา (Gamma Distribution) และถูกนิยามดังสมการที่ 2.4 (Yousuf and Nob, 2010)

$$F(g) = \left[ \frac{g^{\alpha-1}}{(\alpha-1)! a^\alpha} e^{-\frac{g}{a}} \right] \quad (2.4)$$

โดยที่  $a^2$  คือ ค่าความแปรปรวน

$\alpha$  คือ พารามิเตอร์รูปร่างของการแจกแจงแบบแกมมา

$g$  คือ ค่าระดับความสว่างของค่าสี

ภาพที่เกิดสัญญาณรบกวนแบบเกลือและพริกไทย จะมีลักษณะเป็นจุดสีขาวและจุดสีดำเกิดขึ้นบนภาพ ราวกับว่าภาพถูกโรยด้วยเกลือและพริกไทย ดังในตัวอย่างรูปที่ 2.12 ที่แสดงตัวอย่างของภาพที่เกิดสัญญาณรบกวนแบบเกลือและพริกไทย โดยสัญญาณรบกวนชนิดนี้สามารถเกิดได้จาก ความผิดพลาดในกระบวนการแปลงสัญญาณแอนะล็อก (Analog Signal) เป็นสัญญาณดิจิทัล โดยเฉพาะอย่างยิ่งในขั้นตอนของการขนถ่ายข้อมูล หากในขั้นตอนการขนถ่ายข้อมูลเกิดการกระชากของสัญญาณทางไฟฟ้า (Spike) ก็จะทำให้เกิดสัญญาณรบกวนชนิดนี้ได้ ในบางครั้ง

สัญญาณรบกวนแบบเกลือและพริกไทย ก็อาจเกิดจากจุดสีตาย (Dead Pixels) ได้เช่นกัน (Hua and Jinwen, 2009)



รูปที่ 2.12 แสดงตัวอย่าง Salt-and-Pepper Noise

#### 2.3.4 Shot Noise

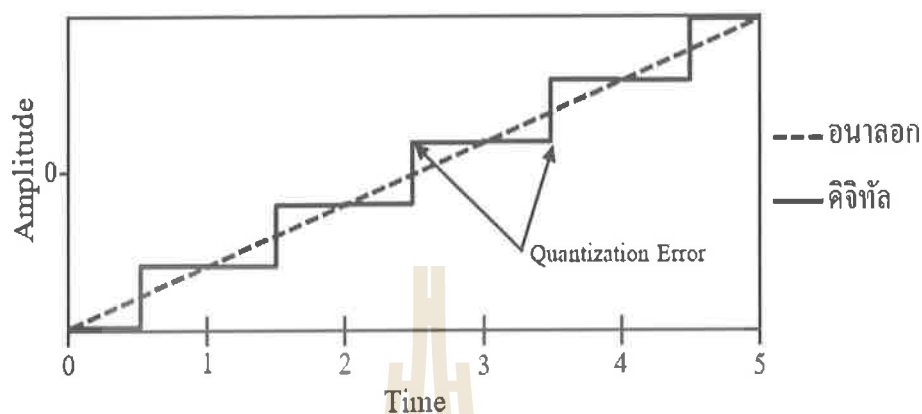
สัญญาณรบกวนแบบช็อต เป็นสัญญาณรบกวนที่มีอยู่ในอุปกรณ์อิเล็กทรอนิกส์ทุกชนิด เนื่องจากตัวอุปกรณ์อิเล็กทรอนิกส์ มีโอกาสที่จะเกิดการดำเนินงานที่ผิดพลาดอันเนื่องมาจากความไม่เสถียรของการปล่อยอนุภาคไฟฟ้าของตัวอุปกรณ์อิเล็กทรอนิกส์ สัญญาณรบกวนแบบช็อตอาจเป็นที่รู้จักกันในชื่อ Photon Shot Noise ซึ่งเกิดจากการที่ตัวเซ็นเซอร์ถูกรบกวนโดยอนุภาคของแสง (Photon) ที่มีขนาดเล็กมาก มาตกกระทบลงบนตัวเซ็นเซอร์ ถึงแม้อนุภาคจะมีขนาดเล็กมากแต่ก็มีพลังงานมากเพียงพอ ที่จะทำให้ตัวเซ็นเซอร์มีปฏิกิริยาตอบสนองได้ ในบางครั้งสัญญาณรบกวนแบบช็อต ก็อาจมาจากการรั่วไหลทางไฟฟ้าบนตัวเซ็นเซอร์ก็ได้ ซึ่งจะถูกรเรียกว่า Dark Shot Noise หรือ Dark-Current Shot Noise สำหรับ โอกาสในการเกิดสัญญาณรบกวนแบบช็อตกับจุดสีแต่ละจุดนั้น สัญญาณรบกวนแบบช็อตมีรูปแบบการแจกแจงแบบปัวซอง (Poisson Distribution) ซึ่งโดยปกติแล้วจะไม่มี ความแตกต่างกับการแจกแจงแบบเกาส์เซียนมากนัก (Farooque and Rohankar, 2013)

#### 2.3.5 Quantization Noise (Uniform Noise)

สัญญาณรบกวนจากการแบ่งระดับสัญญาณเป็นสัญญาณรบกวนที่เกิดในกระบวนการแปลงสัญญาณแอนะล็อกเป็นสัญญาณดิจิทัล ในกระบวนการการแปลงสัญญาณจากสัญญาณแอนะล็อกเป็นสัญญาณดิจิทัล (ADC : Analog-to-Digital Conversion) ด้วยเหตุที่สัญญาณแอนะล็อกมีความละเอียดสูงกว่าสัญญาณดิจิทัลมาก ทำให้ต้องมีการแบ่งระดับสัญญาณเกิดขึ้น เพื่อให้สามารถนำสัญญาณที่มีความละเอียดสูง ถูกแปลงไปลงในสัญญาณที่มีความละเอียดต่ำลงมา เพื่อให้สามารถนำข้อมูลของสัญญาณ ไปทำการคำนวณได้ ขั้นตอนดังกล่าวทำให้เกิด



สัญญาณรบกวน จากความคลาดเคลื่อนของการปิดค่าความละเอียดเกิดขึ้น โดยรูปที่ 2.13 แสดงการแบ่งระดับสัญญาณ จากสัญญาณแอนะล็อกเป็นสัญญาณดิจิทัล



รูปที่ 2.13 แสดงตัวอย่าง Quantization

### 2.3.6 Film Grain Noise

แม้ในปัจจุบันสัญญาณรบกวนแบบฟิล์มเกรนจะถูกพบได้ยากแล้ว เนื่องจากมีการใช้กล้องดิจิทัลกันอย่างแพร่หลายมากขึ้นแทนที่กล้องแบบที่ใช้แผ่นฟิล์ม ทำให้ภาพถ่ายที่ถ่ายด้วยกล้องที่ใช้ฟิล์มถูกพบเห็นได้น้อยลง แต่ภาพถ่ายที่ได้จากกล้องที่ใช้ฟิล์มก็ยังคงสามารถพบเห็นได้บ้าง ซึ่งนอกจากสัญญาณรบกวนแบบฟิล์มเกรนจะพบได้จากภาพที่ใช้ฟิล์มถ่ายภาพแล้ว ภาพสแกนจากฟิล์ม X-ray ก็สามารถพบสัญญาณรบกวนแบบฟิล์มเกรนได้เช่นกัน สัญญาณรบกวนแบบฟิล์มเกรน เกิดจากการที่ผลึกบนแผ่นฟิล์มรับอนุภาคแสงได้ดีไม่เท่ากันทุกแผ่น ทำให้เกิดความไม่สม่ำเสมอบนภาพขึ้น ซึ่งวิธีแก้ไขคือการใช้แผ่นฟิล์มที่มีเนื้อละเอียดในการถ่ายภาพแทนการถ่ายภาพด้วยฟิล์มคุณภาพต่ำ (Farooque and Rohankar, 2013) ในตัวอย่างรูปที่ 2.14 แสดงตัวอย่างภาพที่มีลักษณะสัญญาณรบกวนแบบฟิล์มเกรนบนภาพ โดยจะเห็นได้ว่ามีความผิดเพี้ยนของจุดสีเกิดขึ้นด้วยเช่นกัน ทั้งนี้มีสาเหตุมาจากการที่ เกรนแต่ละเกรนบนแผ่นฟิล์มมีความสามารถในการบันทึกค่าของแสงไม่เท่ากัน ทำให้มีเกรนบางเกรนแสดงสีหนึ่งสีได้ออกมาได้มากหรือน้อยไม่เท่ากันกับเกรนอื่นที่อยู่โดยรอบ



รูปที่ 2.14 แสดงตัวอย่างภาพที่มี Film Grain Noise

## 2.4 Noise Reduction Methods

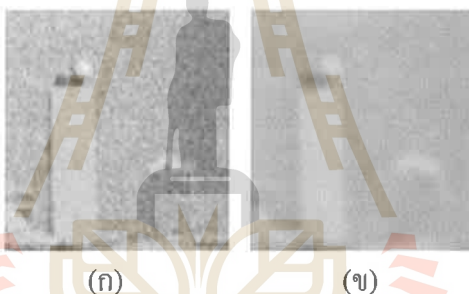
ภาพถ่ายที่ไม่ว่าจะได้มาจากกล้องดิจิทัลหรืออุปกรณ์สร้างภาพพาไพด ๆ การที่ภาพมีสัญญาณรบกวนอยู่บ้าง ก็เป็นสิ่งที่ไม่อาจหลีกเลี่ยงได้ แต่หากต้องการนำภาพถ่ายเหล่านี้ไปใช้ประโยชน์แล้ว สัญญาณรบกวนเหล่านั้น มักเป็นอุปสรรคในการนำภาพไปใช้งานอยู่เสมอ สัญญาณรบกวนจึงทำให้ภาพที่ถูกนำไปใช้ สามารถทำประโยชน์ได้น้อยลง เนื่องจากสัญญาณรบกวนทำให้ภาพมีคุณภาพลดลง ดังนั้นจึงมีความพยายามในการกำจัดสัญญาณรบกวนที่ปรากฏบนภาพให้หมดไป หรืออย่างน้อยก็ทำให้สัญญาณรบกวนมีจำนวนลดน้อยลง เพื่อให้ภาพมีคุณภาพสูงขึ้น เพื่อให้สามารถนำภาพไปใช้ประโยชน์ได้มาก และหลากหลายยิ่งขึ้น สำหรับเทคนิคในการกำจัดสัญญาณรบกวนที่ถูกใช้กันอย่างแพร่หลายมีดังนี้

### 2.4.1 Chroma and Luminance Noise Separation

สำหรับสัญญาณรบกวนที่เกิดกับภาพดิจิทัลแล้ว สัญญาณรบกวนสามารถแยกความผิดเพี้ยนได้สองอย่าง คือ ความผิดเพี้ยนของความเข้มสี (Luminance Noise) และความผิดเพี้ยนของสี (Chroma Noise) การลดสัญญาณรบกวนจึงสามารถแบ่งกระบวนการแยกกันได้ว่า จะแก้ไขที่ความผิดเพี้ยนของความเข้มสี หรือแก้ไขที่ความผิดเพี้ยนของสี เพื่อให้สามารถคงคุณภาพของภาพให้ออกมาดีที่สุดได้ โดยปกติแล้วการลดสัญญาณรบกวนโดยการแก้ไขความผิดเพี้ยนของสี จะได้รับความนิยมนมากกว่าการแก้ไขความผิดเพี้ยนของความเข้มสี เพราะการที่สีผิดเพี้ยนไปจะให้ความรู้สึกต่อผู้ชมภาพว่า ภาพมีความไม่เป็นธรรมชาติ ดังนั้นแล้ว เมื่อความผิดเพี้ยนของสีถูกแก้ไขหรือบรรเทาลง ก็จะทำให้ภาพดูดีขึ้นมากในมุมมองของสายตามนุษย์ (Farooque and Rohankar, 2013)

### 2.4.2 Linear Smoothing Filters

ตัวกรองทำให้เรียบเชิงเส้นเป็นวิธีที่ได้รับความนิยมอย่างมาก ในการจัดการกับสัญญาณรบกวนบนภาพ จนสามารถถือได้ว่าเป็นเทคนิคพื้นฐานอย่างหนึ่งของการกำจัดสัญญาณรบกวนได้เลยทีเดียว ตัวกรองทำให้เรียบเชิงเส้นจะทำให้ภาพออกมามีลักษณะพร่ามัว (Blurred) โดยกระบวนการการคอนโวลูชัน (Convolution) ภาพกับตัวกรอง (Filters) หรือที่รู้จักกันในชื่อมาร์ค (Mask) (Arce et al., 2000) ตัวกรองของตัวกรองทำให้เรียบเชิงเส้นมีลักษณะเป็น โลว์พาสฟิลเตอร์ (Low-Pass Filter) โลว์พาสฟิลเตอร์มีหลักการในการทำงานคือ การกรองจุดสีที่มีการเปลี่ยนแปลงค่าสีสูงขึ้นไปอย่างกระทันหันออกไป โดยการกระจายค่าสีของจุดที่มีค่าสีสูง ทำให้ค่าสีถูกเฉลี่ยออกไปสู่จุดสีรอบ ๆ ทำให้จุดสีที่มีการเปลี่ยนแปลงค่าสีในระดับสูงมีค่าลดลง เพื่อให้จุดสีแต่ละจุดมีความใกล้เคียงกับจุดสีข้างเคียง ตัวอย่างรูปที่ 2.15 แสดงการเปรียบเทียบระหว่างภาพที่มีสัญญาณรบกวนและภาพที่ได้ผ่านโลว์พาสฟิลเตอร์มาแล้ว



รูปที่ 2.15 แสดงการเปรียบเทียบระหว่างภาพที่มีสัญญาณรบกวนและภาพที่ได้ผ่าน โลว์พาสฟิลเตอร์ (ก) ภาพที่มีสัญญาณรบกวน, (ข) ภาพที่ผ่าน โลว์พาสฟิลเตอร์แล้ว

เหตุผลที่โลว์พาสฟิลเตอร์สามารถใช้กำจัดสัญญาณรบกวนได้ดี ก็เนื่องจากลักษณะของสัญญาณรบกวน ที่มักมีการเปลี่ยนแปลงค่าสีในลักษณะกะทันหัน ทำให้สัญญาณรบกวนถูกโลว์พาสฟิลเตอร์ตรวจจับ และสามารถกรองออกไปได้อย่างมีประสิทธิภาพ เมื่อมองดูภาพโดยรวมแล้ว ภาพจะออกมาพร่ามัวมากขึ้น เพราะการที่จุดสีมีความใกล้เคียงกับจุดสีข้างเคียงมากขึ้นทำให้ภาพสูญเสียความคมชัดขององค์ประกอบต่าง ๆ ไป ทำให้สายตาของมนุษย์แยกแยะขอบภาพของวัตถุ หรือแยกความแตกต่างกันของสีใกล้เคียงกันยากขึ้น ตัวอย่างตัวกรองที่ใช้หลักการของตัวกรองทำให้เรียบเชิงเส้น อย่างเช่น ตัวกรองเกาส์เซียน เป็นต้น (Farooque and Rohankar, 2013)

### 2.4.3 Anisotropic Diffusion

อีกหนึ่งวิธีที่ใช้ในการจัดการสัญญาณรบกวนบนภาพ คือ การใช้เทคนิค Anisotropic Diffusion ที่ถูกพัฒนาขึ้นมา โดยพยายามรักษารายละเอียดของภาพไม่ให้ถูกทำให้พร่ามัวหายไป โดยในขั้นตอนการทำคอนโวลูชัน จะมีตัวแปรหนึ่งที่มีความสามารถในการตรวจจับขอบภาพเข้ามาควบคุมการทำคอนโวลูชันอยู่ด้วย โดยเมื่อเกิดการคอนโวลูชันที่บริเวณที่เป็นขอบภาพ บริเวณนั้นจะมีการปรับขนาดของฟิลเตอร์ เพื่อให้ฟิลเตอร์สามารถมีขนาดที่รับกับขอบภาพบริเวณต่าง ๆ ได้อย่างเหมาะสม ทำให้ภาพยังคงรายละเอียดของขอบภาพ ไว้ได้โดยไม่ถูกทำให้พร่ามัวหายไป (Farooque and Rohankar, 2013)



(ก)

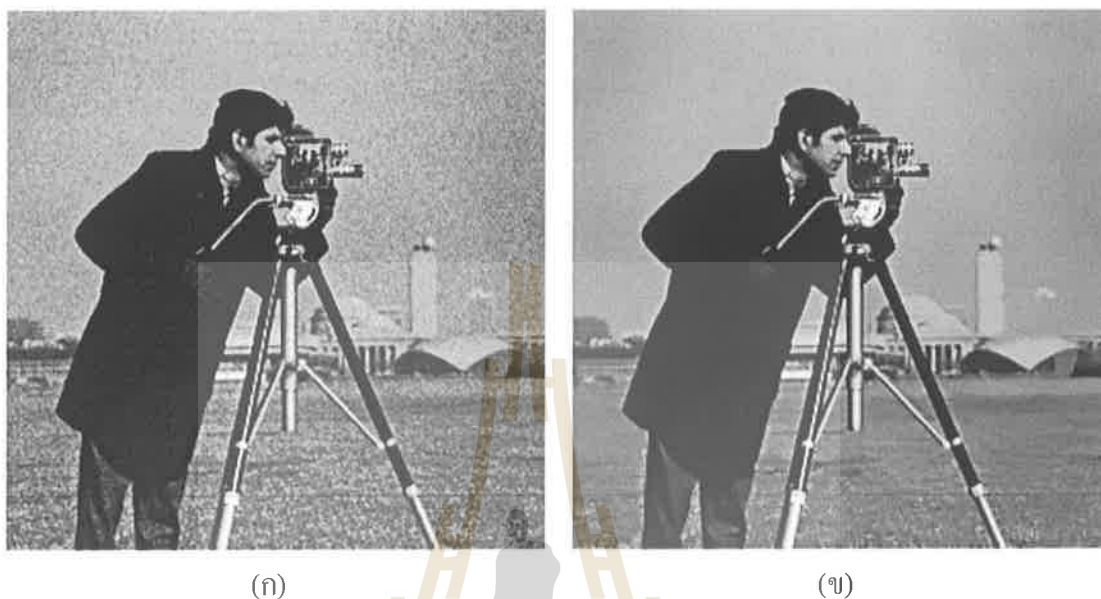
(ข)

รูปที่ 2.16 แสดงตัวอย่างภาพที่ได้รับการปรับปรุงด้วยเทคนิค Anisotropic Diffusion โดยแสดง (ก) ภาพที่ Cameraman ที่พร่ามัว, (ข) ภาพ Cameraman ที่ได้รับการปรับปรุงด้วยเทคนิค Anisotropic Diffusion (ที่มา : MATLAB, Computer Program, 2016)

### 2.4.4 Non-Local Means

Non-Local Means เป็นวิธีการจัดการกับสัญญาณรบกวนโดยทำการเฉลี่ยค่าสีของจุดสีหนึ่งซึ่งใช้ค่าสีจากจุดสีอื่น หนึ่งในวิธีการเลือกค่าสีที่นิยมนำมาใช้เฉลี่ยสี คือการใช้ค่าเฉลี่ย (Means) ในการเฉลี่ยสีของแต่ละจุดสีอย่างเท่า ๆ กัน ค่าเฉลี่ยที่นำมาใช้ไม่ได้นำมาจากแค่กลุ่มของจุดสีที่อยู่รอบ ๆ จุดสีที่กำลังทำคอนโวลูชันเท่านั้น แต่เป็นค่าเฉลี่ยที่ได้มาจากจุดสีทุกจุดสีของภาพ

เทคนิค Non-Local Means จะใช้ได้ผลดีกับภาพที่มีโทนสีทั้งของภาพมีโทนสีที่มีโทนใกล้เคียงกัน (Farooque and Rohankar, 2013)



รูปที่ 2.17 แสดงตัวอย่างภาพที่ได้รับการปรับปรุงด้วยเทคนิค Non-Local Means โดยแสดง (ก) ภาพที่ Cameraman ที่มีสัญญาณรบกวน, (ข) ภาพ Cameraman ที่ได้รับการปรับปรุงด้วยเทคนิค Non-Local Means (ที่มา : MATLAB, Computer Program, 2016)

#### 2.4.5 Nonlinear Filters

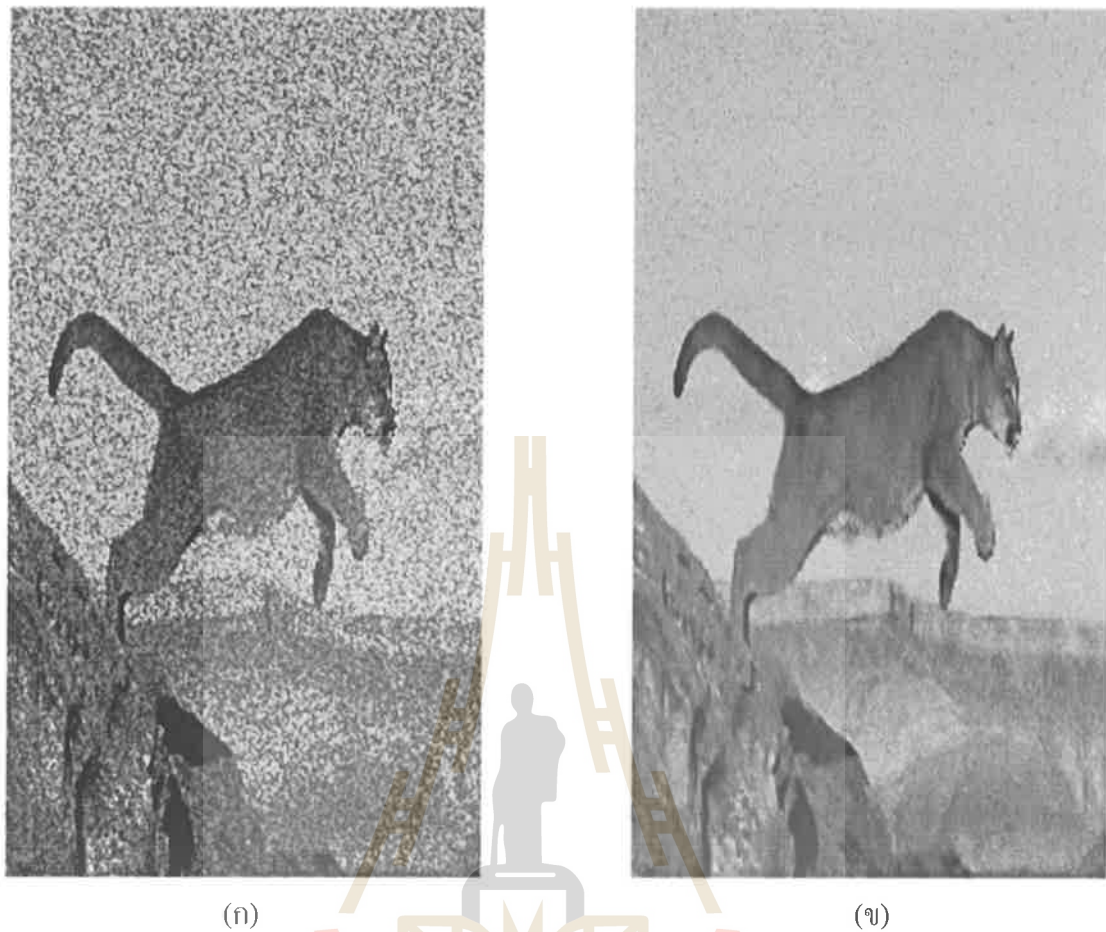
วิธีการกำจัดสัญญาณรบกวนด้วย Nonlinear Filters คือการใช้ตัวกรองที่มีความสามารถในการเลือกค่าสีใหม่ของจุดสีโดยมีการปรับเปลี่ยนไปตามลักษณะของจุดสีที่ถูกตัวกรอง Nonlinear Filters วิ่งผ่าน (Arce et al., 2000) ตัวอย่างหนึ่งของวิธีการกำจัดสัญญาณรบกวนด้วย Nonlinear Filters คือการทำคอนโวลูชันกับตัวกรองที่ใช้ค่ามัธยฐาน (Median) เข้ามาช่วยจัดการกับสัญญาณรบกวน ค่ามัธยฐานเป็นตัวเลือกที่ได้รับความนิยมและถูกใช้อย่างแพร่หลายในการจัดการสัญญาณรบกวนแบบ Nonlinear Filters เพราะความสามารถในการปรับฟิลเตอร์ไปตามแต่ละบริเวณบนรูปภาพนี้เอง เมื่อถูกนำไปปรับใช้อย่างเหมาะสม จะทำให้ฟิลเตอร์มีศักยภาพในการรักษาขอบภาพไว้ได้อย่างมีประสิทธิภาพ มากกว่าวิธีการจัดการกับสัญญาณรบกวนแบบ Linear Filters (Farooque and Rohankar, 2013)



รูปที่ 2.18 แสดงตัวอย่างภาพที่ได้รับการปรับปรุงด้วยเทคนิค Nonlinear Filters โดยใช้ค่า Median ในการปรับปรุงภาพ โดยแสดง (ก) ภาพที่มีสัญญาณรบกวนชนิด Salt and Pepper, (ข) ภาพที่ได้รับการปรับปรุงด้วยเทคนิค Nonlinear Filters (ที่มา : MATLAB, Computer Program, 2016)

#### 2.4.6 Wavelet Transform

เป้าหมายสูงสุดของการจัดการกับสัญญาณรบกวน คือ สามารถกำจัดสัญญาณรบกวนได้ และยังสามารถรักษาขอบภาพให้อยู่ในสภาพดีได้ด้วย แต่การแยกแยะสัญญาณรบกวนออกจากสัญญาณภาพอย่างแม่นยำนั้น เป็นสิ่งที่สามารถทำได้ยาก การแปลงรูปภาพให้อยู่ในโดเมนของเวฟเลต (Wavelet Domain) ถูกใช้เพื่อให้การจัดการกับสัญญาณรบกวน สามารถทำได้โดยง่าย เนื่องจากในโดเมนของเวฟเลต สัญญาณรบกวนจะกระจายอยู่ทั่วไป ในขณะที่ข้อมูลองค์ประกอบภาพจะมีลักษณะของการรวมตัวกันอยู่ (Vidakovic and Mueller, 1994) จึงมีการกำหนดเทรชโธ (Thresholding) เพื่อแยกสัญญาณของรูปภาพ กับสัญญาณรบกวนออกจากกัน อย่างไรก็ตามการกำหนดค่าเทรชโธที่เหมาะสม กับสัญญาณของภาพแต่ละแบบ ก็ยังเป็นเรื่องที่ยากที่จะสามารถกำหนดค่าเทรชโธให้มีความเหมาะสมได้ เพราะภาพที่ถูกแปลงให้อยู่ในโดเมนของเวฟเลต มีความหลากหลายของรูปแบบสัญญาณอยู่มาก (Farooque and Rohankar, 2013)



รูปที่ 2.19 แสดงตัวอย่างการปรับปรุงภาพด้วยเทคนิค Wavelet โดยแสดง (ก) ภาพที่มีสัญญาณรบกวน, (ข) ภาพที่ถูกกำจัดสัญญาณรบกวนด้วยเทคนิค Wavelet (ที่มา : MATLAB, Computer Program, 2016)

## 2.5 Image Quality Factors

ก่อนที่เราจะสามารถทำการวัดคุณภาพของภาพได้นั้น เราจำเป็นต้องเข้าใจถึงปัจจัยต่าง ๆ ที่จะระบุได้ว่า ภาพนั้น ๆ มีคุณภาพสูงหรือมีคุณภาพต่ำได้ โดยปกติแล้ว การวัดคุณภาพของภาพสามารถทำได้ทั้งการให้มนุษย์เป็นผู้ให้คะแนนคุณภาพของภาพ หรืออาจใช้โปรแกรมที่ทำงานอัตโนมัติเป็นตัวให้คะแนนคุณภาพของภาพก็ได้ โดยการวัดคุณภาพของภาพ สามารถแบ่งประเภทการตัดสินใจ ได้ออกเป็นสองประเภทคือ การวัดคุณภาพของภาพโดยมีตัวอย่างอ้างอิง (Full-Reference) และการวัดคุณภาพของภาพโดยไม่มีตัวอย่างอ้างอิง (No-Reference) (Thung and Raveendran, 2009) ในการวัดคุณภาพของภาพโดยมีตัวอย่างอ้างอิง จะใช้การเปรียบเทียบระหว่างภาพที่ต้องการวัดคุณภาพ

ของภาพ กับภาพที่สมมุติว่าเป็นภาพที่มีคุณภาพของภาพในระดับสมบูรณ์สูงสุด ส่วนการวัดคุณภาพของภาพโดยไม่มีตัวอ้างอิง จะไม่มีภาพมาใช้ในการเปรียบเทียบ จึงต้องอาศัยการสังเกตจากปัจจัยองค์ประกอบต่าง ๆ ของภาพ อย่างเช่น ความชัดเจนของขอบภาพ จำนวนและความเข้มของสัญญาณรบกวนบนภาพ ความเรียบเนียนของระดับสีบนภาพ เป็นต้น แล้วจึงใช้ข้อมูลข้างต้นเป็นเกณฑ์ ที่ใช้ในการให้คะแนนคุณภาพของภาพ สำหรับปัจจัยที่สามารถนำมาเป็นตัววัดคุณภาพของภาพได้ มีดังนี้ (Ece and Mullana, 2011)

### 2.5.1 Sharpness

ความคมของภาพ สามารถกล่าวได้ว่าเป็นปัจจัยที่มีความสำคัญสูง อย่างหนึ่งเลยก็สามารถกล่าวได้ ภาพที่ดีควรมีความคมชัดระดับสูง เพราะภาพที่มีความคมชัดภาพสูง จะสามารถแสดงรายละเอียดของภาพ ได้มากกว่าภาพที่มีความคมชัดของภาพระดับต่ำ โดยขั้นตอนเตรียมการในการถ่ายภาพ และการตั้งค่าต่าง ๆ ในกระบวนการของการถ่ายภาพ สามารถที่จะส่งผลต่อความคมชัดของภาพได้เป็นอย่างมาก ซึ่งผู้ที่ทำการถ่ายภาพควรให้ความสนใจกับปัจจัยสำคัญ ที่จะส่งผลต่อความคมชัดของภาพ เช่น ขนาดของภาพที่จะถ่าย ยิ่งภาพมีขนาดใหญ่มาก ภาพก็ยังสามารถที่จะบันทึกรายละเอียดลงบนภาพได้ในปริมาณมาก ระยะห่างระหว่างวัตถุที่ต้องการถ่ายภาพกับระยะของกล้องที่ใช้ในการถ่ายภาพ และจุดโฟกัสของกล้อง ล้วนแต่ส่งผลต่อความคมชัดของภาพด้วยกันทั้งสิ้น เพราะการกำหนดจุดโฟกัสของกล้อง ที่ไม่เหมาะสมกับระยะห่างระหว่างตัวกล้องกับวัตถุ ก็อาจทำให้ภาพมีความพร่ามัวเกิดขึ้นได้ ซึ่งความพร่ามัวนี้เอง เป็นสิ่งที่ทำให้ภาพมีความคมชัดต่ำ

### 2.5.2 Noise

สัญญาณรบกวนสามารถลดทอน หรืออาจทำให้ภาพเกิดการสูญเสียรายละเอียดที่สำคัญบางส่วนไปได้ ในบางกรณีที่ภาพต้องมีความคมชัดสูง เพื่อนำไปใช้งานในงานที่ต้องมีความละเอียดและความแม่นยำ เช่น ภาพถ่ายทางการแพทย์ ภาพถ่ายทางการทหาร หรือภาพถ่ายทางวิทยาศาสตร์ เป็นต้น การที่ภาพมีสัญญาณรบกวนสูงจนเกินไป อาจทำให้ภาพไม่สามารถถูกนำไปใช้งานได้เลยก็ได้ ดังนั้นภาพที่ดี มีคุณภาพสูง ควรที่จะมีสัญญาณรบกวนในปริมาณที่น้อยที่สุดเท่าที่จะสามารถทำได้

### 2.5.3 Dynamic Range

Dynamic Range คือ ค่าความแตกต่างแสงระหว่างจุดสว่างที่สุดกับจุดมืดที่สุดของทั้งภาพ ภาพที่มี Dynamic Range ที่สูง จะทำให้ภาพดูมีความสมบูรณ์มากกว่าภาพที่มี Dynamic Range ต่ำ เนื่องจากภาพที่มี Dynamic Range สูง สามารถที่จะเก็บรายละเอียดของช่วงแสงที่มากกว่าได้ ทำให้ภาพสามารถแสดงระดับของแสง และสามารถแสดงสีที่มีรายละเอียดได้ดีกว่า



#### 2.5.4 Tone Reproduction

Tone Reproduction แสดงถึงความสัมพันธ์ของแสง และความสว่างที่ปรากฏบนภาพ ภาพที่ดีควรถ่ายทอดโทนสีของภาพออกมาได้อย่างถูกต้องเหมาะสม กล่าวคือ ภาพไม่ควรมืดหรือสว่างจนผิดเพี้ยนไปจากความเป็นจริง เพราะการที่ภาพแสดงความสว่างของโทนสีออกมาไม่ตรงกับความเป็นจริง อาจทำให้วัตถุที่อยู่ในภาพ ภูมิความผิดเพี้ยนต่างไปจากเดิม ซึ่งอาจส่งผลกระทบต่อ การรับรู้ของรูปร่างและสีสันทัน ของวัตถุต่อผู้รับชมภาพได้

#### 2.5.5 Contrast

Contrast คือค่าความต่างกันของสี ซึ่งแสดงความแตกต่างระหว่างส่วนที่สว่างที่สุด และส่วนที่มืดที่สุดของทั้งภาพ หากภาพมีความแตกต่างของ Contrast น้อยเกินไป ก็อาจจะทำให้สีของวัตถุที่ต่างกัน ภูมิสีที่กลืนกันจนอาจดูเป็นวัตถุชิ้นเดียวกันได้

#### 2.5.6 Color Accuracy

ความแม่นยำของสี เป็นปัจจัยอย่างหนึ่งที่มีความสำคัญต่อคุณภาพของภาพ แต่ก็ยังเป็นปัจจัยที่ยังมีความคลุมเครืออยู่มากอีกด้วยว่า ภาพจำเป็นต้องมีการแสดงผลของสีที่แม่นยำอยู่เสมอหรือไม่ เนื่องจากมีบางกรณีที่สายตามนุษย์ สามารถที่จะรับรู้ และตรวจจบบรรยากาศของวัตถุบนภาพได้ดีขึ้น เมื่อมีการทำให้สีเพี้ยนโดยตั้งใจ เช่น การปรับค่าความอิ่มตัวของสี (Saturation) ที่จะทำให้สีบนภาพดูมีความสดมากขึ้น ทำให้สายตามนุษย์ตรวจจบบรรยากาศของภาพได้ดียิ่งขึ้น เป็นต้น

#### 2.5.7 Distortion

การที่ภาพเกิดการบิดเบือนไปจากความเป็นจริงอาจทำให้เกิดปัญหาได้ โดยเฉพาะอย่างยิ่งในภาพประเภทที่มีการวัดขนาด รูปร่าง หรือความยาวของวัตถุ เข้ามาเกี่ยวข้อง อย่างเช่น ภาพแผนที่ภูมิศาสตร์ เป็นต้น ภาพเหล่านี้ต้องการให้ภาพมีความแม่นยำในระดับสูง การบิดเบือนของภาพ มักเกิดขึ้นจากการถ่ายภาพ โดยใช้อุปกรณ์ถ่ายภาพที่ผลิตจากวัสดุคุณภาพต่ำ

#### 2.5.8 Vignetting

คือการตกของแสงลงบนภาพ ภาพที่มีลักษณะ Vignetting สูงจะมีความสว่างบริเวณกลางภาพ ส่วนบริเวณขอบของรูปภาพ จะมีลักษณะที่มืดกว่ามาก เนื่องมาจากการกระจายของแสงที่ส่องผ่านเลนส์ของกล้องถ่ายภาพ แสงที่ถูกกระจายจากบริเวณขอบของเลนส์จะถูกกระจายออกมาไม่ดีเท่ากับแสงที่ถูกกระจายจากบริเวณตรงกลางเลนส์นั่นเอง ทำให้ตัวเซ็นเซอร์รับแสงได้รับแสงอย่างไม่ถูกต้อง

#### 2.5.9 Exposure Accuracy

คือค่าความแม่นยำของจำนวนแสงที่ตกกระทบบนหนึ่งหน่วยบริเวณ ในการถ่ายภาพนอกจากการถ่ายภาพแบบปกติที่ เมื่อกดชัตเตอร์ของกล้องถ่ายภาพ และเกิดการบันทึกภาพ

ขึ้นทันทีแล้ว ยังมีเทคนิคการสร้างภาพถ่ายอีกวิธีหนึ่ง โดยการเปิดให้กล้องได้รับแสงเป็นระยะเวลาหนึ่ง เพื่อให้แสงตกลงบนแผ่นรับภาพอีกด้วย ซึ่งเทคนิคนี้ถูกใช้ในสถานการณ์ที่ต้องการ การถ่ายภาพในสภาพแวดล้อมที่มีแสงน้อย การเปิดให้กล้องรับแสงเป็นระยะเวลาหนึ่งจะทำให้ กล้องถ่ายภาพมีเวลาสะสมแสงที่ตกลงบนแผ่นรับภาพได้นานขึ้น ทำให้ภาพมีความสว่าง และสามารถเก็บรายละเอียดของภาพได้มากขึ้น

#### 2.5.10 Lateral Chromatic Aberration

การบิดเบือนของสีเนื่องจากตัวเลนส์ที่โฟกัสแสงแต่ละความถี่ไม่เท่ากัน ทำให้สีแต่ละสีตกกระทบลงบนภาพไม่ตรงกัน ทำให้ภาพออกมามีสีที่ไม่ถูกต้องตามลักษณะสีจริงของวัตถุที่ถูกถ่ายภาพ

#### 2.5.11 Lens Flare

ในการถ่ายภาพ เมื่อถ่ายภาพแสงที่มีพลังงานสูงมาก ๆ ด้วยมุมที่เหมาะสม แสงก็มีโอกาสที่จะสะท้อนกลับไปกลับมาระหว่างเลนส์กล้องเกิดขึ้นได้ ก่อนที่แสงจะตกกระทบลงบนตัวรับภาพ โดยแสงแฟร์นี้ แม้จะทำให้เกิดความสวยงาม แต่ก็ทำให้ภาพสูญเสียรายละเอียดของแสงและเงาที่เกิดขึ้นจริงบนวัตถุไปด้วย

#### 2.5.12 Color Moire

คือการเพี้ยนของสีที่มีปรากฏบนภาพที่มีแบบลาย (Pattern) ที่มีลักษณะถี่ ๆ และซ้ำ ๆ กัน อย่างเช่น ลูกกรง หรือ มุ้งลวด เป็นต้น การผิดเพี้ยนประเภทนี้เกิดขึ้นเนื่องจาก ตัวเซ็นเซอร์รับแสงของกล้องถ่ายภาพและอุปกรณ์แสดงผล ไม่สามารถที่จะมีความละเอียดได้เพียงพอเท่ากับโลกแห่งความเป็นจริงได้ อุปกรณ์แสดงผลจึงเกิดการแสดงผลที่ผิดเพี้ยนประเภทนี้ขึ้น

#### 2.5.13 Artifacts

Artifacts คือสิ่งอื่นสิ่งใด ที่เกิดจากการกระทำของมนุษย์ที่ส่งผลให้ภาพมีคุณภาพลดลงได้ โดยเฉพาะอย่างยิ่งในขั้นตอนการแปลงข้อมูลดิบ เช่น การบีบอัดข้อมูลรูปภาพ และการเกิดความเสียหายของข้อมูลขณะเกิดการส่งผ่านของข้อมูล เป็นต้น

## 2.6 Image Quality Evaluation

การวัดคุณภาพของภาพ คือการวัดว่า ภาพถูกลดทอนจากภาพสมบูรณ์ที่ควรจะเป็น ลงไปมากเท่าใด วิธีการวัดคุณภาพของภาพสามารถทำได้หลากหลายวิธี สามารถทำได้ทั้งการวัดคุณภาพของภาพโดยมีตัวอ้างอิงและไม่มีตัวอ้างอิง แต่ละวิธีก็มีข้อดีและข้อเสียแตกต่างกันไป สำหรับการวัดคุณภาพของภาพโดยไม่มีตัวอ้างอิงแล้ว วิธีที่ง่ายที่สุดคือการใช้สายตามนุษย์เป็นผู้ให้คะแนน แต่วิธีนี้ ก็จำเป็นต้องมีกลุ่มประชากรที่มากเพียงพอ จึงจะมีความน่าเชื่อถือได้ ทำให้การการวัดคุณภาพของภาพโดยใช้สายตามนุษย์ทำได้ลำบาก ส่วนการวัดคุณภาพของภาพโดยมีตัวอ้างอิงสามารถทำได้ง่าย

กว่าและเป็นที่ยอมรับกว่ามาก วิธีการวัดคุณภาพของภาพโดยมีตัวอ้างอิงที่ได้รับความนิยมและถูกใช้อย่างแพร่หลายมีดังนี้

### 2.6.1 Mean Squared Error (MSE)

การวัดคุณภาพของภาพด้วยค่าเฉลี่ยความผิดพลาดยกกำลังสอง เป็นการวัดคุณภาพของภาพโดยการคำนวณความแตกต่างของจุดสีแต่ละจุดสี ที่มีตำแหน่งพิกัดตรงกันของภาพสองภาพ โดยค่าจุดสีจะถูกนำมาจากภาพสองภาพที่จะนำมาเปรียบเทียบกัน โดยทำกับทุก ๆ จุดสีบนภาพ ค่าเฉลี่ยความผิดพลาดยกกำลังสองสามารถนิยามได้ดังสมการที่ 2.5 (Wang and Bovik, 2009)

$$MSE = \frac{1}{MN} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} [a(x,y) - b(x,y)]^2 \quad (2.5)$$

โดยที่  $M$  และ  $N$  คือ ระยะความกว้างและความยาวของจุดสีบนภาพ

$a(x,y)$  คือ ภาพต้นฉบับที่สมบูรณ์

$b(x,y)$  คือ ภาพที่ถูกบิดเบือน

จากสมการที่ 2.5 ทำให้เราทราบได้ว่า ภาพที่มีคุณภาพของภาพที่ดี จะมีค่าเฉลี่ยความผิดพลาดยกกำลังสองเข้าใกล้ศูนย์ และค่าเฉลี่ยความผิดพลาดยกกำลังสองจะมีค่าเป็นศูนย์เมื่อ  $a(x,y) = b(x,y)$  หรืออาจกล่าวได้ว่าภาพ  $a$  และภาพ  $b$  เป็นภาพเดียวกันนั่นเอง แต่เนื่องจากการที่นำจุดสีมาเปรียบเทียบกัน แบบจุดสีต่อจุดสีนี้เอง ทำให้มีความเสี่ยงที่ค่าเฉลี่ยความผิดพลาดยกกำลังสองจะเกิดการคลาดเคลื่อนขึ้นได้ ในกรณีที่ภาพทั้งสองภาพมีพิกัดจุดต้นกำเนิดของภาพต่างกัน ซึ่งจะทำให้จุดสีมีการเคลื่อนตำแหน่งพิกัดไปทั้งภาพ เมื่อนำจุดสีมาเทียบกัน จะทำให้ค่าเฉลี่ยความผิดพลาดยกกำลังสอง ออกมามีค่าสูงมาก แม้ว่าภาพทั้งสองภาพจะดูเหมือนกันอย่างมากในสายตามนุษย์ก็ตาม ในอีกกรณีหนึ่งที่ทำให้การใช้ค่าเฉลี่ยความผิดพลาดยกกำลังสองเป็นตัววัดคุณภาพของภาพ มีข้อจำกัดอย่างมากในด้านขนาด คือ กรณีที่ภาพทั้งสองภาพมีความกว้าง และความยาวของจุดสีไม่เท่ากัน อย่างเช่น ภาพขนาด  $50 \times 50$  pixels กับภาพขนาด  $100 \times 100$  pixels ซึ่งภาพใดภาพหนึ่งเป็นภาพที่ถูกย่อส่วนให้เล็กลง หรือถูกขยายให้ใหญ่ขึ้นมาจากอีกภาพหนึ่งก็ถึงแม้ภาพจะดูเหมือนกันหรือคล้ายกัน แต่เมื่อนำมาเปรียบเทียบกันตามสมการที่ 2.5 ก็จะได้ค่าเฉลี่ยความผิดพลาดยกกำลังสองออกมามีค่าที่สูง แม้ว่าภาพทั้งสองจะดูเหมือนกันภายใต้มุมมองของสายตามนุษย์ก็ตาม

### 2.6.2 Peak signal-to-noise ratio (PSNR)

ค่าอัตราส่วนของสัญญาณสูงสุดต่อสัญญาณรบกวน เป็นอีกหนึ่งวิธีในการการวัดคุณภาพของภาพที่ได้รับความนิยมสูง ในการนำมาเปรียบเทียบคุณภาพของภาพ โดยค่าอัตราส่วนของสัญญาณสูงสุดต่อสัญญาณรบกวนสามารถนิยามได้ตามสมการที่ 2.6

$$PSNR = 10 \log_{10} \left( \frac{R^2}{MSE} \right) \quad (2.6)$$

โดยที่ค่า  $R$  คือค่าสูงสุดที่สามารถเป็นไปได้ของค่าจุดสีใดบนภาพ ตัวอย่างเช่น ค่าสูงสุดที่เป็นไปได้ของจุดสีที่เก็บข้อมูลแบบ 8 บิตคือ 255 เป็นต้น และค่า  $MSE$  สามารถหาได้จากสมการที่ 2.5 ที่กล่าวมาข้างต้น ค่าอัตราส่วนของสัญญาณสูงสุดต่อสัญญาณรบกวนจะมีค่าสูง เมื่อผลของการเปรียบเทียบภาพทั้งสองภาพ ออกมามีความคล้ายคลึงกันมาก หากภาพที่นำมาเปรียบเทียบกันยังมีความแตกต่างกันมากค่าอัตราส่วนของสัญญาณสูงสุดต่อสัญญาณรบกวนจะยิ่งเข้าใกล้ศูนย์มากขึ้น

## 2.7 Image Quality Improvement via Image Deconvolution

เทคนิคในการปรับปรุงคุณภาพของภาพ ยังคงเป็นเรื่องที่น่าสนใจ และยังคงมีความพยายามอย่างต่อเนื่องในการพัฒนาเทคนิค ที่นำมาปรับปรุงคุณภาพของภาพให้ดีขึ้นอยู่เสมอ การสื่อสารด้วยภาพ มีข้อได้เปรียบในด้านความเร็วในการรับสาร และความสามารถในการส่งสารไปสู่ผู้รับสารได้หลากหลายแน่นอนว่าการใช้ภาพที่มีคุณภาพสูง ย่อมมีความเหมาะสมในการสื่อสารมากกว่าการสื่อสารด้วยภาพที่มีคุณภาพต่ำ ทั้งนี้ยังมีเทคนิคในการปรับปรุงคุณภาพของภาพ ที่สามารถเลือกมาใช้ เพื่อเพิ่มคุณภาพของภาพในการสื่อสาร ก็มีอยู่หลากหลายหลายเทคนิค ซึ่งแต่ละเทคนิคก็มีแนวทางในการปรับปรุงคุณภาพของภาพที่ต่างกัน แต่โดยรวมแล้วเทคนิคที่ต่างกันเหล่านี้ ก็ถูกพัฒนาขึ้นมาภายใต้หลักความเข้าใจเดียวกัน นั่นคือแนวคิดในการกำเนิดของภาพเสีย ที่เกิดจากการคอนโวลูชัน และภาพสามารถถูกทำให้กลับมามีคุณภาพดีได้ด้วยการทำดีคอนโวลูชันเพื่อย้อนกระบวนการการคอนโวลูชัน

### 2.7.1 Convolution

การคอนโวลูชันในเชิงของการดำเนินการทางคณิตศาสตร์แล้ว คือ การดำเนินการระหว่างฟังก์ชันสองฟังก์ชัน เพื่อทำให้เกิดฟังก์ชันที่สามขึ้นมา โดยทั่วไปแล้วตัวดำเนินการของคอนโวลูชัน จะถูกเขียนแทนด้วยเครื่องหมาย “\*” ดังในตัวอย่างสมการที่ 2.7 แสดงการคอนโวลูชันระหว่างฟังก์ชันภาพสองฟังก์ชันเพื่อให้เกิดฟังก์ชันใหม่ขึ้นมา (Ayers and Dainty, 1988)

$$f(x, y) * g(x, y) = h(x, y) \quad (2.7)$$

สมการที่ 2.7 เป็นการยกตัวอย่างการคอนโวลูชันระหว่างฟังก์ชันของ  $f(x, y)$  กับฟังก์ชัน  $g(x, y)$  และได้ทำให้เกิดฟังก์ชันตัวใหม่ขึ้นมา คือฟังก์ชัน  $h(x, y)$  สำหรับหลักการคำนวณของการคอนโวลูชันที่เกิดขึ้นในเชิงภาพ 2 มิติแล้ว สามารถเขียนแสดงได้ดังในสมการที่ 2.8 โดยเป็นการคอนโวลูชันระหว่าง ภาพต้นฉบับกับฟิลเตอร์ใด ๆ เพื่อให้เกิดภาพใหม่ขึ้นมา

$$V = \left| \frac{\sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} (f_{ij} d_{ij})}{F} \right| \quad (2.8)$$

โดยที่  $V$  คือ ค่าใหม่ของจุดสี

$F$  คือ ผลรวมของค่าทุกค่าในฟังก์ชันฟิลเตอร์

$M$  และ  $N$  คือ ขนาดของฟังก์ชันฟิลเตอร์ในแนวแกนตั้งและแนวแกนนอน

$f_{ij}$  คือ ค่าตัวเลขบนฟังก์ชันฟิลเตอร์ประจำตำแหน่ง  $i, j$

$d_{ij}$  คือ ค่าของจุดสีของรูปต้นฉบับที่สอดคล้องกับ  $f_{ij}$

สำหรับในเชิงการดำเนินการเกี่ยวกับภาพแล้ว การคอนโวลูชัน คือการที่ภาพได้ถูกดำเนินการกับฟังก์ชันฟิลเตอร์ ที่มีขนาดเล็กกว่าขนาดของภาพที่ต้องการทำคอนโวลูชันกับตัวฟังก์ชันฟิลเตอร์ ฟังก์ชันฟิลเตอร์จะถูกทาบบนภาพที่จะทำการคอนโวลูชัน แล้วจะวิ่งผ่านทุก ๆ จุดสีที่มีบนภาพ ซึ่งที่จุดสีแต่ละจุดก็จะทำการคำนวณหาค่าของสีในจุดสีนั้นใหม่ โดยอาศัยค่าที่อยู่ในฟังก์ชันฟิลเตอร์ในการคำนวณหาค่าสีใหม่ ซึ่งแสดงตัวอย่างการคำนวณการคอนโวลูชันบนภาพให้ดูในภาพที่ 2.20

160	160	160	160	160
160	255	255	255	255
160	255	255	255	255
160	255	255	255	0

(ก)

0	1	0
1	1	1
0	1	0

(ข)

160×0	160×1	160×0	160	160
160×1	255×1	255×1	255	255
160×0	255×1	255×0	255	255
160	255	255	255	0

(ค)

160	160	160	160	160
160	217	255	255	255
160	255	255	255	255
160	255	255	255	0

(ง)

รูปที่ 2.20 แสดงการคำนวณการคอนโวลูชันบนภาพ (ก) ภาพต้นฉบับขนาด 5×5 pixels

พร้อมตัวเลขแสดงค่าสี, (ข) ฟังก์ชันฟิลเตอร์ขนาด 3×3 pixels,

(ค) ภาพต้นฉบับที่ถูกทาบบด้วยฟิลเตอร์ขนาด 3×3 pixels,

(ง) ผลลัพธ์ที่ได้จากการทำคอนโวลูชันของจุดสี 1 จุด

ในรูปที่รูปที่ 2.20 แสดงตัวอย่างของการคำนวณค่าสีของจุดสีเพียงหนึ่งจุด ค่าของจุดสีใหม่ที่มีค่าสีเท่ากับ 217 ที่ปรากฏบนรูปที่ 2.20 (ง) สามารถแสดงการคำนวณได้ดังนี้

$$\begin{aligned}
 V &= [(160 \times 0) + (160 \times 1) + (160 \times 0) + \\
 &\quad (160 \times 1) + (255 \times 1) + (255 \times 1) + \\
 &\quad (160 \times 0) + (255 \times 1) + (255 \times 0)] + \\
 &\quad [0 + 1 + 0 + 1 + 1 + 1 + 0 + 1 + 0] \\
 &= [0 + 160 + 0 + 160 + 255 + 255 + 0 + 255 + 0] \div [5] \\
 &= 217
 \end{aligned}$$

ตัวอย่างข้างต้นเป็นเพียงการยกตัวอย่างการทำคอนโวลูชันสำหรับจุดสีเพียงหนึ่งจุดเท่านั้น ในการทำคอนโวลูชันกับภาพทั้งภาพจะต้องทำการคำนวณเช่นนี้ สำหรับทุก ๆ จุดสีที่มีบนภาพ แต่การที่นำฟิลเตอร์ทาบบจุดสีทุกจุดเช่นนี้ จะทำให้เกิดปัญหาในการคำนวณบริเวณที่จุดสีอยู่ตรงขอบของรูปภาพ เนื่องจากบริเวณที่อยู่เกินขอบรูป จะไม่มีค่าสีให้สามารถนำมาใช้คำนวณได้ การแก้ไขปัญหานี้ จะขึ้นอยู่กับผู้ทำคอนโวลูชันแต่ละคนว่าจะแก้ไขปัญหาคด้วยวิธีการใด ซึ่งมีวิธีการในการแก้ไขได้หลายวิธี อย่างเช่น ขอมให้ภาพมีขนาดเล็กลงเล็กน้อย โดยทำการคอนโวลูชันถึงเพียงบริเวณที่สามารถคำนวณได้ หรือการสมมติค่าสีของจุดสีที่อยู่เกินขอบรูปขึ้นมาเอง เป็นต้น โดยส่วนมากในการกำหนดค่าของจุดสีที่อยู่เกินขอบรูป มักใช้ค่าเฉลี่ยของจุดสี ในการกำหนดค่าสี เพื่อไม่ให้ค่าสีมีการผิดเพี้ยนจนเกินไป

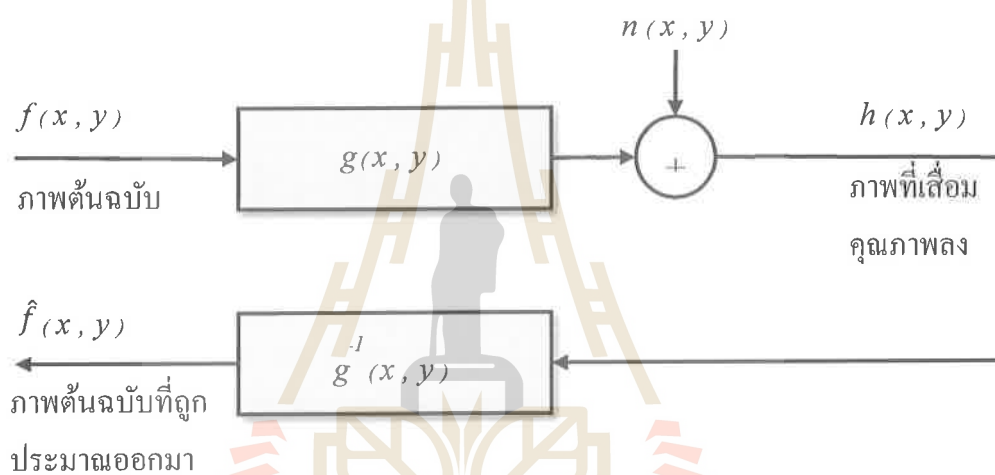
### 2.7.2 Deconvolution

การดีคอนโวลูชัน คือ กระบวนการที่ทำการผันกลับผลลัพธ์ของการคอนโวลูชัน (Ayers and Dainty, 1988) ตัวอย่างจากสมการที่ 2.7 ที่แสดงกระบวนการการทำคอนโวลูชันของฟังก์ชัน  $f(x,y)$  ที่ถูกทำการคอนโวลูชันด้วยฟังก์ชัน  $g(x,y)$  เพื่อทำให้เกิดฟังก์ชัน  $h(x,y)$  ออกมา ถ้าจะยกตัวอย่างเปรียบเทียบฟังก์ชัน จากฟังก์ชันคณิตศาสตร์ให้ออกมาในรูปการดำเนินการเชิงภาพ ก็สามารถยกตัวอย่างได้ว่า ฟังก์ชัน  $f(x,y)$  คือภาพต้นฉบับที่สมบูรณ์ ถูกนำไปทำการคอนโวลูชันกับฟังก์ชันฟิลเตอร์ที่มีคุณสมบัติทำให้ภาพพร่ามัว ในตัวอย่างนี้คือฟังก์ชัน  $g(x,y)$  ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้คือภาพต้นฉบับที่ดูพร่ามัวออกมาหรือก็คือฟังก์ชัน  $h(x,y)$  สำหรับการทำดีคอนโวลูชัน คือการทำให้ภาพที่พร่ามัว  $h(x,y)$  ผันกลับให้กลายเป็นภาพที่สมบูรณ์  $f(x,y)$  แต่ในความเป็นจริงแล้ว การดีคอนโวลูชันไม่ใช่เรื่องที่สามารถทำได้ง่ายนัก เนื่องจากข้อมูลภาพที่ถูกบันทึกไว้ในแหล่งเก็บข้อมูลชนิดต่าง ๆ เป็นภาพที่ถูกกระทำมาเรียบร้อยแล้ว (ภาพที่ถูกบันทึกลงบนอุปกรณ์บันทึกความจำคือฟังก์ชันภาพ  $h(x,y)$ ) (Ayers and Dainty, 1988) ในสถานการณ์จริง เราจึงมีเพียงภาพที่พร่ามัวเท่านั้นเป็นข้อมูลดิบ และเราจะไม่มีข้อมูลอย่างอื่นที่จำเป็นอยู่เลย เช่น ข้อมูลของฟังก์ชันฟิลเตอร์ที่ทำให้ภาพพร่ามัว เป็นต้น ทำให้เราไม่สามารถทำการย้อนกระบวนการ โดยการทำการแปลงกลับฟิลเตอร์ (Inverse Filtering) ได้โดยตรง อีกทั้งภาพที่ถูกเก็บบันทึกไว้ มักมีสัญญาณรบกวนติดมาด้วยจากขั้นตอนในการบันทึกภาพเสมอ ๆ ทำให้สมการที่ 2.7 ในความเป็นจริงแล้วจะมีสัญญาณรบกวนพ่วงอยู่ด้วย ซึ่งสามารถแสดงได้ตามสมการที่ 2.9

$$[f(x,y) * g(x,y)] + n(x,y) = h(x,y) \quad (2.9)$$

ในสถานการณ์จริงฟังก์ชัน  $n(x,y)$  คือสัญญาณรบกวนที่ถูกเพิ่มเข้ามา สัญญาณรบกวนอาจมีได้ทั้งในปริมาณที่มากหรือในปริมาณน้อยก็ได้ สัญญาณรบกวนเป็นสิ่งที่ถูกเพิ่มเข้ามา

ภาพหลังจากกระบวนการคอนโวลูชันแล้ว ซึ่งถ้าทำการดีคอนโวลูชันกลับโดยตรง ด้วยการแปลงกลับฟิลเตอร์โดยไม่สนใจสัญญาณรบกวนแล้ว กระบวนการแปลงกลับฟิลเตอร์นี้จะเพิ่มสัญญาณรบกวนเข้ามาในภาพด้วย ทำให้ผลลัพธ์ที่ออกมาไม่ใช่ฟังก์ชัน  $f(x,y)$  ที่แท้จริง หรือกล่าวคือเราจะไม่ได้ภาพต้นฉบับที่แท้จริงกลับมา ทำให้การดีคอนโวลูชันกลับโดยการแปลงกลับฟิลเตอร์โดยตรงไม่ให้ผลออกมาดีเท่าใดนัก การดีคอนโวลูชันกลับโดยการแปลงกลับฟิลเตอร์ จะสามารถให้ผลที่ดีออกมาได้ก็ต่อเมื่อ ภาพที่นำมาทำการดีคอนโวลูชันต้องไม่มีสัญญาณรบกวนใด ๆ อยู่เลยเท่านั้น ถึงจะได้ผลลัพธ์ออกมาเป็นฟังก์ชัน  $f(x,y)$  ที่แท้จริงหรือภาพต้นฉบับที่แท้จริงได้ สำหรับแผนผังการดีคอนโวลูชันสามารถเขียนแสดงได้ดังรูปที่ 2.21



รูปที่ 2.21 แสดงแผนผังของการดีคอนโวลูชัน

เนื่องจากการที่ปรับปรุงภาพด้วยการแปลงกลับฟิลเตอร์ในภาพที่มีสัญญาณรบกวนให้ผลออกมาไม่ดีแล้ว จึงต้องมีการใช้เทคนิคอื่นเข้ามาทำการดีคอนโวลูชันเพื่อปรับปรุงภาพแทนเทคนิคเดิม เทคนิควิธีการในการดีคอนโวลูชันที่ถูกนิยมทำ คือ การดีคอนโวลูชันในโดเมนของความถี่ (Frequency Domain) โดยการแปลงทั้งข้อมูลภาพ และฟังก์ชันที่ทำให้ภาพเปลี่ยนแปลงให้อยู่ในรูปของโดเมนของความถี่ แล้วทำการดีคอนโวลูชันภายใต้โดเมนของความถี่นี้ เมื่อผ่านกระบวนการคอนโวลูชันเพื่อปรับปรุงภาพเสร็จเรียบร้อยแล้ว จึงแปลงภาพกลับมาสู่โดเมนเชิงพื้นที่ (Spatial Domain) ดังเดิม เหตุผลที่ทำให้ภาพสามารถแปลงกลับไปมาระหว่างโดเมนของความถี่กับโดเมนเชิงพื้นที่ได้ ก็เพราะลักษณะการเก็บข้อมูลของภาพดิจิทัล ที่สามารถถูกมองให้อยู่ในลักษณะของสัญญาณคลื่นความถี่ได้ โดยเทคนิควิธีการแปลงโดเมนระหว่างโดเมนของความถี่กับโดเมนเชิงพื้นที่มีอยู่หลากหลายวิธี ซึ่งจะยกตัวอย่างวิธีที่ได้รับความนิยมดังที่จะยกตัวอย่างดังนี้ (Kanithi, 2011)



- 1) Fourier Transform (การแปลงแบบฟูรีเยร์)
- 2) Laplace Transform (การแปลงแบบลาปลาซ)
- 3) Wavelet Transform (การแปลงแบบเวฟเล็ต)

แม้ว่าเทคนิคการแปลงโดเมนจะสามารถทำได้หลายวิธี แต่วิธีที่ได้รับความนิยมนำมาใช้ในการดำเนินการเชิงภาพ คือ วิธีการแปลงแบบฟูรีเยร์ เนื่องจากการแปลงแบบฟูรีเยร์ มีการพัฒนาต่อยอดให้สามารถทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพ และมีความรวดเร็วกว่าเทคนิคการแปลงแบบอื่น ซึ่งรู้จักกันในชื่อ การแปลงแบบฟูรีเยร์แบบเร็ว (Fast Fourier Transform : FFT) ทำให้สามารถนำเทคนิคการแปลงแบบฟูรีเยร์ไปประมวลผลได้ดีกับภาพที่มีความละเอียดสูง ที่มักต้องใช้เวลาในการประมวลผล สำหรับภาพที่ถูกแปลงให้อยู่ในรูปแบบของโดเมนของความถี่ ถึงแม้ภาพจะถูกแปลงให้อยู่ในรูปคลื่นความถี่แล้ว แต่ก็ยังคงมีโครงสร้างของข้อมูลที่ทำให้เกิดภาพอยู่อย่างครบถ้วน ถึงแม้ว่าสายตามนุษย์จะไม่สามารถตีความภาพได้ก็ตาม ทำให้เราสามารถแปลงข้อมูลภาพกลับไปกลับมาได้ โดยเราสามารถแปลงสมการกระบวนการเกิดภาพตามสมการที่ 2.9 ซึ่งอยู่ในโดเมนเชิงพื้นที่ ให้อยู่ในโดเมนของความถี่ได้ โดยสามารถเขียนแสดงได้ตามสมการที่ 2.10

$$F(u, v)G(u, v) + N(u, v) = H(u, v) \quad (2.10)$$

โดยที่  $F(u, v)$  คือ ฟังก์ชัน  $f(x, y)$  ที่ถูกแปลงแบบฟูรีเยร์

$G(u, v)$  คือ ฟังก์ชัน  $g(x, y)$  ที่ถูกแปลงแบบฟูรีเยร์

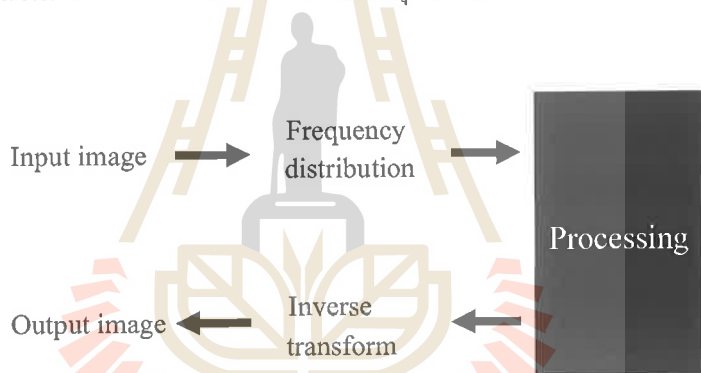
$N(u, v)$  คือ ฟังก์ชัน  $n(x, y)$  ที่ถูกแปลงแบบฟูรีเยร์

$H(u, v)$  คือ ฟังก์ชัน  $h(x, y)$  ที่ถูกแปลงแบบฟูรีเยร์

เมื่อเปรียบเทียบระหว่างสมการที่ 2.9 และสมการที่ 2.10 จะเห็นได้ถึงรูปแบบที่มีความคล้ายคลึงกัน เราสามารถอธิบายการเกิดของคลื่นความถี่  $H(u, v)$  ได้ว่า เกิดจากคลื่นความถี่ต้นฉบับ  $F(u, v)$  ถูกทำการคอนโวลูชันกับคลื่นความถี่  $G(u, v)$  แล้วถูกรบกวนโดยคลื่นความถี่  $N(u, v)$  และสุดท้ายจึงเกิดเป็นคลื่นความถี่  $H(u, v)$  สาเหตุที่การทำดีคอนโวลูชันในโดเมนของความถี่ให้ผลดีกว่าการทำดีคอนโวลูชันในโดเมนเชิงพื้นที่ก็คือ เราสามารถนำคลื่นความถี่มาทำการดำเนินการกันโดยตรงได้เลย จากตัวอย่างสมการที่ 2.10 หากเราต้องการหาคำต้นฉบับ โดยสมมุติว่าสัญญาณรบกวนมีน้อยมาก ๆ จนไม่มีผลกับสัญญาณของภาพ เราก็ไม่จำเป็นต้องสนใจสัญญาณรบกวนก็ได้ เราก็สามารถทำการหาคำต้นฉบับได้ดังสมการที่ 2.11 (Legendijk et al., 1988)

$$\hat{F}(u, v) = \frac{H(u, v)}{G(u, v)} \quad (2.11)$$

ในการทำดีคอนโวลูชันโดยไม่สนใจสัญญาณรบกวนเช่นนี้ จะได้คลื่นต้นฉบับออกมา แต่ก็ไม่ใช้คลื่นต้นฉบับที่แท้จริง เนื่องจากว่าเราทำการดีคอนโวลูชันโดยไม่สนใจคลื่นของสัญญาณรบกวน  $N(u, v)$  ทำให้ผลลัพธ์ที่ออกมาไม่ใช่คลื่นต้นฉบับ  $F(u, v)$  ที่แท้จริง เมื่อเราทำการดีคอนโวลูชันจนได้คลื่นต้นฉบับออกมาแล้ว เราก็สามารถทำการแปลงข้อมูลภาพที่อยู่ในโดเมนของความถี่ ให้กลับมาอยู่ในโดเมนเชิงพื้นที่ได้ โดยทำการแปลงกลับการแปลงแบบฟูรีเยร์ (Inverse Fourier Transform) ก็จะได้เป็นรูปภาพต้นฉบับที่สายตาของมนุษย์ได้สามารถมองแล้วเข้าใจได้ ดังแสดงในรูปที่ 2.22 การทำดีคอนโวลูชันในโดเมนของความถี่ ที่ได้กล่าวมาข้างต้นเป็นเพียงกรอบโมเดลการทำงานเท่านั้น ซึ่งจะถูกนำไปพัฒนาใช้ในเทคนิควิธีการดีคอนโวลูชันต่าง ๆ อีกมากมาย ทั้งที่มีความสามารถในการเพิ่มประสิทธิภาพ และเพิ่มคุณภาพของภาพให้ดีขึ้นที่จะได้กล่าวต่อไป



รูปที่ 2.22 การดีคอนโวลูชันในโดเมนของความถี่

### 2.7.2.1 Image Enhancement with Wiener Filters

การดีคอนโวลูชันภาพด้วยเวียนอร์ฟิลเตอร์ จะถูกทำในโดเมนของความถี่ โดยการใช้การแปลงแบบฟูรีเยร์ เพื่อแปลงภาพและสัญญาณที่เกี่ยวข้อง ให้อยู่ในโดเมนของความถี่ การดีคอนโวลูชันภาพด้วยเวียนอร์ฟิลเตอร์ มีลักษณะการทำงานที่ใช้อัตราส่วนระหว่างสัญญาณรบกวนกับสัญญาณสูงสุด เข้ามาเป็นตัวถ่วงน้ำหนักในขั้นตอนการปรับปรุงภาพ โดยปริมาณในการปรับปรุงภาพจะมากหรือน้อยนั้น ขึ้นอยู่กับปริมาณของสัญญาณรบกวนกับสัญญาณที่มีบนภาพ เวียนอร์ฟิลเตอร์ใช้การประมาณภาพจริงดังสมการที่ 2.12 (Dhawan et al. 1985)

$$\hat{F}(u, v) = \left[ \frac{|G(u, v)|^2}{|G(u, v)|^2 + W(u, v)} \right] \frac{H(u, v)}{G(u, v)} \quad (2.12)$$

โดยที่  $\hat{F}(u, v)$  คือ ภาพจริงที่ถูกประมวลออกมา

$G(u, v)$  คือ ฟังก์ชันของการบิดเบือนภาพ

$H(u, v)$  คือ ภาพที่ถูกบิดเบือน

$W(u, v)$  คือ ฟังก์ชัน Noise-to-Signal Ratio

ฟังก์ชัน Noise-to-Signal Ratio คือฟังก์ชันที่แสดงอัตราส่วนระหว่างสัญญาณรบกวนกับสัญญาณสูงสุด ซึ่งสามารถหาได้จากสมการที่ 2.13 (Dhawan et al. 1985)

$$W(u, v) = \frac{|N(u, v)|^2}{|S(u, v)|^2} \quad (2.13)$$

โดยที่  $W(u, v)$  คือ ฟังก์ชัน Noise-to-Signal Ratio

$N(u, v)$  คือ ฟังก์ชันค่าของสัญญาณรบกวน

$S(u, v)$  คือ ฟังก์ชันค่าของสัญญาณดี

จากสมการที่ 2.13 จะเห็นได้ว่าเมื่อค่าของสัญญาณรบกวน มีค่ามากกว่าค่าของสัญญาณที่ดี จะทำให้ฟังก์ชัน  $W(u, v)$  มีค่าสูง และหากค่าของสัญญาณรบกวนมีค่าน้อยกว่าค่าของสัญญาณที่ดี จะทำให้ฟังก์ชัน  $W(u, v)$  มีค่าต่ำ ซึ่งค่าของฟังก์ชัน  $W(u, v)$  จะมีการส่งผลในสมการที่ 2.12 คือ ค่าของ  $W(u, v)$  จะเป็นตัวถ่วงน้ำหนักในการทำดีคอนโวลูชัน ว่าควรให้น้ำหนักของค่าตัวเลขฟังก์ชันที่ทำให้ภาพบิดเบือนมากหรือน้อยอย่างไร ซึ่งจะส่งผลต่อการดีคอนโวลูชันภาพของเวียนอร์ฟิลเตอร์ เนื่องด้วยว่า ถ้าสัญญาณรบกวนมีค่ามาก แล้วเราทำการดีคอนโวลูชันภาพโดยไม่สนใจสัญญาณรบกวนแล้ว ภาพจริงที่จะถูกประมวลออกมา จะมีความผิดเพี้ยนไปอย่างมาก เนื่องจากมีสัญญาณรบกวน เข้ามาบวกเพิ่มในขั้นตอนการการดีคอนโวลูชันมากเกินไป การดีคอนโวลูชันเพื่อหาภาพจริงที่ถูกประมวลออกมา โดยใช้เพียงข้อมูลของฟังก์ชันที่ทำให้ภาพบิดเบือนเพียงอย่างเดียวจะได้ผลดีก็ต่อเมื่อ ภาพที่เราต้องการทำดีคอนโวลูชันนี้ ปราศจากสัญญาณรบกวนโดยสิ้นเชิง ดังนั้นในสมการที่ 2.12 จึงมีการถ่วงน้ำหนักระหว่างฟังก์ชันที่ทำให้ภาพบิดเบือนและสัญญาณรบกวนอยู่ เมื่อภาพมีสัญญาณรบกวนมากก็จะลดการให้น้ำหนักค่าตัวเลขข้อมูลจากฟังก์ชันที่ทำให้ภาพบิดเบือนลง และเมื่อภาพมีสัญญาณรบกวนน้อย ก็จะมีการใช้ข้อมูลจากฟังก์ชัน

ที่ทำให้ภาพบิดเบือนมากขึ้นในการดัดคอนโวลูชันภาพ เพื่อให้ภาพออกมาดีขึ้น

แม้ว่าการดัดคอนโวลูชันภาพด้วยเวียเนอร์ฟิลเตอร์จะมีขั้นตอนและวิธีการที่เรียบง่ายในการดัดคอนโวลูชัน แต่ก็ยังมีความจำเป็นที่ผู้ทำการปรับปรุงภาพจะต้องรู้ข้อมูลของฟังก์ชันที่ทำให้ภาพบิดเบือน และข้อมูลของสัญญาณรบกวนก่อนทำการดัดคอนโวลูชันอยู่แต่แรกเสียก่อน ซึ่งในความเป็นจริงแล้ว ข้อมูลส่วนที่จำเป็นนี้ มักขาดหายไปเสมอ การหาข้อมูลส่วนที่ขาดหายไปนี้มาใช้งาน มักทำโดยการประมาณค่า เพื่อหาค่าของฟังก์ชันที่ทำให้ภาพบิดเบือนและค่าของสัญญาณรบกวนเพื่อมาใช้ในการคำนวณแทนค่าจริงที่ขาดหายไป

### 2.7.2.2 Image Enhancement with Regularized Filter

เรกูล่าไรซ์ฟิลเตอร์เป็นเทคนิคการทำดัดคอนโวลูชัน ที่ถูกพัฒนาต่อมาจากเทคนิคเวียเนอร์ฟิลเตอร์ เรกูล่าไรซ์ฟิลเตอร์ยังคงให้ความสำคัญกับสัญญาณรบกวนบนภาพคล้ายกับวิธีดัดคอนโวลูชันด้วยเวียเนอร์ฟิลเตอร์ แต่มีการปรับปรุงเทคนิคโดยนำหลักการของ Tikhonov-Miller Regularized Solution มาใช้งาน (Golub et al., 1979) โดยให้ผู้ใช้สามารถนำไปปรับใช้งานได้หลากหลายมากขึ้น ด้วยการนำค่า  $\alpha$  (แอลฟา) เข้ามาใส่ในสมการดังจะแสดงในสมการที่ 2.14 (Legendijk et al., 1988)

$$\hat{F}(u, v) = \left[ \frac{G(u, v)}{|G(u, v)|^2 + \alpha} \right] H(u, v) \quad (2.14)$$

โดยที่  $\hat{F}(u, v)$  คือ ภาพจริงที่ถูกประมาณออกมา

$G(u, v)$  คือ ฟังก์ชันการบิดเบือนภาพ

$H(u, v)$  คือ ภาพที่ถูกบิดเบือน

$\alpha$  คือ ค่าที่ให้ผู้ใช้งานกำหนดตามความเหมาะสม

ค่าแอลฟามีผลต่อตัวสมการ โดยเป็นสิ่งที่ควบคุมน้ำหนักตัวเลขของฟังก์ชันที่ทำให้ภาพบิดเบือน ที่จะนำไปใช้ในการทำดัดคอนโวลูชันกับภาพที่ถูกบิดเบือน ยกกรณีตัวอย่างเช่น ในโดเมนของความถี่ ถ้ากำหนดให้ภาพที่ถูกบิดเบือน  $H(u, v)$  ทำดัดคอนโวลูชันกับฟังก์ชันที่ทำให้ภาพบิดเบือน  $G(u, v)$  หากเราทำดัดคอนโวลูชันแล้วเราก็จะได้ภาพต้นฉบับ  $F(u, v)$  ที่สมบูรณ์ออกมา (พิจารณากรณีข้างต้นโดยไม่สนใจสัญญาณรบกวน) เราจะเห็นผลของค่าแอลฟาได้ชัดเจนมากขึ้น ถ้าค่าแอลฟามีค่ามากก็จะทำให้ค่าของฟังก์ชัน  $G(u, v)$  มีค่าน้อยลงเมื่อนำไปทำการดัดคอนโวลูชันกับภาพที่ถูกบิดเบือน  $H(u, v)$  ภาพผลลัพธ์ที่ออกมาก็จะถูกดัดคอนโวลูชันเพียงเล็กน้อยทำให้ภาพไม่ถูกปรับปรุงจนต่างไปจากเดิมมากเท่าใดนัก แต่เมื่อค่าแอลฟามีค่าน้อย ภาพก็จะถูกดัดคอน

ไวลูชัน ด้วยฟังก์ชันที่ทำให้ภาพบิดเบือน  $G(u,v)$  ที่มีค่ามาก ถ้าฟังก์ชันที่ทำให้ภาพบิดเบือนมีค่า ถูกต้อง ภาพก็จะกลับเป็นภาพที่สมบูรณ์ดั้งเดิม แต่การหาค่าแอลฟาที่เหมาะสม ก็เป็นสิ่งที่ไม่กำหนดตายตัว เรากล่าวไลซ์ฟิลเตอร์เป็นเทคนิคที่สามารถถูกนำไปประยุกต์ดัดแปลงให้ใช้งานได้หลากหลาย เนื่องด้วยตัวค่าแอลฟานี้เอง ที่สามารถถูกนิยามได้หลายแบบ เช่น กำหนดตามค่า Noise-to-signal ratio ดังในสมการที่ 2.13 ก็สามารถทำได้ เป็นต้น ส่วนประสิทธิภาพของค่าแอลฟาของแต่ละแบบ ก็ขึ้นอยู่กับแนวคิดในการแก้ปัญหา และความเหมาะสมของวิธีแก้ปัญหาของโจทย์ภาพแต่ละแบบ ที่จะนำมาทำการปรับปรุงคุณภาพของภาพต่อไป (Legendijk et al., 1988)

### 2.7.2.3 Image Enhancement with Structure Adaptive Filter

ฟิลเตอร์แบบปรับตัวตาม โครงสร้าง (Structure Adaptive Filter) เป็นฟิลเตอร์ที่มีการปรับเปลี่ยนตัวฟิลเตอร์ได้เอง โดยใช้ข้อมูลที่ได้จากภาพมาปรับแต่งตัวฟิลเตอร์ ซึ่งรูปแบบลักษณะการเปลี่ยนแปลงของฟิลเตอร์ จะถูกกำหนดโดยผู้ใช้งานว่าจะกำหนดฟิลเตอร์ให้มีการเปลี่ยนแปลงตามความเหมาะสมกับงานแต่ละงานอย่างไร ฟิลเตอร์แบบปรับตัวตามโครงสร้างสามารถนำไปใช้ได้หลายรูปแบบ สำหรับการปรับปรุงคุณภาพของภาพ ที่ต้องการปรับปรุงภาพให้มีคุณภาพสูงขึ้นแล้ว หลักสำคัญในการทำให้คุณภาพของภาพให้สูงขึ้น คือการปรับปรุงภาพมีโครงสร้างขอบภาพที่ชัดเจนเพิ่มมากขึ้น และมีสัญญาณรบกวนลดน้อยลง ดังนั้นการใช้ค่าที่เปลี่ยนแปลงตามทิศทางแกน (Anisotropic) เข้ามาควบคุมการเปลี่ยนแปลงของฟิลเตอร์จึงเป็นวิธีที่ได้ผลดี โดยวิธีฟิลเตอร์แบบปรับตัวตามโครงสร้างตามแกน (Structure Adaptive Anisotropic Filter) ถูกนำเสนอโดยหยางและคณะ (1996) โดยมีแนวคิดเกี่ยวกับวิธีการ คือ การปรับรูปร่างของฟิลเตอร์ที่ใช้กำหนดกลุ่มจุดสี ที่จะนำมาคำนวณค่าของจุดสีในภาพขณะทำการดิคอนไวลูชัน ให้ขนาดของฟิลเตอร์ มีการปรับเปลี่ยนไปตามลักษณะของพื้นที่ของภาพอย่างเหมาะสม โดยแต่ละจุดสีจะมีการกำหนดฟิลเตอร์ของแต่ละจุดสีดังในสมการที่ 2.15

$$k(x_0, x) = \rho(x - x_0) \exp \left\{ - \left[ \frac{((x - x_0) \cdot n)^2}{\sigma_1^2(x_0)} + \frac{((x - x_0) \cdot n_\perp)^2}{\sigma_2^2(x_0)} \right] \right\} \quad (2.15)$$

โดยที่ค่า  $n$  และ  $n_\perp$  เป็นหน่วยเวกเตอร์ที่ตั้งฉากต่อกัน  $\sigma_1^2(x_0)$  และ  $\sigma_2^2(x_0)$  เป็นตัวที่กำหนดรูปร่างของฟิลเตอร์ สำหรับค่าของ  $\rho$  จะเท่ากับ 1 ก็ต่อเมื่อ  $|x| < r$  เมื่อ  $r$  คือค่าของรัศมีของฟิลเตอร์ ซึ่งเราเป็นผู้กำหนด กล่าวคือค่า  $\rho$  จะเป็นตัวควบคุมความกว้างของฟิลเตอร์ และจะมีผลถึงจำนวนจุดสีจุดสีที่จะถูกนำมาคำนวณในฟังก์ชันฟิลเตอร์ สำหรับทิศทางของเวกเตอร์  $n$  ในสมการที่ 2.15 นั้น สามารถคำนวณได้จากการหาทิศทางของภาพได้ดังในสมการที่ 2.16 (Yang et al., 1996)

$$\theta(x) = \frac{1}{2} \tan^{-1} \left\{ \frac{\iint_{\Omega} \left( 2 \cdot \left( \frac{\partial f}{\partial x_1} \right) \left( \frac{\partial f}{\partial x_2} \right) dx_1 dx_2 \right)}{\iint_{\Omega} \left( \left( \frac{\partial f}{\partial x_1} \right)^2 + \left( \frac{\partial f}{\partial x_2} \right)^2 dx_1 dx_2 \right)} \right\} + \frac{\pi}{2} \quad (2.16)$$

โดยที่  $\Omega$  คือ ขนาดของฟิลเตอร์ที่เรากำหนด

สำหรับค่า  $\sigma_1^2(x_0)$  และ  $\sigma_2^2(x_0)$  ที่ใช้กำหนดรูปร่างของฟิลเตอร์ ถูกกำหนดไว้ตามสมการที่ 2.17 และ 2.18 ตามลำดับดังนี้ (Yang et al., 1996)

$$\sigma_1^2(x_0) = \frac{r}{1 + \frac{c(x_0)}{\beta}} \quad (2.17)$$

$$\sigma_2^2(x_0) = (1 - g(x_0)) \frac{r}{1 + \frac{c(x_0)}{\beta}} \quad (2.18)$$

โดยที่ค่า  $\beta$  เป็นตัวควบคุมน้ำหนักความเชื่อมั่น ของค่าตัวเลขที่จะใช้ในการคำนวณ ซึ่งผู้ใช้เป็นผู้กำหนดเอง ส่วนฟังก์ชัน  $c(x_0)$  เป็นฟังก์ชันการตรวจหาหมอกของภาพ และฟังก์ชัน  $g(x_0)$  เป็นฟังก์ชันหาทิศทางของภาพ ซึ่งถูกนิยามตามสมการที่ 2.19 และ 2.20 ตามลำดับดังนี้ (Yang et al., 1996)

$$c(x) = (1 - g(x)) |Vf(x)|^2 \quad (2.19)$$

$$g(x) = \frac{\left\{ \iint_{\Omega} \left( \frac{\partial f}{\partial x} \right)^2 - \left( \frac{\partial f}{\partial y} \right)^2 dx dy \right\}^2 + \left\{ \iint_{\Omega} 2 \left( \frac{\partial f}{\partial x} \right) \left( \frac{\partial f}{\partial y} \right) dx dy \right\}^2}{\left\{ \iint_{\Omega} \left( \left( \frac{\partial f}{\partial x} \right)^2 + \left( \frac{\partial f}{\partial y} \right)^2 \right) dx dy \right\}^2} \quad (2.20)$$

ฟังก์ชัน  $c(x)$  และฟังก์ชัน  $g(x)$  สามารถคำนวณได้จากภาพดิบโดยตรง ทำให้เราสามารถทำการคำนวณหาค่าทั้งสองได้ง่าย ทั้งนี้ผลของการนำฟังก์ชันการหาหมอกของภาพ และการหาทิศทางภาพ เข้ามาใช้ในการกำหนดรูปร่างของฟิลเตอร์จะมีผลทำให้รูปร่างของฟิลเตอร์

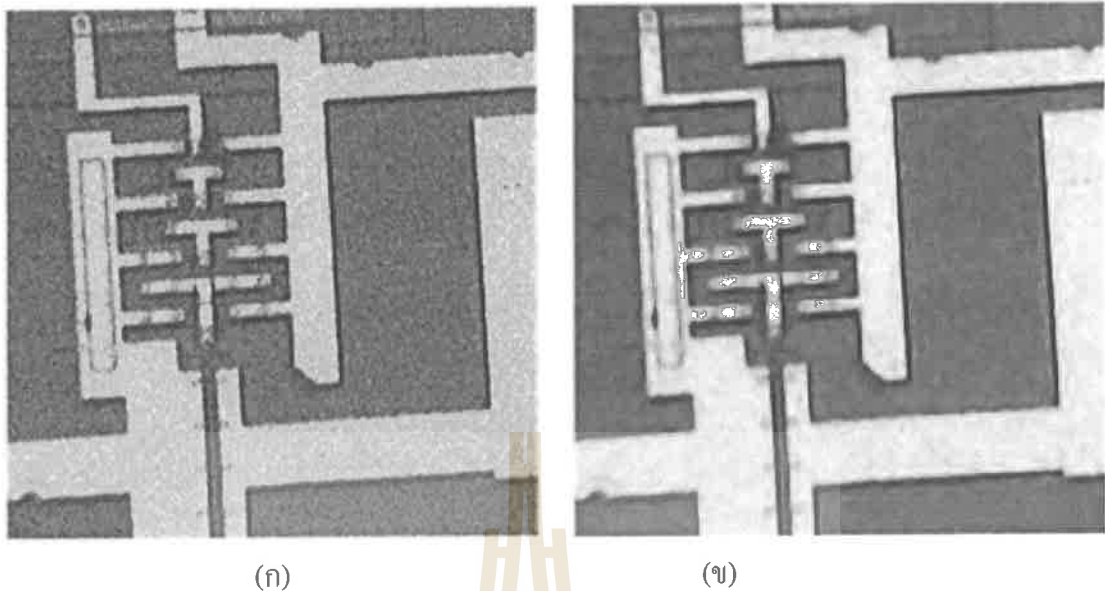
เปลี่ยนแปลงไปตามลักษณะบริเวณต่าง ๆ ของภาพดังในรูปที่ 2.15 ที่แสดงตัวอย่างการเปลี่ยนแปลงของฟิลเตอร์ ที่เมื่อฟิลเตอร์เข้าใกล้บริเวณที่เป็นมุมของภาพฟิลเตอร์จะถูกปรับให้มีขนาดเล็กลงเพื่อไม่ให้นำจุดสีมากำนวนมากเกินไป และหากบริเวณภาพมีทิศทางที่ชัดเจน เช่น เส้นแนวตั้ง เส้นแนวนอน เป็นต้น ฟิลเตอร์ก็จะปรับให้มีขนาดขนานกันไปตามทิศทางภาพ เพื่อพยายามนำจุดสีที่คาดว่า จะมีลักษณะสีคล้าย ๆ กันนำมาคำนวณเพื่อลดความคลาดเคลื่อนของค่าสี จากจุดสีที่มีลักษณะไม่ตรงพวก และเมื่อฟิลเตอร์พบว่าค่าความเป็นมุมและทิศทางของภาพมีค่าน้อยฟิลเตอร์จะมีการปรับให้มีขนาดใหญ่ขึ้น เพื่อให้ครอบคลุมจุดสีที่จะนำมาทำการคำนวณ ทั้งนี้การปรับลักษณะของฟิลเตอร์ มีผลเพื่อให้สามารถนำจุดสีที่มีสีใกล้เคียงกันเพิ่มเข้ามาใช้ในการคำนวณ และลดทอนจุดสีที่คาดว่าอาจจะอยู่นอกกลุ่มสีออกไปเพื่อไม่ให้เกิดการเจือปน และไม่ทำให้ค่าสีที่ควรจะเป็นผิดเพี้ยนมากจนเกินไป



รูปที่ 2.23 แสดงตัวอย่างฟิลเตอร์ที่เปลี่ยนไปตามลักษณะภาพ

(ที่มา : MATLAB, Computer Program, 2016)

สำหรับผลการปรับปรุงภาพด้วยฟิลเตอร์แบบปรับตัวตามโครงสร้าง จะมีลักษณะดังตัวอย่างรูปที่ 2.24 ดังนี้



รูปที่ 2.24 แสดงตัวอย่างผลการปรับปรุงภาพด้วยฟิลเตอร์แบบปรับตัวตามโครงสร้าง โดยแสดง (ก) ภาพก่อนได้รับการปรับปรุง, (ข) ภาพหลังปรับปรุงด้วยฟิลเตอร์แบบปรับตัวตามโครงสร้าง (ที่มา : Wu et al., 2016)

#### 2.7.2.4 Image Enhancement with Anisotropic Diffusion

แอนไอโซทรอปิกดิฟฟิวชัน (Anisotropic Diffusion) เป็นวิธีการที่มีประสิทธิภาพในการปรับปรุงคุณภาพของภาพ เนื่องจากสามารถลดสัญญาณรบกวนลงได้ และยังมีความสามารถในการคงรายละเอียดของขอบภาพไว้ได้เป็นอย่างดี โดยแอนไอโซทรอปิกดิฟฟิวชันมีเป็นเทคนิคการปรับปรุงภาพที่มีลักษณะของการปรับตัวตามโครงสร้าง โดยจะมีการปรับขนาดของฟิลเตอร์ปรับปรุงภาพ ให้มีขนาดใหญ่ขึ้นหรือเล็กลงตามลักษณะของขอบวัตถุบนภาพ ตัวฟิลเตอร์จะถูกปรับให้มีขนาดเล็กลง เมื่อตัวฟิลเตอร์เข้าใกล้บริเวณที่คาดว่าจะมีขอบวัตถุ ซึ่งจะถูกระงับโดยให้ใช้ค่าฟังก์ชันประเมินค่าความเป็นขอบภาพ (Corner Strength) โดยหลักการของแอนไอโซทรอปิกดิฟฟิวชันสามารถแสดงได้ตามสมการที่ 2.21 (Yu and Acton, 2002)



$$\begin{cases} \frac{\partial I}{\partial t} = \text{div}[c(|\nabla I|) \cdot \nabla I] \\ I_{(t=0)} = I_0 \end{cases} \quad (2.21)$$

โดยที่  $\nabla$  คือ Gradient operator

$\text{div}$  คือ Divergence operator

$||$  คือ การแสดงขนาดของตัวแปร

$c()$  คือ Diffusion coefficient

$I_0$  คือ ภาพเริ่มต้นก่อนขั้นตอนการปรับปรุงภาพ

สำหรับค่าสัมประสิทธิ์  $c()$  ถูกนำเสนอไว้สองแบบตามสมการที่ 2.22 และสมการที่ 2.23 ดังนี้ (Perona and Malik, 1990)

$$c(x) = \frac{1}{1 + (x/k)^2} \quad (2.22)$$

และ

$$c(x) = \exp[-(x/k)^2] \quad (2.23)$$

โดยที่  $k$  คือ ค่าที่แสดงขนาดของขอบภาพ

จากสมการที่ 2.22 และสมการที่ 2.23 จะเห็นได้ว่าเมื่อค่า  $k$  มีค่าน้อย หรือกล่าวคือค่าของความเป็นขอบภาพมีค่าน้อย จะทำให้ค่าของ  $c()$  มีค่ามาก และทำให้เกิดการนำตัวเลขขนาดของเกรเดียนท์ไปใช้มาก หากค่า  $k$  มีค่ามากก็แสดงว่า บริเวณนั้นมีค่าความเป็นขอบภาพมาก ค่าของ  $c()$  ก็จะมีค่าน้อยและทำให้การนำตัวเลขขนาดของเกรเดียนท์ไปใช้น้อยลงด้วย ทำให้การรักษาขอบภาพทำได้มีประสิทธิภาพ

สำหรับการนำเทคนิคแอนไอโซทรอปิกดิฟฟิวชัน ไปใช้ในการปรับปรุงคุณภาพของภาพสามารถนำหลักการ จากสมการที่ 2.21 ไปประยุกต์ใช้กับการปรับปรุงภาพได้ดังนี้ (Yu and Acton, 2002)

$$I_s^{t+\Delta t} = I_s^t + \frac{\Delta t}{|\bar{\eta}_s|} \sum_{p \in \bar{\eta}_s} c(\nabla I_{s,p}^t) \nabla I_{s,p}^t \quad (2.24)$$

เมื่อ  $I_s^t$  คือ ภาพที่จะปรับปรุง  $s$  คือตำแหน่งของจุดสีบนภาพในระนาบสองมิติ เทียบได้กับการระบุพิกัดโดยใช้พิกัด  $(x,y)$  ส่วน  $\Delta t$  คือ ขนาดของสเต็ปที่ทำงานของแต่ละรอบการทำงาน  $\bar{\eta}_s$  คือกลุ่มของจุดสีที่อยู่รอบ ๆ จุดสี  $s$  และ  $\nabla I_{s,p}^t = I_p^t - I_s^t, \forall p \in \bar{\eta}_s$

ข้อดีของเทคนิคแอนไอโซทรอปิกดิฟฟิวชัน คือ สามารถปรับปรุงภาพให้พื้นผิวออกมาราบเรียบและยังสามารถรักษาขอบของภาพไว้ได้เป็นอย่างดี อีกทั้งยังสามารถทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพแม้ว่าภาพจะมีสัญญาณรบกวนในปริมาณมาก (Yu and Acton, 2002)

### 2.7.2.5 Image Enhancement with Total Variation

การปรับปรุงคุณภาพของภาพด้วยการใช้ค่าความผันแปรทั้งหมด (Total Variation) เป็นเทคนิคปรับปรุงภาพที่มีแนวคิดอยู่ว่า ภาพที่มีสัญญาณรบกวนอยู่มาก จะทำให้เกิดค่าความผันแปรทั้งหมดสูงตามไปด้วย ซึ่งภาพที่มีสัญญาณรบกวนอยู่น้อยก็ควรมีค่าความผันแปรทั้งหมดน้อยเช่นกัน สาเหตุที่สัญญาณรบกวนทำให้ค่าความผันแปรมีมากขึ้นนั้น เป็นเพราะสัญญาณรบกวนมักมีลักษณะที่เป็นมีสีขาวหรือดำลงอย่างกะทันหัน ซึ่งความกะทันหันของค่าสีนี้เองที่ส่งผลให้ค่าความผันแปรของสีมีค่าสูงขึ้น ค่าความผันแปรทั้งหมดถูกนิยามตามสมการที่ 2.25 (Rudin et al., 1992)

$$V(y) = \sum_{i,j} \sqrt{|y_{i+1,j} - y_{i,j}|^2 + |y_{i,j+1} - y_{i,j}|^2} \quad (2.25)$$

โดยที่  $V(y)$  คือ ค่าความผันแปรทั้งหมด

จากสมการที่ 2.25 สามารถนำมาอธิบายในเชิงการดำเนินการเชิงภาพได้ว่า ค่าความผันแปรทั้งหมด สามารถหาได้โดยการหาผลรวมของทิศทางการต่างของจุดสีที่อยู่ข้างกัน หรือก็คือค่าความเปลี่ยนแปลงของจุดสีต่อจุดสีที่อยู่โดยรอบ เมื่อนำสมการนี้ไปใช้กับภาพที่มีสีเดียวทั้งภาพ เช่น ภาพสีดำ ภาพสีขาว เป็นต้น ค่าความผันแปรทั้งหมดจะออกมาเป็นศูนย์เนื่องจากสีของแต่ละจุดสีเป็นสีเดียวกันทั้งหมด เมื่อนำมาหักลบกันผลลัพธ์ก็จะออกมามีค่าน้อยมาก ๆ หรืออาจมีผลลัพธ์ออกมามีค่าเป็นศูนย์เลยก็ได้ หากนำสมการที่ 2.25 ไปใช้กับภาพที่มีสีสลับกันมาก อย่างเช่น ภาพลักษณะที่มีสัญญาณรบกวนเกิดขึ้นจำนวนมาก หรือภาพที่มีลักษณะของสี ที่มีการสลับกันไปมา

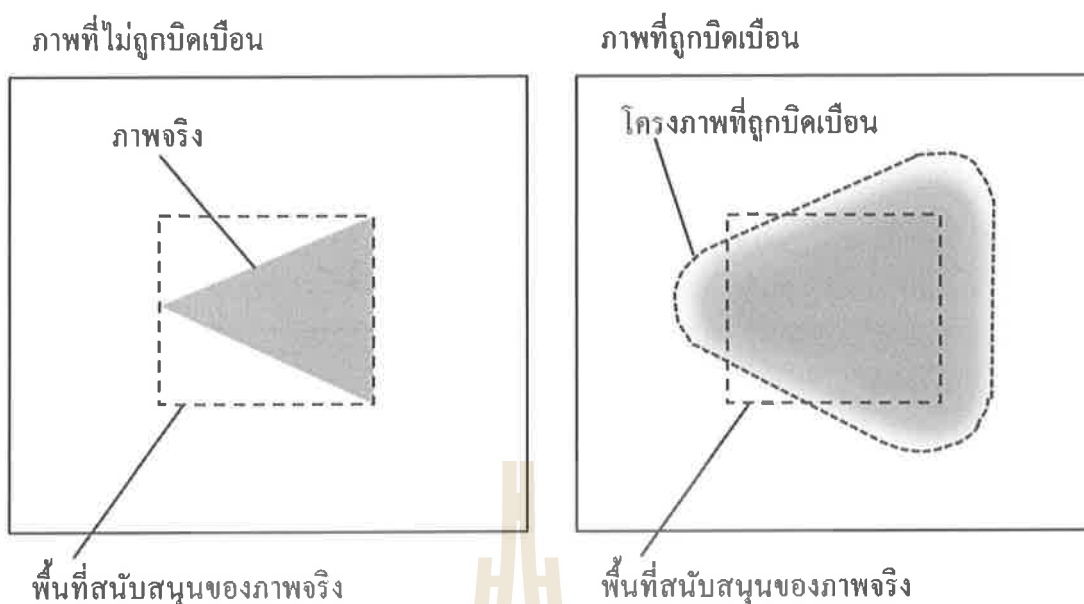
อย่างถี่ ๆ เป็นต้น ก็จะทำให้ค่าความผันแปรทั้งหมดออกมามีค่ามาก สำหรับการนำค่าความผันแปรทั้งหมด ไปใช้ในการปรับปรุงคุณภาพของภาพ มักถูกกำหนดด้วยสมการที่ 2.26 ดังนี้ (Selesnick et al., 2010)

$$\text{Min}_y (E(x, y) + \lambda V(y)) \quad (2.26)$$

สมการที่ 2.26 เป็นสมการที่ใช้ควบคุมอัลกอริทึมการทำงานของ การปรับปรุงคุณภาพของภาพด้วยการใช้ค่าความผันแปรทั้งหมด โดยที่ค่า  $E(x, y)$  เป็นตัววัดค่าความแตกต่างระหว่างภาพสองภาพ ซึ่งเราสามารถหาค่า Mean Squared Error จากในสมการที่ 2.5 เพื่อวัดค่าความแตกต่างของภาพ ส่วนค่า  $\lambda$  เป็นค่าตัวแปร ที่ผู้ใช้งานไปปรับใช้เอง เพื่อให้มีความเหมาะสมกับความต้องการของผู้ใช้แต่ละคนสำหรับงานแต่ละงาน เมื่อค่า  $\lambda = 0$  นั่นคือไม่เกิดกระบวนการปรับปรุงคุณภาพของภาพแต่อย่างใด เมื่อปรับให้ค่า  $\lambda$  มีค่าสูงขึ้น คือการกำหนดให้มีการปรับปรุงภาพมากขึ้น เป้าหมายในการใช้ค่าความผันแปรทั้งหมด คือ การปรับปรุงใช้ภาพมีค่าความผันแปรทั้งหมดน้อยที่สุด แต่ในขณะที่เดียวกันภาพก็ต้องออกมาใกล้เคียงกับภาพต้นฉบับที่สมบูรณ์ที่มีคุณภาพสูงมากที่สุดเช่นกัน (Chambolle, 2004)

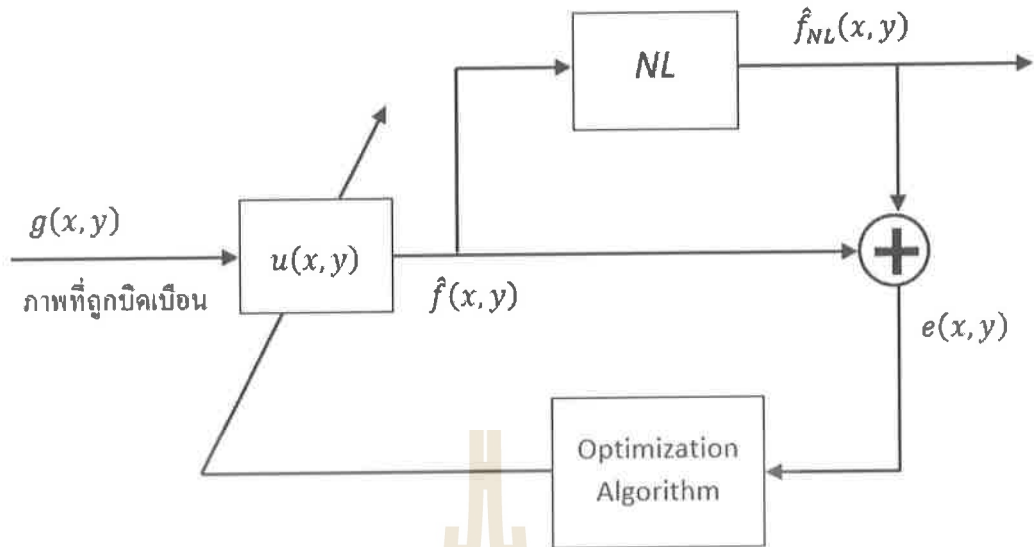
#### 2.7.2.6 Image Enhancement with NAS-RIF

นาสริฟอัลกอริทึม (Nonnegativity and support constraints recursive inverse filtering : NAS-RIF) เป็นเทคนิคอัลกอริทึมปรับปรุงภาพ ที่มีลักษณะการทำงานแบบวนซ้ำ โดยมีการใช้ประโยชน์จากผลของการปรับปรุงภาพของรอบการปรับปรุงก่อนหน้า เข้ามาใช้เป็นปัจจัยข้อมูลเสริม ที่จะถูกใช้ในการปรับปรุงภาพของรอบถัดไป นาสริฟอัลกอริทึมมีแนวคิดอยู่ว่า ภาพจริงในอุดมคติที่เราต้องการนั้นมีค่าที่ไม่เป็นเลขติดลบ โดยมีการสันนิษฐานคาดการณ์ว่า ภาพมีพื้นที่สนับสนุน (Support region) ดังตัวอย่างในรูปที่ 2.25 ที่แสดงตัวอย่างพื้นที่สนับสนุน การสันนิษฐานคาดการณ์สำหรับฟังก์ชันที่ทำให้ภาพบิดเบือน มีเพียงแค่ ค่าต่าง ๆ ในฟังก์ชันที่ทำให้ภาพบิดเบือนสามารถนำมาบวกรวมกันได้ กล่าวคือ  $\sum_{v(x,y)} |h(x,y)| < \infty$  เมื่อ  $h(x,y)$  คือฟังก์ชันที่ทำให้ภาพบิดเบือน และส่วนกลับของฟังก์ชันที่ทำให้ภาพบิดเบือนหรือสามารถเขียนได้คือ  $h^{-1}(x,y)$  สามารถนำมาบวกรวมกันได้ ข้อได้เปรียบของอัลกอริทึมนาสริฟ คือ เราไม่จำเป็นต้องรู้ข้อมูลของฟังก์ชันที่ทำให้ภาพบิดเบือนเหมือนกับวิธีอื่น ซึ่งข้อมูลส่วนที่จำเป็นนี้เป็นส่วนที่เราต้องการมากที่สุดในการปรับปรุงภาพและก็เป็นข้อมูลส่วนที่จะขาดหายไปเสมอเช่นกัน (Kundur and Hatzinakos, 1996)



รูปที่ 2.25 แสดงตัวอย่างพื้นที่สนับสนุน

หลักการทํางานของนาสรีฟอัลกอริทึม สามารถแสดงได้ดังแผนภาพในรูปที่ 2.26 นาสรีฟอัลกอริทึมใช้ข้อมูลนำเข้าเพียงแค่ภาพที่ถูกบิดเบือน  $g(x,y)$  และฟังก์ชันเอฟไออาร์ฟิลเตอร์ (FIR Filter)  $u(x,y)$  เป็นข้อมูลนำเข้า และจะได้ผลลัพธ์ออกมาเป็นภาพที่ถูกปรับปรุง  $f(x,y)$  โดยภาพที่ได้รับการปรับปรุงแล้ว จะถูกนำไปผ่านตัวกรองแบบไม่เป็นเชิงเส้น (Nonlinear filter : NL) เพื่อนำไปเปรียบเทียบหาค่าความผิดพลาด ด้วย Error function  $e(x,y)$  เพื่อหาความแตกต่างระหว่างภาพที่ถูกปรับปรุง  $f(x,y)$  และภาพที่ถูกปรับปรุงที่ได้ผ่านตัวกรองแบบไม่เป็นเชิงเส้น  $f_{NL}(x,y)$  เพื่อดูว่าภาพที่ได้ปรับปรุงมาแล้วนั้น ดีเพียงพอรึยัง แล้วนำค่าความผิดพลาดที่ได้ไปใช้ในการปรับปรุงฟังก์ชันเอฟไออาร์ฟิลเตอร์ เพื่อนำไปปรับปรุงภาพในรอบการทำงานรอบต่อไป ถือได้ว่าเป็นการนำค่าความผิดพลาดกลับมาใช้ให้เป็นประโยชน์ต่ออัลกอริทึมได้อย่างมีประสิทธิภาพ (Kundur and Hatzinakos, 1996)



รูปที่ 2.26 แสดงแผนผังของนาสรีฟอัลกอริทึม (ที่มา : Kundur and Hatzinakos, 1996)

สำหรับฟังก์ชันตัวกรองแบบไม่เป็นเชิงเส้นของนาสรีฟ มีหลักการโดยใช้ประโยชน์จากพื้นที่สนับสนุน โดยสามารถสรุปหลักการได้ดังสมการที่ 2.27 ดังนี้ (Raid et al., 2014)

$$f_{NL}(x,y) = \begin{cases} L_B & \text{if } f(x,y) \in \bar{D}_{SUP} \\ 0 & \text{if } f(x,y) < 0 \text{ and } f(x,y) \in D_{SUP} \\ f(x,y) & \text{if } f(x,y) \geq 0 \text{ and } f(x,y) \in D_{SUP} \end{cases} \quad (2.27)$$

โดยที่  $L_B$  คือ ค่าสีของพื้นที่พื้นหลัง

$\bar{D}_{SUP}$  คือ กลุ่มของจุดสีที่อยู่นอกพื้นที่สนับสนุน

$D_{SUP}$  คือ กลุ่มของจุดสีที่อยู่ในพื้นที่สนับสนุน

เมื่อนำสมการ  $f_{NL}(x,y)$  ไปทำการแปลงเป็นสมการฟังก์ชันต้นทุน ก็จะได้สมการออกมาดังสมการที่ (2.28) ดังนี้ (Kundur and Hatzinakos, 1996)

$$\begin{aligned}
 J(u) = & \sum_{(x,y) \in D_{SUP}} f^2(x,y) \left[ \frac{1 - \text{sgn}(\hat{f}(x,y))}{2} \right] \\
 & + \sum_{(x,y) \in D_{SUP}} [\hat{f}(x,y) - L_B]^2 \\
 & + \gamma \left[ \sum_{\forall(x,y)} [u(x,y) - 1] \right]^2
 \end{aligned} \tag{2.28}$$

เมื่อฟังก์ชัน  $\text{sgn}(\cdot)$  ถูกนิยามดังนี้ (Raid et al., 2014)

$$\text{sgn}(f) = \begin{cases} -1 & \text{if } f < 0 \\ 1 & \text{if } f \geq 0 \end{cases} \tag{2.29}$$

สำหรับเทอมที่สามของสมการที่ 2.28 มีไว้เพื่อป้องกันไม่ให้สมการมีค่าเป็นศูนย์ซึ่งหากทั้งสมการมีค่าเป็นศูนย์ จะทำให้อัลกอริทึมไม่สามารถหาค่าฟังก์ชันต้นทุนที่ถูกต้องออกมาได้

### 2.7.2.7 เปรียบเทียบเทคนิค

ในการเลือกใช้เทคนิคเพื่อมาปรับปรุงคุณภาพของภาพอย่างมีประสิทธิภาพนั้น ก็มีความจำเป็นที่จะต้องรู้และเข้าใจข้อได้เปรียบที่เทคนิคนั้น ๆ ที่มีต่อเทคนิคอื่น ๆ อีกทั้งข้อจำกัดของตัวเทคนิคเอง ที่จะบอกได้ว่า เราสามารถนำเทคนิคนั้นมาใช้งานแล้วได้ผลการปรับปรุงออกมาดีหรือไม่ อย่างข้อจำกัดของเวียนอร์ฟิลเตอร์และเรกูล่าไลซฟิลเตอร์ คือ เราจำเป็นต้องมีข้อมูลของตัวฟังก์ชันตัวที่ทำให้ภาพบิดเบือน ซึ่งในขั้นตอนการปรับปรุงภาพโดยปกติแล้ว เรามักจะขาดข้อมูลส่วนสำคัญนี้ไปเสมอ ถ้าเราไม่มีข้อมูลของฟังก์ชันการบิดเบือนของภาพแล้ว การปรับปรุงภาพด้วยเทคนิคเวียนอร์ฟิลเตอร์และเรกูล่าไลซฟิลเตอร์ ก็จะไม่สามารถทำได้ ในทางกลับกัน ถ้าเรามีข้อมูลของตัวฟังก์ชันการบิดเบือนของภาพที่แม่นยำแล้ว เราก็จะสามารถปรับปรุงภาพโดยใช้เวียนอร์ฟิลเตอร์หรือเรกูล่าไลซฟิลเตอร์ แล้วได้ผลลัพธ์ออกมาที่มีคุณภาพที่ดี และสามารถยอมรับได้ แต่ด้วยความยากในการได้มาของฟังก์ชันการบิดเบือนภาพนี้เอง เทคนิคการปรับปรุงภาพชนิดอื่น จึงใช้ข้อมูลอย่างอื่นเข้ามาช่วยในการปรับปรุงภาพ และใช้วิธีอื่นในการเพิ่มคุณภาพของภาพให้สูงขึ้น โดยในเทคนิคฟิลเตอร์แบบปรับตัวตามโครงสร้างและเทคนิคแอนนิโซโทรปิกดิฟฟิวชัน ที่ทำการปรับปรุงภาพโดยการลดสัญญาณรบกวนออกจากภาพ ด้วยการนำฟังก์ชันที่ใช้ประเมินค่าความเป็นขอบภาพของตำแหน่งจุดสีในแต่ละบริเวณของภาพมาใช้ โดยนำค่าที่ได้จากฟังก์ชันการประเมินขอบภาพ ไปย่อหรือขยายขนาดของฟิลเตอร์ปรับปรุงภาพ ให้มีความ

เหมาะสมกับในแต่ละบริเวณของภาพ โดยเฉพาะอย่างยิ่ง บริเวณที่เป็นขอบของวัตถุ ที่มักจะเกิดการสูญเสียความคมชัดไป ในขั้นตอนการปรับปรุงภาพของเทคนิคลดสัญญาณรบกวนทั่วไป ด้วยการใช้เทคนิคการที่มีการปรับฟิลเตอร์ตามโครงสร้างนี้เอง ทำให้ยังคงมีการคงขอบวัตถุที่คมชัดอยู่ได้ สำหรับในอีกเทคนิคหนึ่ง เทคนิคการปรับปรุงคุณภาพของภาพด้วยการใช้ค่าความผันแปรทั้งหมด ใช้ความแตกต่างกันของระดับการผันแปรค่าสีของจุดสี เพื่อพยายามลดทอนความผันแปรของจุดสีที่เป็นสัญญาณรบกวน เพราะด้วยลักษณะของสัญญาณรบกวน ที่มีสีต่างจากจุดสีโดยรอบ จึงทำให้จุดสีที่เป็นสัญญาณรบกวน มีค่าความผันแปรสูง ความผันแปรนี้เองทำให้เทคนิคการปรับปรุงคุณภาพของภาพด้วยการใช้ค่าความผันแปรทั้งหมดสามารถใช้ลดสัญญาณรบกวนลงได้ดี และสุดท้ายนี้ เทคนิคนาสริฟ มีทำการปรับปรุงภาพด้วยการทำงานแบบวนทำงานซ้ำหลายรอบ จุดเด่นของเทคนิคนี้คือ มีความสามารถในการปรับประเมินฟังก์ชันการบิดเบือนของภาพได้เอง และยังมีฟังก์ชันเปรียบเทียบผลลัพธ์ ของการปรับปรุงภาพในทุกรอบที่วนซ้ำ เพื่อควบคุมปริมาณที่จะทำการปรับปรุงภาพในวงรอบต่อไป ซึ่งฟังก์ชันนี้เอง ช่วยควบคุมให้ตัวเทคนิคปรับปรุงภาพในปริมาณที่ไม่มากเกินไปจนภาพเสียคุณภาพของภาพลง แต่เนื่องด้วยเทคนิคนาสริฟถูกออกแบบมา ให้ทำงานกับภาพที่มีสีพื้นหลังของวัตถุเพียงสีเดียว ทำให้ภาพที่จะนำมาใช้กับเทคนิคนาสริฟได้ มักถูกจำกัดด้วยลักษณะจำเพาะของภาพ

## 2.8 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ในการศึกษาและพัฒนาเทคนิคการปรับปรุงคุณภาพของภาพด้วยเทคนิคการปรับคืนโครงสร้างแบบนาสริฟ ผู้วิจัยได้ศึกษาและค้นคว้างานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการศึกษาและพัฒนาเทคนิคการปรับปรุงคุณภาพของภาพ ด้วยเทคนิคการปรับคืนโครงสร้างแบบนาสริฟ ซึ่งมีรายละเอียดดังนี้

งานวิจัยของ Dhawan, Rangayyan, and Gordon (1985) ได้นำเสนอการปรับปรุงคุณภาพของภาพโดยการทำดีคอนโวลูชันด้วยเทคนิคเวียนอร์ เพื่อปรับปรุงภาพทางการแพทย์ ที่ถูกถ่ายภาพด้วยเทคนิค Computed Tomography (CT) ที่เกิดสัญญาณรบกวนกับภาพมาก อีกทั้งภาพที่ถูกถ่ายออกมายังขาดความคมชัดตั้งแต่ต้น เนื่องจากเครื่อง CT ในสมัยนั้นยังมีคุณภาพไม่สูงมากนัก โดยในการทดลอง ได้ใช้ภาพทดสอบที่ถูกสร้างขึ้น แล้วทำการหาฟังก์ชันที่ทำให้ภาพบิดเบือนจากภาพที่ใช้ทดสอบ ผลที่ได้ถือว่า ภาพได้รับการปรับปรุงขึ้นอย่างมากในด้านความพรั่มัวของภาพ โดยรวม แต่ก็ยังไม่สามารถกำจัดสัญญาณรบกวนได้ทั้งหมด อีกทั้งยังทำให้ขอบภาพบางส่วนเสียหายมากกว่าเดิม ซึ่งคาดว่าน่าจะเกิดจากเทคนิคที่ใช้ประเมินฟังก์ชันที่ทำให้ภาพบิดเบือนยังมีความแม่นยำไม่เพียงพอ และมีสัญญาณรบกวนที่มีอยู่มากเกินไป จนทำให้การดีคอนโวลูชันไม่ให้ผลออกมาดีดังที่ต้องการ

งานวิจัยของ Lagendijk, Biemond, and Boeke (1988) ได้นำเสนอการปรับปรุงคุณภาพของภาพ ด้วยการใช้เทคนิคเรกูลาไรซ์ฟิลเตอร์ที่มีการทำงานวนซ้ำหลายรอบ เพื่อกำจัดสัญญาณรบกวนให้ดีขึ้น ในการทดลองได้ใช้ภาพ Cameraman ในการทำการทดลอง ผลของงานวิจัยถือว่าสามารถปรับปรุงคุณภาพของภาพได้ดีขึ้น ถึงแม้จะยังมีปัญหาการสูญเสียขอบภาพไปบางส่วนและยังคงมีสัญญาณรบกวนอยู่ก็ตาม แต่งานวิจัยได้แสดงให้เห็นถึง การใช้งานเทคนิคการคิดคอนโวลูชันที่สามารถนำไปใช้ทำงานในรูปแบบการวนรอบทำงาน เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของการปรับปรุงภาพให้ดีขึ้นได้

Yang, Burger, Firmin, and Underwood (1996) ได้นำเสนอเทคนิคการปรับขนาดของฟิลเตอร์เพื่อปรับปรุงภาพทั่วไป โดยใช้เทคนิคฟิลเตอร์แบบปรับตัวตามโครงสร้างตามแกน ในการกำหนดขนาดของฟิลเตอร์ โดยเทคนิคฟิลเตอร์แบบปรับตัวตามโครงสร้างตามแกนนี้ สามารถปรับขนาดและรูปร่างของฟิลเตอร์ให้ขยายใหญ่ขึ้นได้เมื่อบริเวณที่ฟิลเตอร์วิ่งผ่านมีลักษณะเรียบโล่ง และฟิลเตอร์จะถูกปรับขนาดให้เล็กลงเมื่อเข้าใกล้บริเวณที่มีลักษณะเป็นขอบภาพมากขึ้น ซึ่งส่งผลดีต่อการปรับปรุงภาพ เพราะสามารถทำให้ฟิลเตอร์ทำการกำจัดสัญญาณรบกวนโดยการเฉลี่ยจุดสีโดยใช้กลุ่มจุดสีที่มีความใกล้เคียงกันได้มากขึ้น ทำให้ภาพเกิดการพรั่มว้นน้อยลง และยังสามารถรักษาขอบภาพให้อยู่ในสภาพดีได้อีกด้วย

เทคนิคแอนไอโซทรอปิกดิฟฟิวชันถูกนำเสนอโดย Yu and Acton (2002) เพื่อกำจัดสัญญาณรบกวนแบบ Speckle จากภาพอัลตราซาวด์ (Ultrasound) โดยมีหลักการ คือ การกำหนดขนาดของฟิลเตอร์ให้ฟิลเตอร์สามารถปรับขนาดไปตามลักษณะของภาพ ที่ฟิลเตอร์วิ่งผ่านโดยใช้ค่าความเป็นขอบภาพเข้ามาช่วยควบคุมขนาดของฟิลเตอร์ ทำให้ฟิลเตอร์จะมีขนาดเล็กลงเมื่อฟิลเตอร์เข้าใกล้บริเวณที่มีค่าความเป็นขอบภาพมาก เพื่อให้รักษาขอบภาพไว้ได้ และฟิลเตอร์จะมีขนาดใหญ่ขึ้นเมื่อฟิลเตอร์ออกห่างจากบริเวณที่มีค่าความเป็นขอบภาพ ทำให้เทคนิคแอนไอโซทรอปิกดิฟฟิวชันสามารถทำงานได้ดี แม้ว่าภาพจะมีปริมาณสัญญาณรบกวนอยู่มากก็ตาม แต่ในอัลกอริทึมไม่ได้กำหนดวิธีการประเมินค่าความเป็นขอบภาพไว้ชัดเจน ทำให้ไม่สามารถบอกได้ว่าควรใช้วิธีการประเมินขอบภาพแบบใด เพื่อให้การปรับปรุงภาพออกมาได้ผลดีที่สุด

Rudin, Osher, and Fatemi (1992) ได้นำเสนอเทคนิคการปรับปรุงคุณภาพของภาพด้วยการใช้ค่าความผันแปรทั้งหมด เพื่อปรับปรุงภาพทั่วไป โดยมีหลักการอยู่ว่า ภาพที่มีสัญญาณรบกวนในปริมาณที่น้อย ก็ควรจะมีค่าความผันแปรของสัญญาณทั้งหมดน้อยด้วย ถ้าภาพมีสัญญาณรบกวนอยู่ในปริมาณมาก ก็จะทำให้ภาพมีค่าความผันแปรทั้งหมดของสัญญาณเพิ่มมากขึ้นด้วย ดังนั้นภาพที่ดีควรมีค่าความผันแปรทั้งหมดในปริมาณน้อย ภาพที่ถูกปรับปรุงออกมาจึงถูกลดความผันแปรทั้งหมดลง ทำให้เทคนิคการปรับปรุงคุณภาพของภาพ ด้วยการใช้ค่าความผันแปรทั้งหมด มีความเหมาะสมที่จะนำไปใช้กับภาพที่มีพื้นผิวเรียบเป็นส่วนใหญ่ เพราะพื้นผิวที่เรียบจะมีค่าความผันแปร



ทั้งหมดน้อยทำให้เทคนิคการปรับปรุงคุณภาพของภาพ ด้วยการใช้ค่าความผันแปรทั้งหมดปรับปรุงภาพได้เป็นผลดี หากนำเทคนิคการปรับปรุงคุณภาพของภาพ ด้วยการใช้ค่าความผันแปรทั้งหมดไปใช้กับภาพที่มีการสลับสีมาก ๆ อย่าง ภาพลายผ้า เป็นต้น ภาพที่ถูกปรับปรุงออกมามจะถูกลดความหลากหลายของระดับสีลง ทำให้ภาพเกิดการสูญเสียรายละเอียดไป

งานวิจัยของ Kundur and Hatzinakos (1996) ได้นำเสนอการปรับปรุงภาพด้วยนาสรีฟอัลกอริทึม เพื่อปรับปรุงภาพที่มีความพร่ามัวมาก โดยอัลกอริทึมได้ถูกออกแบบมาให้ใช้งานกับภาพที่มีสีพื้นหลังเป็นสีเดียวเท่านั้น ซึ่งมีความเหมาะสมที่จะนำไปใช้กับภาพที่ได้จากเครื่องตรวจวินิจฉัยโรคทางการแพทย์ที่มีภาพพื้นหลังเป็นสีเดียวกัน เช่น ภาพจากเครื่องตรวจวินิจฉัยโรคด้วยคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้า (MRI) เครื่องเอกซเรย์คอมพิวเตอร์ (CT) และเครื่องอัลตราซาวด์ (Ultrasound) เป็นต้น หลักการของนาสรีฟอัลกอริทึมคือ การนำภาพที่ได้ปรับปรุงในแต่ละรอบไปเปรียบเทียบกับเพื่อหาฟังก์ชันค่าความผิดพลาด โดยฟังก์ชันค่าความผิดพลาด เป็นฟังก์ชันที่นำภาพที่ได้รับการปรับปรุงในแต่ละรอบการทำงานของอัลกอริทึม มาวัดความแตกต่างระหว่างภาพที่ไม่ได้ผ่านตัวกรองของนาสรีฟอัลกอริทึม กับภาพที่ได้ผ่านตัวกรองของนาสรีฟอัลกอริทึมมาเปรียบเทียบกับ เพื่อหาค่าความแตกต่างระหว่างภาพ แล้วนำค่าความผิดพลาดที่ได้ ไปเป็นพารามิเตอร์ในการปรับปรุงภาพในรอบถัดไป ซึ่งเป็นการนำค่าความผิดพลาดกลับมาใช้ประโยชน์ในอัลกอริทึมได้อย่างมีประสิทธิภาพ ผลที่ได้จากการทดลองเป็นที่น่าพอใจอย่างยิ่ง เพราะนาสรีฟอัลกอริทึมสามารถปรับปรุงภาพที่มีความพร่ามัวในปริมาณมาก จนแยกโครงสร้างภาพได้ยาก ให้สามารถกลับมาดูคล้ายภาพต้นฉบับได้อย่างน่าพอใจ แม้ว่าขอบภาพจะยังไม่ถูกปรับปรุงจนอยู่ในสภาพที่สมบูรณ์ที่สุดก็ตาม

ตารางที่ 2.1 สรุปเปรียบเทียบเทคนิคที่เกี่ยวข้องกับการปรับปรุงคุณภาพของภาพด้วยเทคนิคการปรับคืน โครงสร้างแบบนาสรีฟ

กระบวนการทำงาน	เทคนิคที่เกี่ยวข้อง <sup>1</sup>						
	ก	ข	ค	ง	จ	ฉ	ช <sup>2</sup>
ข้อมูลที่ต้องเตรียม							
ภาพที่ต้องการทำการปรับปรุงคุณภาพ	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
ข้อมูลฟังก์ชันที่ทำให้ภาพบิดเบือน	✓	✓					
ประเภทของภาพที่นำมาทำการทดลอง							
ภาพทั่วไป	✓	✓	✓	✓	✓	✓	
ภาพทางการแพทย์	✓			✓			✓

ตารางที่ 2.1 สรุปเปรียบเทียบเทคนิคที่เกี่ยวข้องกับการปรับปรุงคุณภาพของภาพด้วยเทคนิคการปรับคืนโครงสร้างแบบนาสริฟ (ต่อ)

กระบวนการทำงาน	เทคนิคที่เกี่ยวข้อง <sup>1</sup>						
	ก	ข	ค	ง	จ	ฉ	ช <sup>2</sup>
โดเมนที่ทำการปรับปรุงคุณภาพของภาพ							
โดเมนเชิงพื้นที่			✓	✓		✓	✓
โดเมนของความถี่	✓	✓			✓		
จำนวนรอบการทำงานของการปรับปรุงภาพ							
ปรับปรุงภาพในหนึ่งรอบการทำงาน	✓	✓	✓	✓	✓		
ปรับปรุงภาพในหนึ่งรอบหรือมากกว่า		✓			✓	✓	✓
เป้าหมายหลักของการปรับปรุงภาพ							
ลดสัญญาณรบกวน	✓	✓	✓	✓		✓	✓
เพิ่มความคมชัดของภาพโดยรวม					✓	✓	✓
เน้นการรักษาความคมชัดของขอบภาพ			✓	✓			✓
ปัจจัยที่งานวิจัยใช้วัดผลการทดลอง							
ค่า Signal-to-Noise Ratio		✓	✓				✓
Anisotropic Strength						✓	✓
วัดคุณภาพด้วยสายตามนุษย์	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
จำนวนรอบที่ใช้ปรับปรุงภาพ		✓			✓	✓	✓

<sup>1</sup>เทคนิคที่เกี่ยวข้องประกอบไปด้วย

ก แทนเทคนิค Wiener Filters (Dhawan et al. 1985)

ข แทนเทคนิค Regularized Filter (Lagendijk et al., 1988)

ค แทนเทคนิค Structure Adaptive Filter (Yang et al., 1996)

ง แทนเทคนิค Anisotropic Diffusion (Yu and Acton, 2002)

จ แทนเทคนิค Total Variation (Rudin et al., 1992)

ฉ แทนเทคนิค NAS-RIF (Kundur and Hatzinakos, 1996)

ช<sup>2</sup> แทนเทคนิคปรับปรุงคุณภาพของภาพด้วยเทคนิคการปรับคืนโครงสร้างแบบนาสริฟ

(เทคนิคการปรับปรุงคุณภาพของภาพของวิทยานิพนธ์ฉบับนี้)

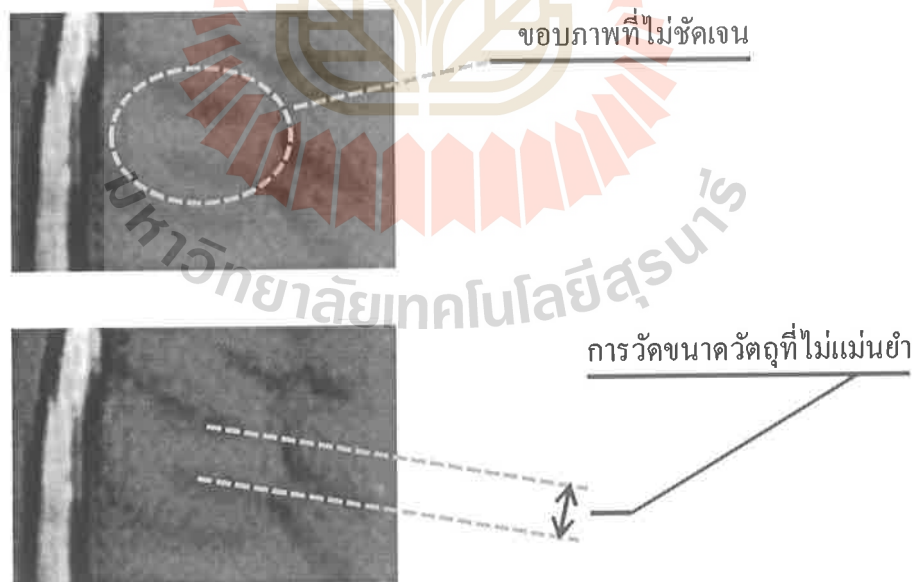
## บทที่ 3

### วิธีดำเนินการวิจัย

ในบทนี้จะกล่าวถึงวิธีการดำเนินการวิจัย เครื่องมือที่ใช้ในงานวิจัย และเครื่องมือที่ใช้ในการวัดผลการวิจัย ของการปรับปรุงคุณภาพของภาพด้วยเทคนิคการปรับคืนโครงสร้างแบบนาสรีฟ โดยมีรายละเอียดดังนี้

#### 3.1 ที่มาของแนวคิดงานวิจัย

จากปัญหาของภาพถ่ายทางการแพทย์ ที่มีก่ประสบปัญหาจากการเกิดสัญญาณรบกวน อันเกิดมาจากเครื่องถ่ายภาพทางการแพทย์ สัญญาณรบกวนในภาพถ่ายทางการแพทย์มักสร้างปัญหาในการวินิจฉัยโรคด้วยภาพ ทำให้ภาพที่นำมาวินิจฉัยโรค ขาดความชัดเจนในส่วนบริเวณของขอบวัตถุ ทำให้แพทย์ที่ทำการวินิจฉัยโรคด้วยภาพทำการวินิจฉัยได้อย่างยากลำบาก ดังเช่น ในตัวอย่างภาพที่ 3.1 ที่แสดงความไม่ชัดเจนของขอบวัตถุ ที่อาจนำไปสู่การวัดขนาดที่ไม่แม่นยำ



รูปที่ 3.1 ความไม่ชัดเจนของขอบวัตถุนำไปสู่การวัดขนาดที่ไม่แม่นยำ

เพื่อที่จะหาทางแก้ไขปัญหานี้ จึงได้เกิดงานวิจัยขึ้นนี้ขึ้น งานวิจัยชิ้นนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อปรับปรุงคุณภาพของภาพทางการแพทย์ ให้มีความคมชัดมากยิ่งขึ้น โดยเฉพาะอย่างยิ่ง ในส่วนของขอบของวัตถุบนภาพ เพื่อให้แพทย์สามารถทำการวัดขนาดวัตถุจากภาพได้ง่ายขึ้น จึงได้เกิดแนวคิดในการนำเทคนิคเพิ่มความคมชัดของภาพ ที่ถูกนำเสนอโดยงานวิจัยของ Kundur and Hatzinakos (1996) รวมเข้ากับเทคนิคกำจัดสัญญาณรบกวน โดยเน้นการรักษาขอบภาพไว้ที่แนะนำเสนอโดย Yang, Burger, Firmin, and Underwood (1996) เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของเทคนิคการปรับปรุงคุณภาพของภาพให้มีประสิทธิภาพสูงขึ้น โดยมุ่งเน้นไปที่การทำให้ขอบของวัตถุบนภาพมีความคมชัดเป็นหลัก โดยมีแนวคิดที่ว่าภาพที่มีขอบภาพคมชัด ที่มีค่าแอนไอโซทรอปิกสูง จะมีความแตกต่างของค่าสีสูงไปด้วยทำให้ง่ายต่อการระบุขอบของวัตถุบนภาพ ดังจะเห็นได้จากการเปรียบเทียบในตัวอย่างในรูปที่ 3.2 ที่แสดงการเปรียบเทียบภาพที่ค่าแอนไอโซทรอปิกที่ต่างกัน จากตัวอย่างจะเห็นได้ว่า ค่าแอนไอโซทรอปิกมีผลต่อการระบุขอบภาพของวัตถุอย่างมาก ทำให้เกิดแนวคิดที่จะพัฒนาอัลกอริทึมให้ปรับปรุงภาพ โดยใช้ค่าแอนไอโซทรอปิกเป็นตัวกำหนดทิศทางการปรับปรุงภาพ โดยให้ภาพที่ได้รับหารปรับปรุงมีค่าแอนไอโซทรอปิกสูงขึ้น



(ก)



(ข)



(ค)

รูปที่ 3.2 แสดงการเปรียบเทียบภาพที่ค่าแอนไอโซทรอปิกต่างกัน, (ก) ค่าแอนไอโซทรอปิก = 3.869, (ข) ค่าแอนไอโซทรอปิก = 0.260, (ค) ค่าแอนไอโซทรอปิก = 0.044

โดยที่ค่าแอนไอโซทรอปิกสามารถวัดได้ตามสมการที่ 3.1 (Yang et al., 1996)

$$ani(x) = \frac{\left\{ \iint_{\Omega} \left( \frac{\partial f}{\partial x} \right)^2 - \left( \frac{\partial f}{\partial y} \right)^2 dx dy \right\}^2 + \left\{ \iint_{\Omega} 2 \left( \frac{\partial f}{\partial x} \right) \left( \frac{\partial f}{\partial y} \right) dx dy \right\}^2}{\left\{ \iint_{\Omega} \left( \left( \frac{\partial f}{\partial x} \right)^2 + \left( \frac{\partial f}{\partial y} \right)^2 \right) dx dy \right\}^2} \quad (3.1)$$

สำหรับอัลกอริทึมนาสริฟที่ถูกนำมาใช้ในการปรับปรุงคุณภาพของภาพ มีจุดเด่นคือ อัลกอริทึมนาสริฟจะมีลักษณะการทำงานวนซ้ำหลายรอบ โดยแต่ละรอบของการวนซ้ำ ก็จะมีการปรับฟิลเตอร์ฟังก์ชันปรับปรุงภาพไปพร้อมกันด้วย ซึ่งในจุดนี้เองที่เราสามารถนำค่าแอนไอโซทรอปิก เข้ามาเสริมการทำงานของอัลกอริทึมในขั้นตอนการปรับปรุงฟิลเตอร์ฟังก์ชันได้ เพื่อช่วยควบคุมพารามิเตอร์ของฟิลเตอร์ฟังก์ชัน ให้ถูกปรับไปในทิศทางที่เราต้องการได้ โดยนาสริฟอัลกอริทึมมีการทำงานดังในตารางที่ 3.1 นี้

ตารางที่ 3.1 แสดงอัลกอริทึมนาสริฟ (Raid et al., 2014)

ก) นิยาม

- $f_k(x,y)$  คือ การประมาณภาพจริงรอบที่  $k$
- $u_k(x,y)$  คือ ฟังก์ชันเอฟไออาร์ฟิลเตอร์ขนาด  $N_{xu} \times N_{yu}$  ในรอบที่  $k$
- $\delta$  คือ ค่าที่ใช้กำหนดว่าเมื่อใดควรจบการทำงานของโปรแกรม
- $J(\underline{u}_k)$  คือ ฟังก์ชันต้นทุนที่การกำหนดค่าพารามิเตอร์แบบหนึ่งของ  $\underline{u}_k$
- $\nabla J(\underline{u}_k)$  คือ ค่าเกรเดียนท์ของ  $J$  ที่  $\underline{u}_k$
- $\langle \cdot, \cdot \rangle$  คือ ผลคูณเชิงสเกลาร์

ข) ตั้งค่าเริ่มต้น ( $k = 0$ ) :

ตั้งฟังก์ชันเอฟไออาร์ฟิลเตอร์  $u_k(x,y)$  เป็นศูนย์ทั้งหมด โดยมีจุดแหลมตรงกลาง  
ตั้งค่า  $\delta > 0$

ค) ในแต่ละรอบการทำงานของ ( $k$ ) :  $k = 0, 1, 2, \dots$

$$1) \hat{f}_k(x, y) = u_k(x, y) * g(x, y)$$

$$2) \hat{f}_{NL}(x, y) = NL[\hat{f}_k(x, y)]$$

3) รอบการทำงานเพื่อปรับปรุงพารามิเตอร์ของฟังก์ชันเอฟไออาร์ฟิลเตอร์

ตัวอย่าง : (ปรับปรุงพารามิเตอร์ด้วย conjugate gradient routine)

$$3ก) [\nabla J(\underline{u}_k)]^T = \left[ \frac{\partial J(\underline{u}_k)}{\partial u(1,1)} \quad \frac{\partial J(\underline{u}_k)}{\partial u(1,2)} \quad \dots \quad \frac{\partial J(\underline{u}_k)}{\partial u(N_{xu}, N_{yu})} \right]$$

เมื่อ

$$\frac{\partial J(\underline{u}_k)}{\partial u(i,j)} = 2 \sum_{(x,y) \in D_{sup}} \hat{f}_k(x,y) \left[ \frac{1 - \text{sgn}(\hat{f}_k(x,y))}{2} \right] g(x-i+1, y-j) \\ + 2 \sum_{(x,y) \in \bar{D}_{sup}} [\hat{f}_k(x,y) - L_B] g(x-i+1, y-j+1) \\ + \sum_{\forall(x,y)} [u_k(x,y) - 1]$$

$$3\text{ข)} \beta_{k-1} = \frac{\langle \nabla J(\underline{u}_k) - \nabla J(\underline{u}_{k-1}), \nabla J(\underline{u}_k) \rangle}{\langle \nabla J(\underline{u}_{k-1}), \nabla J(\underline{u}_{k-1}) \rangle}$$

$$3\text{ค)} \text{ If } k = 0, d_k = -\nabla J(\underline{u}_k)$$

$$\text{Otherwise } d_k = -\nabla J(\underline{u}_k) + \beta_{k+1} d_{k-1}$$

$$3\text{ง)} \underline{u}_{k+1} = \underline{u}_k + t d_k$$

$$4) k = k + 1$$

$$5) \text{ If } J(\underline{u}_k) < \delta, \text{ stop. Otherwise, go to 1.}$$

โดยลักษณะการทำงานของนาสรีฟอัลกอริทึม จะมีการปรับฟังก์ชันเอฟไออาร์ฟิลเตอร์  $u_k(x,y)$  ซึ่งเป็นฟิลเตอร์ฟังก์ชันที่จะถูกนำไปทำการดีคอนโวลูชันกับภาพที่ต้องการปรับปรุง เพื่อให้ภาพออกมาดีขึ้น โดยฟิลเตอร์  $u_k(x,y)$  จะได้รับการปรับพารามิเตอร์ด้วยเทคนิคคอนจูเกตเกรเดียนท์รูทีน ซึ่งเป็นเทคนิคทางคณิตศาสตร์ที่ใช้หาค่าที่ดีที่สุดหรือค่าที่เหมาะสมซึ่งผู้ใช้เป็นผู้กำหนด โดยใช้ค่าความแตกต่างของเกรเดียนท์ที่ถูกคำนวณออกมาในแต่ละรอบการทำงาน ซึ่งเป็นตัวกำหนดทิศทางของพารามิเตอร์ เพื่อให้ได้ค่าที่เหมาะสมออกมา การนำเทคนิคคอนจูเกตเกรเดียนท์รูทีนเข้ามาช่วยหาพารามิเตอร์เช่นนี้ ทำให้ผู้ใช้ไม่จำเป็นต้องมีข้อมูลของฟังก์ชันฟิลเตอร์ที่ทำให้ภาพบิดเบือน เพียงแค่ผู้ใช้มีข้อมูลของภาพที่ต้องการปรับปรุงก็สามารถทำการปรับปรุงคุณภาพของภาพได้

สำหรับงานวิจัยชิ้นนี้ได้ทำการปรับปรุงนาสรีฟอัลกอริทึม โดยปรับเปลี่ยนใช้ค่า  $\epsilon$  ของนาสรีฟอัลกอริทึมในตารางที่ 3.1 ในข้อที่ “3ง)” ด้วยค่า  $\epsilon$  ที่ได้จากการคำนวณค่าแอนไอโซทรอปิก โดยมีการเปรียบเทียบค่าแอนไอโซทรอปิก ของรอบการทำงานก่อนหน้าและรอบการทำงานปัจจุบัน ถ้าค่าแอนไอโซทรอปิกสูงขึ้น ก็แสดงว่าการปรับพารามิเตอร์ของฟิลเตอร์  $u_k(x,y)$  ได้ถูกปรับไปในทิศทางที่ทำให้ขอบวัตถุบนภาพมีความคมชัดมากขึ้น แล้วจึงทำการปรับให้นำหน้าค่า  $\epsilon$  สูงขึ้นเพื่อเสริมให้อัลกอริทึมได้ปรับปรุงภาพไปในทิศทางที่มีขอบภาพชัดมากขึ้น สำหรับค่า  $\epsilon$  สามารถคำนวณได้ดังสมการที่ 3.2 นี้

$$t = \alpha \left( \frac{\sum_{v(x,y)} \text{ani}(\hat{f}_k(x,y))}{\sum_{v(x,y)} \text{ani}(\hat{f}_{k-1}(x,y))} \right)^2 \quad (3.2)$$

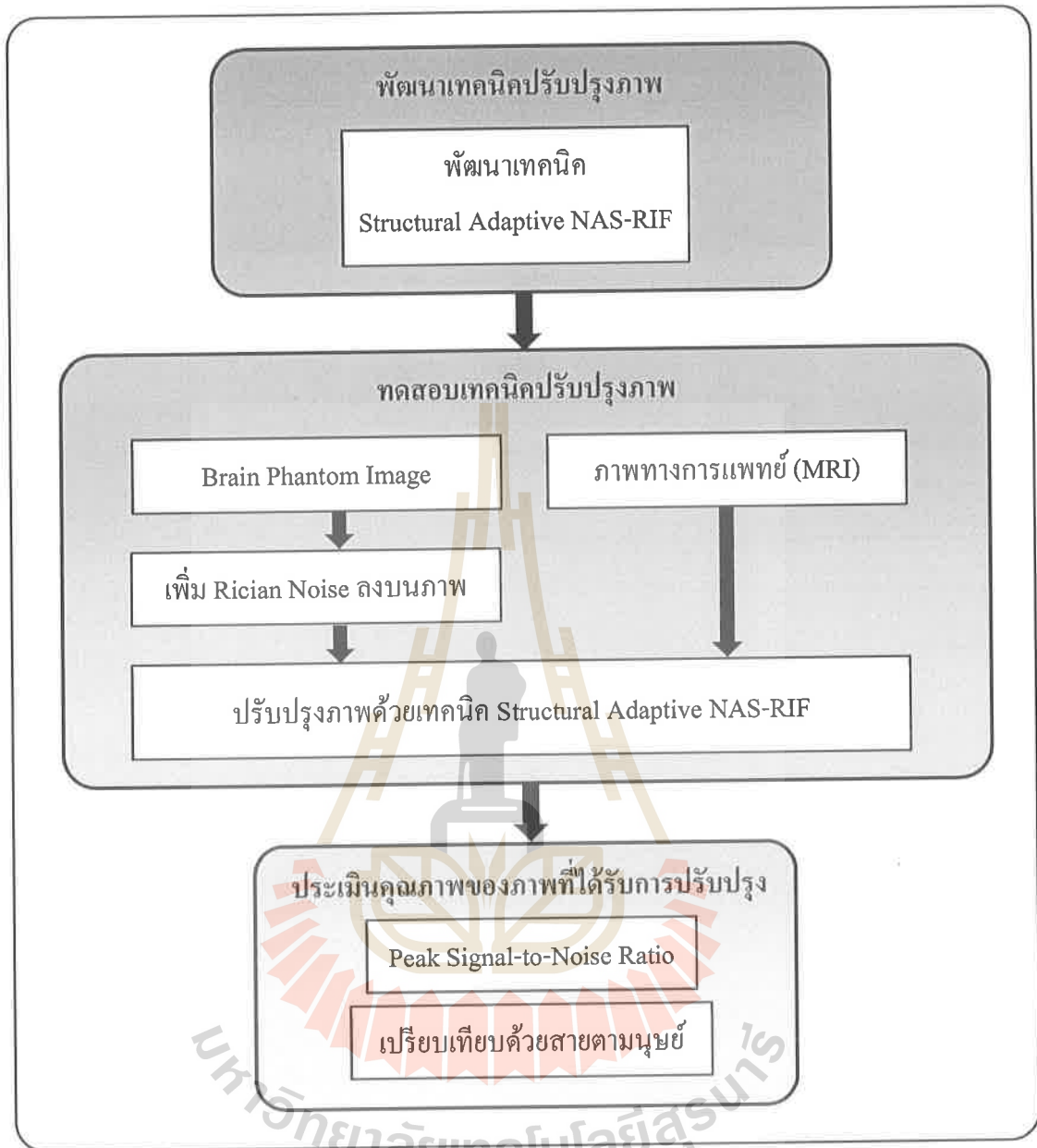
ค่า  $\alpha$  เป็นค่าตัวเลขที่ผู้ใช้กำหนดเอง ให้มีความเหมาะสมตามงานปรับปรุงภาพแต่ละงาน และฟังก์ชัน  $\text{ani}()$  สามารถคำนวณได้จากสมการที่ 3.1 ที่ได้กล่าวมาข้างต้น

### 3.2 กรอบแนวคิดของการวิจัย

กรอบแนวคิดในการพัฒนาการปรับปรุงคุณภาพของภาพด้วยเทคนิคการปรับคืนโครงสร้างแบบนาสรีฟ ได้ถูกแยกออกเป็น 3 ขั้นตอนหลักๆด้วยกัน ประกอบไปด้วย

- 1) ส่วนของการพัฒนาเทคนิคปรับปรุงภาพ
- 2) ส่วนของการทดสอบเทคนิคปรับปรุงภาพ
- 3) ส่วนของการประเมินคุณภาพของภาพที่ได้รับการปรับปรุง

โดยในส่วนของขั้นตอนที่ 1 ในการพัฒนาเทคนิคการปรับปรุงภาพ จะพัฒนาเทคนิคโดยใช้ค่าแอนไอโซทรอปิกรวมเข้ากับอัลกอริทึมของนาสรีฟ เพื่อพัฒนาเทคนิคปรับปรุงภาพ ในขั้นตอนที่ 2 จะมีการใช้ภาพทดสอบ 2 แบบคือ ภาพที่เป็นภาพจำลองเนื้อเยื่อสมอง และภาพทางการแพทย์จริงที่ได้จากเครื่อง MRI และ CT โดยภาพจำลองเนื้อเยื่อสมอง จะมีการใส่สัญญาณรบกวนลงในภาพ เพื่อให้ภาพออกมามีความใกล้เคียงกับภาพที่ได้จากเครื่องถ่ายภาพทางการแพทย์ และภาพที่ได้รับการปรับปรุงจะถูกนำไปประเมินคุณภาพของภาพในขั้นตอนที่ 3 ซึ่งเป็นขั้นตอนประเมินคุณภาพ โดยจะใช้ตัวเลขที่ได้จากค่า Peak Signal-to-Noise Ratio และตัวเลขของค่า Anisotropic Strength ในการเปรียบเทียบ นอกจากนี้จะมีการนำภาพมาเปรียบเทียบเพื่อให้สายตามนุษย์ได้เปรียบเทียบความแตกต่างของภาพ โดยกรอบแนวคิดสามารถแสดงได้ดังรูปที่ 3.3 นี้



รูปที่ 3.3 กรอบแนวคิดในการพัฒนาเทคนิคการปรับปรุงคุณภาพของภาพ  
ด้วยเทคนิคการปรับคืนโครงสร้างแบบนาสริฟ

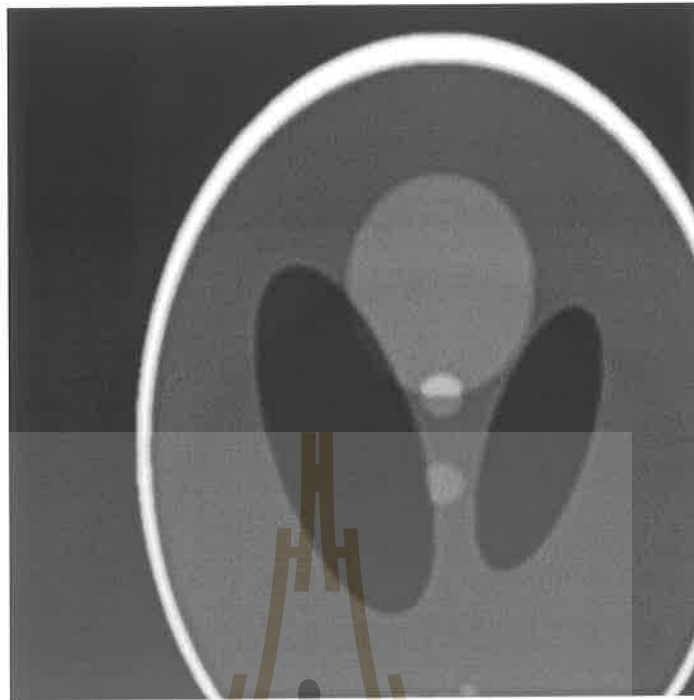
ขั้นตอนที่ 1 : การพัฒนาการปรับปรุงคุณภาพของภาพด้วยเทคนิคการปรับคืนโครงสร้างแบบนาสริฟ จะถูกพัฒนาเพิ่มเติมจากอัลกอริทึมของเทคนิคนาสริฟแบบปกติ ซึ่งขั้นตอนการทำงานของนาสริฟอัลกอริทึมสามารถแสดงได้ดังตารางที่ 3.1 ที่ได้แสดงไว้ข้างต้น โดยได้ประยุกต์การใช้ค่าแอนไอโซทรอปิกเข้ากับการอัปเดตฟังก์ชันฟิลเตอร์ปรับปรุงภาพของอัลกอริทึมนาสริฟ ด้วยการใช้ค่า  $r$  ตามสมการที่ 3.2 ที่งานวิจัยนี้นำเสนอ



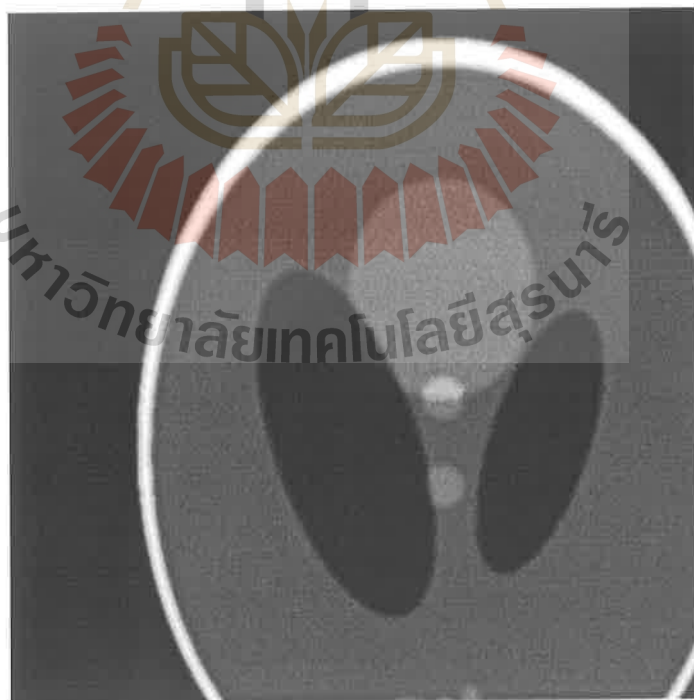
ขั้นตอนที่ 2 : ภาพที่นำมาใช้ทดสอบงานวิจัย จะใช้ภาพ 2 ชนิด ชนิดแรกจะเป็นภาพทางการแพทย์ที่ได้จากผู้ป่วยจริง ซึ่งจะใช้ทดสอบเทคนิคปรับปรุงภาพโดยตรง โดยไม่มีการปรับแต่งหรือเพิ่มเติมสัญญาณรบกวนแต่อย่างใด ส่วนภาพชนิดที่สอง จะเป็นภาพ Brain Phantom ขนาด  $490 \times 492$  pixels ซึ่งภาพ Brain Phantom เป็นภาพที่ได้รับความนิยมในการนำไปใช้พัฒนาเทคนิคการปรับปรุงภาพทางการแพทย์ เนื่องจากตัวภาพมีองค์ประกอบของกระดูกและเนื้อเยื่อชนิดต่าง ๆ ที่ปรากฏบนภาพถ่ายทางการแพทย์อย่างครบถ้วน ดังรูปที่ 3.4 แสดงภาพตัวอย่าง Brain Phantom สำหรับชนิดของสัญญาณรบกวนเป็นสัญญาณรบกวนแบบโรเซียน ซึ่งสามารถพบได้ทั่วไปจากการถ่ายภาพทางการแพทย์ด้วยเครื่องสร้างภาพด้วยสนามแม่เหล็กไฟฟ้า โดยในขั้นตอนสร้างภาพทดสอบจากภาพ Brain Phantom เพื่อให้ภาพมีความใกล้เคียงกับลักษณะของภาพที่ได้จากเครื่องถ่ายภาพทางการแพทย์มากที่สุด จึงได้มีการทำให้ภาพพร่ามัวด้วยฟังก์ชัน Gaussian โดยใช้ค่า  $\text{Sigma} = 2$  ดังในรูปที่ 3.5 และได้เพิ่มสัญญาณรบกวนแบบโรเซียนตามสมการที่ 2.3 ที่ได้กล่าวมาแล้วด้วยค่า  $\sigma = 0.01$  ดังในรูปที่ 3.6



รูปที่ 3.4 ภาพ Brain Phantom (ที่มา : Shepp and Logan, 1974)



รูปที่ 3.5 ภาพ Brain Phantom ที่ถูกทำให้พร่ามัว



รูปที่ 3.6 ภาพ Brain Phantom ที่ถูกทำให้พร่ามัวและถูกเพิ่มสัญญาณรบกวนแบบไรเซียน

ขั้นตอนที่ 3 : เป็นขั้นตอนการประเมินคุณภาพของภาพที่ได้รับการปรับปรุงมาเรียบร้อยแล้ว เพื่อนำค่าที่ได้จากการประเมินไปเปรียบเทียบ เพื่อที่จะทำการวัดว่าภาพที่ได้รับการปรับปรุงมาแล้ว ดีขึ้นเท่าใด และมีการเปลี่ยนแปลงอย่างไร ภาพที่ได้รับการปรับปรุงเสร็จเรียบร้อยแล้ว จะถูกนำไปประเมินคุณภาพของภาพด้วยค่า Anisotropic Strength เพื่อดูว่า ภาพมีการเพิ่มความคมชัดของขอบภาพอย่างไร สำหรับภาพ Brain Phantom จะมีการเปรียบเทียบผลการปรับปรุงภาพด้วยค่า Peak Signal-to-Noise Ratio เพิ่มด้วย เนื่องจากว่าภาพ Brain Phantom มีรูปที่เป็นต้นฉบับที่สมบูรณ์คืออยู่แล้ว ทำให้การเปรียบเทียบคุณภาพของภาพด้วยการวัดคุณภาพของภาพ โดยมีตัวอย่างอิงสามารถทำได้ สำหรับภาพทางการแพทย์ที่นำมาใช้ในการทดลอง จะมีการแสดงที่ได้จากการปรับปรุงคุณภาพเปรียบเทียบกับภาพก่อนการปรับปรุง และเทียบกับผลที่ได้จากอัลกอริทึมนาสรีฟแบบปกติอีกด้วย สาเหตุที่ภาพทางการแพทย์ไม่ได้ใช้การวัดคุณภาพด้วยค่า Peak Signal-to-Noise Ratio เพราะว่า ภาพทางการแพทย์เป็นภาพที่ได้ถูกถ่ายภาพออกมาแล้ว และมีสัญญาณรบกวนอยู่ในภาพตั้งแต่ขั้นตอนการถ่ายภาพอยู่แล้ว จึงทำให้ไม่มีภาพต้นฉบับที่สมบูรณ์มาใช้ในการวัดคุณภาพของภาพ โดยมีตัวอย่างอิงได้

### 3.3 เครื่องมือที่ใช้ในงานวิจัย

- 1) ฮาร์ดแวร์ (Hardware) ที่ใช้ในการพัฒนาเทคนิคการปรับปรุงคุณภาพของภาพด้วยเทคนิคการปรับคืนโครงสร้างแบบนาสรีฟ มีรายละเอียดดังนี้
  - หน่วยประมวลผลกลาง : Intel Core i7-2630QM @ 2.00GHz 6 MB L3 Cache
  - หน่วยความจำหลัก : RAM 4.00 GB DDR 3
  - หน่วยความจำรอง : Hard Disk 250 GB 540 RPM
  - อุปกรณ์ต่อเสริม : เมาส์ (Mouse), แผงแป้นอักขระ (Keyboard)
- 2) ซอฟต์แวร์ (Software) ที่ใช้ในการพัฒนาเทคนิคการปรับปรุงคุณภาพของภาพด้วยเทคนิคการปรับคืนโครงสร้างแบบนาสรีฟ มีรายละเอียดดังนี้
  - ระบบปฏิบัติการ : Windows 7 Home Basic
  - โปรแกรมที่ใช้ในการพัฒนา : Calculator, MATLAB, Text Document

### 3.4 เครื่องมือใช้ในการวัดผลการวิจัย

การวัดประสิทธิภาพผลการวิจัยของการพัฒนาเทคนิคการปรับปรุงคุณภาพของภาพด้วยเทคนิคการปรับคืนโครงสร้างแบบนาสรีฟ ใช้เครื่องมือในการวัดประสิทธิภาพของการปรับปรุงคุณภาพของภาพด้วยเทคนิคการปรับปรุงคุณภาพของภาพด้วยเทคนิคการปรับคืนโครงสร้างแบบนาสรีฟ ดังนี้

- 1) สำหรับภาพ Brain Phantom จะใช้ค่า Peak Signal-to-Noise Ratio เพื่อวัดปริมาณสัญญาณรบกวนที่ถูกกำจัด โดยเปรียบเทียบระหว่างภาพที่ได้รับการปรับปรุงด้วยเทคนิคการปรับปรุงคุณภาพของภาพด้วยเทคนิคการปรับคั่น โครงสร้างแบบนาสรีฟกับภาพต้นฉบับ
- 2) ใช้ค่า Anisotropic Strength เพื่อวัดความแตกต่างระหว่างภาพที่ได้ปรับปรุงด้วยเทคนิคการปรับปรุงคุณภาพของภาพด้วยเทคนิคการปรับคั่น โครงสร้างแบบนาสรีฟ และภาพที่ได้ปรับปรุงด้วยเทคนิคการปรับปรุงคุณภาพของภาพด้วยเทคนิคที่นาสรีฟแบบปกติ กับภาพต้นฉบับ เพื่อวัดความแตกต่างระหว่างภาพที่ได้รับการปรับปรุง ซึ่งสามารถใช้แสดงให้เห็นได้ว่าการปรับปรุงคุณภาพของภาพด้วยเทคนิคการปรับปรุงคุณภาพของภาพด้วยเทคนิคการปรับคั่น โครงสร้างแบบนาสรีฟ ได้รับการปรับปรุงความคมชัดของขอบภาพมากขึ้นอย่างไร
- 3) ใช้การเปรียบเทียบภาพด้วยสายตาของมนุษย์ อันเป็นพื้นฐานของการเปรียบเทียบภาพ ซึ่งสายตามนุษย์เป็นเครื่องมือที่ดีที่สุดในการตัดสินคุณภาพของภาพ ว่าภาพมีคุณภาพดีพอหรือไม่ที่จะนำไปใช้ประโยชน์ได้ โดยทำการเปรียบเทียบทั้งภาพที่ได้จากการปรับปรุงด้วยเทคนิคการปรับปรุงคุณภาพของภาพด้วยเทคนิคการปรับคั่น โครงสร้างแบบนาสรีฟและเทคนิคนาสรีฟแบบปกติ เพื่อเปรียบเทียบความแตกต่างของภาพที่ถูกปรับปรุง
- 4) การประเมินระยะเวลาที่ใช้ในการประมวลผล เพื่อเปรียบเทียบการใช้ทรัพยากรทางเวลา เพื่อเทียบว่าเทคนิคการปรับปรุงคุณภาพของภาพด้วยเทคนิคการปรับคั่น โครงสร้างแบบนาสรีฟ มีผลต่อทรัพยากรทางเวลามากน้อยอย่างไร

## บทที่ 4

### ผลการศึกษาและการวิเคราะห์ผล

สำหรับผลการปรับปรุงคุณภาพของภาพ ด้วยเทคนิคการปรับคั่น โครงสร้างแบบนาสรีฟ จะถูกแบ่งออกเป็นสองส่วนๆ ดังนี้

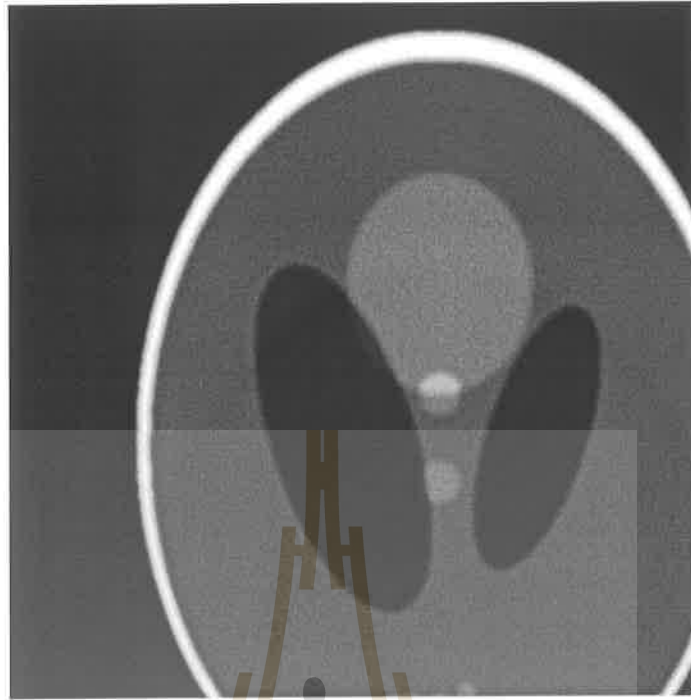
- 1) ผลการปรับปรุงภาพ Brain Phantom
- 2) ผลการปรับปรุงภาพทางการแพทย์

โดยภาพ Brain Phantom เป็นภาพที่ถูกสังเคราะห์ขึ้น แล้วถูกทำให้พร่ามัวและถูกเพิ่มสัญญาณรบกวนแบบโรเซียนเข้าไป เพื่อใช้ในการทดสอบของงานวิจัยนี้ และภาพทางการแพทย์เป็นภาพที่ได้จากเครื่อง MRI โดยได้ผลออกมาดังนี้

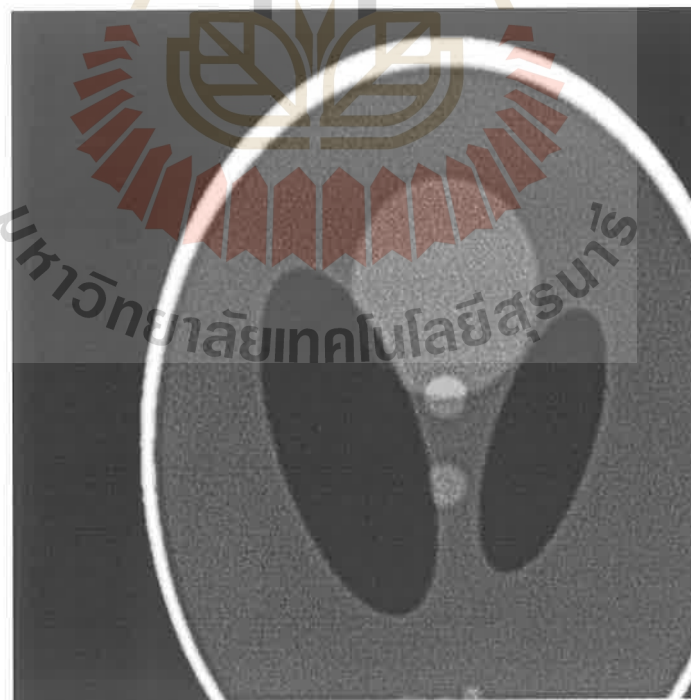
#### 4.1 ผลการปรับปรุงภาพ Brain Phantom

รูปที่ 4.2 เป็นภาพที่แสดงผลการปรับปรุงคุณภาพของภาพ Brain Phantom ที่ได้รับการปรับปรุงด้วยเทคนิคการปรับคั่น โครงสร้างแบบนาสรีฟ โดยมีรอบวนซ้ำของการทำงานอยู่ในรอบที่ 40 เทียบกับภาพ Brain Phantom ก่อนที่จะได้รับการปรับปรุงในรูปที่ 4.1 ในภาพโดยรวมจะเห็นได้ว่าทุกบริเวณของภาพ จะถูกทำให้ภาพคมชัดมีความชัดเจนมากขึ้น โดยเฉพาะอย่างยิ่งในบริเวณของขอบวัตถุ ที่มีความพร่ามัวลดลงอย่างมาก และสามารถแบ่งแยกขอบของวัตถุได้ง่ายขึ้น ซึ่งสามารถเห็นได้ชัดเจนยิ่งขึ้นในรูปที่ 4.3 ซึ่งเป็นภาพขยายจากรูปที่ 4.1 และ 4.2

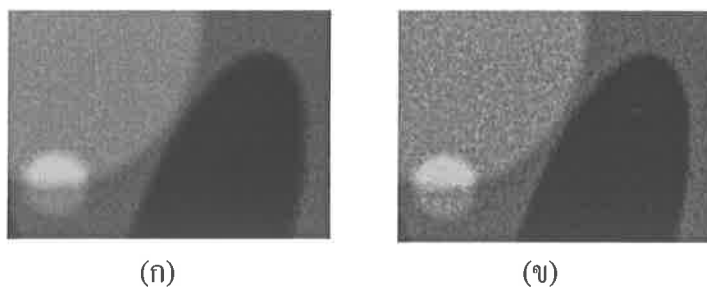
แต่ผลที่ตามมาจากการที่ภาพถูกทำให้มีความคมชัดขึ้น ก็คือสัญญาณรบกวนถูกทำให้ชัดเจนตามไปด้วย ในจุดนี้เกิดจากการที่ แต่เดิมนาสรีฟอัลกอริทึมมีลักษณะของตัวฟังก์ชันฟิลเตอร์ ที่มีลักษณะเป็น Sharpening Filter อยู่แล้วทำให้สัญญาณรบกวน ถูกทำให้มีความคมชัดตามไปด้วย โดยปกติแล้ว การที่ภาพถูกทำให้พร่ามัวมักมีจุดประสงค์ เพื่อกำจัดหรือลดสัญญาณรบกวนที่ไม่พึงประสงค์ การพร่ามัวจะทำให้จุดสีที่เป็นสัญญาณรบกวนถูกทำให้พร่ามัวกลืนไปกับจุดสีรอบข้าง ทำให้ดูเหมือนว่าสัญญาณรบกวนนั้นหายไป แต่เมื่อภาพถูกทำให้คมชัดอีกครั้งก็จะทำให้สัญญาณรบกวนนั้นกลับมาเห็นชัดดังเดิม สำหรับทางออกของการปรับปรุงคุณภาพของภาพนั้น ถ้าเราต้องการให้มีสัญญาณรบกวนในปริมาณน้อย ก็สามารถทำได้โดยการลดการปรับปรุงคุณภาพของภาพลง ก็จะทำให้สัญญาณรบกวนไม่ถูกทำให้ชัดขึ้นมากนัก แต่ก็ต้องแลกมาด้วยภาพที่ถึงแม้จะได้รับการปรับปรุงแล้ว ก็อาจมีความพร่ามัวอยู่มาก



รูปที่ 4.1 ภาพ Brain Phantom ก่อนได้รับการปรับปรุง



รูปที่ 4.2 ภาพ Brain Phantom หลังได้รับการปรับปรุงด้วยเทคนิคการปรับคืนโครงสร้างแบบนาสริฟ (รอบของการทำงาน = รอบที่ 40)

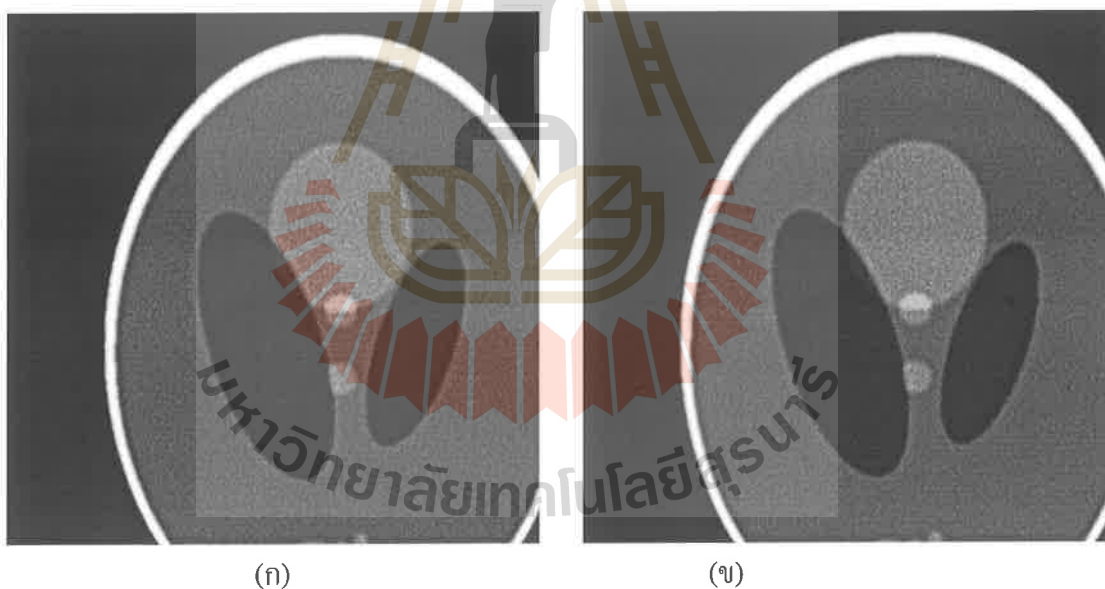


รูปที่ 4.3 แสดง (ก) ภาพขยายของ Brain Phantom ก่อนได้รับการปรับปรุง,  
(ข) ภาพขยายของ Brain Phantom หลังได้รับการปรับปรุง

สำหรับงานวิจัยชิ้นนี้ มีความต้องการที่จะพัฒนาภาพทางการแพทย์ เพื่อให้แพทย์สามารถทำการวัดขนาดจากภาพได้ง่ายขึ้น ดังนั้นสัญญาณรบกวนจึงเป็นปัจจัยที่รองที่ให้ความสำคัญน้อยกว่า โดยมีปัจจัยหลักคือการมุ่งเน้นพัฒนาความคมชัดของขอบวัตถุ เพื่อให้ง่ายในการที่แพทย์จะวัดขนาดของวัตถุจากขอบวัตถุด้านหนึ่งไปสู่อีกด้านหนึ่ง โดยค่า Anisotropic Strength ที่งานวิจัยนี้เพิ่มเข้ามาในอัลกอริทึมนาสริฟ เป็นค่าที่แสดงถึงการเปลี่ยนแปลงของค่าจุดสีในแนวระนาบแนวตั้งและแนวนอนของภาพ ถ้าค่าสีของจุดสีมีการเปลี่ยนแปลงที่ละน้อย ๆ อย่างเช่น ขอบวัตถุในภาพที่พร่ามัว ภาพก็จะมีค่า Anisotropic Strength น้อย แต่ในขอบวัตถุของภาพที่มีความคมชัดกว่ามากจะมีค่า Anisotropic Strength ที่สูงกว่าในภาพที่พร่ามัว ดังนั้นการใช้ค่า Anisotropic Strength ในการกำหนดพารามิเตอร์ของอัลกอริทึมปรับปรุงภาพจึงเป็นทางเลือกที่ดี หากเราต้องการภาพที่มีขอบภาพคมชัดโดยไม่สนใจสัญญาณรบกวนมากนัก

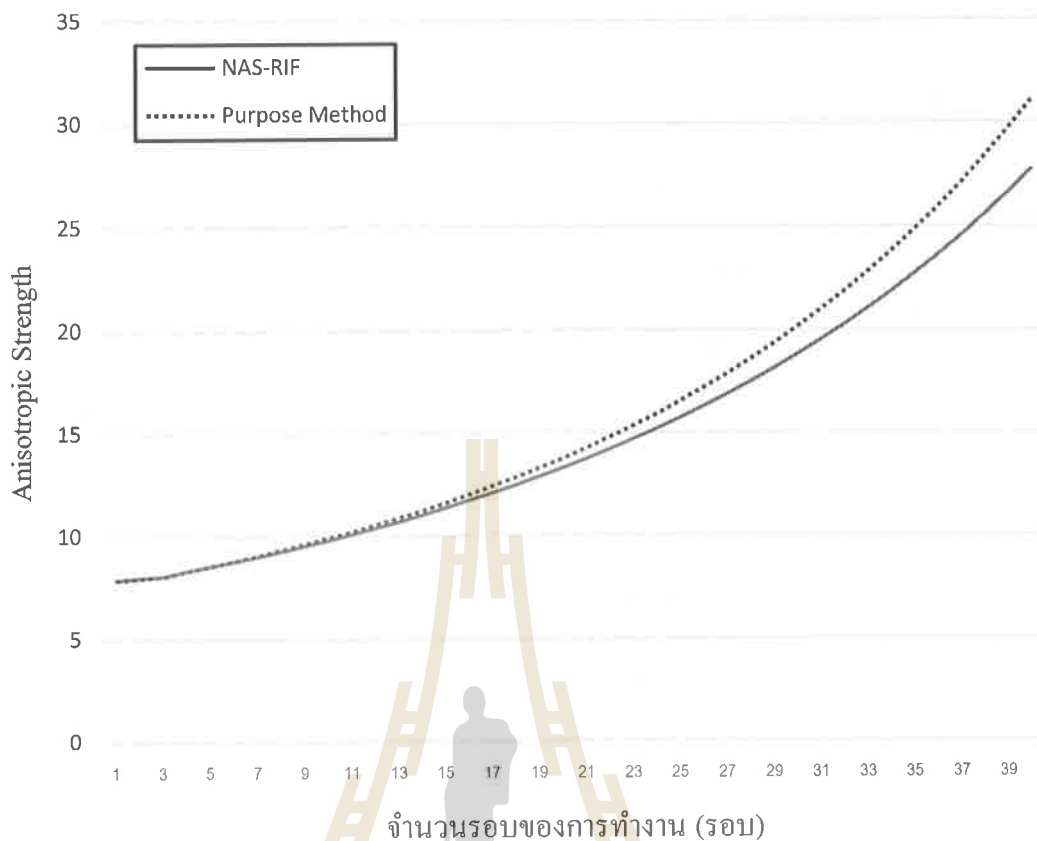
เมื่อเรานำภาพที่ได้รับการปรับปรุงโดยอัลกอริทึมนาสริฟแบบปกติ มาเปรียบเทียบกับภาพที่ได้รับการปรับปรุงโดยเทคนิคการปรับคืนโครงสร้างแบบนาสริฟ ของงานวิจัยชิ้นนี้ ดังในรูปที่ 4.4 จะเห็นได้ว่าค่า Peak Signal-to-Noise Ratio ที่ได้จากเทคนิคที่น่าเสนอในวิทยานิพนธ์นี้ มีค่าลดลงเล็กน้อย กล่าวคือภาพมีคุณภาพแยกลง เมื่อเทียบกับอัลกอริทึมนาสริฟปกติ ที่เป็นเทคนิคดั้งเดิมที่เทคนิคที่น่าเสนอในวิทยานิพนธ์นี้พัฒนาเพิ่มเติมขึ้นมา สำหรับค่า Peak Signal-to-Noise Ratio นั้นรูปที่มีคุณภาพสูงก็ควรจะมีค่า Peak Signal-to-Noise Ratio สูง ถึงแม้ว่าตัวเลขคุณภาพของภาพจะดูแยกลง แต่ด้วยธรรมชาติของการวัดคุณภาพของภาพโดยมีตัวอ้างอิงแล้ว ก็คือการเปรียบเทียบว่าภาพที่นำมาเปรียบเทียบกัน มีความเหมือนกับภาพต้นฉบับหรือไม่ ซึ่งภาพต้นฉบับที่เรานำมาใช้คือภาพ Brain Phantom ในรูปที่ 3.4 จึงไม่น่าแปลกใจที่ ภาพที่ได้รับการปรับปรุงโดยอัลกอริทึมนาสริฟปกติ จะให้ค่า Peak Signal-to-Noise Ratio ที่ดีกว่า เพราะเทคนิคที่เราได้ปรับปรุงเพิ่มเข้ามา มีการมุ่งเน้นให้ภาพถูกทำให้คมชัดมากขึ้นกว่าเดิมจากในอัลกอริทึมนาสริฟ ซึ่งส่งผลให้เทคนิคที่น่าเสนอในวิทยานิพนธ์นี้ มีการทำให้สัญญาณรบกวนมีความคมชัดมากขึ้นด้วยและการที่สัญญาณรบกวนมี

ความคมชัดมากขึ้นนี้เอง ทำให้ภาพที่ถูกปรับปรุงโดยเทคนิคการปรับคั่นโครงสร้างแบบนาสรีฟ ยิ่งมีความแตกต่างไปจากภาพ Brain Phantom ที่เป็นภาพต้นฉบับมากขึ้น จึงทำให้ค่า Peak Signal-to-Noise Ratio มีค่าลดลงเล็กน้อย แต่สิ่งที่เราได้กลับมาจากการที่ภาพมีค่าตัวเลข Peak Signal-to-Noise Ratio ลดลง คือ การที่เรามีค่าความเป็นขอบภาพสูงขึ้น โดยวัดจากสมการ Anisotropic Strength สมการที่ 3.1 ซึ่งสามารถเห็นได้จากรูปที่ 4.5 ที่แสดงการเปรียบเทียบ ค่าความเป็นขอบภาพระหว่างภาพที่ได้รับการปรับปรุงโดยอัลกอริทึมนาสรีฟปกติกับภาพที่ได้รับการปรับปรุงโดยเทคนิคการปรับคั่นโครงสร้างแบบนาสรีฟที่นำเสนอในวิทยานิพนธ์นี้ อัลกอริทึมนาสรีฟปกติจะใช้พารามิเตอร์ค่า  $\alpha$  จากในตารางที่ 3.1 ในข้อที่ “3ง)” เท่ากับ 0.7 ส่วนเทคนิคการปรับคั่นโครงสร้างแบบนาสรีฟที่นำเสนอในวิทยานิพนธ์นี้จะใช้ค่า  $\alpha$  จากในสมการที่ 3.2 เท่ากับ 0.7 โดยจากภาพที่ 4.5 จะเห็นได้ว่าเทคนิคที่ได้นำเสนอ จะมีอัตราการเพิ่มขึ้นของค่า Anisotropic Strength ที่สูงกว่าอัลกอริทึมนาสรีฟแบบปกติ ค่า Anisotropic Strength นี้เองที่แสดงถึงความแตกต่างของค่าสีของขอบวัตถุหนึ่งกับสีของขอบวัตถุอื่น ซึ่งจะช่วยให้สายตามนุษย์สามารถทำการแยกแยะวัตถุแต่ละชิ้นบนภาพได้โดยง่าย



รูปที่ 4.4 แสดงภาพเปรียบเทียบระหว่างภาพที่ได้รับการปรับปรุงโดยอัลกอริทึมนาสรีฟปกติกับภาพที่ได้รับการปรับปรุงโดยเทคนิคการปรับคั่นโครงสร้างแบบนาสรีฟที่นำเสนอในวิทยานิพนธ์นี้ โดยแสดง (ก) ภาพที่ได้รับการปรับปรุงโดยอัลกอริทึมนาสรีฟปกติ โดยมีค่า PSNR = 33.5417 , (ข) ภาพที่ได้รับการปรับปรุงด้วยเทคนิคการปรับคั่นโครงสร้างแบบนาสรีฟ โดยมีค่า PSNR = 32.8719



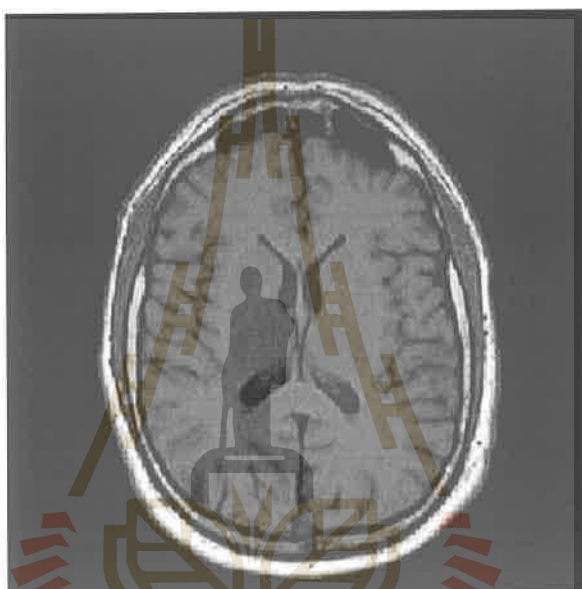


รูปที่ 4.5 แสดงการเปรียบเทียบค่าความเป็นขอบภาพระหว่างภาพที่ได้รับการปรับปรุงโดยอัลกอริทึมนาสรีฟปกติ (ทำงาน 40 รอบ ใช้เวลาทั้งหมด 16200.656 ms หรือประมาณ 405.016 ms ต่อรอบ) กับภาพที่ได้รับการปรับปรุงโดยเทคนิคการปรับคืนโครงสร้างแบบนาสรีฟที่นำเสนอในวิทยานิพนธ์นี้ (ทำงาน 40 รอบ ใช้เวลาทั้งหมด 16120.720 ms หรือประมาณ 403.018 ms ต่อรอบ)

โดยรวมแล้วการปรับปรุงภาพด้วยเทคนิคการปรับคืนโครงสร้างแบบนาสรีฟ จะมีการปรับปรุงภาพให้มีความคมชัดที่สูงกว่าเทคนิคนาสรีฟแบบปกติ และจะได้ขอบของวัตถุออกมาคมชัดกว่าเล็กน้อย เมื่อเทียบกับ ภาพที่ได้รับการปรับปรุงด้วยอัลกอริทึมนาสรีฟแบบปกติ ถึงแม้ว่าค่าภาพที่ปรับปรุงด้วยเทคนิคการปรับคืนโครงสร้างแบบนาสรีฟจะให้ค่า Peak Signal-to-Noise Ratio ออกมาแย่งเล็กน้อย แต่สำหรับการรับรู้ด้วยสายตามนุษย์นั้น สายตามนุษย์จะแยกแยะวัตถุที่มีสีต่างกันกับสีวัตถุรอบ ๆ ได้ดีกว่าวัตถุที่มีสีคล้ายกัน ซึ่งเทคนิคการปรับคืนโครงสร้างแบบนาสรีฟที่นำเสนอในวิทยานิพนธ์นี้ จะให้น้ำหนักกับความแตกต่างของค่าสีมากกว่า เพื่อให้เหมาะกับสายตามนุษย์ที่จะนำภาพไปใช้วัดขนาดของวัตถุได้อย่างมีความเหมาะสมมากกว่า

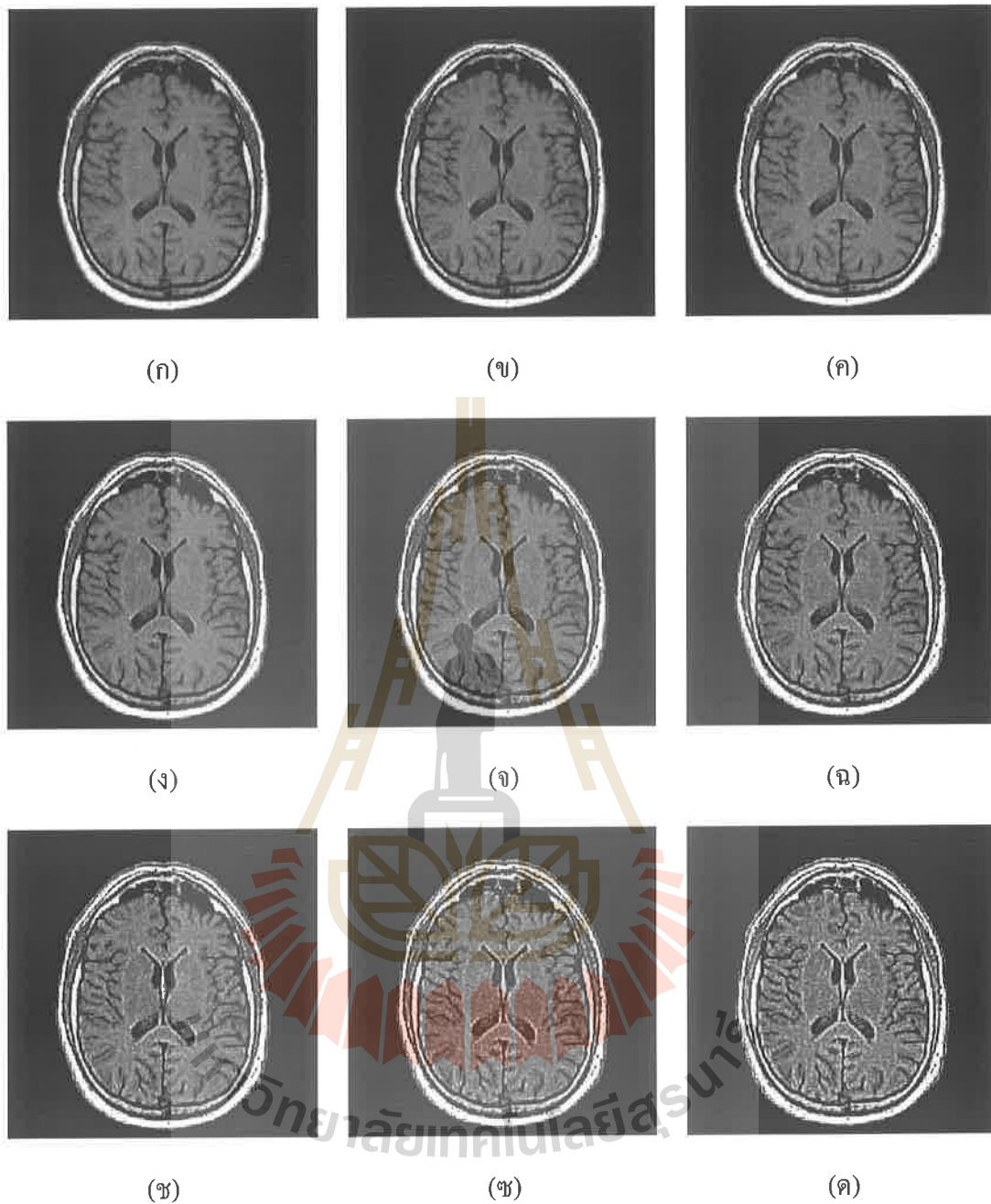
## 4.2 ผลการปรับปรุงภาพทางการแพทย์

ภาพทางการแพทย์ที่เราได้นำมาทำการปรับปรุงเป็นภาพที่ได้จากผู้ป่วยจริง โดยภาพที่ใช้เป็นภาพสแกนสมอง ที่ได้จากเครื่อง MRI ซึ่งได้รับความอนุเคราะห์จากโรงพยาบาลมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี ภาพสแกนสมองมีลักษณะดังรูปที่ 4.6 โดยภาพสแกนสมองนี้ แพทย์มีความต้องการที่จะวัดขนาดจากภาพ โดยต้องการวัดขนาดของก้อนเนื้อสมองบางส่วน เพื่อใช้ในการวินิจฉัยโรค



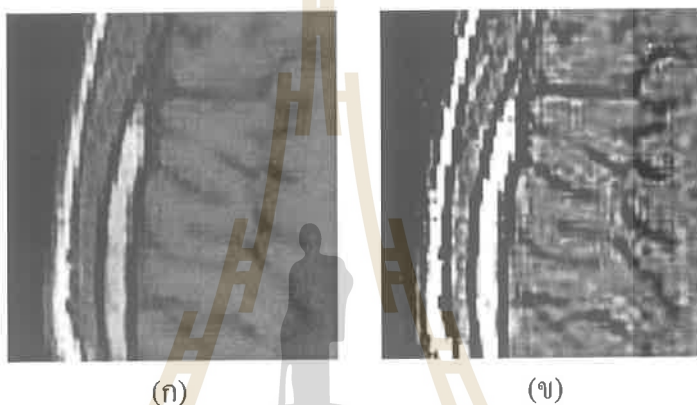
รูปที่ 4.6 ภาพสแกนสมองที่ได้จากผู้ป่วยจริง

ภาพสแกนสมองนี้ จะถูกนำไปปรับปรุงด้วยเทคนิคการปรับคืน โครงสร้างแบบนาสรีฟที่ได้นำเสนอในวิทยานิพนธ์นี้ โดยใช้ค่า  $\alpha$  เท่ากับ 0.7 แล้วจะนำผลที่ได้ไปเปรียบเทียบกับภาพที่ได้รับ การปรับปรุงด้วยอัลกอริทึมนาสรีฟแบบปกติที่ โดยผลการปรับปรุงด้วยเทคนิคการปรับคืน โครงสร้างแบบนาสรีฟ ให้ผลดังรูปที่ 4.7 ซึ่งมีการทำงานวนซ้ำทั้งหมด 80 รอบ โดยได้แบ่งแสดง ภาพของผลการปรับปรุงภาพในทุก ๆ 10 รอบของการทำงาน จากภาพจะเห็นว่า ในรอบการ ปรับปรุงภาพรอบต้น ๆ ภาพจะถูกปรับปรุงทีละน้อย เพราะพารามิเตอร์ของฟังก์ชันฟิลเตอร์ยังไม่ให้ ผลดีนักในการปรับปรุงภาพ ตัวอัลกอริทึมจึงยังไม่ให้น้ำหนักในการพัฒนาคุณภาพของภาพไป ทิศทางใดทิศทางหนึ่งมากนัก ในขณะที่รอบการทำงานในช่วงหลัง เกิดการปรับปรุงภาพที่เยอะขึ้น มากจนเห็นได้ชัด อันเป็นเพราะพารามิเตอร์ถูกได้ปรับจนเข้าที่แล้ว และให้คุณภาพของภาพดีขึ้น อัลกอริทึมจึงให้น้ำหนักในการปรับปรุงภาพในทิศทางนี้มากขึ้น



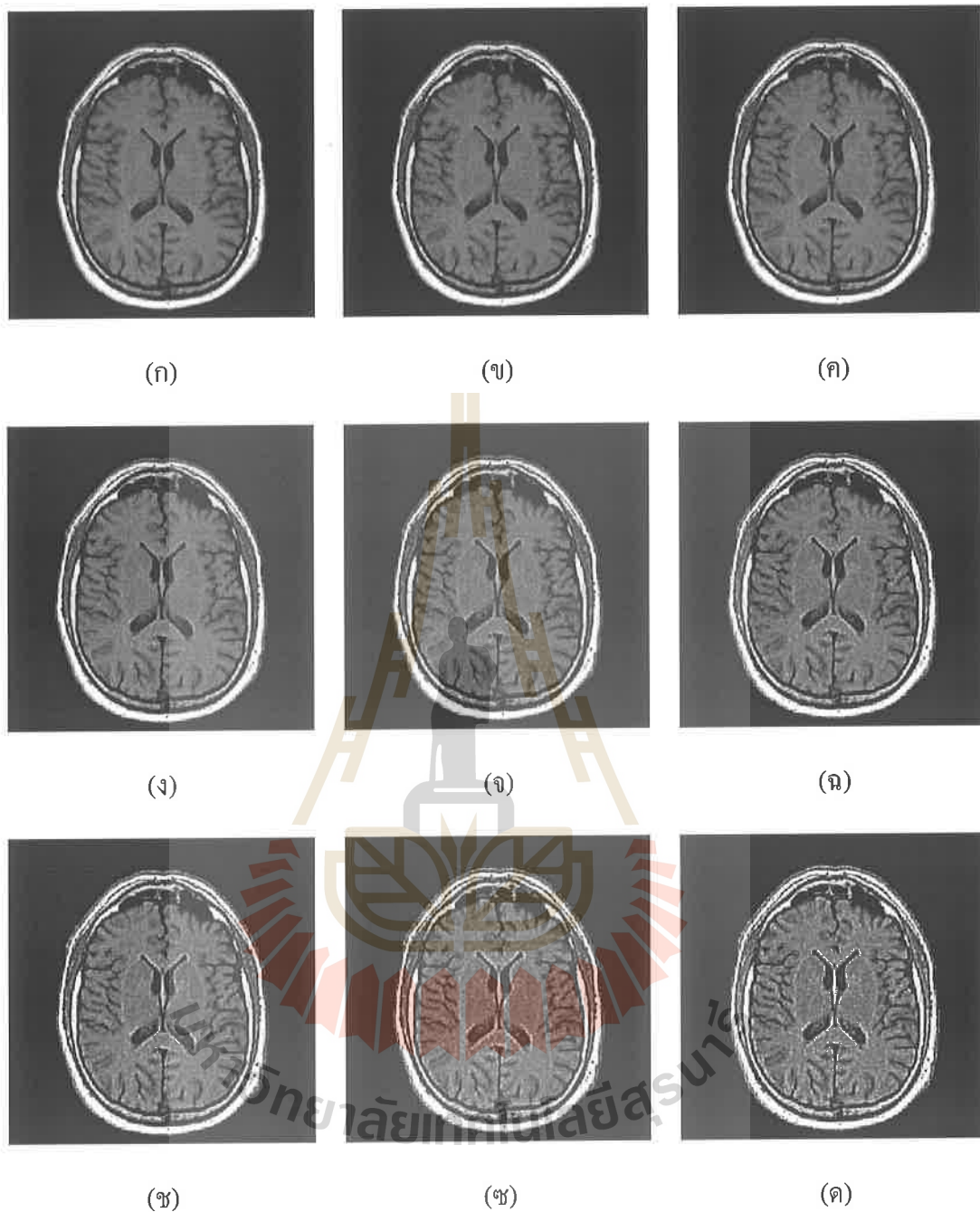
รูปที่ 4.7 ภาพผลการปรับปรุงภาพสแกนสมอง ด้วยเทคนิคการปรับคืนโครงสร้างแบบนาสรีฟในรอบการทำงานต่าง ๆ โดยแสดง (ก) ภาพก่อนได้รับการปรับปรุง, (ข) รอบการทำงานที่ 10, (ค) รอบการทำงานที่ 20, (ง) รอบการทำงานที่ 30, (ฉ) รอบการทำงานที่ 40, (ช) รอบการทำงานที่ 50, (ช) รอบการทำงานที่ 60, (ด) รอบการทำงานที่ 70, (ด) รอบการทำงานที่ 80

รูปที่ 4.8 ได้แสดงการเปรียบเทียบส่วนหนึ่งของภาพสแกนสมองที่ได้รับการปรับปรุงด้วยเทคนิคการปรับคืนโครงสร้างแบบนาสริฟที่นำเสนอในวิทยานิพนธ์นี้ โดยเปรียบเทียบภาพก่อนที่จะได้รับการปรับปรุง กับภาพหลังจากที่ได้รับการปรับปรุงแล้ว ในรอบการทำงานที่ 80 จะเห็นได้ว่าบริเวณขอบของวัตถุมีความคมชัดมากขึ้นอย่างเห็นได้ชัด ความพร่ามัวถูกกำจัดออกไป อีกทั้งสัญญาณรบกวนแบบไรเซียน ก็ถูกลดลงไปจนดูกลมกลืนไปกับวัตถุอื่น ๆ ในภาพ ส่วนของสีขาวที่เป็นส่วนของกะโหลกศีรษะได้ถูกทำให้คมชัดขึ้นอย่างมาก และส่วนเนื้อเยื่อสีเทาที่เป็นส่วนของเนื้อสมองก็ถูกลดความพร่ามัวลงอย่างมาก จนสามารถระบุขอบของเนื้อสมองได้อย่างไม่ยากนัก

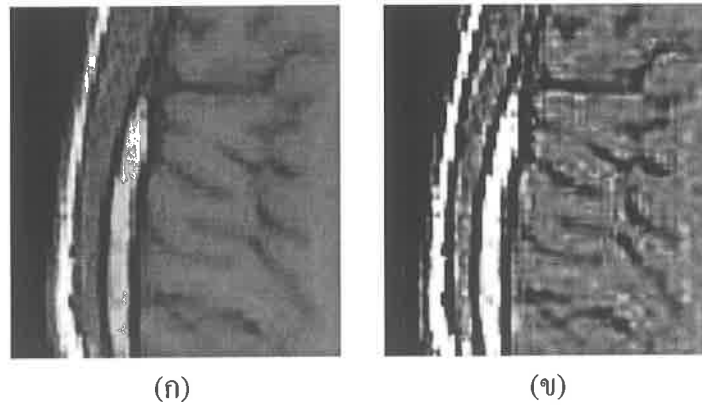


รูปที่ 4.8 แสดงการเปรียบเทียบส่วนหนึ่งของภาพสแกนสมองที่ได้รับการปรับปรุงด้วยเทคนิคการปรับคืนโครงสร้างแบบนาสริฟที่นำเสนอในวิทยานิพนธ์นี้ โดยแสดง (ก) ภาพก่อนปรับปรุง, (ข) ภาพที่ได้ปรับปรุงในรอบที่ 80

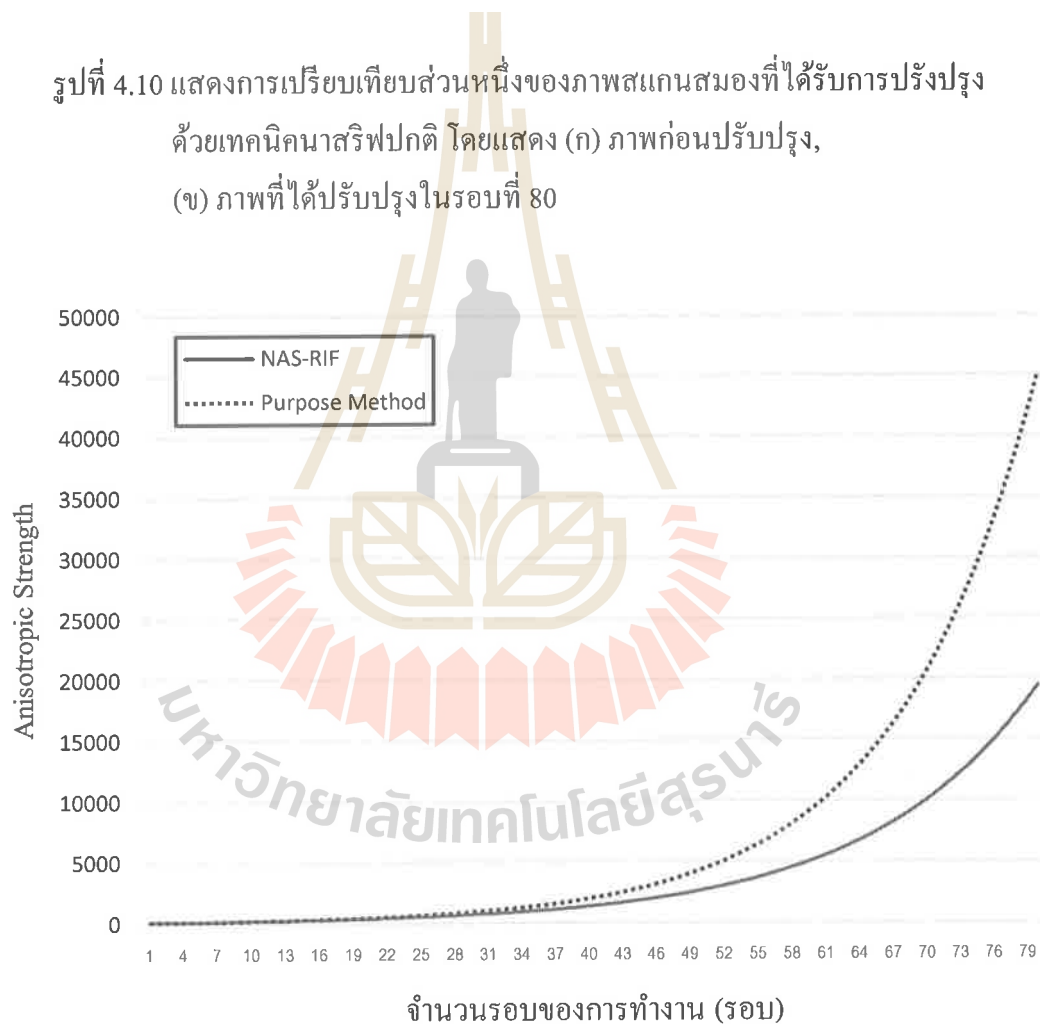
สำหรับภาพที่ได้รับการปรับปรุงด้วยเทคนิคนาสริฟแบบปกติโดยใช้พารามิเตอร์  $r$  เท่ากับ 0.7 จะถูกแสดงให้ดูในรูปที่ 4.9 และภาพขยายของรูปที่ 4.9 จะถูกแสดงในรูปที่ 4.10 โดยรวมแล้วมีลักษณะการปรับปรุงภาพ คล้ายกับภาพที่ได้ปรับปรุงด้วยเทคนิคการปรับคืนโครงสร้างแบบนาสริฟข้างต้น เพียงแต่มีการปรับปรุงภาพที่ช้ากว่า และให้ภาพที่มีความคมชัดน้อยกว่าเล็กน้อย ซึ่งสามารถแสดงการเปรียบเทียบโดยใช้ค่า Anisotropic Strength ได้ดังในรูปที่ 4.11



รูปที่ 4.9 ภาพผลการปรับปรุงภาพสแกนสมอง ด้วยอัลกอริทึมนาสรีฟแบบปกติ  
 ในรอบการทำงานต่าง ๆ โดยแสดง (ก) ภาพก่อนได้รับการปรับปรุง  
 (ข) รอบการทำงานที่ 10, (ค) รอบการทำงานที่ 20,  
 (ง) รอบการทำงานที่ 30, (จ) รอบการทำงานที่ 40,  
 (ฉ) รอบการทำงานที่ 50, (ช) รอบการทำงานที่ 60,  
 (ฅ) รอบการทำงานที่ 70, (ด) รอบการทำงานที่ 80

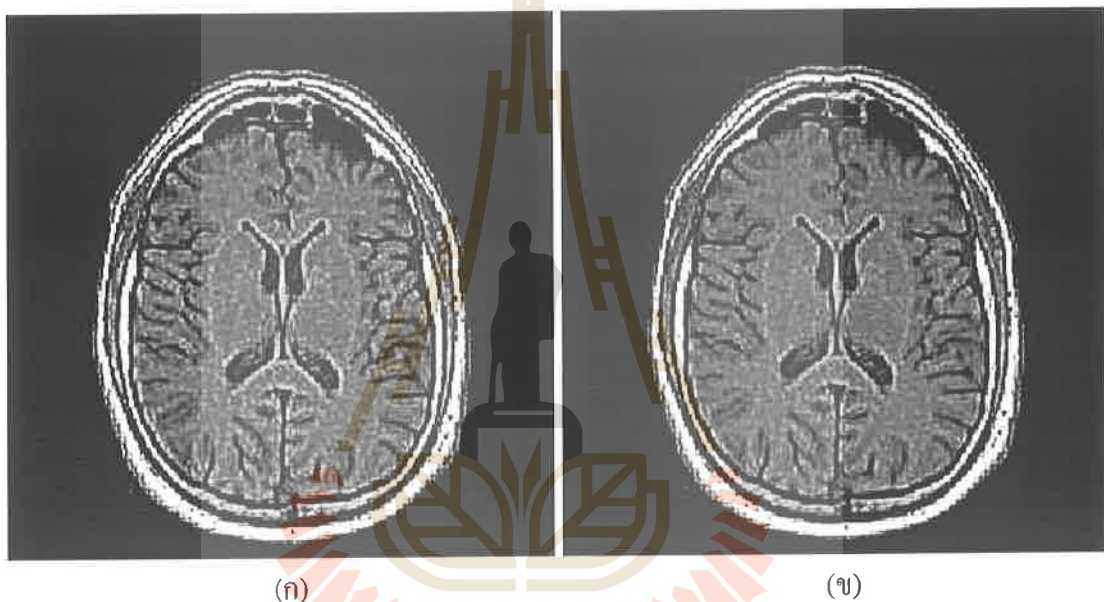


รูปที่ 4.10 แสดงการเปรียบเทียบส่วนหนึ่งของภาพสแกนสมองที่ได้รับการปรับปรุงด้วยเทคนิคนาสรีฟปกติ โดยแสดง (ก) ภาพก่อนปรับปรุง, (ข) ภาพที่ได้ปรับปรุงในรอบที่ 80



รูปที่ 4.11 แสดงการเปรียบเทียบค่าความเป็นขอบภาพระหว่างภาพที่ได้รับการปรับปรุงโดยอัลกอริทึมนาสรีฟปกติ (ทำงาน 80 รอบ ใช้เวลาทั้งหมด 7788.611 ms หรือประมาณ 194.715 ms ต่อรอบ) กับภาพที่ได้รับการปรับปรุงโดยเทคนิคการปรับ คีนโครงสร้างแบบนาสรีฟที่นำเสนอในวิทยานิพนธ์นี้ (ทำงาน 80 รอบ ใช้เวลาทั้งหมด 7770.753 ms หรือประมาณ 194.269 ms ต่อรอบ)

จากรูปที่ 4.11 จะเห็นได้ว่าภาพที่ได้รับการปรับปรุงด้วยเทคนิคการปรับคั่นโครงสร้างแบบนาสริฟที่นำเสนอในวิทยานิพนธ์นี้ มีค่า Anisotropic Strength ที่สูงกว่ามาก ทำให้ภาพออกมามีขอบภาพที่ชัดเจนมากกว่า และมีการทำงานที่รวดเร็วกว่า ซึ่งสังเกตได้จากการที่เทคนิคที่นำเสนอสามารถพัฒนาภาพจนมีค่า Anisotropic Strength เท่ากับค่า Anisotropic Strength ของภาพที่ได้รับการปรับปรุงด้วยนาสริฟปกติในรอบการทำงานที่ 80 โดยเทคนิคที่นำเสนอใช้เพียง 69 รอบโดยประมาณเท่านั้น โดยผลสุดท้ายในการพัฒนาภาพในรอบที่ 80 สามารถแสดงเปรียบเทียบได้ในรูปที่ 4.12

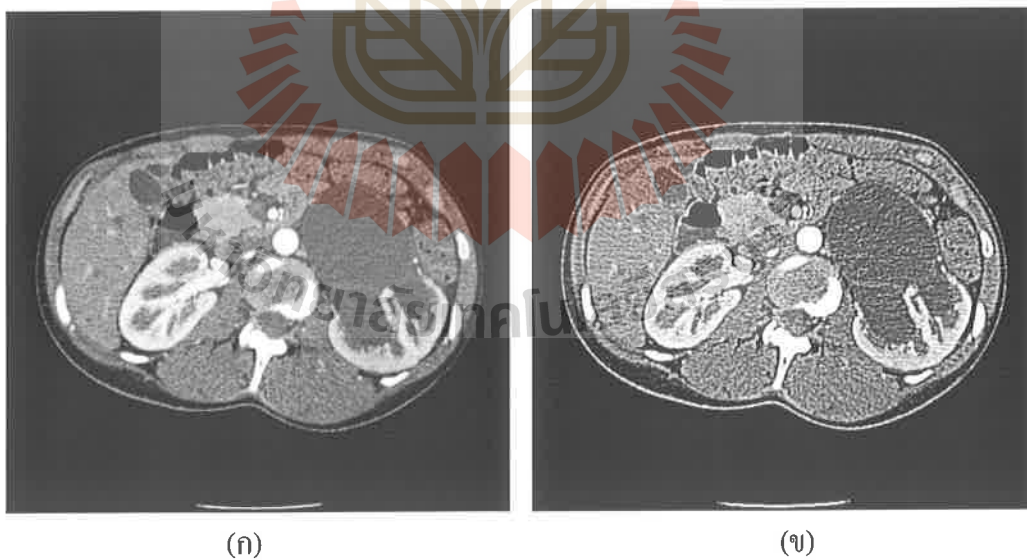


รูปที่ 4.12 แสดงการเปรียบเทียบภาพที่ถูกพัฒนาในรอบการทำงานที่ 80 โดยแสดง  
 (ก) ภาพที่ถูกปรับปรุงด้วยเทคนิคที่นำเสนอในวิทยานิพนธ์นี้,  
 (ข) ภาพที่ถูกปรับปรุงด้วยเทคนิคนาสริฟปกติ

โดยภาพที่ถูกปรับปรุงด้วยเทคนิคที่นำเสนอในวิทยานิพนธ์นี้ จะมีขอบวัตถุที่มีความคมชัดมากกว่าภาพที่ถูกปรับปรุงด้วยเทคนิคนาสริฟปกติ ในบริเวณที่เป็นร่องสมองเทคนิคที่นำเสนอ ก็ทำให้ความชัดของร่องสมองออกมาดูชัดกว่าเล็กน้อย แต่เพราะผลของการ Sharpening ภาพ อย่างหนักนี้เอง ก็ทำให้ภาพที่ได้จากเทคนิคที่นำเสนอ ดูไม่ราบเรียบเท่ากับภาพที่ถูกปรับปรุงด้วยเทคนิคนาสริฟปกติ ซึ่งจุดนี้ก็สามารถแก้ไขได้ด้วยการปรับพารามิเตอร์ ให้ทำการปรับปรุงภาพให้น้อยลง เพื่อลดผลของการ Sharpening ลง



รูปที่ 4.13 แสดงผลการปรับปรุงภาพ CT โดยแสดง (ก) ภาพก่อนถูกปรับปรุง ค่าแอนไอโซทรอปิก = 173.793 (ที่มา : DICOM Library, [www.dicomlibrary.com](http://www.dicomlibrary.com), 2016), (ข) ภาพที่ถูกปรับปรุงด้วยเทคนิคที่นำเสนอในวิทยานิพนธ์นี้ เป็นจำนวน 60 รอบ ค่าแอนไอโซทรอปิก = 11636.820



รูปที่ 4.14 แสดงผลการปรับปรุงภาพ CT โดยแสดง (ก) ภาพก่อนถูกปรับปรุง ค่าแอนไอโซทรอปิก = 76.063 (ที่มา : DICOM Library, [www.dicomlibrary.com](http://www.dicomlibrary.com), 2016), (ข) ภาพที่ถูกปรับปรุงด้วยเทคนิคที่นำเสนอในวิทยานิพนธ์นี้ เป็นจำนวน 60 รอบ ค่าแอนไอโซทรอปิก = 6288.283



นอกจากการปรับปรุงภาพ MRI แล้ว งานวิจัยชิ้นนี้ยังได้ทำการปรับปรุงภาพที่ได้จากเครื่อง CT เพื่อดูผลของการปรับปรุงภาพอีกด้วย โดยปรับปรุงภาพด้วยเทคนิคการปรับค่านโครงสร้างแบบนาสริฟที่นำเสนอในวิทยานิพนธ์นี้โดยใช้ค่า  $\alpha$  เท่ากับ 0.7 โดยภาพที่ได้ทำการปรับปรุงเป็นภาพสแกนจากบริเวณลำตัว ซึ่งได้ตั้งรูปที่ 4.13 และรูปที่ 4.14 โดยผลที่ได้จากทั้งสองรูป จะเห็นได้ว่าเส้นขอบของลำไส้ผู้ป่วยจะมีความชัดเจนยิ่งขึ้น เราสามารถเห็นรอยขครอยหยักของอวัยวะภายในได้ง่ายขึ้น และมีความชัดเจนมากขึ้นกว่าเดิม ภาพโดยรวมจะดูมีรายละเอียดชัดเจนมากขึ้น ซึ่งเป็นผลมาจากการที่ภาพถูก Sharpening จนภาพมีค่าแอนไอโซทรอปิกที่สูงมากขึ้น ด้วยค่าแอนไอโซทรอปิกที่สูงมากขึ้นนี้เอง ทำให้รายละเอียดของวัตถุนภาพ สามารถถูกแสดงออกมาได้อย่างชัดเจนยิ่งขึ้น



## บทที่ 5

### บทสรุป

#### 5.1 สรุปผลการวิจัย

ผลจากการปรับปรุงภาพด้วยเทคนิคการปรับค่าน โครสร้างแบบนาสรีฟ ที่ถูกปรับค่า  $t$  แบบใหม่ ที่นำค่าแอนไอโซทรอปิกเข้ามาใช้ช่วยในการปรับปรุงภาพ สามารถสรุปผลได้ดังนี้

##### 5.1.1 ผลการปรับปรุงภาพในด้านความคมชัดของภาพโดยรวม

ภาพที่ได้รับการปรับปรุงด้วยเทคนิคการปรับค่าน โครสร้างแบบนาสรีฟ โดยรวม จะมีความคมชัดที่สูงขึ้น ซึ่งตัวฟิลเตอร์ฟังก์ชันปรับปรุงภาพของเทคนิคการปรับค่าน โครสร้างแบบนาสรีฟ ได้ถูกปรับปรุงในแต่ละรอบการทำงานอัลกอริทึม ให้มีความเหมาะสมกับภาพที่ทำการปรับปรุงมากขึ้นเรื่อย ๆ ในทุกรอบของการวนซ้ำ จนในที่สุดก็ได้ฟิลเตอร์ฟังก์ชันปรับปรุงภาพที่ทำให้ภาพคมชัดอย่างเหมาะสมออกมา

##### 5.1.2 ผลการปรับปรุงภาพในด้านความคมชัดของขอบวัตถุ

ขอบของวัตถุของภาพที่ได้รับการปรับปรุงด้วยเทคนิคการปรับค่าน โครสร้างแบบนาสรีฟ จะมีความแตกต่างของสีสูงขึ้นมาก เมื่อเทียบกับสี่บริเวณ โดยรอบของขอบวัตถุ อันเป็นผลมาจากตัวภาพที่มีความคมชัดสูงขึ้น และจากปัจจัยที่สำคัญอีกอย่างหนึ่ง คือ การที่เราปรับปรุงภาพให้มีค่าแอนไอโซทรอปิกสูงขึ้น ซึ่งเป็นค่าที่แสดงถึงความเปลี่ยนแปลงของสีบนภาพ เข้ามาช่วยกำหนดทิศทางของการปรับปรุงภาพ ตามสมการที่ 3.2

$$t = \alpha \left( \frac{\sum_{v(x,y)} ani(f_k(x,y))}{\sum_{v(x,y)} ani(f_{k-1}(x,y))} \right)^2 \quad (3.2)$$

โดยที่ค่า  $k$  แสดงถึงรอบการทำงานของอัลกอริทึม และฟังก์ชัน  $ani()$  สามารถคำนวณได้ตามสมการที่ 3.1 (Yang et al., 1996)

$$ani(x) = \frac{\left\{ \iint_{\Omega} \left( \frac{\partial f}{\partial x} \right)^2 - \left( \frac{\partial f}{\partial y} \right)^2 dx dy \right\}^2 + \left\{ \iint_{\Omega} 2 \left( \frac{\partial f}{\partial x} \right) \left( \frac{\partial f}{\partial y} \right) dx dy \right\}^2}{\left\{ \iint_{\Omega} \left( \left( \frac{\partial f}{\partial x} \right)^2 + \left( \frac{\partial f}{\partial y} \right)^2 \right) dx dy \right\}^2} \quad (3.1)$$

การใช้ค่า  $\epsilon$  ที่มีการปรับตัวตามค่าแอนไอโซทรอปิก ทำให้ผลการปรับปรุงภาพมีความแตกต่างของค่าสี ยิ่งมีความแตกต่างมากขึ้น ทำให้ค่าสีบริเวณขอบวัตถุมีความแตกต่างจากค่าสีจากจุดสีโดยรอบมากขึ้น ทำให้การระบุขอบภาพด้วยสายตามนุษย์สามารถทำได้ง่ายขึ้นอย่างมาก

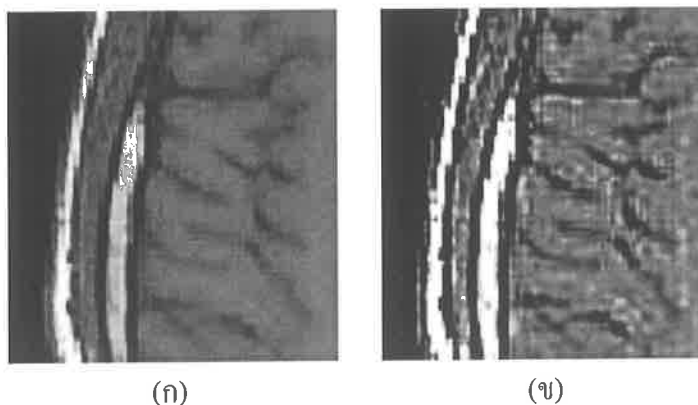
### 5.1.3 ผลการปรับปรุงภาพในด้านสัญญาณรบกวน

ผลการปรับปรุงในด้านของสัญญาณรบกวนของเทคนิคการปรับคืนโครงสร้างแบบนาสรีฟ ให้ผลออกมาแย่ง ซึ่งเป็ผลมาจากการที่ ตัวฟังก์ชันฟิลเตอร์ปรับปรุงภาพของอัลกอริทึมนาสรีฟมีลักษณะเป็น Sharpening Filter ทำให้สัญญาณรบกวนถูกทำให้มีความคมชัดมากขึ้น ตามความคมชัดของภาพที่เพิ่มขึ้น ดังที่เห็นได้ในรูปที่ 4.3



รูปที่ 4.3 แสดง (ก) ภาพขยายของ Brain Phantom ก่อนได้รับการปรับปรุง, (ข) ภาพขยายของ Brain Phantom หลังได้รับการปรับปรุง

ซึ่งเป็นผลการปรับปรุงของภาพสังเคราะห์ Brain Phantom แต่ในรูปที่ 4.10 ซึ่งเป็นภาพทางการแพทย์ที่ได้จากผู้ป่วยจริง กลับไม่เห็นผลของสัญญาณรบกวนมากนัก ทั้งนี้เพราะภาพเริ่มต้นก่อนการปรับปรุง มีปริมาณของสัญญาณรบกวนน้อยอยู่แต่เดิมแล้ว ทำให้สัญญาณรบกวนไม่ถูกทำให้คมชัดมากขึ้นจาก Sharpening Filter มากเท่าใดนัก ดังนั้นแล้ว ผลการปรับปรุงภาพของอัลกอริทึมที่มีต่อตัวสัญญาณรบกวน จึงมีความขึ้นอยู่กับปริมาณของสัญญาณรบกวนบนภาพ ก่อนที่ภาพจะได้รับการปรับปรุง ถ้าภาพมีสัญญาณรบกวนน้อย สัญญาณรบกวนก็จะถูกทำให้คมชัดขึ้นเล็กน้อย และถ้าภาพมีสัญญาณรบกวนอยู่มาก สัญญาณรบกวนก็จะถูกปรับปรุงให้มีความคมชัดตามภาพไปด้วย



รูปที่ 4.10 แสดงการเปรียบเทียบส่วนหนึ่งของภาพสแกนสมองที่ได้รับการปรับปรุงด้วยเทคนิคนาสรีฟปกติ โดยแสดง (ก) ภาพก่อนปรับปรุง, (ข) ภาพที่ได้ปรับปรุงในรอบที่ 80

## 5.2 ข้อเสนอแนะ

### 5.2.1 การกำหนดจำนวนรอบของการทำงาน

จำนวนรอบของการทำงานสามารถกำหนดได้ตามความพอใจของผู้ใช้งาน แต่ก็มีหลักในการตัดสินใจที่พิจารณาจากองค์ประกอบอย่างอื่นด้วยเช่นกัน เช่น

- 1) หยุดการปรับปรุงภาพ เมื่อผลการปรับปรุงในรอบปัจจุบันเปรียบเทียบกับรอบการปรับปรุงก่อนหน้า ไม่มีความแตกต่างกันมากนัก
- 2) หยุดการปรับปรุงภาพ เมื่อได้ค่า Anisotropic Strength อยู่ในระดับที่ต้องการ แต่ต้องพึงระวังในการกำหนดขอบเขตที่ยอมรับได้ของค่า Anisotropic Strength ไว้ด้วย เพราะว่าภาพแต่ละภาพอาจได้รับมาในขนาดที่ต่างกัน และภาพแต่ละประเภท ก็จะมีค่า Anisotropic Strength อยู่ในระดับที่ต่างกันเช่นกัน ทำให้ผู้ใช้งาน อาจต้องทำการคำนวณเพื่อหาค่า Anisotropic Strength ที่เหมาะสมด้วยตัวเอง

### 5.2.2 ข้อเสนอแนะสำหรับการนำผลการวิจัยไปใช้

#### 5.2.2.1 การนำอัลกอริทึมไปใช้ปรับปรุงภาพสี

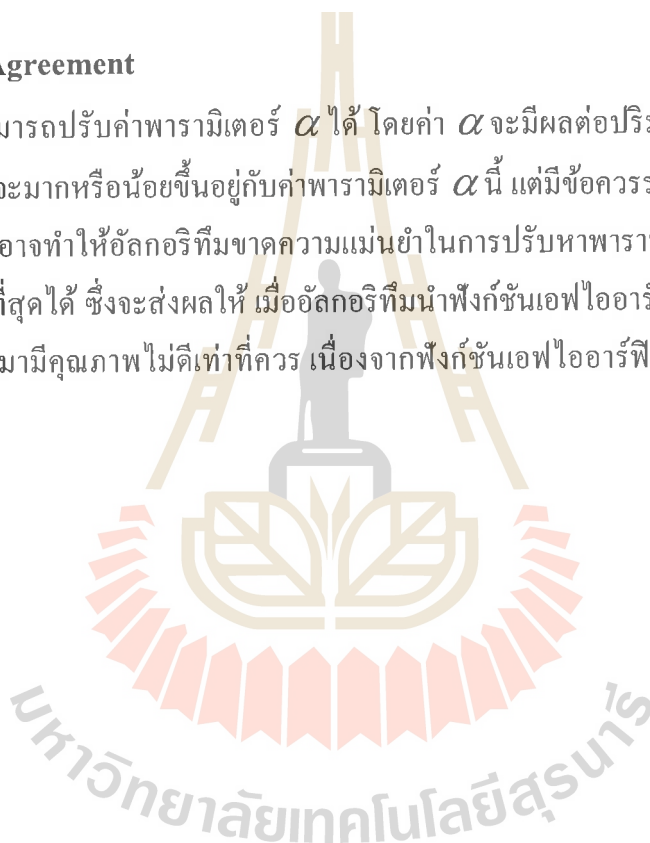
นอกจากภาพถ่ายทางการแพทย์ที่เป็นภาพภาพเกรย์สเกลแล้ว เทคนิคการปรับคืนโครงสร้างแบบนาสรีฟยังสามารถถูกนำไปใช้ปรับปรุงภาพสีได้อีกด้วย โดยสามารถทำได้โดยการปรับปรุงภาพในช่องสัญญาณของช่องสัญญาณสีแดง สีเขียว และสีน้ำเงิน แทนการปรับปรุงภาพในช่องสัญญาณเกรย์สเกลเพียงช่องเดียว ทั้งนี้อาจทำให้ต้องใช้เวลาในการประมวลผลภาพนานขึ้น 3 เท่าโดยประมาณ

### 5.2.2.2 ข้อจำกัดของภาพที่นำมาปรับปรุง

เทคนิคการปรับคืนโครงสร้างแบบนาสรีฟ ถูกพัฒนาขึ้นเพื่อใช้กับภาพที่มีสีพื้นหลังของภาพมีลักษณะมีสีเป็นสีเดียว ดังนั้นหากนำไปใช้กับภาพประเภทอื่น เทคนิคการปรับคืนโครงสร้างแบบนาสรีฟอาจไม่ให้เกิดการปรับปรุงภาพที่ออกมาดีเท่าใดนัก นอกจากภาพที่ต้องมีสีพื้นหลังเป็นสีเดียวแล้ว วัตถุบนภาพควรต้องมีขนาดเล็กพอให้สามารถกำหนดพื้นที่ที่สนับสนุนได้อีกด้วยดังที่อธิบายในรูปที่ 2.25 หากวัตถุบนภาพมีขนาดใหญ่จนไม่สามารถกำหนดพื้นที่ที่สนับสนุนได้ ก็อาจทำให้ฟังก์ชันต้นทุนของอัลกอริทึมทำงานได้ไม่มีประสิทธิภาพเท่าที่ควร

### 5.3 User Agreement

ผู้ใช้สามารถปรับค่าพารามิเตอร์  $\alpha$  ได้ โดยค่า  $\alpha$  จะมีผลต่อปริมาณและความเร็วในการปรับปรุงภาพ ที่จะมากหรือน้อยขึ้นอยู่กับค่าพารามิเตอร์  $\alpha$  นี้ แต่มีข้อควรระวังคือ เมื่อปรับให้ค่า  $\alpha$  มีค่ามากเกินไป อาจทำให้อัลกอริทึมขาดความแม่นยำในการปรับหาพารามิเตอร์ของฟังก์ชันเอฟไออาร์ฟิลเตอร์ที่ดีที่สุดได้ ซึ่งจะส่งผลให้ เมื่ออัลกอริทึมนำฟังก์ชันเอฟไออาร์ฟิลเตอร์ไปปรับปรุงภาพ อาจจะมีคุณภาพไม่ดีเท่าที่ควร เนื่องจากฟังก์ชันเอฟไออาร์ฟิลเตอร์มีพารามิเตอร์ที่ไม่เหมาะสม



## รายการอ้างอิง

- จิราภรณ์ มั่นศิลป์. (2014). กระบวนการปรับปรุงภาพและการประยุกต์ใช้กับนิติวิทยาศาสตร์. **Veridian E-Journal**. Silpakorn University.
- วิกิพีเดีย สารานุกรมเสรี. (2016). **Color depth** [ออนไลน์]. สืบค้นจาก [https://en.wikipedia.org/wiki/Color\\_depth](https://en.wikipedia.org/wiki/Color_depth)
- ALI, M. G. S., ELSAYED, N. Z., and EBEID, M. R. (2013). Signal processing of ultrasonic data by frequency domain deconvolution. **Walailak Journal of Science and Technology (WJST)**. 10(3): 297-304.
- Arce, G. R., Bacca, J., and Paredes, J. L. (2009). Nonlinear filtering for image analysis and enhancement. In **The Essential Guide to Image Processing** (pp. 263-291). Academic Press.
- Ayers, G. R., and Dainty, J. C. (1988). Iterative blind deconvolution method and its applications. **Optics letters**. 13(7): 547-549.
- Cadik, M. (2008). **Perceptually based image quality assessment and image transformations**. (Unpublished master's dissertation). Czech Technical University in Prague.
- Campisi, P., and Egiazarian, K. (Eds.). (2016). **Blind image deconvolution: theory and applications**. CRC press.
- Cattin, D. P. (2013). **Image restoration: Introduction to signal and image processing** [On-line]. Retrieved from <https://miac.unibas.ch/SIP/06-Restoration.html>
- Chambolle, A. (2004). An algorithm for total variation minimization and applications. **Journal of Mathematical imaging and vision**. 20(1-2): 89-97.
- Chan, T., Esedoglu, S., Park, F., and Yip, A. (2005). Recent developments in total variation image restoration. **Mathematical Models of Computer Vision**. 17(2).
- Dhawan, A. P., Rangayyan, R. M., and Gordon, R. (1985). Image restoration by Wiener deconvolution in limited-view computed tomography. **Applied optics**. 24(23): 4013-4020.
- DICOM Library. (2010). DICOM Samples. Retrieved from <https://www.dicomlibrary.com/meddream/md5/index.html?study=1.2.826.0.1.3680043.8.1055.1.20111102150758591.92402465.76095170>

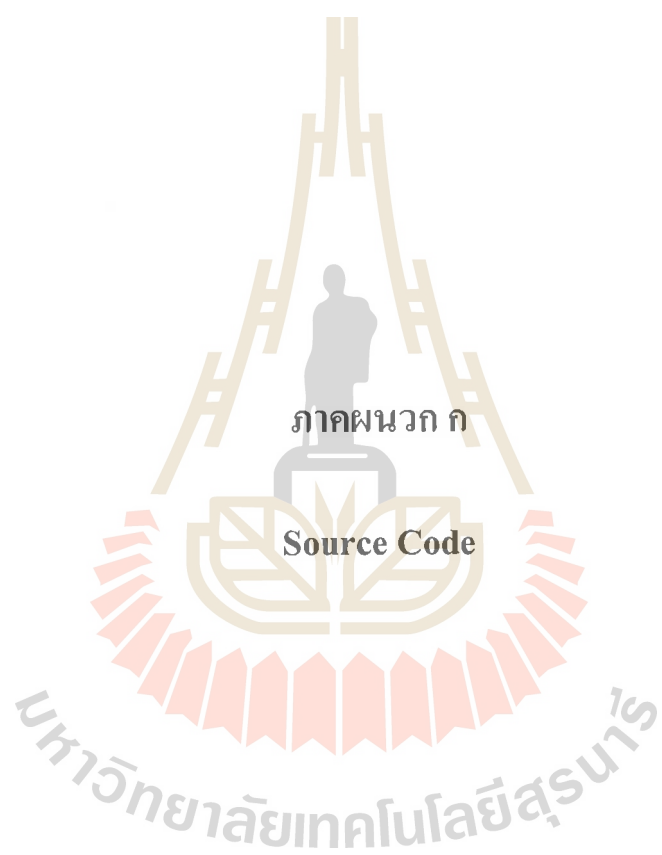
- Duvenaud, D. (2014). **Automatic model construction with Gaussian processes** (Unpublished master's dissertation). University of Cambridge.
- Ece, C., and Mullana, M. M. U. (2011). Image quality assessment techniques pn spatial domain. **IJCST**. 2(3).
- Farooque, M. A., and Rohankar, J. S. (2013). Survey on various noises and techniques for denoising the color image. **International Journal of Application or Innovation in Engineering & Management (IJAIEM)**. 2(11): 217-221.
- Golub, G. H., Heath, M., and Wahba, G. (1979). Generalized cross-validation as a method for choosing a good ridge parameter. **Technometrics**. 21(2): 215-223.
- Hasan, A. M. (2018). A hybrid approach of using particle swarm optimization and volumetric active contour without edge for segmenting brain tumors in MRI scan. **Indonesian Journal of Electrical Engineering and Informatics (IJEI)**. 6(3): 292-300.
- Hua, C., and Jinwen, T. (2009, March). Speckle reduction of synthetic aperture radar images based on fuzzy logic. In **2009 First International Workshop on Education Technology and Computer Science** (Vol. 1, pp. 933-937). IEEE.
- Jiang, M., and Wang, G. (2003). Development of blind image deconvolution and its applications. **Journal of X-ray Science and Technology**. 11(1): 13-19.
- Kanithi, A. K., and Meher, S. (2011). Study of spatial and transform domain filters for efficient noise reduction. **Department of Electronics and Communication Engineering, National Institute of Technology, Rourkela, India**.
- King, J. C. (2002, June). Why color management?. In **9th Congress of the International Color Association** (pp. 439-445). International Society for Optics and Photonics.
- Kundur, D., and Hatzinakos, D. (1996, May). Blind image restoration via recursive filtering using deterministic constraints. In **1996 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing Conference Proceedings** (Vol. 4, pp. 2283-2286). IEEE.
- Legendijk, R. L., Biemond, J., and Boeke, D. E. (1988). Regularized iterative image restoration with ringing reduction. **IEEE Transactions on acoustics, speech, and signal processing**. 36(12): 1874-1888.
- Lester, P. M. (2013). **Visual communication: Images with messages**. Cengage Learning.

- Litjens, G., Kooi, T., Bejnordi, B. E., Setio, A. A. A., Ciompi, F., Ghafoorian, M., Van Der Laak, J. A., Van Ginneken, B., and Sánchez, C. I. (2017). A survey on deep learning in medical image analysis. **Medical image analysis**. 42: 60-88.
- MathWorks. (2016). **Coordinate Systems** [On-line]. Retrieved from <http://www.mathworks.com/help/vision/gs/coordinate-systems.html>
- MathWorks. (2016). MATLAB [Computer software]. Natick, US
- Patidar, P., Gupta, M., Srivastava, S., and Nagawat, A. K. (2010). Image de-noising by various filters for different noise. **International journal of computer applications**. 9(4): 45-50.
- Perona, P., and Malik, J. (1990). Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion. **IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence**. 12(7): 629-639.
- Raid, A. M., Khedr, W. M., El-dosuky, M. A., and Aoud, M. (2014). Fast NAS-RIF algorithm using iterative conjugate gradient method. **Signal & Image Processing**. 5(2): 63.
- Rudin, L. I., Osher, S., and Fatemi, E. (1992). Nonlinear total variation based noise removal algorithms. **Physica D: nonlinear phenomena**. 60(1-4): 259-268.
- Selesnick, I. W., and Bayram, I. (2010). Total variation filtering. **White paper**.
- Shepp, L. A., and Logan, B. F. (1974). The Fourier reconstruction of a head section. **IEEE Transactions on nuclear science**. 21(3): 21-43.
- Tcheslavski, G. V. (2010). Morphological Image Processing: Gray - scale morphology. **ELEN**.
- Thung, K. H., and Raveendran, P. (2009, December). A survey of image quality measures. In **2009 international conference for technical postgraduates (TECHPOS)** (pp. 1-4). IEEE.
- Van Leeuwen, T., and Jewitt, C. (Eds.). (2001). **The handbook of visual analysis**. Sage.
- Vaseghi, S. V. (1996). Wiener Filters. In **Advanced Signal Processing and Digital Noise Reduction** (pp. 140-163). Vieweg+ Teubner Verlag.
- Vidakovic, B., and Mueller, P. (1994). Wavelets for kids. **Instituto de Estadística, Universidad de Duke**.
- Wang, X. (2008). Noise in sub-micron CMOS image sensors.
- Wang, Z., and Bovik, A. C. (2009). Mean squared error: Love it or leave it? A new look at signal fidelity measures. **IEEE signal processing magazine**. 26(1): 98-117.
- Wu, J., Feng, Z., and Ren, Z. (2014). Improved structure-adaptive anisotropic filter based on a nonlinear structure tensor. **Cybernetics and Information Technologies**. 14(1): 112-127.



- Yang, G. Z., Burger, P., Firmin, D. N., and Underwood, S. R. (1996). Structure adaptive anisotropic image filtering. **Image and Vision Computing**. 14(2): 135-145.
- Yousuf, M. A., and Nobi, M. N. (2011). A new method to remove noise in magnetic resonance and ultrasound images. **Journal of scientific research**. 3(1): 81-81.
- Yu, Y., and Acton, S. T. (2002). Speckle reducing anisotropic diffusion. **IEEE Transactions on image processing**. 11(11): 1260-1270.





แสดง Source Code การคำนวณค่า  $t$

---

```
input_Image=imread('Anonymized20191112.tiff');
input_Image=im2double(input_Image);
[imageSizeY,imageSizeX]=size(input_Image);
image_Anisotropic = zeros(size(input_Image));

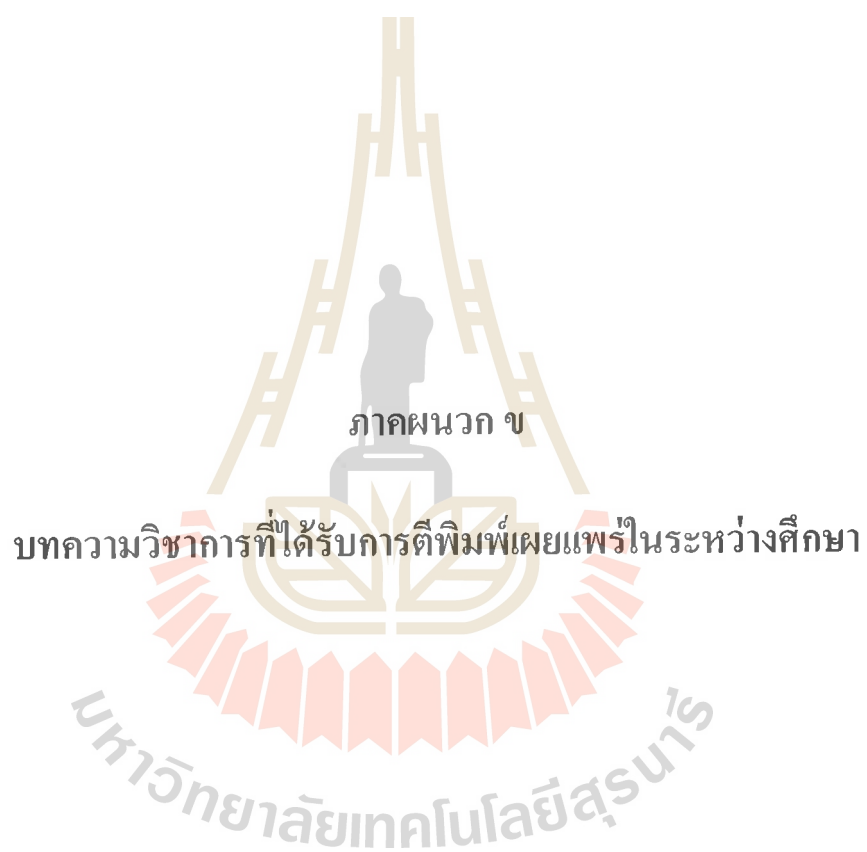
for j=1:imageSizeY-1
    for i=1:imageSizeX-1
        diffDeconX =input_Image(j,i)-input_Image(j,i+1);
        diffDeconY =input_Image(j,i)-input_Image(j+1,i);

        image_Anisotropic(j,i)=((diffDeconX^2-
            diffDeconY^2)^2 +...
            (2*diffDeconX*diffDeconY)^2)^2 /...
            (diffDeconX^2+diffDeconY^2)^2;

        if isnan(image_Anisotropic(j,i))=1
            image_Anisotropic(j,i)=0;
        end
    end
end
end

image_Anisotropic_Sum =sum(sum(image_Anisotropic));
```

---



ภาคผนวก ข

บทความวิชาการที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่ในระหว่างศึกษา

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

รายชื่อบทความวิชาการที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่ในระหว่างศึกษา

Kwanpak, T., and Horkaew, P. (2019). Structural adaptive anisotropic recursive filter for blind medical image deconvolution. **Indonesian Journal of Electrical Engineering and Informatics (IJEI)**. 7(2): 157-164.



## Structural adaptive anisotropic recursive filter for blind medical image deconvolution

Tanawat Kwanpak, Paramate Horkaew

School of Computer Engineering, Suranaree University of Technology, Thailand

### Article Info

#### Article history:

Received Nov 29, 2018

Revised May 1, 2019

Accepted May 15, 2019

#### Keywords:

Anisotropic  
Deconvolution  
NAS-RIF

### ABSTRACT

Performance of radiographic diagnosis and therapeutic intervention heavily depends on the quality of acquired images. Over decades, a range of pre-processing for image enhancement has been explored. Among the most recent proposals is iterative blinded image deconvolution, which aims to identify the inherent point spread function, degrading images during acquisition. Thus far, the technique has been known for its poor convergence and stability and was recently superseded by non-negativity and support constraints recursive image filtering. However, the latter requires a priori on intrinsic properties of imaging sensor, e.g., distribution, noise floor and field of view. Most importantly, since homogeneity assumption was implied by deconvolution, recovered degrading function was global, disregarding fidelity of underlying objects. This paper proposes a modified recursive filtering with similar non-negativity constraints, but also taking into account local anisotropic structure of content. The experiment reported herein demonstrates its superior convergence property, while also preserving crucial image feature.

Copyright © 2019 Institute of Advanced Engineering and Science.  
All rights reserved.

### Corresponding Author:

Paramate Horkaew,  
School of Computer Engineering,  
Suranaree University of Technology,  
111 University Avenue, Nakhon-Rachasima, Thailand.  
Email: phorkaew@sut.ac.th

### 1. INTRODUCTION

Recent advances in medical imaging technology has so far enabled high performance computerized radiographic diagnosis and therapeutic intervention [1-5]. More specifically, it has been widely applied, for examples, in patient specific anatomical modeling, lesion extraction and more recently in unsupervised deep learning [6]. Thus far, degradation is one of major impeding factors in their success. Although in practice, it is led by a series of complex processes imaging signal underwent during acquisition, for simplicity, the term is typically characterized by linear deconvolution of blurring kernel and an additive noise [7], as expressed in (1):

$$g(x, y) = f(x, y) * h(x, y) + n(x, y) \quad (1)$$

where  $g$  and  $f$  are degraded and (presumably) original images, respectively. In the spatial domain of  $(x, y) \in \mathbb{R}^2$ ,  $h$  and  $n$  are convolutional kernel and noise, respectively. In analyzing degradation process,  $h$  is sometimes referred to as blur filter or, in our context, point spread function (PSF). Reconstructing the original image  $f$ , given the degraded  $g$  and a priori on (or sometimes, unknown) noise model,  $n$ , is however not trivial. Its key element involves estimating a PSF and its respective inverse ( $h^{-1}$ ). This process is called deconvolution and depicted in Figure 1.

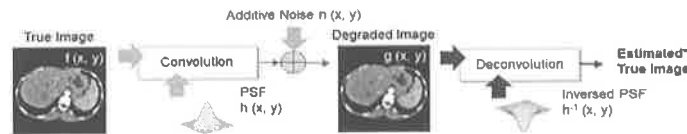


Figure 1. Direct filtering model of convolution and deconvolution

Depending on assumption of the degrading model, PSF can be estimated by calculating its governing (for example, blurring) parameters [8, 9]. However, several other factors, such as out of focus, motion, and geometrical distortion, etc. may have equally contributed to degraded image quality. Identifying these simple model parameters was unable to completely restore such adverse effects. Determining types of degradation, their ranking and interactions, indeed are not trivial, especially without access to imaging modality calibration. Another approach, called blind image deconvolution (BID) [7, 10, 11], tackled this problem by estimating each element in PSF kernel/ matrix (or its inverse), subject to some criteria, but without prior on degradation sources. BID combines PSF estimation and deconvolution into a single reciprocal process. Estimation of PSF is usually done by iteratively updating vectorized kernel using a gradient descent variant [12], whereby in each cycle its values are varied with respect to pre-defined objective function and constraints. Provided that an optimum exists, upon convergence, resultant inversed PSF are able to closely recover the true non-degraded image. It can be noted that noise model was not incorporated into the inversed PSF and hence would have caused instability in case of low SNR. Other studies thus opted for operations in frequency domain, in which linear property of convolution can be exploited [13, 14], i.e.,  $F^*(u, v) = G(u, v)H^{-1}(u, v)$ , where capital letters refer to (estimated) true, degraded images and PSF in frequency domain, respectively. Accordingly, noise may be dismissed by selectively processing only in the lower frequency spectrum. Although iterative variants exist, PSF estimation in frequency domain are of close-form and more efficient, compared to that on spatial one. However, its main drawback was that knowledges about noise properties are prerequisite, without which severe instability could occur. To remedy this adverse effect, Wiener filter [15, 16], Wavelet [17] and Curvelet [18] based methods were proposed.

Note may be drawn from the literature that both spatial and frequency domain operations have their pros and cons. While the former can greatly benefit from straightforward yet intuitive constraints imposition, the latter is more efficient, with available fast spatial-frequency conversion algorithms. BID on both domains, called a nonnegativity and support constraints recursive filtering (NAS-RIF) [7, 19] was introduced and recently enhanced [20-26]. Its primary contribution was to overcome instability issue found in conventional BID. As its name suggested, NAS-RIF imposes irreducible, absolutely summable, i.e.,  $(\sum \|h\| < \infty)$ , and being invertible, i.e.,  $h^{-1}$ , properties on a PSF, while maintaining the same assumption (i.e., real value and positive definite) on the true image as BID. The support on the image was defined within a region of interest (ROI). This has made NAS-RIF particularly suitable for medical imaging, where anatomical object is generally acquired in the center of a matrix and surrounded by uniform background. Specifically, NAS-RIF divided the degraded image into two regions, i.e., inside and outside support ( $D_{sup}$ ), whose cost functions were determined with different objectives and constraints. A generic NAS-RIF algorithm is summarized in Figure 2.

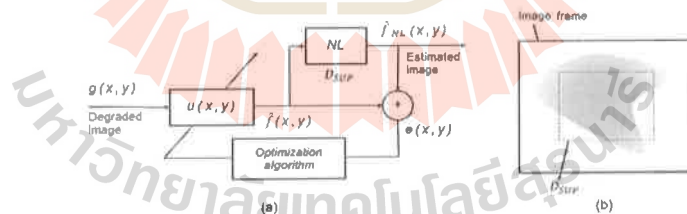


Figure 2. (a) Generic NAS-RIF algorithm [7] and (b) definition of support region ( $D_{sup}$ )

Given a degraded image  $g(x, y)$ , NAS-RIF recursively determines the optimal inversed PSF, denoted here as  $u(x, y)$ . At each iteration the elements of  $u$  are optimally adjusted subject to a cost function, consisting of negativity penalizes for pixels within and outside support region. Some enhanced proposal suggested additional regularization constraints, e.g., DC gain [21] or more realistic boundary support [22]. Noise issues were elevated by using designated filters [23-25]. For better performance nonetheless, deconvolution was performed in the frequency domain.

The summary of NAS-RIF algorithm (see text for detailed explanation):

a. Definition

- $\hat{f}_k(x, y)$  : Estimate of the true image at  $k^{\text{th}}$  iteration
- $\underline{u}_k(x, y)$  : FIR filter parameters of dimension  $N_{xu} \times N_{yu}$  at iteration  $k$
- $J(\underline{u}_k)$  : Cost function, given parameter setting  $\underline{u}_k$
- $\nabla J(\underline{u}_k)$  : Gradient of  $J$  at  $\underline{u}_k$

b. Set initial condition  $k = 0$

- Set FIR filter  $u_k(x, y)$  to all zeros

c. At each iteration  $k: k = 0, 1, 2, \dots$

- $\hat{f}_k(x, y) = u_k(x, y) * g(x, y)$
- $f_{NL}(x, y) = NL[\hat{f}_k(x, y)]$
- Minimize routine to update FIR filter parameters) conjugate gradient routine(.

$$[\Delta J(\underline{u}_k)]^T = \left[ \frac{\partial J(\underline{u}_k)}{\partial u(1,1)} \quad \frac{\partial J(\underline{u}_k)}{\partial u(1,2)} \quad \dots \quad \frac{\partial J(\underline{u}_k)}{\partial u(N_{xu}, N_{yu})} \right]$$

$$\text{where } \frac{\partial J(\underline{u}_k)}{\partial u(i,j)} = 2 \sum_{(x,y) \in D_{sup}} \hat{f}_k^2(x, y) \left[ \frac{1 - \sin(\hat{f}_k(x, y))}{2} \right] g(x - i + 1, y - j + 1)$$

$$+ 2 \sum_{(x,y) \in D_{sup}} [\hat{f}_k(x, y) - L_B] g(x - i + 1, y - j + 1)$$

$$+ 2\gamma \left[ \sum_{v(x,y)} u_k(x, y) - 1 \right]$$

$$\beta = \frac{\langle \nabla J(\underline{u}_k) - \nabla J(\underline{u}_{k-1}), \nabla J(\underline{u}_k) \rangle}{\langle \nabla J(\underline{u}_{k-1}), \nabla J(\underline{u}_{k-1}) \rangle}$$

$$\text{If } k = 0, d_k = -\nabla J(\underline{u}_k)$$

$$\text{otherwise } d_k = -\nabla J(\underline{u}_k) + \beta d_{k-1}$$

$$\underline{u}_{k-1} = \underline{u}_k + t d_k$$

- Increment  $k$
- Repeat step 3) until convergence.

Despite its great stability, shortcoming of NAS-RIF was slow convergence rate. Moreover, the inversed PSF ( $u$ ) was a compromise between two penalize terms, derived from pixel intensity. This paper, therefore proposes a structural adaptive anisotropic term being introduced in iterative optimization. It was computed, taking into account local orientation pattern of object structure. Its main contribution was not only emphasizing on updates in favor of feature preservation, but also promoting faster convergence as fidelity was enhanced. The remaining of this paper is organized as follow; Section 2 describes the proposed method in more detail. Section 3 reports experimental results and relevant analyses. Finally, section 4 states concluding remark of this study.

## 2. RESEARCH METHOD

This paper partly adopted conventional NAS-RIF following the process, depicted in Figure 2a. It iteratively adjusted FIR filter,  $u$ , and simultaneously its output, that was an intermediate estimation of the true image,  $f^*$ . To ensure nonnegativity and support constraints, this image was projected onto a non-linear (NL) space that diminished pixel intensities outside the support region ( $D_{sup}$ ) to that of the background ( $L_B$ ). The corresponding non-expansive map,  $f_{NL}^*$  were then subtracted with its precedent, resulting in error matrix, given in (2) [20].



$$e(x, y) = \sum_{v(x,y)} [\hat{f}_{NL}(x, y) - f(x, y)]^2 \tag{2}$$

where

$$\hat{f}_{NL}(x, y) = \begin{cases} f(x, y) & \text{if } \hat{f}(x, y) \geq 0 \text{ and } (x, y) \in D_{SUP} \\ 0 & \text{if } \hat{f}(x, y) < 0 \text{ and } (x, y) \in D_{SUP} \\ L_B & \text{if } (x, y) \in \bar{D}_{SUP} \end{cases}$$

Instead of simply minimizing this matrix, which would prematurely bring estimation to halt, the error image was then divided by supporting region. Ideally, object pixels bled outside  $D_{sup}$  due to degrading (e.g., blurring) PSF should be drawn back inside, leaving only the background. This could be achieved by an edge-enhancing FIR. However, exaggerating this adjustment could lead to negative pixels by deconvolution. To maintain the balance of these constraints, basic NAS-RIF defined the cost function to penalize negative pixels inside the  $D_{sup}$  and background discrepancies outside. According to the recent modification [21], irreducibility of FIR was also ensured by regularization. The cost function adopted in this study was thus given in (3). Using this function, it is trivial to prove that its gradient with respect to an FIR element. Given the cost function  $J$  and its respective gradient,  $\nabla J$ , iterative non-linear optimization was done using a conjugate gradient method [26].

$$J = \sum_{(x,y) \in D_{SUP}} f^2(x, y) \left[ \frac{1 - \text{sgn}(f(x, y))}{2} \right] + \sum_{(x,y) \in \bar{D}_{SUP}} [f(x, y) - L_B]^2 + \gamma [\sum_{v(x,y)} u(x, y) - 1]^2 \tag{3}$$

where  $\text{sgn}$  and  $\gamma$  were, respectively, a signed function and an empirical factor weighting FIR regularization. Upon convergence, when the difference between successive true image estimations fell within a pre-defined threshold, the resultant FIR filter was then applied to the degraded image,  $g$ , producing the final true image restoration.

It was, however, reported in the recent NAS-RIF literature that noise reduction and *a priori* underlying pixel distributions are essential determinant in its stability and restoration result. In addition, penalizing cost function, while sufficient for typical photographic images, did not consider structural fidelity in an image, hence undermining anatomical features, crucial for the subsequent analyses. Inspired by intuitive constraints augmentation found in the recent works, this paper therefore incorporated an anisotropic measure into NAS-RIF optimization. Structural anisotropic measure was introduced in [27] and later improved in [28]. In those studies, it was used to orient and adjust the extent of an adaptive FIR filter so that it aligned with underlying pixel orientation pattern. Anisotropic measure within neighborhood surrounding a pixel,  $p$ , is given in (4).

$$\text{ani}(p) = \frac{\left[ \int \left( \frac{\partial f}{\partial x} \right)^2 - \left( \frac{\partial f}{\partial y} \right)^2 dx dy \right]^2 + \left[ \int \left( \frac{\partial f}{\partial x} \frac{\partial f}{\partial y} \right) dx dy \right]^2}{\left[ \int \left( \frac{\partial f}{\partial x} \right)^2 + \left( \frac{\partial f}{\partial y} \right)^2 dx dy \right]^2} \tag{4}$$

Figure 3 depicts a sample image with three selected neighborhood centers with different local orientation patterns and their respective anisotropic values.

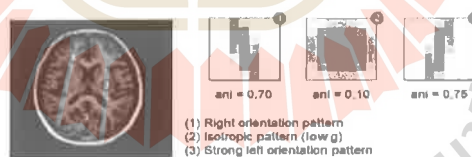


Figure 3. A sample image with three selected centers and corresponding anisotropic values

In order to avoid further complicating the cost function (3), which would inevitably cause even more local minima, this study instead encouraged feature preservation by adjusting updating step size  $t$  according to relative anisotropic strength, as expressed in (5).

$$t = \alpha \left( \frac{\sum_{v(x,y)} \text{ani}(f_k(x,y))}{\sum_{v(x,y)} \text{ani}(f_{k-1}(x,y))} \right)^2 \quad (5)$$

where  $\alpha$  was a typical stepping size taken in each iteration.

The benefits of adjusting step size according to total relative anisotropic were two folds. Firstly, while steering away from non-negativity, original NAS-RIF cost function tended to stumble around an overly smoothing kernel. With anisotropic controlled step size, on the other hand, as the blurred pixels were gathered inside, implying more pronounced object boundaries, the relative anisotropic measure also increased and so was the confidence in such adjustment. This effectively accelerated NAS-RIF convergence. Secondly, involving anisotropic measure into the optimization also helped lessen the dependency on having to meticulously initialize the supporting region [22]. It is also worth emphasizing here that, anisotropic measure was computed within a neighborhood of specified extent and not from an isolated pixel. It was thus robust against imaging noise [27].

### 3. RESULTS AND ANALYSIS

Without loss of generalization, the proposed enhanced NAS-RIF algorithm was examined by applying to both synthetic and medical images corrupted with known degradation. The images were encoded as 2D matrix of grayscale intensities, whose values were stored and processed in floating point format.

#### 3.1. Anisotropic strength as image contrast regularization

As pointed out in [20] and subsequent works, trivial all-zero condition could be prevented by imposing a total sum constraint on FIR kernel. We found that it did not, however, rectify a uniform FIR kernel that would bring the image contrast tremendously down to an all-grey. To demonstrate that in addition to structural pattern [27] anisotropic measure is also responsive to such condition (and thus was a viable means of circumvent this problem) relationships between contrast appearances and respective total anisotropic strength are shown in Figure 4.



Figure 4. Relationships between synthetic image appearances and their anisotropic measures

During an early stage of optimization, image contrast could be regularized by anisotropic strength. More specifically, as the FIR proceeded away from trivial all-zeros, the measure helped increasing its confidence by further stepping in that direction.

#### 3.2. Visual enhancement

An MR scan of a human brain on a uniform background whose matrix size was 350x350 pixels, was then employed in the next experiment. Comparison between enhancement made by a generic NAS-RIF and the proposed enhancement against an original MR image are illustrated in Figure 5. The results are snapshots at the 80<sup>th</sup> iteration.



Figure 5. Comparison between a generic (middle) and proposed NAS-RIF (right) enhancement

The resultant inverted FIR, u, brought sharper edge and better separation between tissue and the skull. Dynamic range of pixel intensities was much improved, compared to the generic NAS-RIF. It is also worth noted here that, instead of thousands of iterations usually required by a generic NAS-RIF to converge [7, 19], the proposed enhanced NAS-RIF gave an estimation with already higher fidelity and contrast at much early cycles. Moreover, no other priors were needed.

**3.3. Relationship between anisotropic strength and visual enhancement**

Figure 6 compares anisotropic strengths during the first 30<sup>th</sup> iterations between a generic and the proposed NAS-RIF implementation, and respective enlarged original image estimations. It is evident from the graph that in the proposed implementation, the strength accelerated at faster rate, which well corresponded to much enhanced appearance. It was thus a suitable metric for a NAS-RIF optimization constraint and well conformed to the preliminary hypothesis of this study.

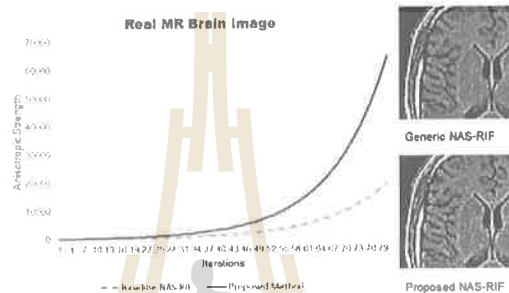


Figure 6. Comparison of anisotropic strengths (left) between generic (top-right) and proposed (bottom-right) NAS-RIF implementations

**3.4. Numerical assessments**

To quantitatively elucidate the proposed NAS-RIF scheme, especially in terms of noise immunity, numerical assessment was performed on simulated adulteration. To this end, a phantom image was degraded with Gaussian blur and polluted with Rician noise (to emulate what happens in MR acquisition). Peak SNR [29, 30], was then computed for the original, adulterated, and generic and proposed NAS-RIF enhanced images. The peak SNR (PSNR) and corresponding restored images at 40<sup>th</sup> iteration were listed in Table 1 and shown in Figure 7, respectively.

Table 1. PSNR of a brain phantom image, after enhanced with generic and proposed NAS-RIF methods

Enhanced Method	PSNR (dB)
Generic	25.392
Proposed	25.449

$$PSNR = 10 \log \frac{Peak^2}{MSE}$$

$$MSE = \frac{1}{W \times H} \sum |f - g|^2$$



Figure 7. Visual comparisons of original, adulterated and generic and proposed NAS-RIF enhanced images

Although quantitatively and visually, there was only slight improvement in PSNR over the generic NAS-RIF, the proposed method was equally if not better immune to additive noise. To elucidate that the proposed enhanced NAS-RIF could equally well applied to other images, the anisotropic strength and convergence were compared against the baseline one. The experiments were performed on README, Brain Phantom and Real Abdominal CT images. It is evident from the Figure 8 that the proposed method consistently outperformed the baseline one in all examples.

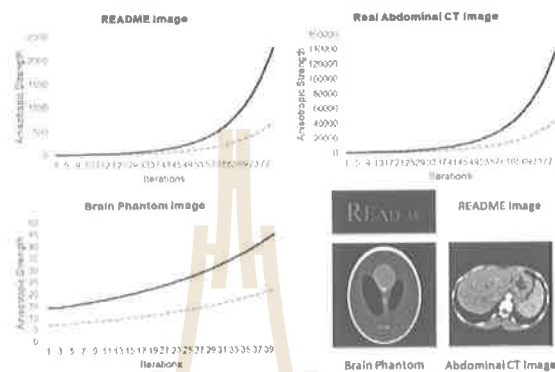


Figure 8. Comparison of anisotropic strengths of README (top-left), brain phantom (bottom-left) and real abdominal CT (top-right) images between the proposed (solid-line) and baseline (dash-line) NAS-RIF implementations and pictorial annotation of each experiment is shown in bottom right

#### 4. CONCLUSION

Blind image deconvolution is an ill-posed problem that was designed to restore the true image, undergone degradation by an unknown PSF and possibly by random noise. Variational BID elevates this problem by iteratively estimate the PSF (or its inversed) subject to some pre-defined criteria. NAS-RIF is another well accepted variation BID that imposed non-negativity and supports constraints over a sequence of restored image, during the optimization. Nonetheless, it is prone to noise and had low convergence rate. Many attempts had been made in the literature to address these issues, by suggesting various FIR regularization schemes, selectively filtering the projected image, or accurately defining the object support, etc.

This paper put emphasis on quality of the shape and object definition and thus proposing a structural adaptive metric, i.e., anisotropic strength. Its advantages are robustness against noise and intuitively representing characteristics of local orientation pattern. Unlike other recent works, this paper did not augment anisotropic strength into an already complicate NAS-RIF cost function, or else it would have caused minima traps and created another unnecessary expression to be weighted and balanced. On the contrary, it was used simply to adjust the step size in each kernel update. The benefits were two folds; it accelerated convergence as object boundaries became more pronounced and structural appearance. It concisely represented the structural appearance of underlying object and thus lessen the need of precise initial support.

The experimental results reported herein confirmed visually and numerically that the proposed NAS-RIF had much higher convergence rate, offered restoration of better quality, and was equally immune to synthetic noise. It was therefore believed that the proposed method could offer a new direction toward improving the performance of the widely adopted NAS-RIF, especially in the fields of medical imaging, computer aided diagnosis (CAD), and digital anatomy.

#### ACKNOWLEDGEMENT

This work was supported by Suranaree University of Technology, under One Research One Graduate (OROG) grant scheme.

## REFERENCES

- [1] Lee, S., Horkaew, P., Darzi, A. and Yang, G., "Statistical shape modelling of the levator ani with thickness variation," *Lecture Notes in Computer Science*, vol. 3216, pp. 258-265, 2004.
- [2] Hasan, A., "A hybrid approach of using particle swarm optimization and volumetric active contour without edge for segmenting brain tumors in MRI scan," *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Informatics (IJEET)*, vol. 6(3), pp. 292-300, 2018.
- [3] Suktuphew, S. and Horkaew, P., "Hyperplanar morphological clustering of a hippocampus by using volumetric computerized tomography in early Alzheimer's disease," *Brain Sciences*, vol. 7(11), pp. 155, 2017.
- [4] Singh, K., Kumar, S. and Kaur, P., "Automatic detection of rust disease of Lentil by machine learning system using microscopic images," *International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE)*, vol. 9(1), pp. 660-666, 2019.
- [5] Sigit, R., Reji C.A., Harsono, T. and Kuswadi, S., "Improved echocardiography segmentation using active shape model and optical flow," *TELKOMNIKA*, vol. 17(2), pp. 809-818, 2019.
- [6] Litjens, G., et al., "A survey on deep learning in medical image analysis," *Medical Image Analysis*, vol. 42, pp. 60-88, 2017.
- [7] Kundur, D. and Hatzinakos, D., "A novel blind deconvolution scheme for image restoration using recursive filtering," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 46(2), pp. 375-390, 1998.
- [8] Yitzhaky, Y. and Kopeika, N. S., "Identification of blur parameters from motion blurred images," *Graphical Models and Image Processing*, vol. 59(5), pp. 310-320, 1997.
- [9] Flusser, J., Suk, T. and Saic, S., "Recognition of blurred images by the method of moments," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 5(3), pp. 533-538, 1996.
- [10] Kundur, D. and Hatzinakos, D., "Blind image deconvolution," *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 13(3), pp. 43-64, 1996.
- [11] Kundur, D. and Hatzinakos, D., "Blind image deconvolution revisited," *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 13(6), pp. 61-63, 1996.
- [12] Weickert, Joachim, "Anisotropic diffusion in image processing," *Stuttgart: Teubner*, vol. 1, 1998.
- [13] Cannell, M. B., McMorland, A. and Soeller, C., "Image enhancement by deconvolution," *Handbook of biological confocal microscopy*, pp. 488-500, 2006.
- [14] Xu, L., Tao, X. and Jia, J., "Inverse kernels for fast spatial deconvolution," *European Conference on Computer Vision*, Springer, Cham, pp. 33-48, 2014.
- [15] Ramadan, Z. M., "Effect of kernel size on Wiener and Gaussian image filtering," *TELKOMNIKA*, vol. 17(3), pp. 1455-1460, 2019.
- [16] Javier, P. et al., "Adaptive Wiener denoising using a Gaussian scale mixture model in the wavelet domain," in *Proc. of International Conference on Image Processing*, IEEE, vol. 2, 2001.
- [17] Hamiane, M. and Saeed, F., "SVM Classification of MRI Brain Images for Computer-Assisted Diagnosis," *International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE)*, vol. 7(5), pp. 2555-2564, 2017.
- [18] Starck, J., Candès, E.J. and Donoho, D. L., "The curvelet transform for image denoising," *IEEE Transactions on image processing*, vol. 11(6), pp. 670-684, 2002.
- [19] Kundur, D. and Hatzinakos, D., "A novel recursive filtering method for blind image restoration," *Proc. IASTED International Conference on Signal and Image Processing*, pp. 428-431, 1995.
- [20] Kundur, D., Hatzinakos D., "On the global asymptotic stability of the NAS-RIF algorithm," *Proc. International Conference on Image Processing*, pp. 73-76, 1996.
- [21] Ong, C. A. and Chambers J. A., "An enhanced NAS-RIF algorithm for blind image deconvolution," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 8(7), pp. 988-992, 1999.
- [22] Maysuyama, M., Tanji, Y. and Tanaka, M., "Enhancing the ability of NAS-RIF algorithm for blind image deconvolution," *Proc. IEEE International Symposium on Circuits and Systems*, pp. 553-556, 2000.
- [23] Wang, H., Qi, S. and Liu, Y., "An improved NAS-RIF algorithm based on the lifting scheme for blind image restoration," *IEEE Circuits, Communications and Systems*, pp. 423-426, 2009.
- [24] Yang, Y., Yang, Z., Shen, T. and Chen, B., "ENAS-RIF algorithm for image restoration," *SPIE Photonics Asia*, vol. 1: 85581Z-85581Z-8, 2012.
- [25] Siddhichai, S. and Chambers, J. A., "Wavelet transform-based noise reduction schemes to improve the noise sensitivity of the NAS-RIF algorithm for blind image deconvolution," *Proc. IEEE Signal Processing Conference*, vol. 4, 2015.
- [26] Raid, A. M., et al., "Fast NAS-RIF algorithm using iterative conjugate gradient method," *Signal and Image Processing*, vol. 5(2), p. 63, 2014.
- [27] Yang, G. Z., Burger, P., Firmin, D. N. and Underwood, S. R., "Structure adaptive anisotropic image filtering," *Image and Vision Computing*, vol. 14, pp. 135-145, 1996.
- [28] Wu, J., Feng, Z. and Ren, Z., "Improved structure-adaptive anisotropic filter based on a nonlinear structure tensor," *Cybernetics and Information Technology*, vol. 14(1), pp. 112-127, 2014.
- [29] Sai, K. A. and Ravi, K., "An efficient filtering technique for denoising colour images," *International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE)*, vol. 8(5), pp. 3604-3608, 2019.
- [30] Yalman, Y. and Erturk, I., "A new color image quality measure based on YUV transformation and PSNR for human vision system," *Turkish Journal of Electrical Engineering & Computer Sciences*, vol. 21(2), pp. 603-612, 2013.

## ประวัติผู้เขียน

นายธนวัฒน์ ขวัญปึก เกิดเมื่อวันที่ 5 เดือนกรกฎาคม พ.ศ. 2536 ณ จังหวัดนครราชสีมา สำเร็จการศึกษาระดับชั้นมัธยมศึกษาจากโรงเรียนราชสีมาวิทยาลัย อำเภอเมืองนครราชสีมา จังหวัดนครราชสีมา ในปีการศึกษา 2554 และสำเร็จการศึกษาระดับปริญญาตรี จากสำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์ สาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี ในปีการศึกษา 2557 หลังจากสำเร็จการศึกษา ได้เข้าศึกษาต่อในระดับปริญญาโท สำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์ สาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี ในปี พ.ศ. 2558 เพื่อเพิ่มความรู้ความสามารถให้แก่ตนเอง

ผลงานวิจัย : ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่บทความวิชาการระดับนานาชาติเรื่อง Structural adaptive anisotropic recursive filter for blind medical image deconvolution

