

การทำภาพพิมพ์ลายน้ำดิจิทัลแบบปรับตัวได้วิธีใหม่สำหรับภาพ SEM
โดยใช้เครือข่ายประสาทเทียม

นางสาวกษมา ภาษิตวิไลธรรม

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชาวิศวกรรมโทรคมนาคม
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี
ปีการศึกษา 2554

**A NOVEL ADAPTIVE DIGITAL WATERMARKING
FOR SEM IMAGES USING ARTIFICIAL
NEURAL NETWORK**

Kasama Pasitwilitham

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

Suranaree University of Technology

Academic Year 2011

การทำภาพพิมพ์ลายน้ำดิจิทัลแบบปรับตัวได้วิธีใหม่สำหรับภาพ SEM
โดยใช้เครือข่ายประสาทเทียม

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี อนุมัติให้บัณฑิตวิทยาลัยรับนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษา
ตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรบัณฑิต

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

(รศ. ดร.กิตติ อรรถกิจมงคล)

ประธานกรรมการ

(ผศ. ร.อ. ดร.ประโยชน์ คำสวัสดิ์)

กรรมการ (อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์)

(รศ. ดร.อาทิตย์ ศรีแก้ว)

กรรมการ

(ศ. ดร.ชูกิจ ลิ้มปิงานงค์)

รองอธิการบดีฝ่ายวิชาการ

(รศ. ร.อ. ดร.กนต์ธร ชำนิประศาสน์)

คณบดีสำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์

กษมา ภาสิตวิไลธรรม : การทำภาพพิมพ์ลายน้ำดิจิทัลแบบปรับตัวได้วิธีใหม่สำหรับภาพ SEM โดยใช้เครือข่ายประสาทเทียม (A NOVEL ADAPTIVE DIGITAL WATERMARKING FOR SEM IMAGES USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORK)
อาจารย์ที่ปรึกษา : ผู้ช่วยศาสตราจารย์ เรืออากาศเอก ดร.ประโยชน์ คำสวัสดิ์, 118 หน้า.

จากความก้าวหน้าของเทคโนโลยีที่ทันสมัยในปัจจุบัน ข้อมูลข่าวสารที่มีการจัดเก็บในรูปแบบของเลขฐานสองชนิดต่าง ๆ ได้ถูกจัดสร้างขึ้นเรียกโดยรวมว่า ข้อมูลดิจิทัล และมีการเผยแพร่อย่างกว้างขวางไม่ว่าจะเป็นการเผยแพร่ผ่านทางเครือข่ายท้องถิ่นหรือเครือข่ายอินเทอร์เน็ต อย่างไรก็ตามความก้าวหน้าของเทคโนโลยีข้างต้น ส่งผลให้เกิดการลอกเลียนแบบและทำซ้ำข้อมูลเหล่านั้น การทำภาพพิมพ์ลายน้ำดิจิทัลจึงเข้ามามีบทบาทที่ช่วยในการปกป้องความเป็นเจ้าของลิขสิทธิ์ โดยสามารถเลือกใช้วิธีการฝังลายน้ำแบบมองเห็นได้และไม่สามารถมองเห็นได้ ดังนั้นงานวิจัยนี้ได้นำเสนอวิธีการทำภาพพิมพ์ลายน้ำที่มีความทนทาน โดยวิธีการกระจายการฝังสัญญาณลายน้ำบนสเปกตรัมความถี่ โดยใช้การแปลงคลื่นเวฟเลต (Discrete wavelet transforms) ซึ่งค่าความแรงแห่งสัญญาณลายน้ำ จะสามารถปรับค่าได้ตามคุณสมบัติภายในของรูปภาพต้นฉบับซึ่งผู้วิจัยได้นำเครือข่ายประสาทเทียมมาใช้ ในการเลือกค่าความแรงแห่งสัญญาณลายน้ำที่เหมาะสมในกระบวนการฝังสัญญาณลายน้ำในโดเมนการแปลงเพื่อให้สัญญาณลายน้ำมีความทนทานมากขึ้น นอกจากนี้แล้วผู้วิจัยยังได้ประยุกต์ใช้เครือข่ายประสาทเทียมในการเพิ่มความทนทานของสัญญาณลายน้ำต่อการถูกโจมตีด้วยวิธีการดัดแปลงเชิงเรขาคณิต โดยให้เครือข่ายประสาทเทียมเรียนรู้และจดจำรูปแบบการดัดแปลงทางเรขาคณิตแบบต่าง ๆ เพื่อที่จะช่วยแก้ไขรูปแบบการวางตัวของภาพเพื่อให้สามารถกู้คืนสัญญาณลายน้ำกลับคืนมาได้ดังต้องการ

สาขาวิชาวิศวกรรมโทรคมนาคม

ลายมือชื่อนักศึกษา _____

ปีการศึกษา 2554

ลายมือชื่ออาจารย์ที่ปรึกษา _____

KASAMA PASITWILITHAM : A NOVEL ADAPTIVE DIGITAL
WATERMARKING FOR SEM IMAGES USING ARTIFICIAL
NEURAL NETWORK. THESIS ADVISOR :

ASST. PROF. FLT. LT. PRAYOTH KUMSAWAT, Ph.D., 118 PP.

WATERMARKING/NEURAL NETWORK/SEM IMAGES

From the advancement of modern technology, information is stored in the form of binary type which is called digital data and is published widely through both local network and the internet. However, due to the nature of digital data, it can be easily duplicated and reproduced. Thus, watermarking technique plays an important role for copyright protection of the content owner and can be achieved by using visible or invisible watermarks. This thesis, presents a watermarking scheme based on the discrete wavelet transform. The watermark is embedded by using the active frequency specification and the strength of the watermark can be adapted by the properties of the original image. An artificial neural network is applied to select the watermark strength in order to improve robustness of the watermark from geometrical distortion attack. The neural network is also used for pattern recognition of various geometry modification in order to resolve the image orientation so that the watermark can be detected and recovered properly.

School of Telecommunication Engineering Student's Signature _____

Academic Year 2011

Advisor's Signature _____

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์นี้สำเร็จลุล่วงด้วยดี เนื่องจากได้รับความช่วยเหลืออย่างยิ่ง ทั้งด้านวิชาการ และด้านการดำเนินงานวิจัยจากบุคคลและกลุ่มบุคคลต่าง ๆ ได้แก่

ผู้ช่วยศาสตราจารย์ เรืออากาศเอก ดร.ประโยชน์ คำสวัสดิ์ อาจารย์ประจำสาขาวิชา วิศวกรรมโทรคมนาคม มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ ที่ให้โอกาสทางการศึกษา ให้คำแนะนำปรึกษา ช่วยแก้ปัญหา และให้กำลังใจแก่ผู้วิจัยมาโดยตลอด รวมทั้งช่วยตรวจทานและแก้ไขวิทยานิพนธ์เล่มนี้จนเสร็จสมบูรณ์

รองศาสตราจารย์ ดร.กิตติ อรรถกิจมงคล และรองศาสตราจารย์ ดร.อาทิตย์ ศรีแก้ว อาจารย์ประจำสาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า สำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี ที่กรุณาให้คำปรึกษาอันเป็นประโยชน์ต่องานวิทยานิพนธ์นี้

ขอขอบคุณเจ้าหน้าที่ประจำห้องปฏิบัติการกล้องจุลทรรศน์อิเล็กตรอน ศูนย์เครื่องมือวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี ที่ได้ให้ความช่วยเหลือในการเก็บข้อมูลภาพ SEM เป็นอย่างดี

สำหรับคุณงามความดีอันใดที่เกิดจากวิทยานิพนธ์เล่มนี้ ผู้วิจัยขอมอบให้กับบิดา มารดา ซึ่งเป็นที่รักและเคารพยิ่ง ตลอดจนครูอาจารย์ที่เคารพทุกท่าน ที่ได้ประสิทธิ์ประสาทวิชาความรู้และถ่ายทอดประสบการณ์ที่ดีให้แก่ผู้วิจัยตลอดมา จนทำให้ประสบความสำเร็จในชีวิต

กษมา ภาษิตวิไลธรรม

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อ (ภาษาไทย)	ก
บทคัดย่อ (ภาษาอังกฤษ)	ข
กิตติกรรมประกาศ	ง
สารบัญ	จ
สารบัญตาราง	ช
สารบัญรูป	ฑ
บทที่	
1 บทนำ	
1.1 ความสำคัญและที่มาของปัญหาการวิจัย	1
1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย	5
1.3 ขอบเขตของงานวิจัย	5
1.4 ข้อตกลงเบื้องต้น	6
1.5 วิธีดำเนินงาน	6
1.6 ประโยชน์ที่ได้รับจากการวิจัย	7
2 ทฤษฎีและปรัทัศน์วรรณกรรม	
2.1 บทนำ	8
2.2 การทบทวนวรรณกรรมที่เกี่ยวข้อง	8
2.3 Wavelet Transform	11
2.4 เครือข่ายประสาทเทียม.....	15
3 การทำภาพพิมพ์ลายน้ำดิจิทัลแบบปรับตัวได้โดยใช้เครือข่ายประสาทเทียม	
3.1 บทนำ	18
3.2 การฝังสัญญาณลายน้ำ	18
3.3 การตรวจจับสัญญาณลายน้ำ	22
3.4 การทำภาพพิมพ์ลายน้ำดิจิทัลแบบปรับตัวได้	24

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

3.5	ผลของการทดลอง.....	26
3.5.1	ผลการทดสอบคุณภาพของภาพที่ฝังสัญญาณลายน้ำ	27
3.5.2	ผลการทดสอบความทนทานของสัญญาณลายน้ำ	29
3.6	สรุป	34
4	การพัฒนาเทคนิคการทำภาพพิมพ์ลายน้ำดิจิทัลแบบปรับตัวได้โดยใช้ระบบเครือข่าย ประสาทเทียม	
4.1	บทนำ	35
4.2	วิธีการฝังสัญญาณลายน้ำ	38
4.3	การกู้คืนสัญญาณลายน้ำ	43
4.4	ขั้นตอนการฝึกสอน (Training) เครือข่ายประสาทเทียม	45
4.5	ผลการทดลอง	55
4.5.1	ผลการทดสอบคุณภาพของภาพที่ฝังสัญญาณลายน้ำ	55
4.5.2	ผลการฝึกสอนของเครือข่ายประสาทเทียม.....	59
4.5.3	ผลการทดสอบความทนทานของสัญญาณลายน้ำ	74
4.6	สรุป	97
5	บทสรุป	
5.1	สรุปผลงานวิจัย	98
5.2	แนวทางวิจัยต่อไปในอนาคต	100
	รายการอ้างอิง	101
	ภาคผนวก	
	ภาคผนวก ก. บทความวิชาการที่ได้รับการตีพิมพ์	104
	ประวัติผู้วิจัย	118

สารบัญตาราง

ตารางที่		หน้า
3.1	ค่า <i>PSNR</i> ของภาพที่ฝังสัญญาณลายน้ำแล้ว.....	28
3.2	ตารางภาพที่ผ่านการฝังสัญญาณลายน้ำของวิธีการที่นำเสนอ เปรียบเทียบกับงานวิจัยของ Cox et al.	28
3.3	เปรียบเทียบค่า <i>sim</i> ของภาพ SEM_image1 ที่ไม่ผ่านการ โจมตี และผ่านการโจมตีด้วยการบีบอัดสัญญาณ ด้วย JPEG compression ที่ค่าคุณภาพ 10%	32
3.4	ค่า <i>sim</i> เฉลี่ยของภาพ 4 ภาพที่ได้จากการใช้ค่า α_1 เท่ากับ 0.05 และ α_2 เท่ากับ 0.08 และ 0.09 เมื่อผ่านการโจมตีแบบต่าง ๆ	32
4.1	แสดงการเปรียบเทียบค่า <i>PSNR</i> และค่า MAE จากบทความของ Saeed et.al. [17] และของอัลกอริทึมที่ทำตามบทความ Saeed et.al. [17]	58
4.2	แสดงการเปรียบเทียบค่า <i>PSNR</i> ของวิธีการที่นำเสนอกับวิธีการของ Cox et.al. [2] และวิธีการของ Saeed et.al. [17]	58
4.3	ตารางแสดงผลการทดสอบเครือข่ายประสาทเทียมของภาพ SEM_image1 ต่อการโจมตีด้วยการหมุนที่ผ่านการฝึกสอน.....	60
4.4	ตารางแสดงผลการทดสอบเครือข่ายประสาทเทียมโดยใช้การโจมตีด้วยการหมุน ของภาพ SEM_image1 ที่ไม่ผ่านการฝึกสอน.....	61
4.5	ตารางแสดงผลการทดสอบเครือข่ายประสาทเทียมของภาพ SEM_image2 ต่อการโจมตีด้วยการหมุนที่ผ่านการฝึกสอน.....	61
4.6	ตารางแสดงผลการทดสอบเครือข่ายประสาทเทียมโดยใช้การโจมตีด้วยการหมุน ของภาพ SEM_image2 ที่ไม่ผ่านการฝึกสอน.....	62
4.7	ตารางแสดงผลการทดสอบเครือข่ายประสาทเทียมของภาพ SEM_image3 ต่อการโจมตีด้วยการหมุนที่ผ่านการฝึกสอน.....	62
4.8	ตารางแสดงผลการทดสอบเครือข่ายประสาทเทียมโดยใช้การโจมตีด้วยการหมุน ของภาพ SEM_image3 ที่ไม่ผ่านการฝึกสอน.....	63

สารบัญตาราง (ต่อ)

[illegible]

สารบัญตาราง (ต่อ)

ตารางที่	หน้า
4.22 ตารางแสดงผลการทดสอบเครือข่ายประสาทเทียมโดยใช้การโจมตีด้วยการย่อ-ขยาย ภาพ SEM_image5 ที่ไม่ผ่านการฝึกสอน.....	68
4.23 ตารางแสดงผลการทดสอบเครือข่ายประสาทเทียมของภาพ SEM_image1 ต่อการโจมตีด้วยการเลื่อนพิกัดที่ผ่านการฝึกสอน.....	68
4.24 ตารางแสดงผลการทดสอบเครือข่ายประสาทเทียมโดยใช้การโจมตีด้วยการเลื่อน พิกัดของภาพ SEM_image1 ที่ไม่ผ่านการฝึกสอน.....	69
4.25 ตารางแสดงผลการทดสอบเครือข่ายประสาทเทียมของภาพ SEM_image2 ต่อการโจมตีด้วยการเลื่อนพิกัดที่ผ่านการฝึกสอน.....	69
4.26 ตารางแสดงผลการทดสอบเครือข่ายประสาทเทียมโดยใช้การโจมตีด้วยการเลื่อน พิกัดของภาพ SEM_image2 ที่ไม่ผ่านการฝึกสอน.....	69
4.27 ตารางแสดงผลการทดสอบเครือข่ายประสาทเทียมของภาพ SEM_image3 ต่อการโจมตีด้วยการเลื่อนพิกัดที่ผ่านการฝึกสอน.....	70
4.28 ตารางแสดงผลการทดสอบเครือข่ายประสาทเทียมโดยใช้การโจมตีด้วยการเลื่อน พิกัดของภาพ SEM_image3 ที่ไม่ผ่านการฝึกสอน.....	70
4.29 ตารางแสดงผลการทดสอบเครือข่ายประสาทเทียมของภาพ SEM_image4 ต่อการโจมตีด้วยการเลื่อนพิกัดที่ผ่านการฝึกสอน.....	70
4.30 ตารางแสดงผลการทดสอบเครือข่ายประสาทเทียมโดยใช้การโจมตีด้วยการเลื่อน พิกัดของภาพ SEM_image4 ที่ไม่ผ่านการฝึกสอน.....	71
4.31 ตารางแสดงผลการทดสอบเครือข่ายประสาทเทียมของภาพ SEM_image5 ต่อการโจมตีด้วยการเลื่อนพิกัดที่ผ่านการฝึกสอน.....	71
4.32 ตารางแสดงผลการทดสอบเครือข่ายประสาทเทียมโดยใช้การโจมตีด้วยการเลื่อน พิกัดของภาพ SEM_image5 ที่ไม่ผ่านการฝึกสอน.....	71
4.33 ค่า NC ค่า BER และสัญญาณรบกวนที่กู้คืนมาได้ของภาพ SEM_image1 เมื่อผ่านการโจมตีด้วยการหมุนที่นำมาทดสอบเครือข่ายประสาทเทียม.....	72
4.34 ค่า NC ค่า BER และสัญญาณรบกวนที่กู้คืนมาได้ของภาพ SEM_image1 เมื่อผ่านการโจมตีด้วยการย่อ-ขยายที่นำมาทดสอบเครือข่ายประสาทเทียม.....	73

สารบัญตาราง (ต่อ)

ตารางที่	หน้า
4.35	ค่า <i>NC</i> ค่า <i>BER</i> และสัญญาณลายน้ำที่กู้คืนมาได้ของภาพ SEM_image1 เมื่อผ่านการโจมตีด้วยการเลื่อนพิกัดที่นำมาทดสอบเครือข่ายประสาทเทียม.....74
4.36	ค่า <i>NC</i> และค่า <i>BER</i> ของภาพ SEM_image1 เมื่อผ่านการโจมตีพื้นฐาน แบบต่าง ๆ ของวิธีการที่นำเสนอและวิธีการของ Saeed et.al. [17]75
4.37	ค่า <i>NC</i> และค่า <i>BER</i> ของภาพ SEM_image2 เมื่อผ่านการโจมตีพื้นฐาน แบบต่าง ๆ ของวิธีการที่นำเสนอและวิธีการของ Saeed et.al. [17]77
4.38	ค่า <i>NC</i> และค่า <i>BER</i> ของภาพ SEM_image3 เมื่อผ่านการโจมตีพื้นฐาน แบบต่าง ๆ ของวิธีการที่นำเสนอและวิธีการของ Saeed et.al. [17]77
4.39	ค่า <i>NC</i> และค่า <i>BER</i> ของภาพ SEM_image4 เมื่อผ่านการโจมตีพื้นฐาน แบบต่าง ๆ ของวิธีการที่นำเสนอและวิธีการของ Saeed et.al. [17]78
4.40	ค่า <i>NC</i> และค่า <i>BER</i> ของภาพ SEM_image5 เมื่อผ่านการโจมตีพื้นฐาน แบบต่าง ๆ ของวิธีการที่นำเสนอและวิธีการของ Saeed et.al. [17]78
4.41	ค่า <i>NC</i> และค่า <i>BER</i> ของภาพ SEM_image6 เมื่อผ่านการโจมตีพื้นฐาน แบบต่าง ๆ ของวิธีการที่นำเสนอและวิธีการของ Saeed et.al. [17]79
4.42	ค่า <i>NC</i> และค่า <i>BER</i> ของภาพ SEM_image7 เมื่อผ่านการโจมตีพื้นฐาน แบบต่าง ๆ ของวิธีการที่นำเสนอและวิธีการของ Saeed et.al. [17]79
4.43	ค่า <i>NC</i> และค่า <i>BER</i> ของภาพ SEM_image8 เมื่อผ่านการโจมตีพื้นฐาน แบบต่าง ๆ ของวิธีการที่นำเสนอและวิธีการของ Saeed et.al. [17]80
4.44	ค่า <i>NC</i> และค่า <i>BER</i> ของภาพ SEM_image9 เมื่อผ่านการโจมตีพื้นฐาน แบบต่าง ๆ ของวิธีการที่นำเสนอและวิธีการของ Saeed et.al. [17]80
4.45	ค่า <i>NC</i> และค่า <i>BER</i> ของภาพ SEM_image10 เมื่อผ่านการโจมตีพื้นฐาน แบบต่าง ๆ ของวิธีการที่นำเสนอและวิธีการของ Saeed et.al. [17]81
4.46	ค่าเฉลี่ยค่า <i>NC</i> และ <i>BER</i> ของภาพ SEM ทั้ง 10 ภาพเมื่อผ่านการโจมตีพื้นฐาน แบบต่าง ๆ ของวิธีการที่นำเสนอและวิธีการของ Saeed et.al. [17]81
4.47	ค่า <i>NC</i> และค่า <i>BER</i> ของภาพ SEM_image1 เมื่อผ่านการโจมตี ด้วยการดัดแปลงเซิรชคณิตของวิธีการที่นำเสนอ

สารบัญตาราง (ต่อ)

ตารางที่	หน้า
	และวิธีการของ Saeed et.al. [17] 85
4.48	ค่า <i>NC</i> และค่า <i>BER</i> ของภาพ SEM_image2 เมื่อผ่านการโจมตี ด้วยการดัดแปลงเชิงเรขาคณิตของวิธีการที่นำเสนอ และวิธีการของ Saeed et.al. [17]86
4.49	ค่า <i>NC</i> และค่า <i>BER</i> ของภาพ SEM_image3 เมื่อผ่านการโจมตี ด้วยการดัดแปลงเชิงเรขาคณิตของวิธีการที่นำเสนอ และวิธีการของ Saeed et.al. [17]87
4.50	ค่า <i>NC</i> และค่า <i>BER</i> ของภาพ SEM_image4 เมื่อผ่านการโจมตี ด้วยการดัดแปลงเชิงเรขาคณิตของวิธีการที่นำเสนอ และวิธีการของ Saeed et.al. [17]88
4.51	ค่า <i>NC</i> และค่า <i>BER</i> ของภาพ SEM_image5 เมื่อผ่านการโจมตี ด้วยการดัดแปลงเชิงเรขาคณิตของวิธีการที่นำเสนอ และวิธีการของ Saeed et.al. [17]89
4.52	ค่า <i>NC</i> และค่า <i>BER</i> ของภาพ SEM_image6 เมื่อผ่านการโจมตี ด้วยการดัดแปลงเชิงเรขาคณิตของวิธีการที่นำเสนอ และวิธีการของ Saeed et.al. [17]90
4.53	ค่า <i>NC</i> และค่า <i>BER</i> ของภาพ SEM_image7 เมื่อผ่านการโจมตี ด้วยการดัดแปลงเชิงเรขาคณิตของวิธีการที่นำเสนอ และวิธีการของ Saeed et.al. [17]91
4.54	ค่า <i>NC</i> และค่า <i>BER</i> ของภาพ SEM_image8 เมื่อผ่านการโจมตี ด้วยการดัดแปลงเชิงเรขาคณิตของวิธีการที่นำเสนอ และวิธีการของ Saeed et.al. [17]92
4.55	ค่า <i>NC</i> และค่า <i>BER</i> ของภาพ SEM_image9 เมื่อผ่านการโจมตี ด้วยการดัดแปลงเชิงเรขาคณิตของวิธีการที่นำเสนอ และวิธีการของ Saeed et.al. [17]93

สารบัญตาราง (ต่อ)

ตารางที่	หน้า
4.56	ค่า <i>NC</i> และค่า <i>BER</i> ของภาพ SEM_image10 เมื่อผ่านการโจมตีด้วยการดัดแปลงเชิงเรขาคณิตของวิธีการที่นำเสนอและวิธีการของ Saeed et.al. [17]94
4.57	ค่าเฉลี่ยค่า <i>NC</i> และ <i>BER</i> ของภาพ SEM ทั้ง 10 ภาพของวิธีการที่นำเสนอเมื่อผ่านการโจมตีด้วยการดัดแปลงเชิงเรขาคณิตและวิธีการของ Saeed et.al. [17] โดยคำนวณค่าเฉลี่ยจากผลในตารางที่ 4.32 – 4.4195



สารบัญรูป

รูปที่	หน้า
1.1	ขั้นตอนการฝังสัญญาณลายน้ำ2
1.2	ขั้นตอนการกู้คืนสัญญาณลายน้ำ3
2.1	การจัดเรียงภาพแบนด์ย่อยของการแปลงดีสครีตเวฟเลต 1 ระดับ13
2.2	การแปลงดีสครีตเวฟเลต 1 ระดับของภาพ SEM13
2.3	การจัดเรียงภาพแบนด์ย่อยของการแปลงดีสครีตเวฟเลต 3 ระดับ14
2.4	ภาพแบนด์ย่อยจากการแปลงดีสครีตเวฟเลต 3 ระดับของภาพ SEM14
2.5	โครงข่ายประสาทเทียมแบบไปข้างหน้า17
3.1	แผนภาพการฝังสัญญาณลายน้ำ20
3.2	ภาพต้นฉบับที่ใช้ในการฝังสัญญาณลายน้ำ21
3.3	แผนภาพการตรวจจับสัญญาณลายน้ำ23
3.4	โครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียม25
3.5	แผนภาพการฝังสัญญาณลายน้ำที่ประยุกต์ใช้เครือข่ายประสาทเทียม26
3.6	สัญญาณลายน้ำ27
3.7	ภาพและกราฟค่า <i>sim</i> ที่ผ่านการโจมตีด้วยวิธีการ (ก) Median filter (ข) Gaussian noise (ค) Low pass filter (ง) JPEG lossy compression ที่ 10%31
3.8	เปรียบเทียบค่า <i>sim</i> ระหว่าง (ก) ภาพที่ผ่านการโจมตีด้วย JPEG compression 10% ของวิธีการที่นำเสนอ และ (ข) ภาพที่ผ่านการโจมตีด้วย JPEG compression 10% ของวิธีการ Cox <i>et al.</i> [2]33
4.1	สัญญาณลายน้ำรูปภาพระดับเทาขนาด 32×32 พิกเซล38
4.2	รหัสลับ (key) รูปภาพระดับเทาขนาด 32×32 พิกเซล38
4.3	ภาพต้นฉบับที่ใช้ในการฝังสัญญาณลายน้ำ.....40
4.4	ภาพต้นฉบับที่ผ่านการแปลงดีสครีตเวฟเลต 3 ระดับ41
4.5	โครงสร้างเครือข่ายประสาทเทียมที่ใช้หาค่าความแกร่งของสัญญาณลายน้ำ.....42

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
4.6	แผนภาพการฝังสัญญาณลายน้ำดิจิทัล42
4.7	แผนภาพการกู้คืนสัญญาณลายน้ำดิจิทัลที่ประยุกต์ใช้เครือข่ายประสาทเทียม44
4.8	โครงสร้างของเครือข่ายประสาทเทียมที่นำมาประยุกต์ใช้.....45
4.9	ค่าโมเมนต์ของภาพ SEM_image1 และ SEM_image2 ต่อการโจมตี Rotate -1 องศา47
4.10	ค่าโมเมนต์ของภาพ SEM_image1 และ SEM_image2 ต่อการโจมตี Rotate +1 องศา47
4.11	ค่าโมเมนต์ของภาพ SEM_image1 และ SEM_image2 ต่อการโจมตี Rotate -15 องศา48
4.12	ค่าโมเมนต์ของภาพ SEM_image1 และ SEM_image2 ต่อการโจมตี Rotate +15 องศา48
4.13	ค่าโมเมนต์ของภาพ SEM_image1 และ SEM_image2 ต่อการโจมตี Rotate -30 องศา49
4.14	ค่าโมเมนต์ของภาพ SEM_image1 และ SEM_image2 ต่อการโจมตี Rotate +30 องศา49
4.15	ค่าโมเมนต์ของภาพ SEM_image1 และ SEM_image2 ต่อการโจมตี Rotate -45 องศา50
4.16	ค่าโมเมนต์ของภาพ SEM_image1 และ SEM_image2 ต่อการโจมตี Rotate -90 องศา50
4.17	ค่าโมเมนต์ของภาพ SEM_image1 และ SEM_image2 ต่อการโจมตี Scaling 50% 51
4.18	ค่าโมเมนต์ของภาพ SEM_image1 และ SEM_image2 ต่อการโจมตี Scaling 150%51
4.19	ค่าโมเมนต์ของภาพ SEM_image1 และ SEM_image2 ต่อการโจมตี Scaling 200%52

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
4.20	ค่าโมเมนต์ของภาพ SEM_image1 และ SEM_image2 ต่อการโจมตี Scaling 250%52
4.21	ค่าโมเมนต์ของภาพ SEM_image1 และ SEM_image2 ต่อการโจมตี Scaling 300%53
4.22	ค่าโมเมนต์ของภาพ SEM_image1 และ SEM_image2 ต่อการโจมตี Translation 5 pixels in x-axis53
4.23	ค่าโมเมนต์ของภาพ SEM_image1 และ SEM_image2 ต่อการโจมตี Translation 5 pixels in y-axis54
4.24	ค่าโมเมนต์ของภาพ SEM_image1 และ SEM_image2 ต่อการโจมตี Translation 5 pixels in x & y-axis54
4.25	ภาพ Barbara Baboon และภาพ Pepper ที่ใช้ในการทดสอบ อัลกอริทึมของ Saeed et.al. [17] 57
4.26	กราฟของการฝึกสอนของเครือข่ายประสาทเทียม59
4.27	ภาพ Logo ที่กู้คืนมาได้หลังจากผ่านการโจมตีต่าง ๆ ของอัลกอริทึมของ Saeed et.al. [17]76
4.28	ภาพผลลัพธ์จากการโจมตีแบบต่าง ๆ ต่อภาพพิมพ์ลายน้ำดิจิทัล SEM_image1 (ก) การหมุน -15 องศา (ข) การหมุน -45 องศา (ค) การหมุน -90 องศา (ง) การเลื่อนทางพิกัดแกน x 5 พิกเซล (จ) การเลื่อนทางพิกัดแกน x และ แกน y 5 พิกเซล (ฉ) การย่อ-ขยายภาพ50%.....83
4.29	สัญญาณลายน้ำที่สามารถกู้คืนมาได้จากการโจมตีแบบต่าง ๆ ของภาพ SEM_image1 (ก) การหมุน -15 องศา (ข) การหมุน -45 องศา (ค) การหมุน -90 องศา (ง) การเลื่อนทางพิกัดแกน x 5 พิกเซล (จ) การเลื่อนทางพิกัดแกน x และ แกน y 5 พิกเซล (ฉ) การย่อ-ขยายภาพ 50 %84

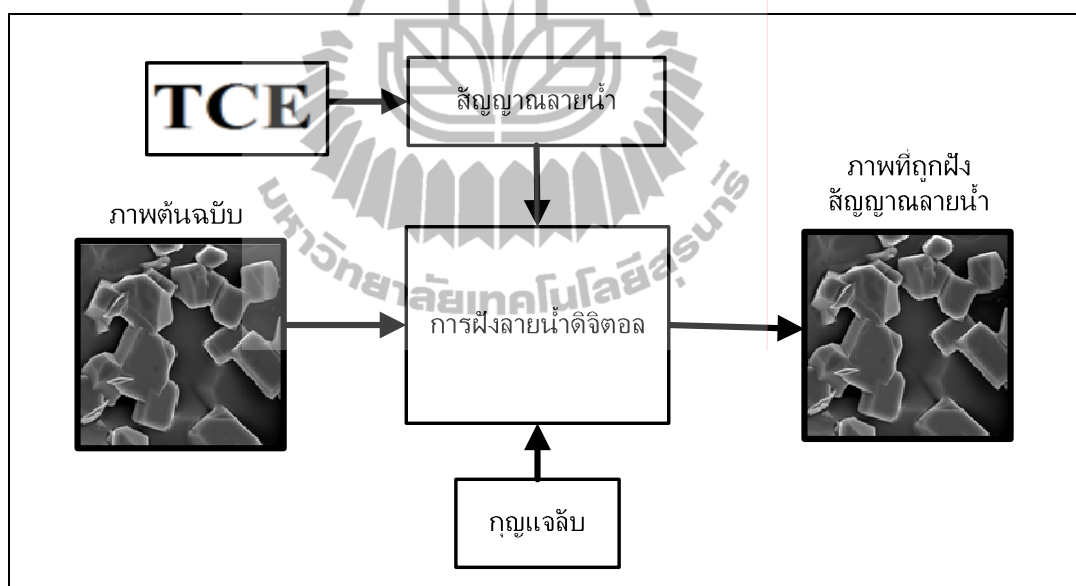
บทที่ 1

บทนำ

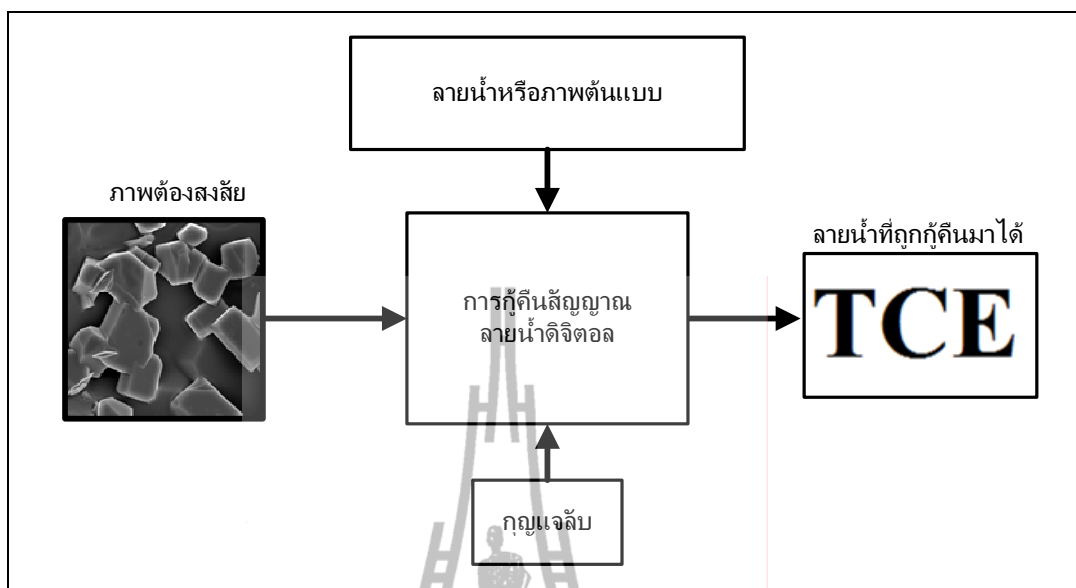
1.1 ความสำคัญและที่มาของปัญหา

จากการใช้งานอินเทอร์เน็ตกันอย่างแพร่หลายทั่วโลกในปัจจุบัน และพร้อมกับการพัฒนาอย่างต่อเนื่องของเทคโนโลยีทางคอมพิวเตอร์ส่งผลให้การละเมิดลิขสิทธิ์ และการลอกเลียนแบบ หรือการสำเนาข้อมูลต้นฉบับที่อยู่ในรูปแบบดิจิทัลมัลติมีเดีย อันได้แก่ เสียง วิดีทัศน์ และรูปภาพ ดิจิตอล ทำได้อย่างสะดวกและง่ายดายจากบุคคลใดก็ได้โดยไม่ต้องจำกัด ดังนั้นกระบวนการออกแบบ และพัฒนาวิธีการป้องกันการละเมิดลิขสิทธิ์ของข้อมูลดิจิทัลมัลติมีเดียจึงเป็นกระบวนการที่ได้รับความต้องการ และมีความสำคัญอย่างยิ่งต่ออุตสาหกรรมทางด้านข้อมูลดิจิทัลมัลติมีเดีย วิธีการป้องกันการละเมิดลิขสิทธิ์ของข้อมูลมัลติมีเดียที่ได้รับความนิยมในการพัฒนาเสมอก็คือ การใส่รหัสลับและการแสดงความเป็นเจ้าของลิขสิทธิ์ของข้อมูลนั้น ๆ อย่างไรก็ตาม วิธีการดังกล่าวได้ถูกแทนที่ด้วยเทคโนโลยีด้านการทำภาพพิมพ์ลายน้ำดิจิทัล ซึ่งกลายเป็นกระบวนการป้องกันและแก้ปัญหาการละเมิดลิขสิทธิ์ของข้อมูลรูปภาพดิจิทัลที่ดีที่สุดในปัจจุบัน ซึ่งได้มีการคาดการณ์ว่าเทคโนโลยีการทำภาพพิมพ์ลายน้ำดิจิทัล จะถูกนำไปใช้อย่างกว้างขวางขึ้นในเทคโนโลยีทางด้านภาพดิจิทัลต่าง ๆ เช่น ภาพถ่ายจากกล้องดิจิทัล ภาพถ่ายทางการแพทย์ และเทคโนโลยีทางด้านระบบวิดีโอเป็นต้น โดยทั่วไปแล้วเทคนิคในการทำภาพพิมพ์ลายน้ำดิจิทัลทั้งหลายล้วนแต่มีรูปแบบที่คล้ายคลึงกันวางอยู่บนหลักการเดียวกันนั่นคือ เป็นการใส่สัญญาณชนิดใดชนิดหนึ่งเข้าไปในข้อมูลดิจิทัลมัลติมีเดียก่อนที่จะทำการเผยแพร่ ซึ่งสัญญาณนี้อาจถูกเปลี่ยนแปลงแก้ไข หรือตรวจสอบได้โดยผู้ที่เป็นเจ้าของหรือผู้ที่ได้รับอนุญาตเท่านั้น สัญญาณลายน้ำดิจิทัลโดยทั่วไปจะมีด้วยกัน 2 ชนิดหลักที่สามารถฝังลงไปสัญญาณภาพได้ คือ สัญญาณลายน้ำที่อยู่ในรูปแบบของเลขลำดับที่ได้จากการสุ่มแบบต่าง ๆ เช่น สุ่มแบบแจกแจงปกติ (Normal distribution) แบบเกาส์เซียน (Gaussian) เป็นต้น สัญญาณลายน้ำแบบนี้จะเป็นลำดับตัวเลขที่อยู่ระหว่าง -1 ถึง 1 ซึ่งอาจจะปรับให้มีค่าเป็นไบโพลาร์ คือ -1 กับ 1 เท่านั้นก็ได้ โดยจะมีการกระจายตัวแบบเกาส์เซียนด้วยค่าเฉลี่ยเท่ากับ 0 และค่าความแปรปรวนเท่ากับ 1 และส่วนใหญ่สัญญาณลายน้ำนี้จะถูกใช้สำหรับการตรวจจับที่ใช้การวัดค่าสหสัมพันธ์ (Correlation) และอีกหนึ่งชนิดคือสัญญาณลายน้ำที่เป็นข้อความซึ่งบ่งบอกถึงความเป็นเจ้าของบนรูปภาพดิจิทัล นั้น ๆ สัญญาณลายน้ำแบบนี้อาจจะอยู่ในรูปของสัญญาณแบบภาพขาวดำหรือภาพระดับเทากระบวนการทำภาพพิมพ์ลายน้ำดิจิทัลทุกประเภท

จะต้องประกอบด้วยขั้นตอนทั่ว ๆ ไปที่เหมือนกันซึ่งสามารถแบ่งออกได้เป็นสองขั้นตอนหลักคือ ส่วนของการใส่หรือการฝังลายน้ำดิจิทัล (Watermark embedding) และส่วนของการตรวจสอบ (Detection) หรือการกู้คืนลายน้ำดิจิทัลออกจากภาพ (Watermark extraction) ดังแสดงในรูปที่ 1.1 และ 1.2 ซึ่งจะเห็นว่าในขั้นตอนของการใส่สัญญาณลายน้ำดิจิทัลประกอบไปด้วยภาพต้นแบบ, สัญญาณลายน้ำ และจะต้องมีการใส่รหัสลับหรือกุญแจสาธารณะจากผู้เป็นเจ้าของภาพเข้าไปโดยสัญญาณที่ใส่เข้าไปจะมีค่าขึ้นอยู่กับกุญแจลับ (Secret key) ที่ใช้ในการเข้ารหัส เพื่อที่ว่าจะได้มีเพียงผู้ที่ถือกุญแจลับนี้เท่านั้นที่จะสามารถเปลี่ยนแปลงแก้ไขสัญญาณลายน้ำดังกล่าวได้เพื่อเป็นการเพิ่มความปลอดภัยให้กับภาพดิจิทัลนั้น ๆ เมื่อผ่านขั้นตอนการใส่ลายน้ำแล้วก็จะได้ภาพที่ถูกฝังสัญญาณลายน้ำ และสำหรับการกู้คืนลายน้ำจะต้องใช้ลายน้ำดิจิทัลต้นแบบหรือภาพต้นแบบและรหัสลับขึ้นอยู่กับรูปแบบการฝังลายน้ำ เพื่อระบุว่าสัญญาณลายน้ำหรือไม่และเพื่อใช้ในการกู้คืนสัญญาณลายน้ำที่ถูกต้องกลับคืนมา



รูปที่ 1.1 ขั้นตอนการฝังสัญญาณลายน้ำ



รูปที่ 1.2 ขั้นตอนการกู้คืนสัญญาณลายน้ำ

ความต้องการพื้นฐานของการทำภาพพิมพ์ลายน้ำดิจิทัลคือ สัญญาณลายน้ำที่ทำการฝังเข้าไปนั้นจะต้องไม่ทำให้ภาพที่ถูกฝังลายน้ำเกิดความผิดเพี้ยนไปจากภาพต้นแบบมากนัก กล่าวคือคุณภาพของภาพหลังการฝังลายน้ำจะต้องไม่ลดลงต่ำจนเกินไป ซึ่งจะทำให้ภาพที่ได้นั้นไม่เหมาะสมกับการนำไปใช้งาน นอกจากนี้สัญญาณลายน้ำควรจะสามารถคัดแยกได้ง่ายสำหรับผู้ที่เป็นเจ้าของ มีความน่าเชื่อถือและมีความทนทานต่อการถูกโจมตีจากการบีบอัดสัญญาณภาพ การประมวลผลภาพพื้นฐานต่าง ๆ ซึ่งเป็นความต้องการหลักที่มีความขัดแย้งซึ่งกันและกันจึงได้มีการพัฒนาอัลกอริทึมที่จะสามารถตอบสนองความต้องการหลักทั้งสองขึ้น การที่จะทำให้การทำภาพพิมพ์ลายน้ำดิจิทัลมีประสิทธิภาพสัญญาณลายน้ำจะต้องมีความคงทนต่อ วิธีการต่าง ๆ ที่จะถูกนำมาใช้ในการโจมตีรูปภาพ เช่น การบีบอัดสัญญาณภาพ การกรองรูปภาพ การตัด แปลงทางเรขาคณิต (Geometric transformations) ในกรณีของสัญญาณภาพคือ การสเกล (Scaling), การหมุน (Rotation), การตัด (Crop), การสะท้อน (Reflection) หรือการคัดแยกลายเส้น (Line separation) ต่างๆ เป็นต้น รวมไปถึงการคงทนต่อการประมวลผลทางสัญญาณดิจิทัลต่าง ๆ นอกจากนี้สัญญาณลายน้ำควรที่จะไม่สามารถมองเห็นได้ด้วยสายตามนุษย์ นั่นก็คือลายน้ำที่ทำการฝังเข้าไปในภาพไม่ควรที่จะไปทำลายคุณภาพของภาพต้นฉบับนั่นเอง โดยทั่วไปวิธีการที่จะทำให้สัญญาณลายน้ำที่ใส่ลงไปไม่ปรากฏ ไม่สามารถมองเห็นได้ไม่ใช่กระบวนการที่ยากโดยปกติแล้วที่ใช้ตัดสินความมีประสิทธิภาพของอัลกอริทึม การทำภาพพิมพ์ลายน้ำดิจิทัลก็คือความทนทานของสัญญาณลายน้ำนั่นเอง

เทคนิคในการทำภาพพิมพ์ลายน้ำดิจิทัลสามารถจำแนกได้หลายแบบแต่ถ้าแบ่งตามโดเมนการฝังลายน้ำสามารถแบ่งได้เป็น 2 ประเภทหลัก ดังนี้คือ

1) การฝังลายน้ำในโดเมนเชิงพื้นที่ (Spatial domain) เป็นวิธีการฝังลายน้ำที่ง่ายและไม่ยุ่งยากมากนัก ทำได้โดยการดัดแปลงค่าพิกเซลของสัญญาณภาพหรือค่าบิตที่มีความสำคัญน้อยที่สุด (Least significant bit, LSB) โดยตรงซึ่งวิธีการนี้สัญญาณลายน้ำจะไม่มีผลกระทบต่อการโจมตีจากกระบวนการประมวลผลสัญญาณดิจิทัล เช่น การบีบอัดสัญญาณ การกรองสัญญาณ เป็นต้น

2) การฝังลายน้ำในโดเมนการแปลง (Transform domain) เป็นวิธีการฝังลายน้ำที่จะต้องอาศัยการแปลงสัญญาณภาพแบบต่าง ๆ ให้อยู่ในโดเมนความถี่ หลังจากนั้นจึงทำการดัดแปลงค่าสัมประสิทธิ์การแปลงของสัญญาณภาพ ซึ่งสัญญาณลายน้ำที่ได้จากการคัดแยกหลังการถูกโจมตีจะมีความทนทานดีกว่าเมื่อเปรียบเทียบกับในโดเมนเชิงพื้นที่ ซึ่งได้มีการพิสูจน์แล้วว่า การทำภาพพิมพ์ลายน้ำในโดเมนการแปลงมีประสิทธิภาพในด้านคุณภาพ และความทนทานของสัญญาณลายน้ำดีกว่าการทำในโดเมนเชิงพื้นที่ โดยวิธีการแปลงสัญญาณภาพที่นิยมใช้ในการทำภาพพิมพ์ลายน้ำดิจิทัล มีดังนี้

(1) การแปลงโคไซน์ดิสครีต (Discrete cosine transform, DCT) วิธีการแปลงสัญญาณภาพแบบ DCT สัญญาณลายน้ำจะมีความทนทานต่อการโจมตีจากการกรองแบบต่ำผ่าน การปรับค่าความคมชัดและค่าความสว่าง การฝังลายน้ำดิจิทัลในโดเมน DCT สามารถจำแนกออกได้เป็น 2 ประเภท คือ ใช้การแปลง DCT ทั้งภาพพร้อมกันและใช้การแบ่งภาพออกเป็นบล็อกย่อยและทำการแปลงเป็นบล็อกๆ

(2) การแปลงเวฟเลตดิสครีต (Discrete wavelet transform, DWT) ช่วงทศวรรษที่ผ่านมาการแปลงเวฟเลตได้ถูกนำมาใช้ด้านการประมวลผลสัญญาณและการบีบอัดสัญญาณภาพกันอย่างกว้างขวาง สำหรับขั้นตอนจะมีความคล้ายกันกับการฝังลายน้ำในโดเมน DCT แต่จะแตกต่างกันที่วิธีการแปลงและค่าสัมประสิทธิ์

(3) การแปลงมัลติเวฟเลต (Discrete multiwavelet transform, DMT) การแปลงสัญญาณภาพอีกรูปแบบหนึ่งที่กำลังได้รับความสนใจในด้านการบีบอัดสัญญาณภาพและเริ่มมีการนำมาประยุกต์ใช้กับการฝังลายน้ำดิจิทัล นั่นคือการแปลงมัลติเวฟเลต (DMT) แต่ยังไม่เป็นที่แพร่หลายมากนัก

การแปลงแบบ DWT ได้ถูกนำมาใช้ในการทำภาพพิมพ์ลายน้ำดิจิทัลบ่อยกว่าการแปลงแบบอื่น ๆ สืบเนื่องมาจากการแบ่งพื้นที่การแปลงได้อย่างดี, การกระจายแถบความถี่และคุณลักษณะ

เฉพาะที่ใกล้เคียงกับระบบการมองเห็นของมนุษย์ (Human visual system , HVS) และสัญญาณลายน้ำที่ได้ก็มีความทนทาน งานวิจัยนี้จึงเลือกใช้การแปลง DWT ในกระบวนการทำภาพพิมพ์ลายน้ำดิจิทัลและเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของอัลกอริทึมได้นำเทคนิคทางปัญญาประดิษฐ์ (Artificial intelligent) ด้วยเครือข่ายประสาทเทียม (Neural network) มาประยุกต์ใช้โดยนำส่วนที่เป็นลักษณะสำคัญของภาพ เพื่อเป็นอินพุตของเครือข่ายประสาทเทียมในการหาค่าความแกร่งของสัญญาณลายน้ำ (Watermark strength) ที่ดีที่สุด โดยการนำวิธีการทางปัญญาประดิษฐ์มาใช้ในการทำภาพพิมพ์ลายน้ำดิจิทัลมีความสัมพันธ์กัน ดังนี้ การฝังลายน้ำดิจิทัลมีความต้องการในด้านของความทนทานของสัญญาณลายน้ำ และคุณภาพของภาพหลังการฝังลายน้ำ ซึ่งเป็นความต้องการที่มีความขัดแย้งกันและเป็นเรื่องยากที่จะให้ได้คุณสมบัติทั้งสองในเวลาเดียวกัน วิธีการดั้งเดิมที่ใช้ในการแก้ปัญหาคือการเลือกค่าพารามิเตอร์จากการทดลองหรือประสบการณ์ของผู้วิจัยซึ่งพบว่าไม่มีประสิทธิภาพมากนัก งานวิจัยนี้จึงได้นำวิธีการทางปัญญาประดิษฐ์มาใช้ในการหาผลเฉลยที่เหมาะสมที่สุด

1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย

- 1.2.1 เพื่อศึกษา คิดค้น และพัฒนาอัลกอริทึมในการทำภาพพิมพ์ลายน้ำดิจิทัล
- 1.2.2 เพื่อเป็นแนวทางในการป้องกันการละเมิดลิขสิทธิ์ของข้อมูลที่เป็นรูปแบบดิจิทัล
- 1.2.3 เพื่อศึกษาและพัฒนาการนำมาประยุกต์ใช้ของวิธีการทางปัญญาประดิษฐ์และวิธีการทางเครือข่ายประสาทเทียม

1.3 ขอบเขตของงานวิจัย

- 1.3.1 พัฒนาอัลกอริทึมการฝังลายน้ำโดยใช้การแปลงเวฟดีสครีตเวฟเล็ดและการแปลงดีสครีตโคไซน์
- 1.3.2 พัฒนาโปรแกรมในการสร้างสัญญาณลายน้ำดิจิทัลและการทำภาพพิมพ์ลายน้ำ
- 1.3.3 ทดสอบโปรแกรมกับภาพตัวอย่างเพื่อวัดคุณภาพของภาพ และความทนทานของสัญญาณลายน้ำดิจิทัล
- 1.3.4 เปรียบเทียบผลการทดสอบที่ใช้การแปลงดีสครีตเวฟเล็ดรวมกับการแปลงดีสครีตโคไซน์กับการแปลงเวฟเล็ดอย่างเดียวหรือการแปลงดีสครีตโคไซน์อย่างเดียว

1.4 ข้อตกลงเบื้องต้น

- 1.4.1 ใช้ภาพทดสอบเป็นภาพระดับเทา ขนาด 512×512 พิกเซล
- 1.4.2 ใช้สัญญาณลายน้ำแบบภาพ ขนาด 32 ×32 พิกเซล และสัญญาณสุ่ม
- 1.4.3 พัฒนาอัลกอริทึมโดยใช้โปรแกรม MATLAB และ C/C⁺⁺

1.5 วิธีการดำเนินงาน

1.5.1 แนวทางการดำเนินงาน

1.5.1.1 การออกแบบอัลกอริทึมในการทำภาพพิมพ์ลายน้ำ

- ดำเนินการสืบค้นผลงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการทำภาพพิมพ์ลายน้ำดิจิทัลที่ปรากฏมาก่อนแล้วจากฐานข้อมูลต่าง ๆ เช่น IEEE เป็นต้น
- ออกแบบอัลกอริทึมในการฝังและกู้คืนสัญญาณลายน้ำแบบ Blind watermarking
- เขียนโปรแกรมการทำภาพพิมพ์ลายน้ำดิจิทัลตามอัลกอริทึมที่ออกแบบไว้กับภาพต้นฉบับที่เตรียมไว้
- ทดสอบคุณภาพและความคงทนของลายน้ำ
- ทำการเปรียบเทียบผลที่ได้กับงานวิจัยก่อนหน้านี้

1.5.1.2 การนำระบบเครือข่ายประสาทเทียมเข้ามาประยุกต์ใช้

- ศึกษาและทำความเข้าใจการทำงานของระบบเครือข่ายประสาทเทียมหาแนวทางในการนำมาประยุกต์ใช้
- ดำเนินการสืบค้นผลงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการทำภาพพิมพ์ลายน้ำที่นำเอาระบบเครือข่ายประสาทเทียมมาประยุกต์ใช้
- ทำการเขียนระบบเครือข่ายประสาทเทียมด้วยโปรแกรม MATLAB
- นำระบบเครือข่ายประสาทเทียมที่สร้างขึ้นมาทำการหาค่าความแข็งแรงของสัญญาณลายน้ำที่มีความเหมาะสมที่สุด
- นำค่าความแข็งแรงของสัญญาณลายน้ำที่ได้ไปใช้ในอัลกอริทึมที่ออกแบบแล้วทำภาพพิมพ์ลายน้ำออกมา
- นำค่าวัดคุณภาพและความทนทานของภาพที่ได้จากการทำภาพพิมพ์ลายน้ำตามอัลกอริทึมที่ใช้ค่าความแข็งแรงที่ได้จากระบบเครือข่ายประสาทเทียมว่าดีกว่าค่าที่ได้จากการไม่มีระบบเครือข่ายประสาทเทียมมาประยุกต์ใช้

1.5.2 ระเบียบวิธีการดำเนินงาน

- ใช้เครื่องคอมพิวเตอร์แบบวางตั้ง (Notebook) โปรแกรม MATLAB

ในการสร้างอัลกอริทึมระบบเครือข่ายประสาทเทียม

- ดำเนินงานโดยใช้ภาพระดับเทา

1.5.3 เครื่องมือที่ใช้ในการทำงาน

- โปรแกรม MATLAB
- คอมพิวเตอร์ Notebook

1.5.4 การเก็บรวบรวมข้อมูล

- วัดผลคุณภาพและความคงทนของภาพที่ผ่านการฝังสัญญาณลายน้ำ

โดยค่าวัดมาตรฐาน $PSNR$ (Peak signal to noise ratio) sim (Similarity) NC (Normalized correlation) BER (Bit error rate) โดยใช้โปรแกรม MATLAB ในการคำนวณหาค่าข้างต้น

1.5.5 การวิเคราะห์ข้อมูล

- วิเคราะห์ข้อมูลด้วยเทคนิคเฉพาะทางวิศวกรรม

1.6 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

- ได้อัลกอริทึมการฝังลายน้ำโดยใช้การแปลงดีสครีตเวฟเลตเพื่อใช้ในการป้องกันการละเมิดลิขสิทธิ์
- ได้ผลการทดลองที่ประยุกต์ใช้ระบบเครือข่ายประสาทเทียม เพื่อเป็นแนวทางในการดำเนินงานการวิจัยต่อไป

บทที่ 2

ทฤษฎีและปรัทศน์วรรณกรรม

2.1 บทนำ

เนื้อหาในบทนี้จะกล่าวถึงปรัทศน์วรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องพร้อมทฤษฎี และหลักการที่เกี่ยวข้องที่ได้ถูกนำมาใช้ในการทำภาพพิมพ์ลายน้ำดิจิทัลอล ของการทดลองในบทที่ 3 ให้มีประสิทธิภาพที่สุด อันได้แก่หลักการต่อไปนี้การแปลงสัญญาณภาพแบบการแปลงดีสคริตเวฟเล็ด ซึ่งในเนื้อหาส่วนนี้จะกล่าวถึง กระบวนการและหลักการของการแปลงสัญญาณแบบเวฟเล็ด หลักการต่อมาที่กล่าวถึงคือ ระบบเครือข่ายประสาทเทียมที่ได้นำมาประยุกต์ใช้ในการทำภาพพิมพ์ลายน้ำดิจิทัลอลว่า ระบบเครือข่ายประสาทเทียมนี้มีหลักการทำงานและรูปแบบของเครือข่ายเป็นอย่างไร และจะนำมาประยุกต์ใช้ได้งานอย่างไร

2.2 การทบทวนวรรณกรรมที่เกี่ยวข้อง

สำหรับการทำภาพพิมพ์ลายน้ำดิจิทัลอลผู้วิจัยได้ทำการสืบค้นวรรณกรรมในฐานข้อมูลงานวิจัยต่าง ๆ พบว่าในยุคแรก ๆ Schyndel และคณะ [1] ได้นำเสนอวิธีการฝังสัญญาณลายน้ำลงในบิตที่มีความสำคัญน้อยที่สุด (Least significant bit, LSB) ของแต่ละจุดภาพภายในรูปภาพโดยอาศัยสมมุติฐานที่ว่า การเปลี่ยนแปลงใด ๆ ที่เกิดขึ้นที่ตำแหน่ง LSB จะส่งผลกระทบต่อคุณภาพของรูปภาพโดยรวมน้อยที่สุด อย่างไรก็ตามการฝังสัญญาณลายน้ำโดยใช้วิธีการนี้จะไม่มีความทนทานต่อการโจมตีที่ใช้หลักการของการรวมสัญญาณรบกวน โดยตรงกับตัวรูปภาพหรือการกำจัดลายน้ำออกไป จากงานวิจัยที่ผ่านมาพบว่าโดเมนการฝังลายน้ำที่ใช้กันอย่างมากมาย คือโดเมนการแปลงซึ่งอัลกอริทึมแรกที่เป็นที่รู้จักกันดีถูกเสนอโดย Cox et.al. (1997) [2] โดยใช้การแปลงแบบ DCT และสัญญาณลายน้ำเป็นแบบสุ่มเกาส์เซียนถูกฝังเข้าไปในสัมประสิทธิ์ส่วนที่มีความสำคัญ โดยใช้การกระจายแถบความถี่และหลักการด้านระบบการมองเห็นของมนุษย์ ทำให้สัญญาณลายน้ำมีความทนทานต่อการบีบอัดสัญญาณภาพ การฝังลายน้ำในโดเมนการแปลงดีสคริตเวฟเล็ดในช่วงทศวรรษ

ในการฝังลายน้ำดิจิทัล สำหรับขั้นตอนจะมีความคล้ายกันกับการฝังลายน้ำใน โดเมน DCT แต่จะแตกต่างกันที่วิธีการแปลงและค่าสัมประสิทธิ์ โดยมีผู้นำเสนอวิธีการต่าง ๆ ดังนี้ Zhu *et.al.* (1999) [4] นำเสนอเทคนิคการฝังลายน้ำแบบหลายระดับความละเอียด โดยลายน้ำจะถูกฝังในแบนด์ย่อยความถี่สูงทุกแบนด์แต่ไม่ได้ พิจารณาถึง HVS อย่างไรก็ตาม Kaewkamnart and Rao (2000) [5] ได้ปรับปรุงวิธีการนี้โดยการเพิ่มส่วนของ HVS เข้าไปด้วย Tao and Eskicioglu (2004) [6] เสนอการฝังลายน้ำโดยใช้การแปลง DWT สัญญาณที่ใช้เป็นแบบสัญญาณและถูกฝังเข้าไปทั้ง 4 แบนด์ย่อย แต่ใช้ค่าตัวประกอบการสเกลที่แตกต่างกันโดยในแบนด์ย่อยความถี่สูงจะมีค่าต่ำ และจำเป็นต้องใช้ภาพต้นแบบในการตรวจจับลายน้ำ

Huo and Gao (2006) [7] นำเสนอการฝังลายน้ำลงในสัมประสิทธิ์ของแบนด์ย่อยความถี่สูงของระดับการแปลงสูงสุด โดยพิจารณาจากสัมประสิทธิ์ในตำแหน่งเดียวกันในแต่ละแบนด์ย่อย และเลือกสัมประสิทธิ์ที่มีขนาดเล็กเพื่อไม่ให้คุณภาพของภาพหลังการฝังลายน้ำลดลงมากนัก สัญญาณลายน้ำมีความทนทานต่อการถูกโจมตีด้วยการบีบอัดสัญญาณภาพแบบ (Joint photographic experts group, JPEG) การเพิ่มสัญญาณรบกวนแบบเกาส์เซียนและการกรองแบบค่ามัธยฐาน โดยไม่จำเป็นต้องใช้ภาพต้นแบบในการตรวจจับลายน้ำ แต่ต้องทราบตำแหน่งของสัมประสิทธิ์ที่ถูกเลือก Jafri and Baqai (2007) [8] เสนอวิธีการฝังลายน้ำที่ทนทานต่อการบีบอัดสัญญาณภาพที่ใช้การแปลง DWT เทคนิคนี้จะกระจายสัญญาณลายน้ำไปสู่ส่วนของมุมเฟสของสัมประสิทธิ์การแปลง โดยใช้การแปลงดิสครีตฟูริเยร์ (Discrete fourier transform, DFT) และการตรวจจับลายน้ำไม่ต้องใช้ภาพต้นแบบ Zhang *et.al.* (2002) [9] นำเสนอการฝังสัญญาณลายน้ำแบบสัญลักษณ์ (Logo) ในโดเมนการแปลงมัลติเวฟเลตสัญญาณลายน้ำถูกฝังโดยการปรับขั้วระหว่างสัม ประสิทธิ์กับสัมประสิทธิ์ค่าเฉลี่ย นอกจากนี้ยังใช้ระบบเครือข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ (Back-propagation neural network) เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการกู้คืนสัญญาณลายน้ำ

Kurugollu *et.al.* (2003) [10] ได้เปรียบเทียบประสิทธิภาพของการแปลงเวฟเลตการแปลงมัลติเวฟเลต การแปลงเวฟเลตคอมเพล็กซ์และการแปลงเวฟเลตแพกเกจ พบว่าสัญญาณลายน้ำที่ได้จากการแปลงเวฟเลตคอมเพล็กซ์มีความทนทานใกล้เคียงกับการใช้การแปลงมัลติเวฟเลต

Kumsawat P. *et.al.* (2004) [11] นำเสนอการฝังลายน้ำโดยใช้การแปลงมัลติเวฟเลตสัญญาณลายน้ำจะถูกฝังในสัมประสิทธิ์ที่มีค่ามากกว่าค่าขีดเริ่มเปลี่ยน และมีการนำเอาจินเนติกอัลกอริทึม (Genetic algorithm) มาใช้ในการค้นหาค่าขีดเริ่มเปลี่ยนและค่าความแกร่งของลายน้ำที่เหมาะสม เพื่อปรับปรุงคุณภาพของภาพที่ถูกฝังลายน้ำและความทนทานของสัญญาณลายน้ำ นอกจากนี้ยังมีงานวิจัยที่รวมการแปลงสัญญาณสองแบบมาเป็นกระบวนการในการทำภาพพิมพ์ลายน้ำ Ali Al-Haj (2007) [12] นำเสนอการฝังสัญญาณลายน้ำโดยรวมการใช้การแปลงเวฟเลตและการแปลงดิสครีตโคไซน์ ในกระบวนการทำภาพพิมพ์ลายน้ำดิจิทัลจะทำการแปลงภาพต้นฉบับด้วย

การแปลงเวฟเลต 2 ระดับ และเลือกแบนด์ความถี่กลางในการแปลงดิสคริตโคไซน์ เพื่อทำการฝังสัญญาณลายน้ำ ซึ่งพบว่าภาพพิมพ์ลายน้ำที่รวมการแปลงทั้งสอง มีคุณภาพและความคงทนมากกว่า การใช้การแปลงเวฟเลตอย่างเดียวหรือการใช้การแปลงดิสคริตโคไซน์อย่างเดียว

นอกจากนี้ยังรู้ดีกันว่าในการฝังสัญญาณลายน้ำดิจิทัล มีความต้องการให้มีความทนทานของสัญญาณลายน้ำและมีคุณภาพของภาพหลังการฝังลายน้ำ ซึ่งเป็นความต้องการที่มีความขัดแย้งกันและเป็นเรื่องยากที่จะให้ได้คุณสมบัติทั้งสองในเวลาเดียวกัน วิธีการดั้งเดิมที่ใช้ในการแก้ปัญหา คือ การเลือกค่าพารามิเตอร์จากการทดลองหรือประสบการณ์ของผู้วิจัยซึ่งไม่มีประสิทธิภาพมากนัก ทำให้มีการนำวิธีการทางปัญญาประดิษฐ์มาใช้ในการหาผลเฉลยที่เหมาะสมที่สุด เพื่อช่วยเพิ่มประสิทธิภาพของการฝังลายน้ำดิจิทัล Pan *et.al.* (2004) [13] นำเสนอการฝังลายน้ำสำหรับป้องกันการละเมิดลิขสิทธิ์โดยใช้ลายน้ำแบบมองเห็นได้ และแบบไม่สามารถมองเห็นได้ สัญญาณลายน้ำทั้งสองจะถูกฝังในโดเมนที่แตกต่างกัน คือ ในโดเมนเชิงพื้นที่และโดเมนการแปลงตามลำดับ นอกจากนี้ยังได้ประยุกต์ใช้การค้นหาแบบตามูเพื่อช่วยเพิ่มประสิทธิภาพของการฝังลายน้ำอีกด้วย โดยการปรับปรุงค่า *PSNR* ของการฝังลายน้ำแบบมองเห็นได้และเพิ่มความทนทานของสัญญาณลายน้ำแบบไม่สามารถมองเห็นได้

Elshafie, Kharma, and Ward (2008) [14] ได้ปรับปรุงรูปแบบการฝังลายน้ำแบบคู่ โดยใช้สัญญาณลายน้ำเป็นสัญญาณแบบสุ่ม นอกจากนี้ได้นำจินเนติกอัลกอริทึมมาช่วยในการหาค่า α_k เพื่อให้ภาพหลังการฝังลายน้ำมีคุณภาพดีและทนทานต่อการโจมตี Yanhong zhang (2009) [15] ได้นำเสนอการฝังสัญญาณลายน้ำแบบ Blind watermarking โดยใช้ระบบการมองเห็นของมนุษย์และเครือข่ายประสาทเทียมแบบ RBF (RBF Neural network) บนการแปลงแบบเวฟเลตโดยผลที่ได้แสดงให้เห็นว่าภาพพิมพ์ลายน้ำมีค่าคุณภาพที่สูงขึ้น และมีความคงทนต่อการโจมตีโดยทั่วไป เช่น การบีบอัดสัญญาณแบบ JPEG การเพิ่มสัญญาณรบกวน (additive noise) และตัวกรองภาพ เป็นต้น

Majumder *et.al.* (2010) [16] ได้เสนอการทำภาพพิมพ์ลายน้ำดิจิทัลโดยใช้เทคนิคการฝังแบบ Singular value decomposition (SVD) และใช้โค้ดควบคุมความผิดพลาด (Error control coding, ECC) ในการควบคุมความผิดพลาดที่จะเกิดขึ้นของโค้ดการทำภาพพิมพ์ลายน้ำให้น้อยที่สุด และใช้ Artificial neural network (ANN) ในการเพิ่มประสิทธิภาพของอัลกอริทึม โดยผลที่ได้แสดงให้เห็นว่าการทำภาพพิมพ์ลายน้ำโดยวิธีข้างต้นทำให้ภาพที่ฝังสัญญาณลายน้ำแล้วมีความคงทนต่อการโจมตีต่าง ๆ มากขึ้นกว่างานวิจัยก่อนหน้านี้ จากงานวิจัยที่กล่าวมาข้างต้น จึงเป็นเหตุผลที่เลือกใช้เครือข่ายประสาทเทียมในการทำภาพพิมพ์ลายน้ำดิจิทัล

2.3 การแปลงเวฟเลต (Wavelet Transform)

การแปลงเวฟเลตแบบดิสครีต (Discrete Wavelet Transformation)

Wavelets เป็นฟังก์ชันทางคณิตศาสตร์ ซึ่งแบ่งข้อมูลออกเป็นข้อมูลย่อย ๆ เพื่อให้เห็นส่วนประกอบของความถี่ที่แตกต่างกัน และศึกษาส่วนประกอบของแต่ละส่วนที่มีความละเอียด (Resolution) ที่ตรงกับมาตราส่วน (Scale) แนวคิดพื้นฐานของการแปลงเวฟเลต คือ การวิเคราะห์มาตราส่วนในกระบวนการของข้อมูลนั้น แนวคิดนี้ไม่ใช่แนวคิดใหม่ ซึ่งมีใช้กันอยู่แล้วตั้งแต่ก่อน ค.ศ. 1980 โดย Joseph Fourier ได้ค้นพบฟังก์ชันนี้ขึ้นมา การวิเคราะห์เวฟเลตสามารถใช้ประมาณค่าฟังก์ชันซึ่งถูกเก็บไว้ที่ขีดจำกัด โดเมนเวฟเลตมีความเหมาะสมสำหรับการประมาณค่าข้อมูลกับสัญญาณที่ไม่ต่อเนื่อง การแปลงเวฟเลต (Wavelet transformation) เป็นการแก้ปัญหาของ Short time fourier transform , STFT ซึ่งการแปลงเวฟเลตจะใช้หน้าต่าง (Window) ที่ปรับขนาดได้ตามช่วงเวลาความถี่ (Frequency range) แต่ STFT จะวิเคราะห์สัญญาณโดยใช้ หน้าต่างคงที่ (Fixed window) จากการวิเคราะห์เวฟเลตที่ใช้หน้าต่างหลายขนาดทำให้ความละเอียดด้านเวลาจะดีขึ้นในช่วงความถี่สูง และ ความละเอียดด้านความถี่จะดีขึ้นในช่วงความถี่ต่ำ ดังนั้นการแปลงเวฟเลต คือ การแปลงสัญญาณให้อยู่ในโดเมนของความถี่และโดเมนเวลา โดยการนำเอาสัญญาณเดิมซึ่งอยู่ในโดเมนของเวลามาผ่านสมการทรานสฟอร์ม และใช้เวฟเลตแม่ที่เหมาะสมจะได้ผลลัพธ์เป็นเวฟเลตทรานสฟอร์มของสัญญาณเดิม ซึ่งเวฟเลตทรานสฟอร์มนี้จะบอกได้ถึงความถี่ที่มีในสัญญาณรวมถึงเวลาที่เกิดความถี่นั้น ๆ

การแปลงเวฟเลต มี 2 แบบ คือ

- การแปลงเวฟเลตแบบต่อเนื่อง (Continuous wavelet transform, CWT)
- การแปลงเวฟเลตแบบดิสครีต (Discrete wavelet transform, DWT) ซึ่งเราสามารถแบ่งออกเป็น 2 ประเภทคือ

แปลงเวฟเลตแบบดิสครีต 1 มิติ

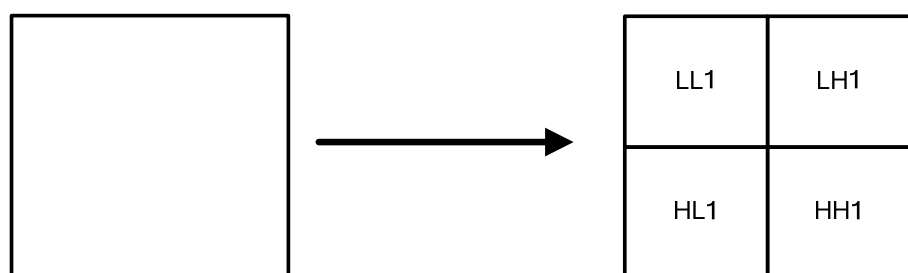
แปลงเวฟเลตแบบดิสครีต 2 มิติ โดยมีสมการการแปลง 1-DWT และ 2-DWT เป็นไปดังสมการที่ (2.1) และ (2.2) ตามลำดับ

$$W(j,k) = \frac{1}{\sqrt{M}} f(x) \psi_{j,k}(x) \quad (2.1)$$

$$W(j, m, n) = \frac{1}{\sqrt{MN}} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) \psi_{j, m, n}(x, y) \quad (2.2)$$

เมื่อ $\psi_{j, k}(x)$ และ $\psi_{j, m, n}(x, y)$ คือเวฟเล็ตแม่ (Mother wavelet) ของการแปลง

การแปลงเวฟเล็ตแบบดิสครีตกำลังได้รับความสนใจเป็นอย่างมาก ในการนำไปประยุกต์ใช้ในหลาย ๆ ด้านและกลายเป็นเครื่องมือสำคัญในด้านการประมวลผลภาพอีกด้วย เช่น การบีบอัดสัญญาณภาพและการส่งลายน้ำ เป็นต้น วัตถุประสงค์หลักของการแปลงดิสครีตเวฟเล็ตก็เพื่อแยกองค์ประกอบของสัญญาณออกเป็นส่วนของความถี่ต่ำและความถี่สูง โดยคุณสมบัติที่ต้องการของเวฟเล็ตมาตรฐาน คือ คุณสมบัติการตั้งฉาก การสมมาตร การประมาณค่า สำหรับการแยกองค์ประกอบเวฟเล็ต p ระดับ จะได้แบนด์ย่อยออกมาทั้งหมด $(3p + 1)$ แบนด์ย่อย โดยการแปลงดิสครีตเวฟเล็ตใช้แนวคิดการวิเคราะห์สัญญาณแบบหลายระดับความละเอียด (Multi resolution analysis) โดยเวฟเล็ตเป็นคลื่นขนาดเล็กที่มีพลังงานจำกัดมีความเหมาะสมในการวิเคราะห์สัญญาณที่เป็นแบบชั่วคราวและมีการเปลี่ยนแปลงตามเวลา การแปลงสัญญาณภาพซึ่งเป็นสัญญาณใน 2 มิติ เมื่อทำการแปลงดิสครีตเวฟเล็ต 1 ระดับรูปภาพจะได้ถูกแบ่งเป็นแบนด์ย่อยทั้งหมด 4 แบนด์ย่อย คือ LL1 LH1 HL1 และ HH1 ดังรูปที่ 2.1 ซึ่งแต่ละแบนด์ย่อยแสดงถึงสัมประสิทธิ์ที่ได้จากการผ่านตัวกรองต่าง ๆ เช่น แบนด์ย่อย LH1 แทนสัมประสิทธิ์ที่แถวของสัญญาณภาพผ่านตัวกรองความถี่สูง และคอลัมน์ของสัญญาณภาพผ่านตัวกรองความถี่ต่ำ เป็นต้น ส่วนรูปที่ 2.2 แสดงภาพการแปลงดิสครีตเวฟเล็ต 1 ระดับบนภาพ SEM และรูปที่ 2.3 แสดงภาพแบนด์ย่อยจากการแยกองค์ประกอบเวฟเล็ต 3 ระดับ ส่วนรูปที่ 2.4 แสดงการแปลงดิสครีตเวฟเล็ต 3 ระดับของภาพ SEM



(ก) ภาพต้นแบบ

(ข) การจัดเรียงภาพแบนด์ย่อยของการแปลง

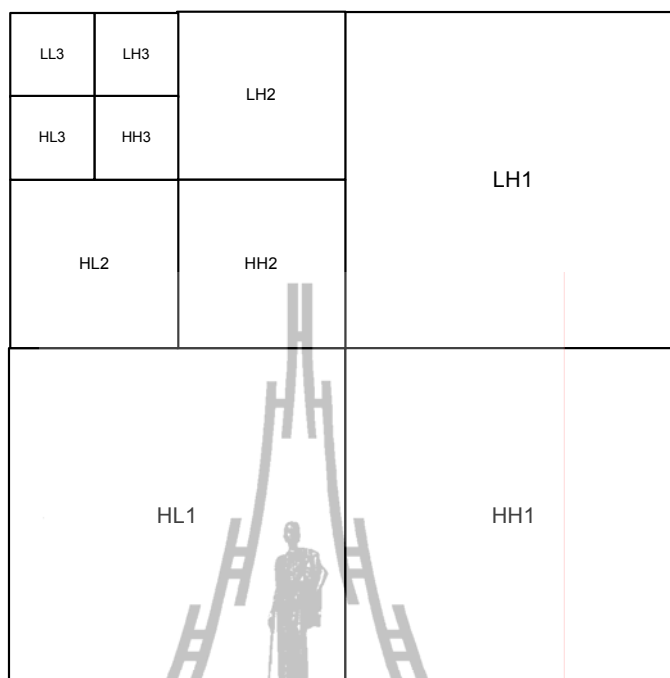
รูปที่ 2.1 การจัดเรียงภาพแบนด์ย่อยของการแปลงคัสคริตเวฟเล็ต 1 ระดับ



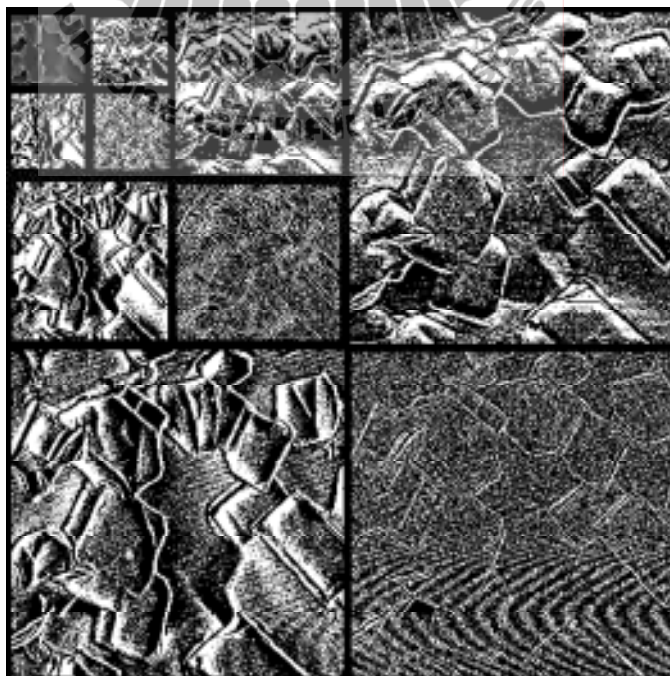
(ก) ภาพต้นแบบ

(ข) ภาพแบนด์ย่อยจากการแปลง

รูปที่ 2.2 การแปลงคัสคริตเวฟเล็ต 1 ระดับของภาพ SEM



รูปที่ 2.3 การจัดเรียงภาพแบนด์ย่อยของการแปลงดีสครีตเวฟเล็ต 3 ระดับ



รูปที่ 2.4 ภาพแบนด์ย่อยจากการแปลงดีสครีตเวฟเล็ต 3 ระดับของภาพ SEM

2.4 เครือข่ายประสาทเทียม (Neural network)

เครือข่ายประสาทเทียมหรือ Artificial neural network เป็นการคำนวณที่มีความสามารถคล้ายคลึงในระดับหนึ่งกับระบบประสาทในสมองของสิ่งมีชีวิตได้ โดยเฉพาะในเรื่องของการเรียนรู้ของเครือข่าย การคำนวณเชิงนิเวศ (Neural computing) เป็นกระบวนการคำนวณหรือประมวลผลข้อมูลที่มีขั้นตอนของการเรียนรู้ โดยใช้โครงสร้างของเครือข่ายประสาทเทียมในการตอบสนองเชิงปรับตัวได้กับอินพุตของระบบตามกฎการเรียนรู้ของเครือข่ายนั้น ๆ หลังจากเครือข่ายได้เรียนรู้สิ่งที่ต้องรู้แล้ว เครือข่ายสามารถทำงานตามที่ตั้งไว้ได้ เครือข่ายประสาทเทียมเป็นที่ยอมรับกันอย่างแพร่หลายทั้งในอดีตจนกระทั่งปัจจุบัน ในด้านการเป็นเทคโนโลยีสำหรับการแก้ปัญหาที่ยุ่ยาก ซับซ้อน และใช้กับปัญหาการไม่เป็นเชิงเส้นของข้อมูล รวมทั้งสามารถที่จะเรียนรู้ข้อมูลตัวแปรอิสระที่ได้ใหม่ในการพยากรณ์ตัวแปรตาม จากนั้นจึงวิจยหลากหลายสาขาวิชาไม่ว่าจะเป็น วิศวกรรม ฟิสิกส์ ประสาทวิทยา การเงิน แพทยศาสตร์ เป็นต้น การประยุกต์ใช้งานต่าง ๆ เช่นการทำนาย การจดจำรูปแบบ การประมาณฟังก์ชัน การหาค่าที่เหมาะสมที่สุด ฯลฯ ทำให้เครือข่ายประสาทเทียมถูกยอมรับในความสำเร็จ นอกเหนือไปจากความสามารถในการเรียนรู้แล้ว ความทนทานของเครือข่ายประสาทเป็นอีกจุดเด่นอย่างหนึ่ง อันเนื่องมาจากโครงสร้างที่มีการเชื่อมต่อของนิวรอนจำนวนมากอยู่ ระบบภายในเครือข่ายจะยังคงทำงานได้แม้ว่านิวรอนบางส่วนจะเสียหาย โดยทั่วไปแล้วเครือข่ายประสาทเทียม ประกอบด้วยจำนวนของการดำเนินการในขั้นแรกๆที่เรียกว่า นิวรอน (Neurons) เป็นคอนเนคชันระหว่างค่าน้ำหนักที่เชื่อมกันคือไซแนปส์ (Synapses) ค่าน้ำหนักที่เชื่อมต่อกันต้องมีการเรียนรู้และปรับค่าน้ำหนักตามฟังก์ชันของเครือข่าย (Network function) ในเนื้อหาส่วนนี้จะกล่าวถึงการนำเอาการเรียนรู้ด้วยเครือข่ายประสาทเทียมมาประยุกต์ใช้งานรวมไปถึงโครงสร้างของเครือข่ายประสาทเทียมที่รองรับการเรียนรู้ นั้น ๆ เนื้อหาในที่นี่จะเน้นการเรียนรู้ของเครือข่ายประสาทเทียมแบบการเรียนรู้แบบแพร่กลับ (Back-propagation learning) ถือเป็นการเรียนรู้ที่มีผู้นำไปประยุกต์ใช้งานมากที่สุด การเรียนรู้แบบแพร่กลับสามารถใช้ฝึกสอนเครือข่ายแบบหลายชั้นได้

เครือข่ายประสาทเทียมได้ถูกพัฒนาคิดค้นจากการทำงานของสมองมนุษย์โดยสมองมนุษย์ประกอบไปด้วยหน่วยประมวลผลเรียกว่านิวรอน จำนวนนิวรอนในสมองมนุษย์มีอยู่ประมาณ 10^{11} โหนดและมีการเชื่อม ต่อกันอย่างมากมาย สมองมนุษย์จึงสามารถกล่าวได้ว่าเป็นคอมพิวเตอร์ที่มีการปรับตัวเอง (Adaptive) ไม่เป็นเชิงเส้น (Nonlinear) และทำงานแบบขนาน (Parallel) ความสามารถในการเรียนรู้จากตัวอย่างและการทำให้เป็นทั่วไป (Generalize) ถือเป็นคุณลักษณะสำคัญของเครือข่ายประสาทเทียม ตัวเครือข่ายจะถูกฝึกสอนโดยการแสดงรูปแบบต่าง ๆ ที่ต้องการให้เครือข่ายเรียนรู้ด้วยกฎการเรียนรู้ (Learning rule) ความสามารถในการเรียนรู้ได้ของเครือข่ายนี้ทำ

ให้มีความแตกต่างไปจากการทำงานของโปรแกรมคอมพิวเตอร์ การที่เครือข่ายถูกทำให้เป็นกรณีทั่วไปจะทำให้ตัวเครือข่ายสามารถที่จะจำแนกแยกแยะรูปแบบของอินพุตแบบใหม่ ๆ ที่ตัวเครือข่ายไม่รู้จำมาก่อนได้ ในระดับที่เป็นที่ยอมรับ ตัวเครือข่ายทำการเก็บข้อมูลความรู้ในระหว่างขั้นตอนของการเรียนรู้โดยทำการเก็บไว้ที่น้ำหนักประสาท (Synaptic weights) โครงสร้างของตัวนิวรอนภายในเครือข่ายมีอยู่มากมายหลายชนิด โครงสร้างดังกล่าวเป็นองค์ประกอบสำคัญที่ทำให้คุณลักษณะต่าง ๆ ของเครือข่ายแตกต่างกันออกไป ไม่ว่าจะเป็นการจัดวางเรียงตัวของนิวรอน กฎการเรียนรู้ที่ทำให้เกิดการปรับเปลี่ยนค่าของน้ำหนักประสาทหรือแม้กระทั่งเงื่อนไขในการฝึกฝนของเครือข่าย สิ่งแรกในการพิจารณาใช้งานเครือข่ายประสาทเทียมคือศึกษารูปแบบของเครือข่ายประสาทเทียมที่มีโครงสร้างแตกต่างกันจะมีคุณลักษณะและพฤติกรรมที่แตกต่างกันด้วย โครงสร้างของเครือข่ายประสาทเทียมทั่วไปประกอบ ด้วยสองส่วนใหญ่ ๆ ดังนี้

- แบบจำลองของนิวรอน
- ฟังก์ชันถ่ายโอน เป็นส่วนที่ทำหน้าที่รวมค่าเชิงตัวเลขจากเอาต์พุตของนิวรอนแล้วทำการตัดสินใจว่าจะยังสัญญาณเอาต์พุตออกไปในรูปแบบใดฟังก์ชันถ่ายโอนสามารถเป็นได้ทั้งแบบเชิงเส้นหรือไม่เป็นเชิงเส้นการเลือกใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนจะขึ้นกับลักษณะของระบบที่นำเอาเครือข่ายประสาทเทียมไปประยุกต์ใช้

ในการจัดกลุ่มชนิดของเครือข่ายประสาทเทียม เมื่อพิจารณาสถาปัตยกรรมเครือข่ายประสาทเทียมแล้วจะสามารถแบ่งได้เป็น 2 ประเภทคือ

1. เครือข่ายแบบไปข้างหน้า (Feed forward Network)

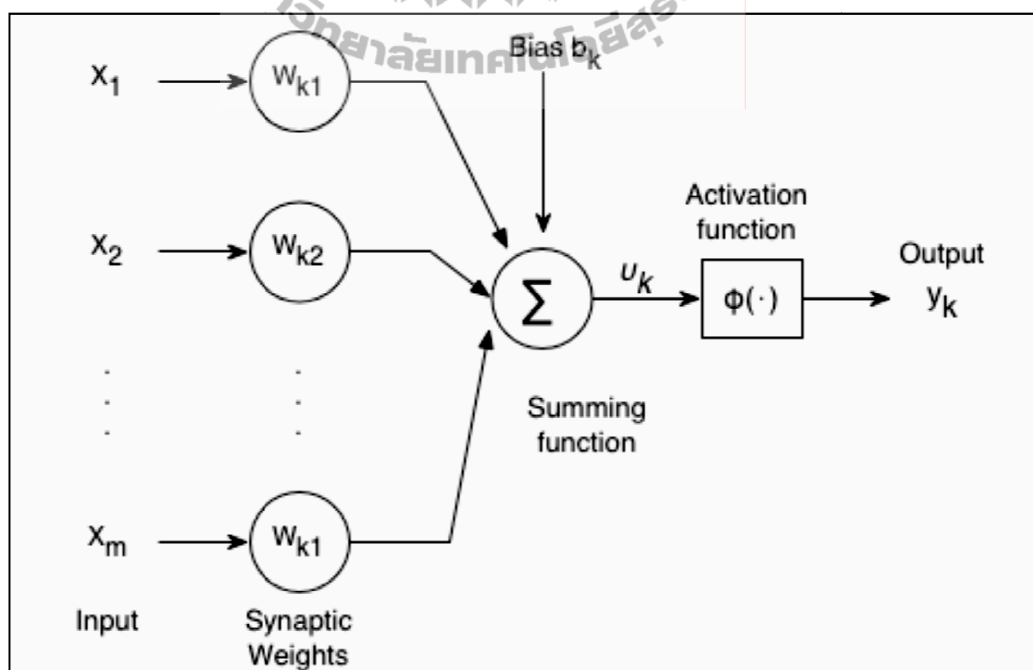
โดยปกติแล้วเครือข่ายประสาทเทียมจะประกอบไปด้วยนิวรอนหลาย ๆ ตัวและเชื่อมต่อกันแบบขนานหลาย ๆ ชั้นหรือเรียกว่า Layer โครงสร้างของเครือข่ายประสาทเทียมที่มีรูปแบบการไหลของอินพุตไปยังเอาต์พุต และไม่มีการป้อนกลับแต่อย่างใด เราจึงเรียกเครือข่ายประเภทนี้ว่าเป็นแบบไปข้างหน้า (Feed forward network) ดังแสดงในรูปที่ 2.5 (Haykin (1998)) สิ่งแรกที่จะเอาเครือข่ายประสาทเทียมไปประยุกต์ใช้งานจึงต้องทำการออกแบบพารามิเตอร์ต่าง ๆ ยกตัวอย่างเช่น จำนวนนิวรอนในแต่ละชั้น จำนวนอินพุต จำนวนเอาต์พุต ชนิดของฟังก์ชันถ่ายโอน ฯลฯ

2. เครือข่ายแบบป้อนกลับ (Recurrent network)

เครือข่ายป้อนกลับแตกต่างจากเครือข่ายไปข้างหน้าตรงที่มีการวนรอบแบบป้อนกลับภายในเครือข่าย ซึ่งเอาต์พุตของแต่ละนิวรอนถูกป้อนกลับไปยังอินพุตของทุก ๆ นิวรอน ในบาง

เครือข่ายมีการป้อนกลับให้ตนเองของนิวรอนด้วย เครือข่ายป้อนกลับสามารถมีชั้นซ่อนเร้นของนิวรอนการป้อนกลับในเครือข่ายป้อนกลับนี้เป็นส่วนสำคัญของการเรียนรู้ของเครือข่าย นอกไปจากนั้นแล้วในเครือข่ายป้อนกลับนี้ยังมีการใช้หน่วยหน่วงในโครงสร้าง ซึ่งเป็นส่วนที่ก่อให้เกิดพฤติกรรมไม่เป็นเชิงเส้นของเครือข่ายป้อนกลับ

เครือข่ายไปข้างหน้าแบบหลายชั้น (Multilayer feed forward network) โครงสร้างของเครือข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นโดยปกติแล้วชั้นแรกจะเป็นชั้นของอินพุต และชั้นสุดท้ายจะเป็นชั้นของเอาต์พุต โดยระหว่างชั้นแรกและชั้นสุดท้ายสามารถมีชั้นซ่อนได้ (Hidden layer) โดยในแต่ละชั้นมีน้ำหนักประสาท (W) ไบอัส (b) เน็ตเอาต์พุต (n) และเอาต์พุต (y) ของชั้นนั้น เครือข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นที่มีการฝึกสอนโดยอัลกอริทึมแบบแพร่กลับ (Back-propagation) เป็นเครือข่ายประสาทเทียมที่มีการใช้แพร่หลายที่สุด การเรียนรู้แบบแพร่กลับ (Back-propagation feed forward network) เป็นการเรียนรู้แบบมีผู้ฝึกสอนโดยมีคุณลักษณะการเรียนรู้ที่จะสร้างผลลัพธ์ที่ต้องการให้ได้ตามตัวอย่างที่ได้รับ หรือตามเป้าหมายที่กำหนดให้ โดยที่กฎการเรียนรู้ จะมีวิธีการแก้ค่าความผิดพลาดโดยการลดค่าความผิดพลาดของเอาต์พุตให้น้อยที่สุด



รูปที่ 2.5 เครือข่ายประสาทเทียมแบบไปข้างหน้า

บทที่ 3

การทำภาพพิมพ์ลายน้ำดิจิทัลแบบปรับตัวได้โดยใช้เครือข่ายประสาทเทียม

3.1 บทนำ

จากความต้องการหลักของการทำภาพพิมพ์ลายน้ำดิจิทัลทั้งด้านคุณภาพของภาพหลังฝังสัญญาณลายน้ำ และความทนทานของภาพพิมพ์ลายน้ำดิจิทัลต่อการโจมตีในรูปแบบต่าง ๆ ซึ่งเป็นความต้องการที่มีความขัดแย้งกันในตัว ดังนั้นจึงต้องค้นหาวิธีการทำภาพพิมพ์ลายน้ำดิจิทัลที่ตอบสนองความต้องการทั้งสองข้างต้นได้เท่า ๆ กัน ทำให้มีการพัฒนาวิธีการทำภาพพิมพ์ลายน้ำดิจิทัลออกมาหลายรูปแบบต่าง ๆ กันไป ซึ่งในบทนี้ จะกล่าวถึงการทำภาพพิมพ์ลายน้ำดิจิทัลโดยการฝังสัญญาณลายน้ำลงบนภาพที่ได้จากกล้อง SEM (Scanning electron microscope) โดยเป็นภาพของสารเฟอร์ริกคลอไรด์ (FeCl_2) และภาพของสารเฟอร์ริกคลอไรด์ (FeCl_3) ซึ่งเป็นสารประกอบแร่เหล็กที่มีในน้ำธรรมชาติ บทนี้จะนำเสนอวิธีการฝังสัญญาณลายน้ำ โดยวิธีการกระจายการฝังสัญญาณลายน้ำบนสเปกตรัมความถี่ [2] โดยใช้การแปลงสัญญาณโคไซน์แบบไม่ต่อเนื่อง DCT (Discrete cosine transforms) และได้้นำเครือข่ายประสาทเทียมที่อาศัยระบบการมองเห็นของมนุษย์ (Human visual system) มาใช้ในการฝังสัญญาณลายน้ำบนภาพด้วย เพื่อตอบสนองความต้องการข้างต้น และในบทนี้ยังกล่าวถึงผลลัพธ์ที่ได้จากการทดลอง การอภิปรายถึงผลลัพธ์ที่ได้ รวมทั้งบทสรุปที่ได้รับจากงานวิจัยในบทนี้

3.2 วิธีการฝังสัญญาณลายน้ำ

การทำภาพพิมพ์ลายน้ำดิจิทัลที่นำเสนอในบทนี้ ใช้อัลกอริทึมที่นำเสนอโดย Cox.et.al. [2] ซึ่งใช้เทคนิคการฝังสัญญาณลายน้ำแบบการกระจายแถบความถี่ (Spread spectrum) โดยอัลกอริทึมการฝังสัญญาณลายน้ำมีดังนี้

1. ทำการแปลงสัญญาณภาพต้นฉบับด้วยการแปลงสัญญาณโคไซน์แบบไม่ต่อเนื่อง (DCT)
2. ทำการฝังสัญญาณลายน้ำลงไปในสัมประสิทธิ์การแปลง DCT ตามสมการที่ (3.1)

$$v'_i = v_i(1 + \alpha_k x_i) \quad (3.1)$$

เมื่อ v_i คือ สัมประสิทธิ์การแปลง DCT ลำดับที่ i ของภาพต้นฉบับ

v'_i คือ สัมประสิทธิ์การแปลง DCT ลำดับที่ i ที่ถูกฝังลายน้ำ

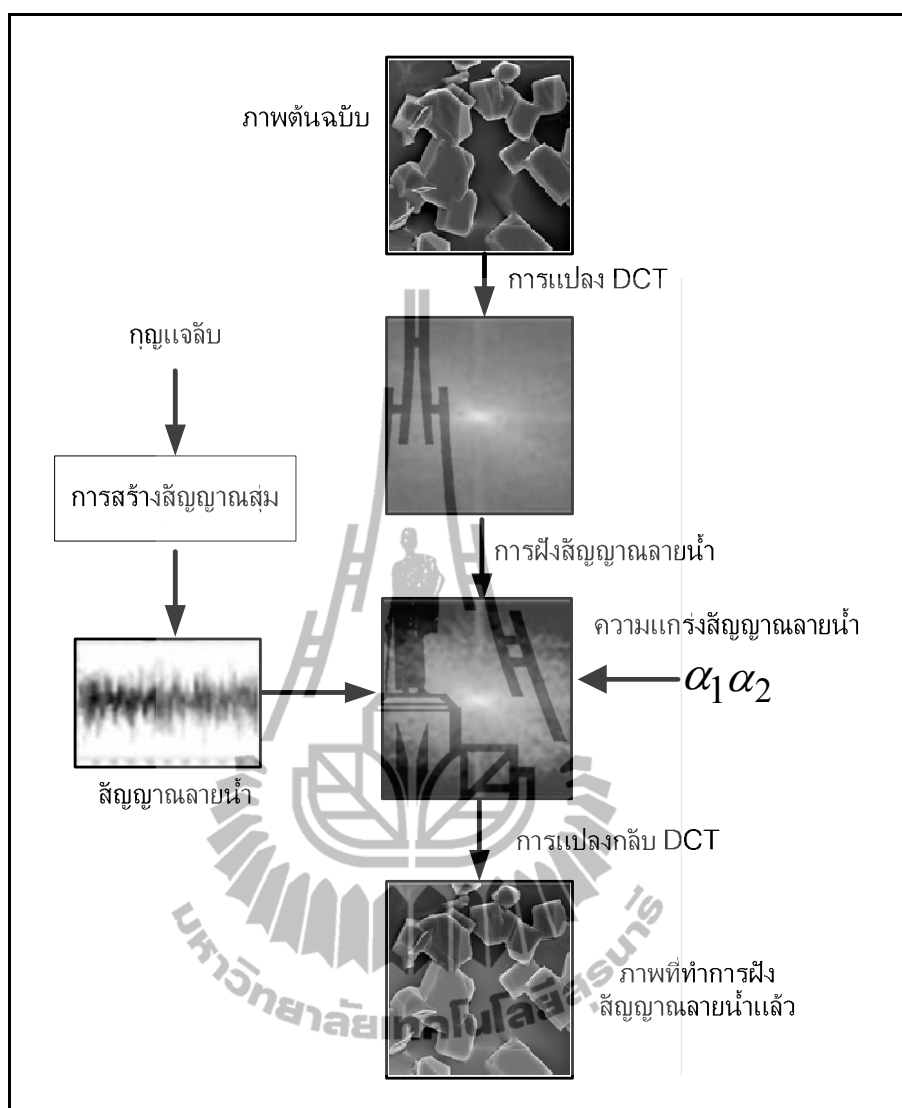
x_i คือ สัญญาณลายน้ำที่ทำการฝังที่ตำแหน่ง i เมื่อ $i = 1, 2, \dots, 1,000$

และ α_k คือค่าความแรงของสัญญาณลายน้ำ (Watermark strength) เมื่อ $k = 1, 2$ โดยที่ α_1 จะใช้สำหรับสัมประสิทธิ์การแปลง DCT 500 ตำแหน่งแรกและ α_2 จะใช้สำหรับสัมประสิทธิ์การแปลง DCT ตำแหน่งอีก 500 ที่เหลือ โดยที่ค่าความแรงของสัญญาณลายน้ำทั้งสองค่าจะได้มาจากการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดด้วยเครือข่ายประสาทเทียมในหัวข้อที่ 3.4

3. ทำการแปลงกลับสัมประสิทธิ์การแปลง DCT เพื่อให้ได้ภาพที่ฝังสัญญาณลายน้ำดิจิทัลเรียบร้อยแล้ว

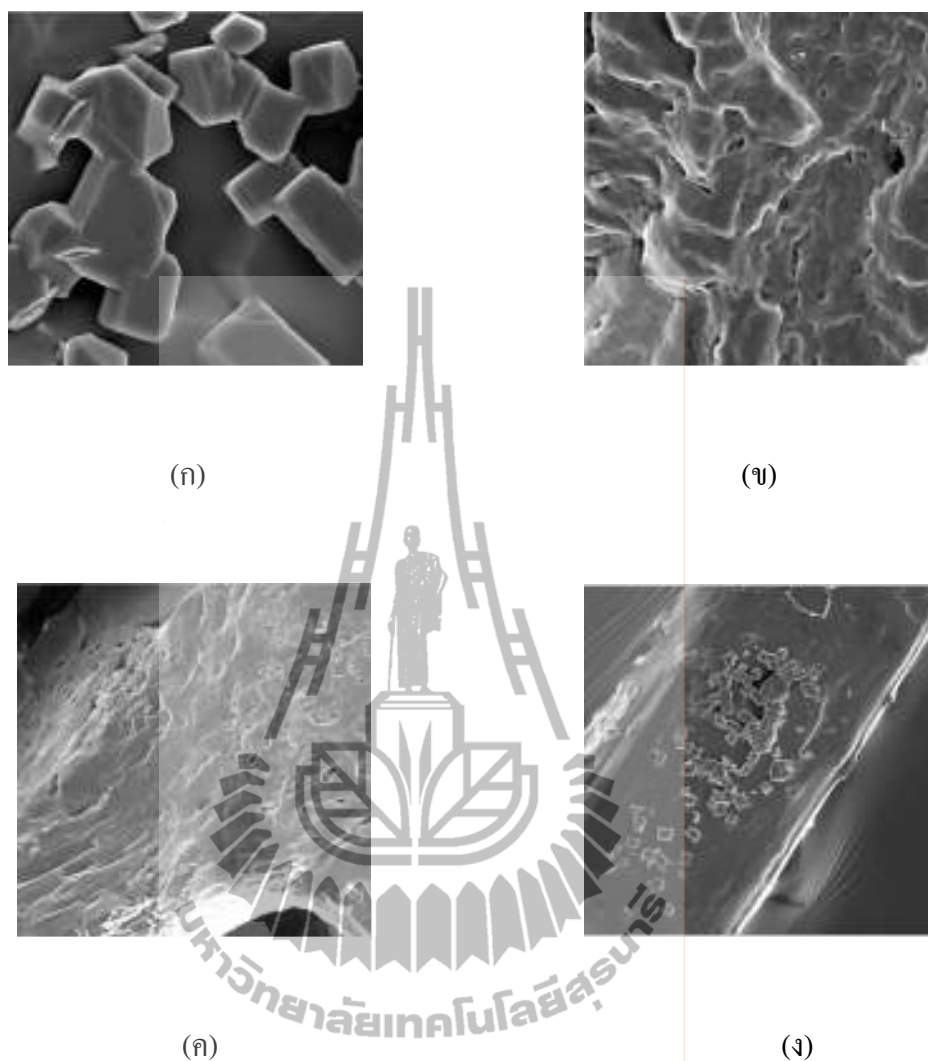
โดยแผนภาพการฝังสัญญาณลายน้ำแสดงไว้ในรูปที่ 3.1





รูปที่ 3.1 แผนภาพการดึงสัญญาณละลายน้ำ

ผู้วิจัยได้ทำการทดสอบอัลกอริทึมการดึงละลายน้ำตามสมการ (3.1) เพื่อทดสอบคุณภาพของภาพเอาต์พุตและความทนทานของละลายน้ำโดยใช้ภาพต้นฉบับที่ได้จากกล้อง SEM (Scanning electron microscope) ทั้งหมด 4 ภาพโดยเป็นภาพของสารเฟอร์ริกคลอไรด์ (FeCl_2) ซึ่งเป็นเหล็กที่มีในน้ำธรรมชาติและภาพสารเฟอร์ริกคลอไรด์ (FeCl_3) ขนาด 512×512 พิกเซล ดังรูปที่ 3.2(ก) (ข) (ค) และ (ง)



รูปที่ 3.2 ภาพต้นฉบับที่ใช้ในการฝังสัญญาณลายน้ำ

งานวิจัยได้ใช้ค่า *PSNR* (Peak signal-to-noise ratio) ซึ่งเป็นค่ามาตรฐาน ที่นักวิจัยทั่วไปใช้ในการเปรียบเทียบคุณภาพของภาพดิจิทัลที่ผ่านกระบวนการประมวลผลทางสัญญาณใด ๆ กับรูปภาพต้นฉบับ ค่า *PSNR* ที่สูงจะชี้ให้เห็นถึงคุณภาพของรูปที่ใกล้เคียงกับรูปภาพต้นฉบับ ค่า *PSNR* นี้ได้ถูกนำมาใช้ในการประเมินคุณภาพของรูปภาพที่ผ่านการฝังสัญญาณลายน้ำมาแล้ว ค่า *PSNR* สามารถคำนวณได้ตามสมการที่ (3.2) และ (3.3)

$$MSE = \frac{1}{N \times N} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} \left(I_{org}(i,j) - I_w(i,j) \right)^2 \quad (3.2)$$

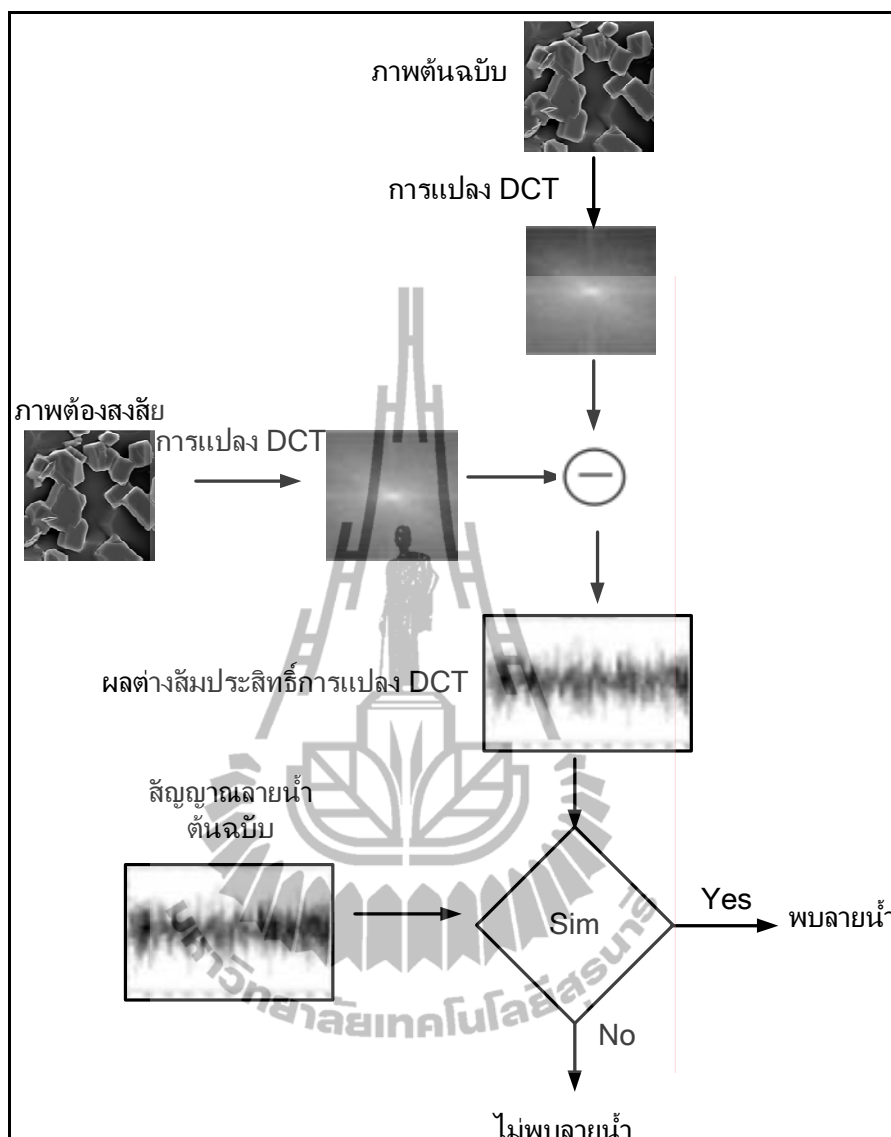
$$PSNR = 10 \log_{10} \left[\frac{255^2}{MSE} \right] \quad (3.3)$$

เมื่อ I_{org} คือ ค่าพิกเซลของภาพต้นฉบับ, I_w คือ ค่าพิกเซลของภาพที่ฝังสัญญาณลายน้ำ และ $N \times N$ คือขนาดของรูปภาพ โดยที่ค่า MSE (Mean square error) สมการที่ (3.2) จะได้จากการคำนวณในทุก ๆ ตำแหน่งของพิกเซลภายในรูปภาพ ทั้งนี้คุณภาพของรูปภาพภายหลังกระบวนการฝังสัญญาณลายน้ำจะวัดได้จาก $PSNR$ ซึ่งโดยทั่วไปแล้วค่า $PSNR$ ที่ยอมรับได้สำหรับการใช้งานจริงในทางปฏิบัติควรจะอยู่ระหว่าง 30 - 40 dB [18]

3.3 การตรวจจับสัญญาณลายน้ำ

การตรวจจับสัญญาณลายน้ำเป็นการตรวจหาสัญญาณลายน้ำจากภาพที่อาจจะมีสัญญาณลายน้ำแล้วนำมาเปรียบเทียบกับสัญญาณลายน้ำต้นฉบับ โดยอัลกอริทึมการกู้คืนสัญญาณลายน้ำมีดังนี้

1. ทำการแปลงสัญญาณภาพต้องสงสัยที่อาจมีสัญญาณลายน้ำด้วยการแปลงภาพด้วยสัญญาณโคไซน์แบบไม่ต่อเนื่อง
2. ทำการแปลงสัญญาณภาพต้นฉบับด้วยการแปลงสัญญาณโคไซน์แบบไม่ต่อเนื่อง
3. นำค่าสัมประสิทธิ์ของการแปลงจากภาพจากข้อที่ 1 และข้อที่ 2 มาทำการลบกันจะได้ค่าผลต่างของสัมประสิทธิ์การแปลง DCT ที่อาจมีสัญญาณลายน้ำในภาพต้องสงสัย
4. นำสัญญาณลายน้ำต้นฉบับและสัญญาณลายน้ำที่ตรวจจับได้มาทำการเปรียบเทียบกันซึ่งขั้นตอนการตรวจจับสัญญาณลายน้ำแสดงในรูปแบบที่ 3.3



รูปที่ 3.3 แผนภาพการตรวจจับสัญญาณลายน้ำ

จากนั้นจะทำการคำนวณหาค่าความเหมือนกัน (Similarity) ของสัญญาณลายน้ำต้นฉบับกับสัญญาณลายน้ำที่ตรวจจับมาได้ด้วยสมการที่ (3.4)

$$sim(X, X^*) = \frac{X^* \cdot X}{\sqrt{X^* \cdot X^*}} \quad (3.4)$$

เมื่อ X^* คือสัญญาณลายน้ำที่ถูกกู้คืนมา และ X คือลายน้ำต้นฉบับ

3.4 การทำภาพพิมพ์ลายน้ำดิจิทัลแบบปรับตัวได้

จากความต้องการหลักของการทำภาพพิมพ์ลายน้ำดิจิทัลที่มีความขัดแย้งกันระหว่างคุณภาพของภาพเอาต์พุตและความทนทานของสัญญาณลายน้ำการที่จะทำได้ความต้องการทั้งสองอย่างพร้อมกันนั้น ผู้วิจัยได้นำเครือข่ายประสาทเทียมมาใช้ในการหาค่าความแรงของสัญญาณลายน้ำสำหรับภาพแต่ละภาพ ซึ่งมีลักษณะเฉพาะของภาพที่แตกต่างกัน ทั้งนี้เพื่อที่จะทำให้ได้ภาพพิมพ์ลายน้ำที่มีคุณภาพของภาพที่สูงและมีความทนทานที่สุด เครือข่ายประสาทเทียมที่เลือกใช้มีสถาปัตยกรรมเป็นแบบมีการเชื่อมโยงไปข้างหน้า คือ Multi-layer feed forward network ซึ่งเป็นเครือข่ายประสาทเทียมที่นิยมใช้คู่กับอัลกอริทึมแบบแพร่กลับ (Back propagation) จำนวนโหนดในชั้นแรกจะถูกกำหนดโดยจำนวนตัวแปรพารามิเตอร์หรืออินพุตในโมเดล ในขณะที่จำนวนโหนดในชั้นผลลัพธ์หรือเอาต์พุตเท่ากับจำนวนผลลัพธ์ที่ต้องการในโมเดล สิ่งสำคัญในการสร้างโมเดลคือการเลือกจำนวนโหนดและฟังก์ชันการแปลง (Transfer function) โดยโครงสร้างของประสาทเทียมที่ใช้จะมีทั้งหมด 4 เลเยอร์ประกอบด้วยเลเยอร์อินพุต (Input Layer) 1 เลเยอร์ เลเยอร์ซ่อน (Hidden Layer) 2 เลเยอร์ และเลเยอร์เอาต์พุต (Output Layer) 1 เลเยอร์ โดยฟังก์ชันการแปลงของเลเยอร์ซ่อนคือ Tan-sigmoid function และสำหรับฟังก์ชันการแปลงของเลเยอร์เอาต์พุตคือ Log-sigmoid function โดยอินพุตของเครือข่ายประสาทเทียมคือค่าโครงสร้างลักษณะเฉพาะของภาพ โดยโครงสร้างเฉพาะของภาพทั้ง 5 ได้แก่

- (1) ค่าเชิงมุมที่สอง (Angular second moment) ของภาพ (Q_1)คำนวณได้ตามสมการที่ (3.5) ดังนี้

$$Q_1 = \sum_{i,j} (Co(i,j))^2 \quad (3.5)$$

- (2) ค่าความเปรียบต่าง (Contrast) ของภาพ (Q_2) คำนวณได้ตามสมการที่ (3.6) ดังนี้

$$Q_2 = \sum_{i,j} (i-j)^2 \cdot Co(i,j) \quad (3.6)$$

- (3) ค่าความสัมพันธ์กัน (Correlation) ของภาพ (Q_3) คำนวณได้ตามสมการที่ (3.7) ดังนี้

$$Q_3 = \frac{\sum_{i,j} ijCo(i,j) - m_x \cdot m_y}{S_x \cdot S_y} \quad (3.7)$$

$$\text{เมื่อ } m_x = \sum_i i \sum_j Co(i,j), \quad m_y = \sum_j j \sum_i Co(i,j),$$

$$S_x^2 = \sum_i i^2 \sum_j Co(i,j) - m_x^2, \quad S_y^2 = \sum_j j^2 \sum_i Co(i,j) - m_y^2$$

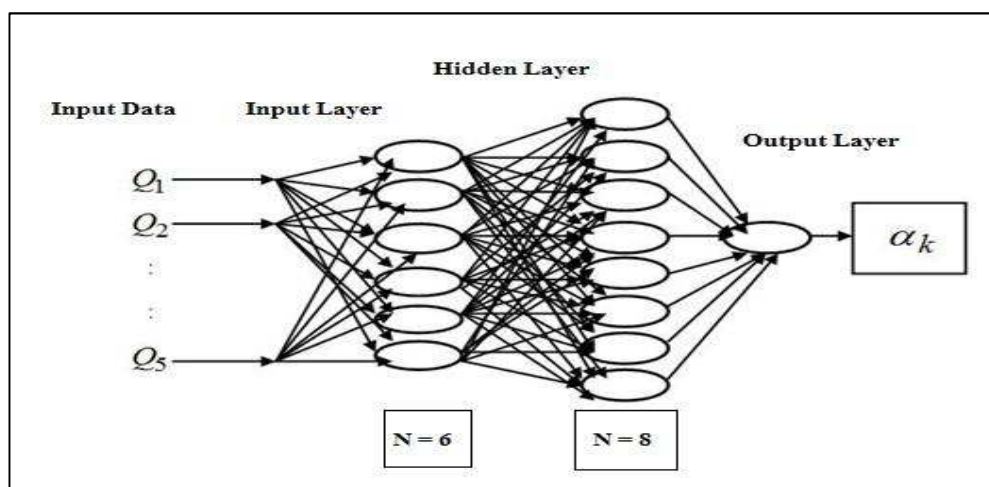
(4) ค่าเอนโทรปี (Entropy) ของภาพ (Q_4) คำนวณได้ตามสมการที่ (3.8) ดังนี้

$$Q_4 = - \sum_{i,j} Co(i,j) \cdot \log(Co(i,j)) \quad (3.8)$$

(5) ค่าเฉลี่ย (Mean) ของภาพ (Q_5) คำนวณได้ตามสมการที่ (3.9) ดังนี้

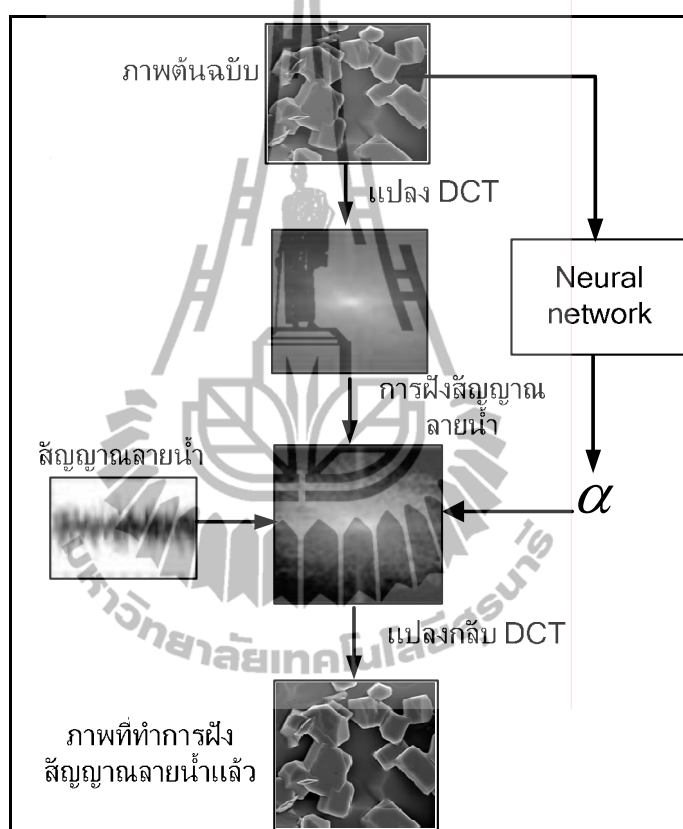
$$Q_5 = \frac{\sum_{i,j} Co(i,j)}{i \times j} \quad (3.9)$$

เอาต์พุตที่ได้คือ ค่าความแรงของสัญญาณลายน้ำ ที่มีความเหมาะสมที่สุดโดยโครงสร้างของเครือข่ายประสาทเทียมที่ทดลองใช้แสดงในรูปที่ 3.4



รูปที่ 3.4 โครงสร้างเครือข่ายประสาทเทียม

ซึ่งเครือข่ายประสาทเทียมจะนำไปใช้ในขั้นตอนของการฝึงสัญญาณลายน้ำ โดยก่อนที่จะทำการฝึงสัญญาณลายน้ำจะนำภาพที่เป็นภาพต้นฉบับ ส่งไปให้เครือข่ายประสาทเทียมหาค่าความแรงของสัญญาณลายน้ำที่เหมาะสมที่สุดต่อรูปภาพนั้น ๆ เมื่อได้ค่าความแรงสัญญาณลายน้ำแล้ว ก็ทำการฝึงสัญญาณลายน้ำตามขั้นตอนต่อไป ซึ่งกระบวนการฝึงสัญญาณลายน้ำที่ประยุกต์ใช้เครือข่ายประสาทเทียม แสดงได้ดังรูปที่ 3.5

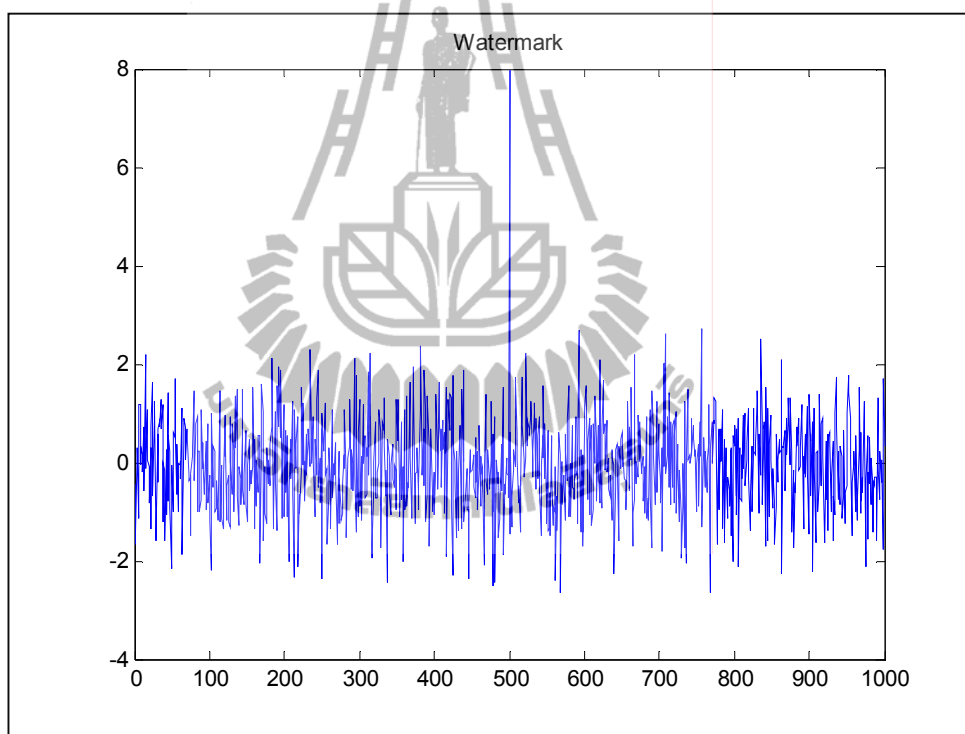


รูปที่ 3.5 แผนภาพการฝึงสัญญาณลายน้ำที่ประยุกต์ใช้เครือข่ายประสาทเทียม

3.5 ผลการทดลอง

การทดสอบประสิทธิภาพของอัลกอริทึมที่นำเสนอ จะทำการทดสอบคุณภาพของภาพที่ถูกฝึงสัญญาณลายน้ำโดยการคำนวณค่า *PSNR* ตามสมการที่ (3.2) และทำการทดสอบความทนทานของสัญญาณลายน้ำโดยทำการคำนวณค่า *sim* ตามสมการที่ (3.4) การโจมตีสัญญาณลายน้ำภายหลังการฝึงสัญญาณลายน้ำโดยวิธีการต่าง ๆ เช่น Median filter, Gaussian noise, Low pass filter และ JPEG compression

ข้อมูลภาพดิจิทัลที่ใช้ในการทดสอบเป็นภาพระดับเทาจากกล้อง SEM (Scanning electron microscope) โดยมีขนาด 512×512 พิกเซล จำนวน 4 ภาพ ดังแสดงไว้ในรูปที่ 3.1 สัญญาณลายน้ำที่ใช้ในการทดสอบ เป็นสัญญาณลายน้ำที่ได้จากการสุ่มจากการแจกแจงปกติ (Normal distribution) $N(0,1)$ ด้วยค่าเฉลี่ย 0 และค่าความแปรปรวนเท่ากับ 1 ทั้งหมดจำนวน 1,000 ค่า ดังแสดงไว้ในรูปที่ 3.6 ผลลัพธ์ที่ได้จากการทดสอบจะนำมาทำการเปรียบเทียบกับวิธีที่นำเสนอโดย Cox *et.al.* (1997) [2] โดยวิธีการของ Cox *et.al.* ใช้ค่าความแรงแรงสัญญาณลายน้ำคงที่เท่ากับ 0.1 แต่วิธีการที่นำเสนอจะมีค่าความแรงแรงสัญญาณลายน้ำ (α_k) ปรับเปลี่ยนตามคุณลักษณะเฉพาะของภาพ SEM ที่ใช้ในการทดสอบ



รูปที่ 3.6 สัญญาณลายน้ำ

3.5.1 ผลการทดสอบคุณภาพของภาพที่ฝังสัญญาณลายน้ำ

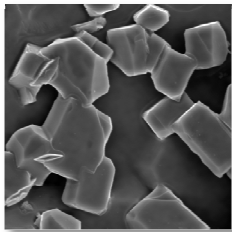
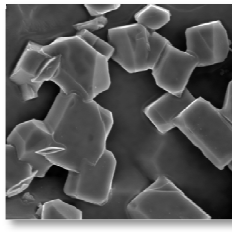
ในขั้นตอนการทดสอบได้ทำการฝังสัญญาณลายน้ำบนภาพ SEM ทั้งสี่ภาพ จากนั้นทำการคำนวณค่า $PSNR$ ของทั้งสี่ภาพตามสมการที่ (3.2) เพื่อใช้เป็นตัวชี้วัดคุณภาพของภาพหลังจากฝังสัญญาณลายน้ำ จากนั้นทำการเปรียบเทียบกับค่า $PSNR$ จากงานวิจัยของ Cox *et.al.* [2] ที่ใช้ค่า α คงที่เท่ากับ 0.1 ผลการเปรียบเทียบได้แสดงในตารางที่ 3.1 ซึ่งจะเห็นได้ว่าค่า $PSNR$

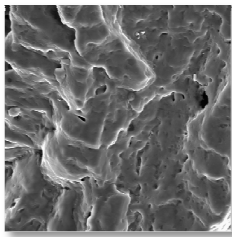
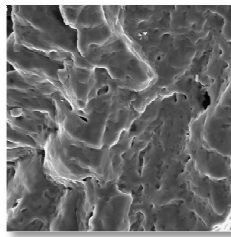
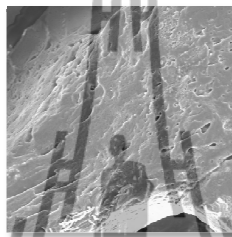
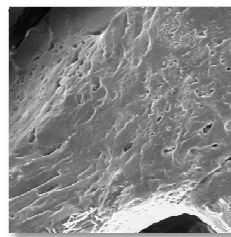
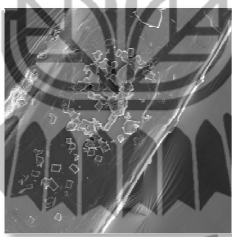
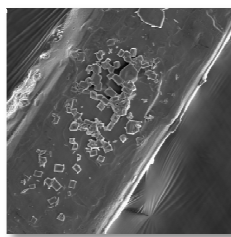
ของวิธีการที่นำเสนอสูงกว่างานวิจัยที่นำมาเปรียบเทียบโดยมีค่าเพิ่มขึ้นประมาณ 6 dB ภาพที่ผ่านการฝังสัญญาณลายน้ำของวิธีการที่นำเสนอเปรียบเทียบกับงานวิจัยของ Cox *et.al.*[2] แสดงไว้ในตารางที่ 3.2

ตารางที่ 3.1 ค่า *PSNR* ของภาพที่ฝังสัญญาณลายน้ำแล้ว

ภาพ	วิธีการที่นำเสนอ			วิธีการ Cox <i>et.al.</i> [2]	
	α_1	α_2	<i>PSNR</i> (dB)	α	<i>PSNR</i> (dB)
SEM_image1	0.05	0.09	39.95	0.1	34.43
SEM_image2	0.05	0.08	39.37	0.1	33.61
SEM_image3	0.05	0.09	36.70	0.1	30.78
SEM_image4	0.05	0.08	40.07	0.1	34.23
ค่าเฉลี่ย <i>PSNR</i>			39.02		33.26

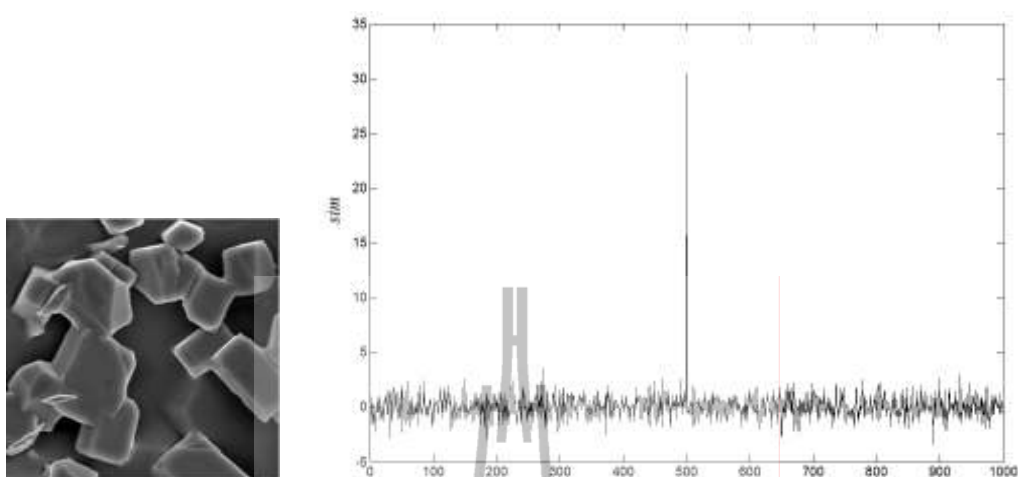
ตารางที่ 3.2 ภาพที่ผ่านการฝังสัญญาณลายน้ำของวิธีการที่นำเสนอเปรียบเทียบกับงานวิจัยของ Cox *et.al.*

รูปภาพ	ภาพที่ฝังสัญญาณลายน้ำ	
	วิธีการที่นำเสนอ	วิธีการ Cox <i>et.al.</i> [2]
SEM_image1	 <i>PSNR</i> = 39.95 (dB)	 <i>PSNR</i> = 34.43 (dB)

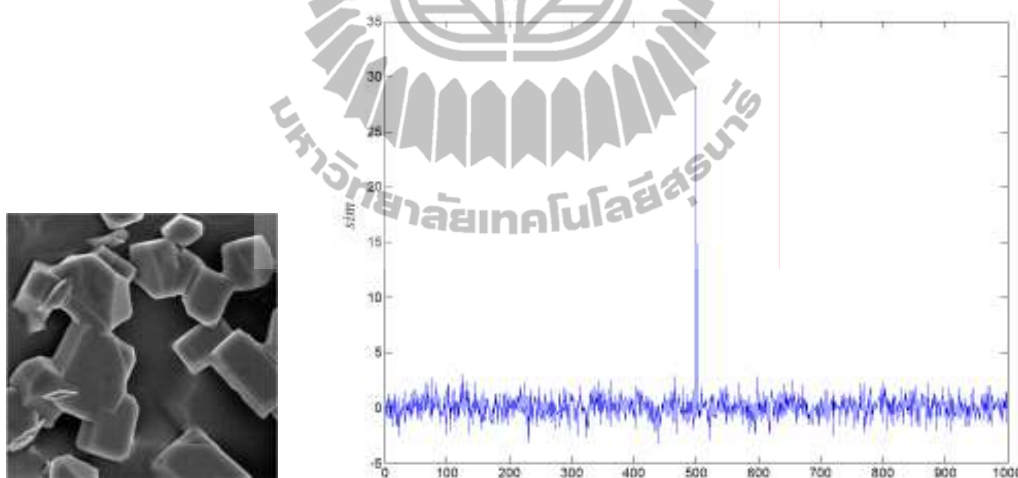
SEM_image2	 $PSNR = 39.37 \text{ (dB)}$	 $PSNR = 33.61 \text{ (dB)}$
SEM_image3	 $PSNR = 36.70 \text{ (dB)}$	 $PSNR = 30.78 \text{ (dB)}$
SEM_image4	 $PSNR = 40.07 \text{ (dB)}$	 $PSNR = 34.23 \text{ (dB)}$

3.5.2 ผลการทดสอบความทนทานของสัญญาณลายน้ำ

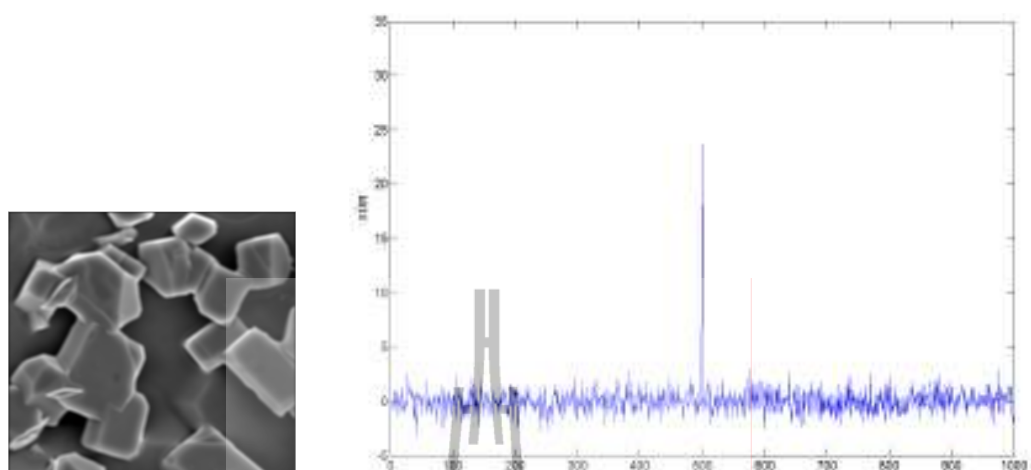
เพื่อที่จะตรวจสอบว่าสัญญาณลายน้ำมีความทนทานมากหรือน้อยเพียงใดต่อการโจมตี ผู้วิจัยจึงได้กำหนดวิธีการโจมตีรูปภาพที่ผ่านการฝังสัญญาณลายน้ำ โดยใช้วิธีการต่าง ๆ เช่น ตัวกรองข้อมูลภาพโดยใช้ค่ามัธยฐาน (Median filter) การเพิ่มสัญญาณรบกวนแบบเกาส์เซียน (Gaussian noise) เป็นต้น รูปที่ 3.7 แสดงภาพ SEM_image1 ภายหลังจากถูกโจมตีด้วยวิธีต่าง ๆ และกราฟแสดงผลการคำนวณค่า *sim* ของการโจมตี โดยตำแหน่งที่ 500 แสดงการคำนวณค่า *sim* ของสัญญาณลายน้ำที่ตรวจจับได้กับสัญญาณลายน้ำต้นฉบับ ส่วนตำแหน่งอื่น ๆ แสดงผลการคำนวณค่า *sim* ของสัญญาณลายน้ำต้นฉบับกับสัญญาณลายน้ำจากการสุ่มโดยใช้รหัสลับที่ไม่ตรงกับรหัสในการสุ่มของระบบ ซึ่งจะพบว่าให้ค่า *sim* ที่ต่ำมาก ในขณะที่ตำแหน่งที่ 500 ให้ค่า *sim* ที่สูงกวามาก ซึ่งแสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพที่ดีของตัวตรวจจับสัญญาณลายน้ำ



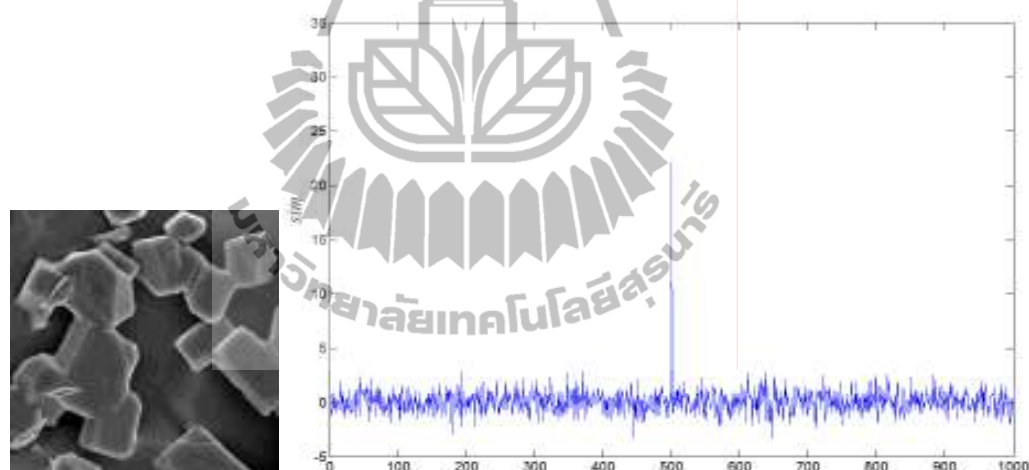
(ก) ภาพและกราฟค่า *sim* ที่ผ่านการโฟกัสด้วยตัวกรองข้อมูลภาพโดยใช้ค่ามัธยฐาน



(ข) ภาพและกราฟค่า *sim* ที่ผ่านการโฟกัสด้วยการเพิ่มสัญญาณรบกวนแบบเกาส์เซียน



(ค) ภาพและกราฟค่า *sim* ที่ผ่านการ โจมตีด้วยตัวกรองความถี่ต่ำผ่าน



(ง) ภาพและค่า *sim* ที่ผ่านการ โจมตีด้วย JPEG lossy compression ที่ 10%

รูปที่ 3.7 ภาพและกราฟค่า *sim* ที่ผ่านการ โจมตีด้วยวิธีการ (ก) Median filter (ข) Gaussian noise
(ค) Low pass filter (ง) JPEG lossy compression ที่ 10%

จากผลการทดลองที่ได้จะเห็นอย่างชัดเจนว่าเมื่อภาพผ่านการ โจมตีด้วยวิธีการต่าง ๆ แล้ว คุณภาพของภาพจะถูกลดทอนลงแตกต่างกันตามชนิดของการ โจมตีแต่สัญญาณลายน้ำยังสามารถ ตรวจจับได้ ตารางที่ 3.3 แสดงการเปรียบเทียบค่า *sim* ของภาพ SEM_image1 ที่ไม่ผ่านการ โจมตี และผ่านการ โจมตีด้วยการบีบอัดสัญญาณภาพด้วย JPEG compression ที่ค่าคุณภาพ 10% โดยแสดง

ค่า sim เฉลี่ยของสัญญาณลายน้ำที่ได้จากการใช้ α_1 เท่ากับ 0.05 และ α_2 เท่ากับ 0.08 และ 0.09 จากนั้นทำการโจมตีด้วยวิธีการต่าง ๆ ดังแสดงในตารางที่ 3.4

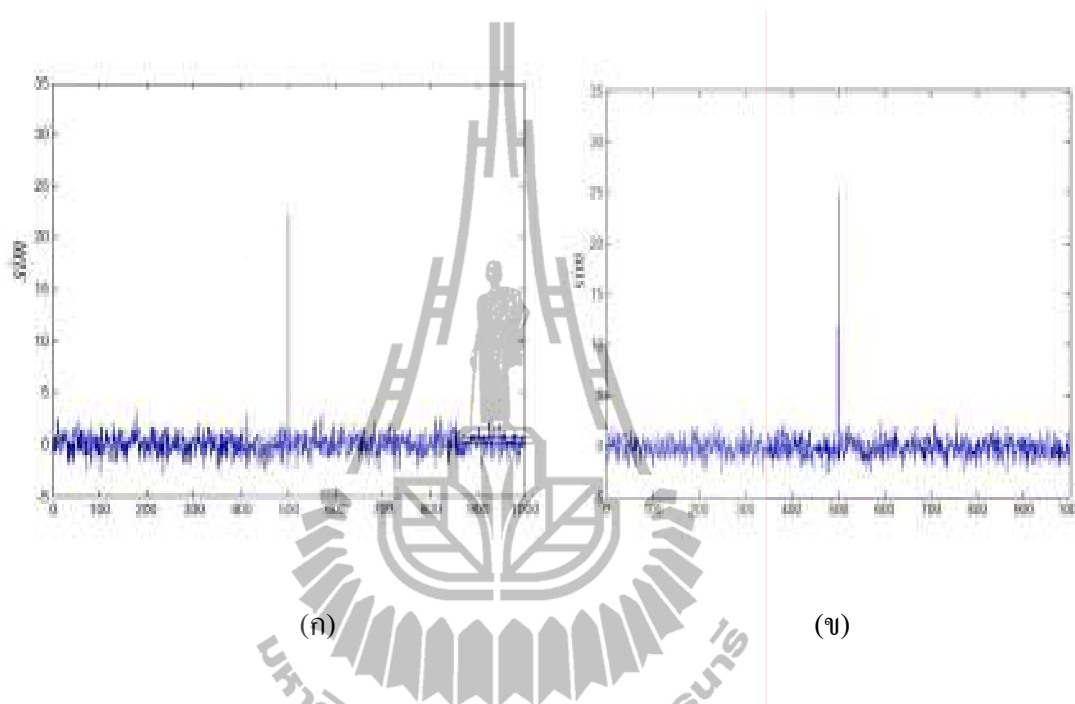
ตารางที่ 3.3 เปรียบเทียบค่า sim ของภาพ SEM_image1 ที่ไม่ผ่านการโจมตีและผ่านการโจมตีด้วยการบีบอัดสัญญาณด้วย JPEG compression ที่ค่าคุณภาพ 10%

ภาพ	วิธีการโจมตี	sim	
		วิธีการที่นำเสนอ	วิธีการ Cox <i>et.al.</i> [2]
SEM_image1 $\alpha_1 = 0.05$ $\alpha_2 = 0.09$	ไม่มีการโจมตี	30.91	30.91
	JPEG compression 10%	22.43	24.76

ตารางที่ 3.4 ค่า sim เฉลี่ยของภาพ 4 ภาพที่ได้จากการใช้ค่า α_1 เท่ากับ 0.05 และ α_2 เท่ากับ 0.08 และ 0.09 เมื่อผ่านการโจมตีแบบต่าง ๆ

วิธีการโจมตี	sim	
	วิธีการที่นำเสนอ	วิธีการ Cox <i>et.al.</i> [2]
ไม่มีการโจมตี	30.91	30.91
Median filter 3×3	30.40	30.65
Gaussian noise 0.001	28.93	29.58
Low pass filter 3×3	23.64	23.69
JPEG 10%	22.06	24.76
JPEG 25%	28.54	29.67
JPEG 50%	30.25	30.51
JPEG 75%	30.72	30.71
JPEG 90%	30.85	30.77

จากรูปที่ 3.8 แสดงกราฟการเปรียบเทียบค่า *sim* ของสัญญาณลายนิ้วมือที่ผ่านการบีบอัดสัญญาณด้วย JPEG compression 10% ของวิธีการที่นำเสนอและวิธีการของ Cox *et.al.* ซึ่งจะเห็นว่าค่า *sim* ของสัญญาณลายนิ้วมือที่ตำแหน่ง 500 ยังคงสามารถตรวจจับได้ทั้งสองวิธี ซึ่งแสดงให้เห็นว่าทั้งสองวิธีมีความทนทานต่อการโจมตีด้วย JPEG compression ที่ใกล้เคียงกัน



รูปที่ 3.8 เปรียบเทียบค่า *sim* ระหว่าง (ก) ภาพที่ผ่านการโจมตีด้วย JPEG compression 10% ของวิธีการที่นำเสนอ และ (ข) ภาพที่ผ่านการโจมตีด้วย JPEG compression 10% ของวิธีการ Cox *et.al.*[2]

3.6 สรุป

บทนี้ได้นำเสนอการฝังสัญญาณลายน้ำสำหรับภาพจากกล้อง SEM ด้วยเทคนิคการฝังสัญญาณลายน้ำแบบกระจายแถบความถี่โดยใช้การแปลง DCT เพื่อทำการแปลงภาพจากโดเมนเชิงพื้นที่เป็นโดเมนความถี่และได้นำทฤษฎีระบบการมองเห็นของมนุษย์มาใช้เป็นตัวคัดแยกความแตกต่างของภาพอินพุตให้กับเครือข่ายประสาทเทียมเพื่อทำการเรียนรู้และปรับค่าความแรงของสัญญาณลายน้ำให้เหมาะสมที่สุดกับภาพนั้น ๆ ผลจากการทดลองฝังลายน้ำลงบนภาพ SEM ที่แตกต่างกันทั้งสี่ภาพพบว่าวิธีการที่นำเสนอมี $PSNR$ ที่สูงขึ้นและมีความทนทานต่อการถูกโจมตีต่าง ๆ ใกล้เคียงกับวิธีการเดิม



บทที่ 4

การพัฒนาเทคนิคการทำภาพพิมพ์ลายน้ำดิจิทัลแบบปรับตัวได้โดยใช้เครือ

ข่ายประสาทเทียม

4.1 บทนำ

จากการศึกษาการทำภาพพิมพ์ลายน้ำดิจิทัลในงานวิจัยต่าง ๆ พบว่าสัญญาณลายน้ำมีความทนทานน้อยมากต่อการโจมตีด้วยวิธีการดัดแปลงเชิงเรขาคณิต (Geometric transformations) ในบทนี้จึงได้พัฒนากระบวนการฝังและการถอดสัญญาณลายน้ำเพื่อที่จะเพิ่มความทนทานของลายน้ำดิจิทัลต่อการโจมตีด้วยวิธีการดัดแปลงเชิงเรขาคณิต วิธีการที่นำเสนอในบทนี้จะใช้การถอดสัญญาณลายน้ำแบบ Blind watermarking และใช้การแปลงดิสครีตเวฟเลต (Discrete wavelet transform, DWT) จำนวน 3 ระดับ สัญญาณลายน้ำที่ใช้เป็นภาพไบนารีขนาด 32×32 พิกเซลโดยในขั้นตอนของการฝังสัญญาณลายน้ำจะทำการสร้างลำดับสัญญาณแบบสุ่ม (Pseudo random sequence) จากภาพระดับเทาขนาด 32×32 พิกเซล เพื่อใช้เป็นรหัสลับของการฝังและการถอดสัญญาณลายน้ำวิธีการที่นำเสนอไม่ต้องใช้ภาพต้นฉบับในการกู้คืนสัญญาณลายน้ำ นอกจากนี้ในส่วนของการกู้คืนสัญญาณลายน้ำได้ประยุกต์ใช้เครือข่ายประสาทเทียม ในการเรียนรู้และจดจำรูปแบบ (Feature learning) ของการดัดแปลงเชิงเรขาคณิตที่ใช้ในการโจมตีรูปภาพทั้งหมด 16 แบบเพื่อให้เครือข่ายประสาทเทียมเรียนรู้และจดจำได้ว่าภาพดังกล่าวถูกดัดแปลงเชิงเรขาคณิตด้วยวิธีการใด เพื่อที่จะได้แก้ไขการวางตัวของภาพกลับคืนลักษณะเดิมเพื่อให้สามารถกู้คืนสัญญาณลายน้ำกลับมาได้ โดยชุดข้อมูลที่จะให้เครือข่ายประสาทเทียมใช้ในการเรียนรู้และจดจำรูปแบบของภาพคือ ค่าโมเมนต์ภาพ (Image moment) ของภาพที่ผ่านการดัดแปลงเชิงเรขาคณิตซึ่งเป็นค่าที่แสดงลักษณะเฉพาะของภาพที่ดัดแปลงในแบบรูปนั้น ๆ

โมเมนต์ภาพ (Image moment) คือ ปริมาณจำนวนเลขในรูปของสเกลาร์ที่ใช้ในการอธิบายลักษณะของฟังก์ชันและใช้ในการดึงคุณลักษณะที่สำคัญของรูปภาพนั้นๆ ออกมาเป็นชุดของตัวเลขซึ่งโมเมนต์ได้ถูกใช้งานกันอย่างแพร่หลายมานับร้อยปีในทางสถิติสำหรับการอธิบายรูปร่างความน่าจะเป็นของฟังก์ชันความหนาแน่น และใช้ในด้านกลศาสตร์พื้นฐานของร่างกายในการวัดการกระจายของมวลร่างกาย ถ้ามองในมุมมองของนักคณิตศาสตร์ โมเมนต์ก็คือ การประมาณการ

การของฟังก์ชันบนพื้นฐานฮาร์โมนิก (Harmonic)) และในปัจจุบันยังใช้ค่าโมเมนต์ภาพในการแสดงลักษณะสำคัญของรูปภาพเพื่อใช้ในการจดจำรูปแบบของภาพ (Pattern recognition) เพื่อให้สามารถแยกแยะภาพต่าง ๆ ออกจากกันได้ ในหัวข้อนี้จะกล่าวถึงเงื่อนไขพื้นฐานของ Image moment ดังนี้

คำนิยามที่ 1.1 โดยฟังก์ชันภาพ (หรือภาพ) เป็นฟังก์ชันจริงแบบเชิงเส้นเป็นช่วง ๆ (Piece-wise linear function) $f(x, y)$ ของสองตัวแปรที่กำหนดไว้ในรูปแบบ $D \subset \mathbb{R} \times \mathbb{R}$

คำนิยามที่ 1.2 General moment $M_{pq}^{(f)}$ ของรูปภาพ $f(x, y)$, โดยที่ p, q เป็นเลขจำนวนเต็มที่ไม่เป็นค่าลบและ $r = p + q$ เรียกว่า ลำดับของโมเมนต์ ซึ่งอธิบายตามสมการที่ (4.1) ดังนี้

$$M_{pq}^{(f)} = \iint_D P_{pq}(x, y) f(x, y) dx dy \quad (4.1)$$

โดยที่ $p00(x, y), p10(x, y), \dots, p_{kj}(x, y), \dots$ คือฟังก์ชันพื้นฐานพหุนาม (Polynomial) ที่อยู่ในขอบเขตบน D (เราละเว้นตัวยก (f) เพื่อที่หลีกเลี่ยงการเกิดความสับสน)

โมเมนต์ภาพแบ่งออกเป็นหลายประเภทด้วยกันตามชนิดของฟังก์ชันพื้นฐานพหุนาม โดยในงานวิจัยนี้ได้เลือกใช้ Moment invariants ที่แสดงต่อภาพสามลักษณะคือ การเลื่อน (Translation) การหมุน (Rotation) และการปรับขนาด (Scaling) เรียกรวมกันได้ว่า “TRS” ซึ่งเป็นการดัดแปลงแบบพื้นฐานที่สุดของฟังก์ชันพื้นที่ TRS บางครั้งเรียกว่า การแปลงคล้าย (Similar conversion) ซึ่งสามารถอธิบายได้ดังสมการ (4.2) ดังนี้

$$X' = sRX + t \quad (4.2)$$

โดยที่ t เป็นเวกเตอร์การเลื่อน

s เป็นค่ากำหนดการปรับขนาดเชิงบวก (โดยในที่นี้เราจะพิจารณาการปรับแบบสม่ำเสมอ (Uniform) เท่านั้น นั่นคือพิจารณาเหมือนกันทั้งในทิศแนวแกนนอนและแนวแกนตั้ง)

และ R คือเมทริกซ์ของการหมุน $\begin{pmatrix} \cos \alpha & -\sin \alpha \\ \sin \alpha & \cos \alpha \end{pmatrix}$ โดยที่ α คือค่ามุมของการหมุน

ค่าคงที่ที่ได้มาจากการคำนวณ TRS เป็นสิ่งที่ได้รับความสนใจมาก โดยมีการประยุกต์ใช้งานจริงหลายๆด้าน เนื่องจากวัตถุที่ต้องใช้ควรได้รับการจดจำอย่างถูกต้องโดยไม่คำนึงถึงตำแหน่งและทิศทางของวัตถุในกรอบฉาก และระยะทางจากวัตถุถึงกล้อง โดยที่โมเดล TRS สามารถ

ประมาณค่าของภาพที่ถูกทำให้เสียหายที่เกิดจากความไม่คมชัดของภาพ เราสามารถคำนวณค่าโมเมนต์แบ่งตามประเภทของการตัดแปลงทั้งสามชนิดได้ดังนี้

1. Invariants to translation ค่าโมเมนต์คงที่ของการเลื่อนตำแหน่งสามารถหาได้โดยการมองให้เหมือนกับว่าขั้ววัตถุตั้งกล่าวที่จุดศูนย์กลางเกิดขึ้นพร้อมกับระบบพิกัดดั้งเดิมหรือในทางกลับกันโดยขั้วจุดพื้นฐานพหุนามไปยังจุดศูนย์กลางของวัตถุซึ่งเราเรียกการคำนวณค่านี้ว่าเป็นค่า Central geometric moments ดังสมการที่ (4.3) ดังนี้

$$\mu_{pq} = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} (x-x_c)^p (y-y_c)^q f(x,y) dx dy \quad (4.3)$$

เมื่อ $x_c = m_{10}/m_{00}$, $y_c = m_{01}/m_{00}$ คือพิกัดของจุดศูนย์กลางของวัตถุ โดยที่ค่า $\mu_{10} = \mu_{01} = 0$ และ $\mu_{00} = m_{00}$ เสมอ

2. Invariants to scaling สามารถหาได้จากการทำให้เป็นค่ากลางปกติ (Normalize) ให้เหมาะสมกับแต่ละโมเมนต์โดยเรียกค่าโมเมนต์ที่ผ่านการสเกลด้วยขนาด S ว่า Normalized central geometric moment ดังสมการที่ (4.4) ดังนี้

$$v_{pq} = \frac{\mu_{pq}}{\mu_{00}^w} \quad (4.4)$$

$$\text{เมื่อ } w = \frac{p+q}{2} + 1$$

3. Invariants to rotation ค่าคงที่ของการหมุนสามารถคำนวณได้ดังสมการที่ (4.5) ดังนี้

$$\phi_1 = m_{20} + m_{02},$$

$$\phi_2 = (m_{20} - m_{02})^2 + 4m_{11}^2,$$

$$\phi_3 = (m_{30} - 3m_{12})^2 + (3m_{21} - m_{03})^2,$$

$$\phi_4 = (m_{30} + m_{12})^2 + (m_{21} + m_{03})^2,$$

$$\phi_5 = (m_{30} - 3m_{12})(m_{30} + m_{12})((m_{30} + m_{12})^2 - 3(m_{21} + m_{03})^2) \\ + (3m_{21} - m_{02})(m_{21} + m_{03})(3(m_{30} + m_{12})^2 - (m_{21} + m_{03})^2),$$

$$\phi_6 = (m_{20} - m_{02})((m_{30} + m_{12})^2 - (m_{21} + m_{03})^2) \\ + 4m_{11}(m_{30} + m_{12})(m_{21} + m_{03}),$$

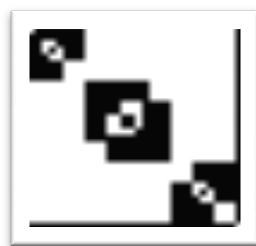
$$\begin{aligned} \phi_7 = & (3m_{21} - m_{03})(m_{30} + m_{12})((m_{30} + m_{12})^2 - 3(m_{21} + m_{03})^2) \\ & - (m_{30} - 3m_{12})(m_{21} + m_{03})(3(m_{30} + m_{12})^2 - (m_{21} + m_{03})^2), \end{aligned} \quad (4.5)$$

4.2 วิธีการฝังสัญญาณลายน้ำ

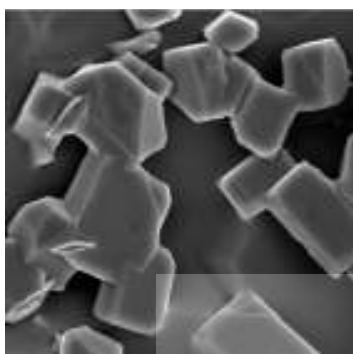
สัญญาณลายน้ำและรหัสลับ (key) ที่ใช้ในการทำภาพพิมพ์ลายน้ำดิจิทัลจะเป็นภาพระดับเทาขนาด 32×32 พิกเซลจำนวนสองภาพ ดังแสดงไว้ดังรูปที่ 4.1 และ 4.2 ภาพต้นฉบับที่ใช้ฝังสัญญาณลายน้ำคือภาพจากกล้อง SEM (Scanning electron microscope) โดยเป็นภาพของสารเฟอร์ริกคลอไรด์ (FeCl_2) ซึ่งเป็นเหล็กที่มีในน้ำธรรมชาติและภาพสารเฟอร์ริกคลอไรด์ (FeCl_3) ขนาด 512×512 พิกเซล ทั้งหมด 10 ภาพ ดังรูปที่ 4.3



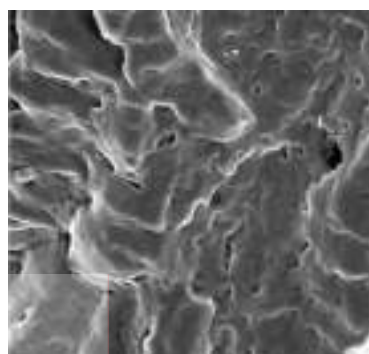
รูปที่ 4.1 สัญญาณลายน้ำรูปภาพระดับเทาขนาด 32×32 พิกเซล



รูปที่ 4.2 รหัสลับ (key) รูปภาพระดับเทาขนาด 32×32 พิกเซล



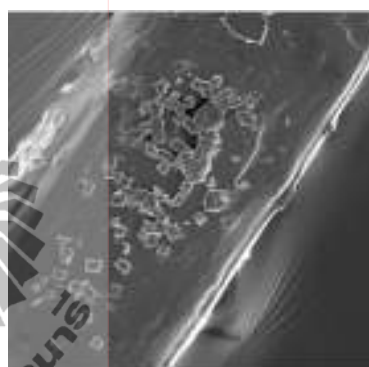
(ก) SEM_image1



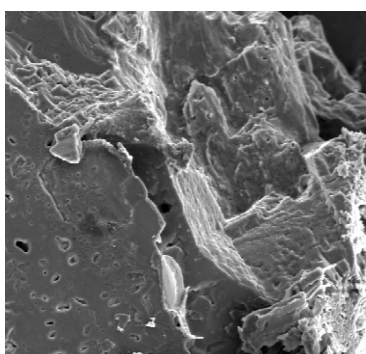
(ข) SEM_image2



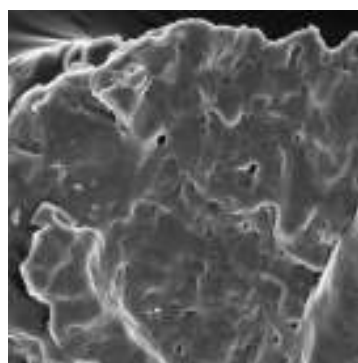
(ค) SEM_image3



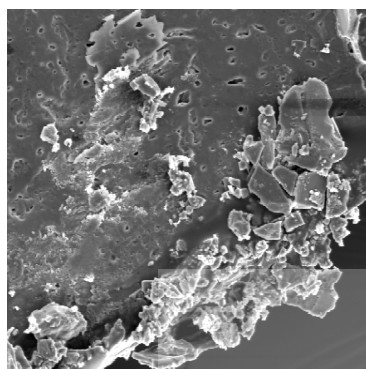
(ง) SEM_image4



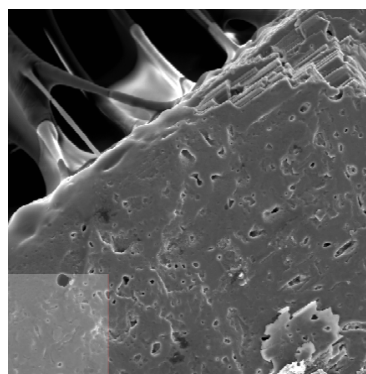
(จ) SEM_image5



(ฉ) SEM_image6



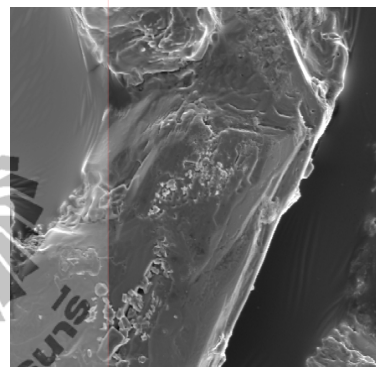
(ข) SEM_image7



(ค) SEM_image8



(ง) SEM_image9

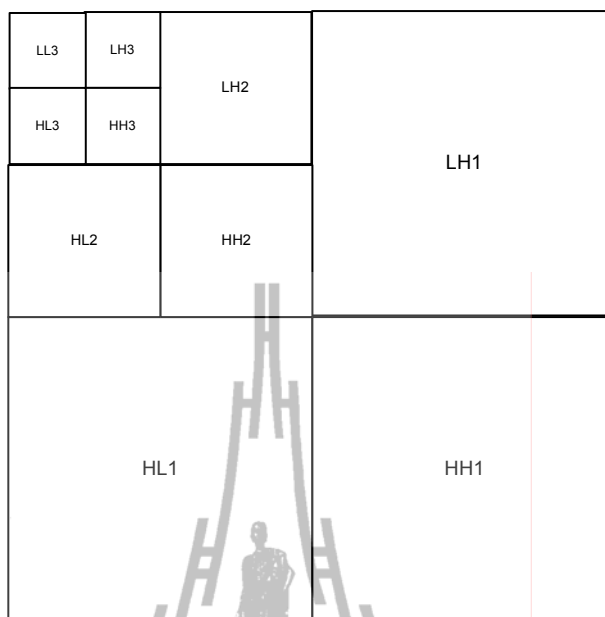


(จ) SEM_image10

รูปที่ 4.3 ภาพต้นฉบับที่ใช้ในการฝังกัญญาณลายน้ำ

ขั้นตอนของการฝังกัญญาณลายน้ำมีดังนี้

1. ทำการแปลงภาพต้นฉบับด้วยการดิสครีตเวฟเลต (Discrete wavelet transform, DWT) จำนวน 3 ระดับซึ่งจะทำให้ได้ภาพแบนด์ย่อย ดังรูปที่ 4.4 โดยผู้วิจัยจะเลือกฝังกัญญาณลายน้ำในสัมประสิทธิ์ในแบนด์ย่อย HH3 เท่านั้น ทั้งนี้เนื่องจากแบนด์ย่อยในส่วนนี้จะเป็นส่วนที่เป็นค่าสัมประสิทธิ์ที่ไม่สำคัญของภาพและถ้าฝังกัญญาณลายน้ำลงในแบนด์ย่อยส่วนนี้จะทำให้ลายน้ำไม่ทำการทำลายคุณภาพของภาพและให้ความทนทานที่ดี



รูปที่ 4.4 ภาพต้นฉบับที่ผ่านการการแปลงดีสครีตเวฟเลต 3 ระดับ

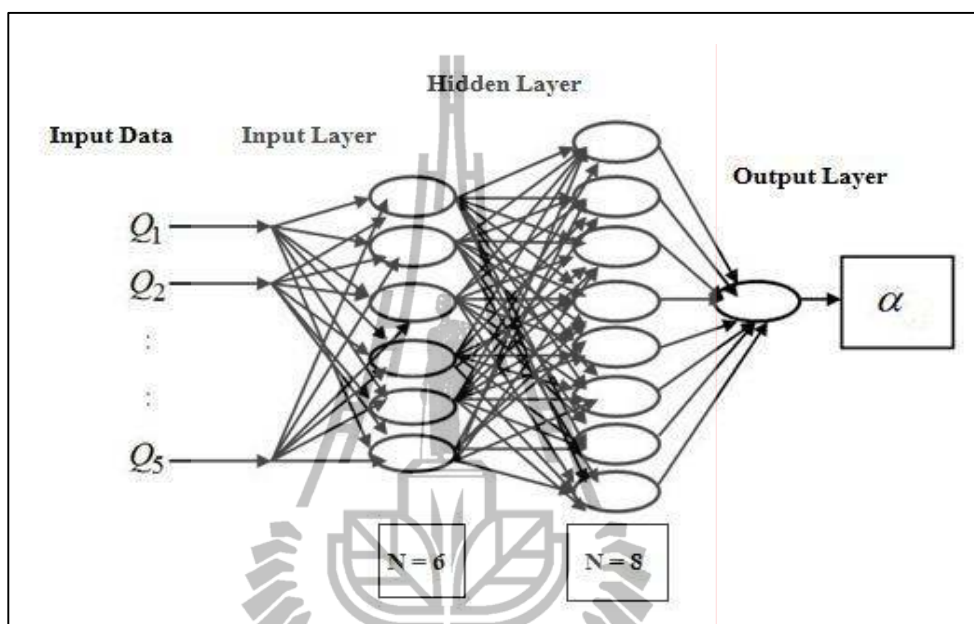
2. ทำการเรียงสลับบิตของรูปภาพสัญญาณลายน้ำให้อยู่ในรูปเวกเตอร์ของบิตศูนย์และหนึ่ง
3. สร้างลำดับสัญญาณสุ่ม Pseudo random sequence จากภาพรหัสลับจำนวน 2 ชุด โดยให้ลำดับชุดที่หนึ่งใช้ในการฝังสัญญาณลายน้ำบิตศูนย์ (PN_0) และอีกชุดหนึ่งใช้ฝังสัญญาณลายน้ำบิตหนึ่ง (PN_1) โดยที่จำนวนของลำดับสัญญาณสุ่มจะต้องเท่ากับจำนวนสัมประสิทธิ์การแปลงเวฟเลต
4. ทำการฝังลำดับสัญญาณสุ่มทั้ง PN_0 และ PN_1 โดยใช้ค่าความแรงแรงของสัญญาณลายน้ำ (α) เท่ากับ 0.09 ซึ่งได้จากเครือข่ายประสาทเทียมเครือข่ายที่ใช้จะมีทั้งหมด 4 เลเยอร์ประกอบด้วยเลเยอร์อินพุต (Input Layer) 1 เลเยอร์ เลเยอร์ซ่อน (Hidden Layer) 2 เลเยอร์ และเลเยอร์เอาต์พุต (Output Layer) 1 เลเยอร์ โดยฟังก์ชันการแปลงของเลเยอร์ซ่อน คือ Tan-sigmoid function และสำหรับฟังก์ชันการแปลงของเลเยอร์เอาต์พุต คือ Log-sigmoid function โดยอินพุตของเครือข่ายประสาทเทียมคือค่าโครงสร้างลักษณะเฉพาะของภาพ เอาต์พุตที่ได้คือค่าความแรงแรงของสัญญาณลายน้ำโดยมีโครงสร้างของเครือข่ายแสดงตามรูปที่ 4.5 ฝังลำดับสัญญาณสุ่มลงในสัมประสิทธิ์การแปลง DWT ของภาพต้นฉบับตามตำแหน่งที่ได้ทำการเลือกไว้ตามสมการที่ (4.6) ดังนี้

$$X' = \begin{cases} X + \alpha * PN_0 & \text{watermark}_{bit} = 0 \\ X + \alpha * PN_1 & \text{watermark}_{bit} = 1 \end{cases} \quad (4.6)$$

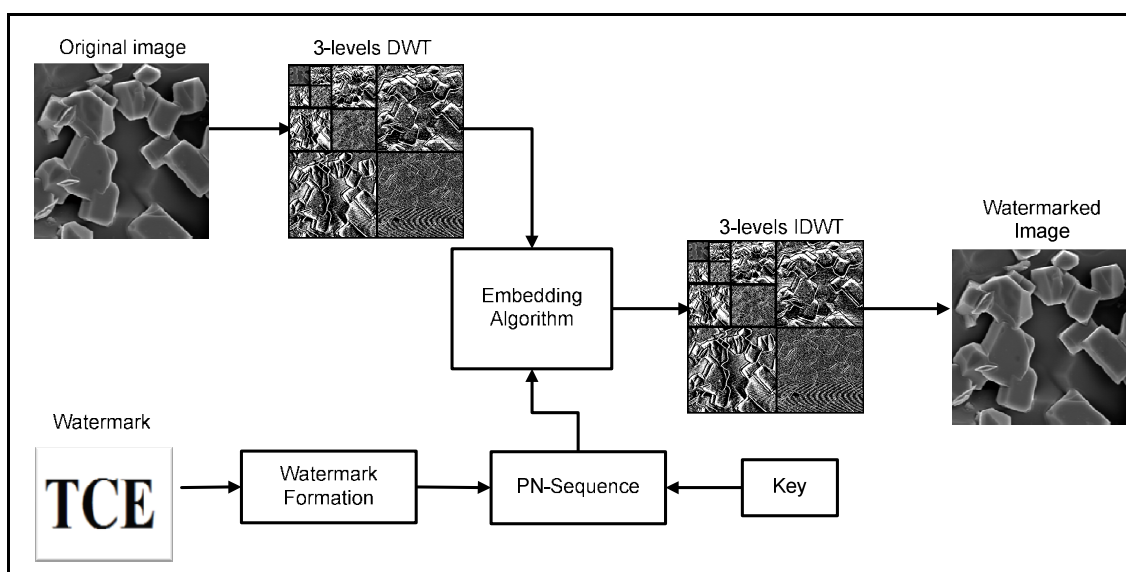
โดย X คือสัมประสิทธิ์การแปลง DWT ของภาพต้นฉบับ

X' คือสัมประสิทธิ์การแปลง DWT ภายหลังจากฝังสัญญาณลายน้ำ

5. ทำการแปลงกลับสัมประสิทธิ์การแปลง DWT ที่ผ่านการฝังสัญญาณลายน้ำโดยการแปลง IDWT จำนวน 3 ระดับ ซึ่งหลังจากแปลงกลับก็จะได้ภาพที่ถูกฝังสัญญาณลายน้ำ
ขั้นตอนการฝังสัญญาณลายน้ำสามารถแสดงเป็นแผนภาพได้ดังรูปภาพที่ 4.6 ดังนี้



รูปที่ 4.5 โครงสร้างเครือข่ายประสาทเทียมที่ใช้หาค่าความแรงของสัญญาณลายน้ำ



รูปที่ 4.6 แผนภาพการฝังสัญญาณลายน้ำดิจิทัล

4.3 การกู้คืนสัญญาณลายน้ำ

ในกู้คืนสัญญาณลายน้ำ ผู้วิจัยได้ประยุกต์ใช้เครือข่ายประสาทเทียมในการเพิ่มความถูกต้องในขั้นตอนการกู้คืนสัญญาณลายน้ำจากการโจมตีภาพพิมพ์ลายน้ำดิจิทัลด้วยวิธีการดัดแปลงเชิงเรขาคณิต เพื่อให้สามารถกู้คืนสัญญาณลายน้ำกลับคืนมาได้เกือบทุกรูปแบบของการโจมตี โดยขั้นตอนของการกู้คืนสัญญาณลายน้ำมีขั้นตอนดังนี้

1. ทำการแปลงสัญญาณภาพต้องสงสัยที่อาจมีสัญญาณลายน้ำด้วยการแปลง DWT 3 ระดับ
2. ทำการสร้างลำดับสัญญาณคู่สองชุด (PN_0 และ PN_1) โดยใช้ภาพรหัสลับเดียวกันกับขั้นตอนการฝังสัญญาณลายน้ำ

3. ทำการคำนวณค่า Correlation ระหว่างสัมประสิทธิ์การแปลง DWT ของภาพกับลำดับสัญญาณคู่ทั้งสองชุด คือ PN_0 และ PN_1 ตามสมการที่ 4.7 ถ้าค่า Correlation ของภาพกับ PN_0 มีค่ามากกว่าค่า Correlation ของภาพกับ PN_1 จะให้สัญญาณลายน้ำที่กู้คืนได้เป็นบิต 0 แต่ถ้ามีค่าต่ำกว่าจะให้สัญญาณลายน้ำที่กู้คืนได้เป็นบิต 1

$$Correlation = \frac{1}{n-1} \sum \left(\frac{x - \bar{x}}{S_x} \right) \left(\frac{y - \bar{y}}{S_y} \right) \quad (4.7)$$

4. นำเวกเตอร์ของบิตลายน้ำที่กู้คืนได้มาทำการจัดเรียงใหม่ให้เป็นภาพขนาด 32×32 พิกเซล ก็จะได้อาภาพสัญญาณลายน้ำกลับคืนมา

5. ถ้าตรวจสอบพบว่าภาพต้องสงสัยที่จะนำมากู้คืนสัญญาณลายน้ำถูกโจมตีด้วยวิธีการดัดแปลงเชิงเรขาคณิต ก็ให้นำภาพดังกล่าวส่งไปให้ส่วนของเครือข่ายประสาทเทียมเพื่อจะได้ทราบว่าถูกโจมตีด้วยการดัดแปลงชนิดใดเพื่อจะได้ทำการแก้ไขและกู้คืนสัญญาณลายน้ำตามขั้นตอนที่ 1-4

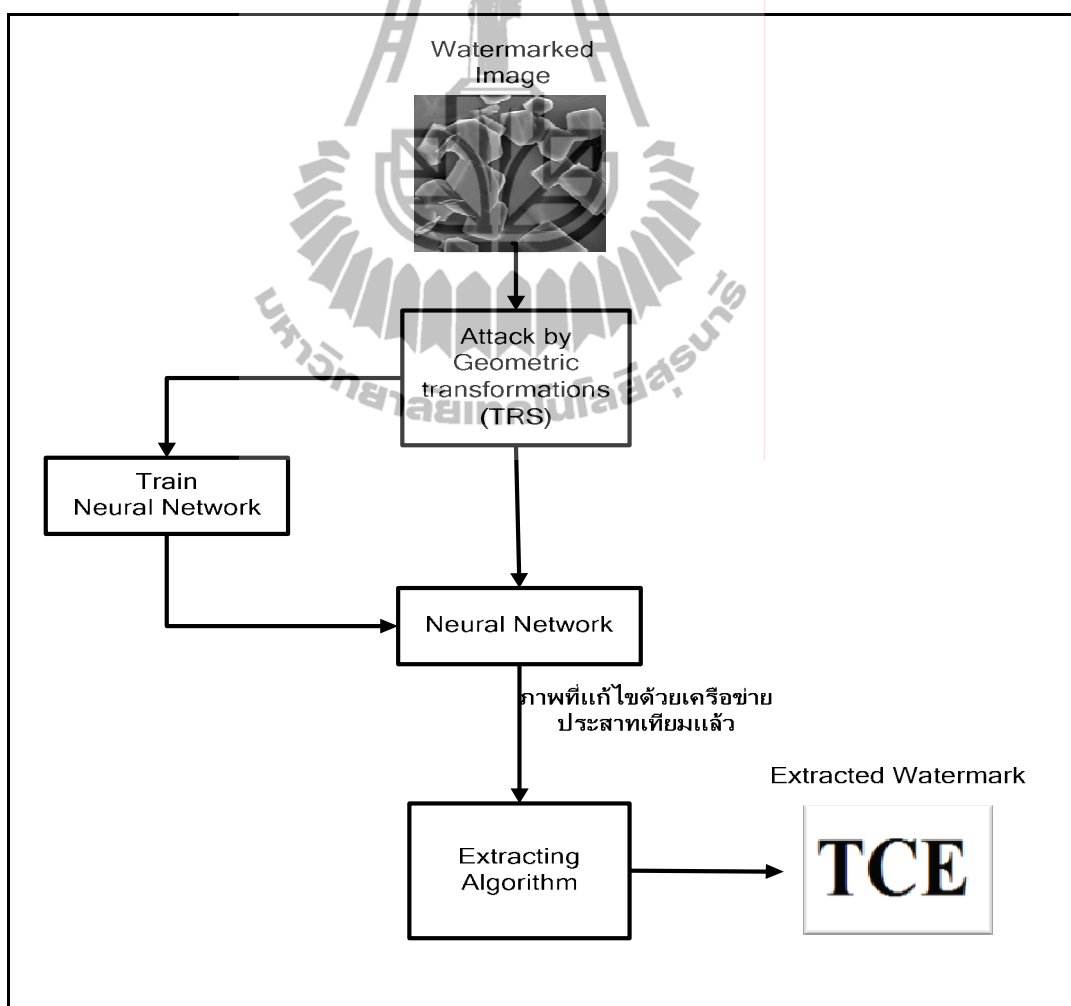
กระบวนการกู้คืนสัญญาณลายน้ำที่มีการประยุกต์ใช้เครือข่ายประสาทเทียมสามารถแสดงได้ดังรูปที่ 4.7 และเมื่อได้สัญญาณลายน้ำกลับคืนมาแล้วจะทำการคำนวณค่าบรรทัดฐานของสหสัมพันธ์ (Normalized correlation, NC) เพื่อวัดค่าความคล้ายคลึงกันของสัญญาณลายน้ำต้นแบบและสัญญาณลายน้ำที่ได้จากการกู้คืน และคำนวณค่าความผิดพลาดบิต (Bit error rate, BER) เพื่อใช้เป็นตัววัดค่าความผิดพลาดของสัญญาณลายน้ำที่กู้คืนได้ ซึ่งแสดงถึงความทนทานของภาพพิมพ์ลายน้ำดิจิทัลโดยค่า NC สามารถคำนวณได้ตามสมการที่ (4.8) ดังนี้

$$NC(w, w^*) = \frac{\sum_i \sum_j w_{ij} w_{ij}^*}{\sum_i \sum_j (w_{ij})^2} \quad (4.8)$$

เมื่อ w_{ij} และ w_{ij}^* เป็นค่าพิกเซลภาพที่ตำแหน่ง i, j ของภาพลายน้ำต้นฉบับและภาพลายน้ำที่กู้คืนได้ตามลำดับ สำหรับค่า BER สามารถคำนวณได้ตามสมการที่ (4.9) ดังนี้

$$BER(w, w^*) = \left(\frac{\sum_{i=1}^{L_w} (w_i \oplus w_i^*)}{L_w} \right) \quad (4.9)$$

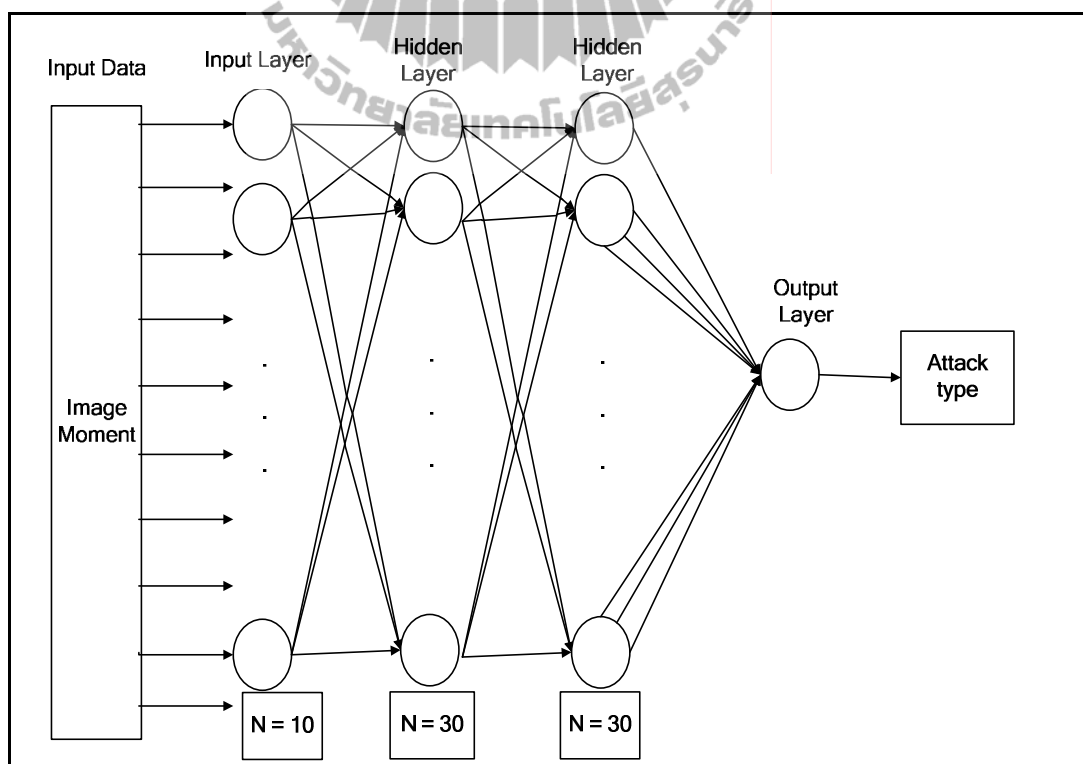
เมื่อ L_w คือ ความยาวบิตของเวกเตอร์สัญญาณลายน้ำซึ่งในกรณีนี้คือ 1024 บิต



รูปที่ 4.7 แผนภาพการกู้คืนสัญญาณลายน้ำดิจิทัลที่ประยุกต์ใช้เครือข่ายประสาทเทียม

4.4 ขั้นตอนการฝึกสอน (Training) เครือข่ายประสาทเทียม

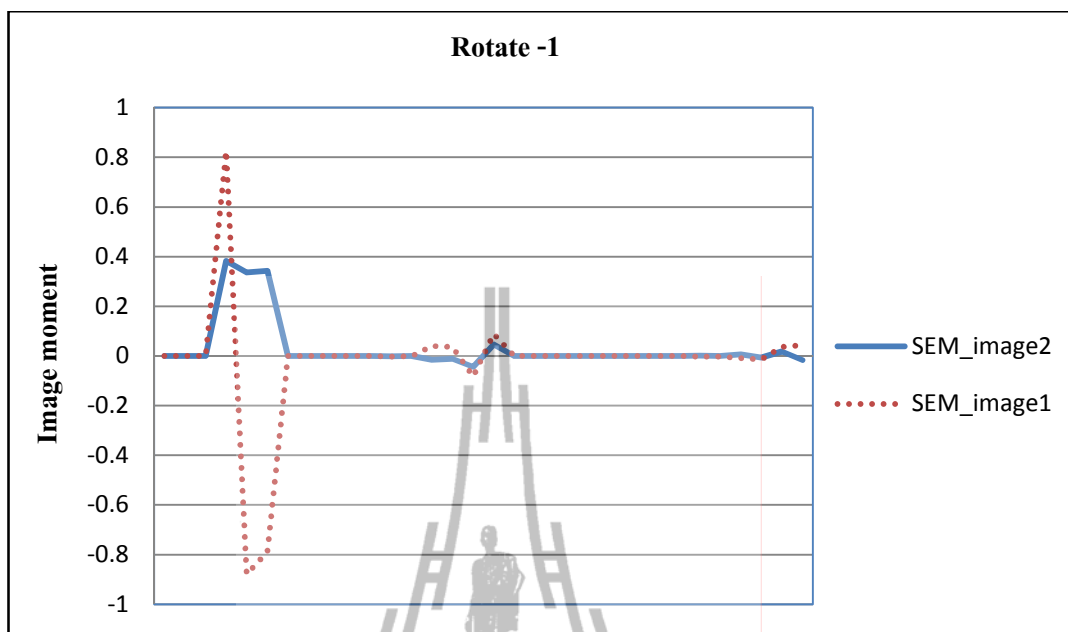
เครือข่ายประสาทเทียมที่ประยุกต์ใช้ในงานวิจัยนี้มีโครงสร้างเป็นแบบมีการเชื่อมโยงไปข้างหน้าแบบหลายเลเยอร์ (Multi-layer feed forward network) โดยใช้คู่กับอัลกอริทึมแพร่กลับ (Back propagation) โครงสร้างของประสาทเทียมที่ใช้จะมีทั้งหมด 4 เลเยอร์ ประกอบด้วยเลเยอร์อินพุต 1 เลเยอร์ เลเยอร์ซ่อน 2 เลเยอร์ และเลเยอร์เอาต์พุตจำนวน 1 เลเยอร์ และมีจำนวนโหนดจากเลเยอร์อินพุตไปยังเลเยอร์ซ่อนลำดับที่ 1 10 โหนด จากเลเยอร์ซ่อนลำดับที่ 1 ไปเลเยอร์ซ่อนลำดับที่ 2 30 โหนด จากเลเยอร์ซ่อนไปเลเยอร์เอาต์พุต 30 โหนดและจากเลเยอร์เอาต์พุตออกไปคำตอบอีก 1 โหนด โดยฟังก์ชันถ่ายโอน (Transfer function) ของเลเยอร์อินพุตคือ Tan-sigmoid function ของเลเยอร์ซ่อนทั้ง 2 เลเยอร์คือ Log-sigmoid function และของเลเยอร์เอาต์พุตคือ Purelin function นอกจากนี้ยังใช้อัลกอริทึม Levenberg-Marquardt เพื่อเพิ่มความรวดเร็วในการเรียนรู้ของเครือข่าย โดยในขั้นตอนของการเรียนรู้ได้ทำการปรับแต่งค่าความผิดพลาดการฝึกสอน (Training error) ไว้ที่ 0.001 การฝึกสอนจะสิ้นสุดลงเมื่อค่าความผิดพลาดการฝึกสอนมีค่าน้อยกว่า 0.001 เมื่อทำการฝึกสอนเสร็จแล้วเครือข่ายประสาทเทียมก็จะสามารถจดจำรูปแบบของชุดข้อมูลที่เรียนรู้ได้โดยโครงสร้างของเครือข่ายประสาทเทียมที่ใช้แสดงดังรูปที่ 4.8 ดังนี้



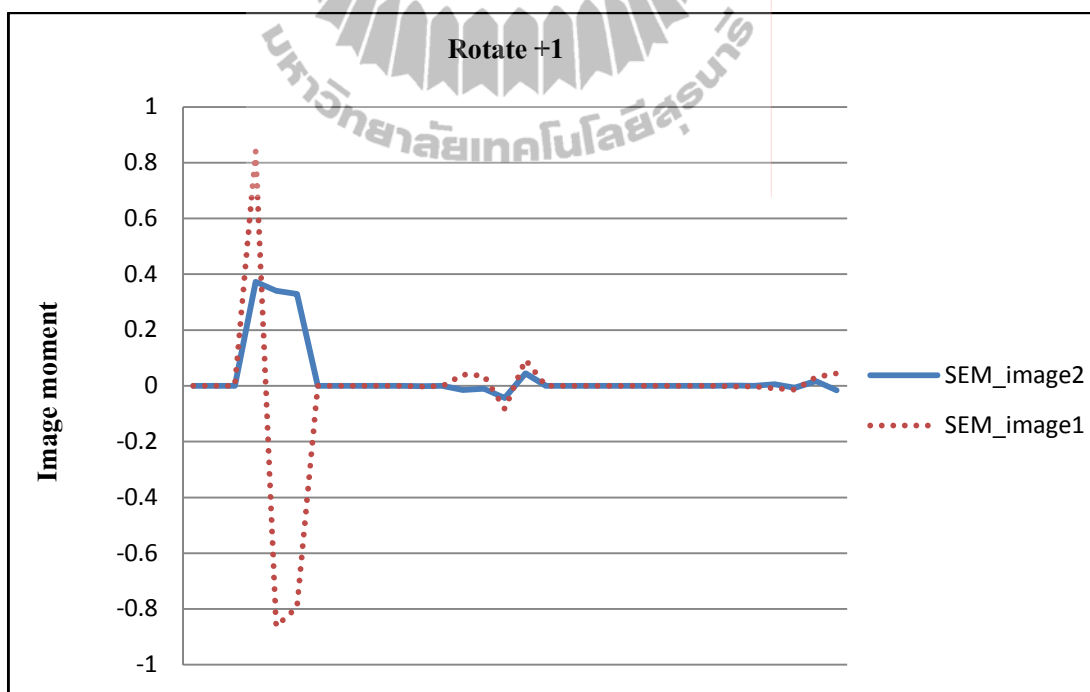
รูปที่ 4.8 โครงสร้างของเครือข่ายประสาทเทียมที่นำมาประยุกต์ใช้

ขั้นตอนของการฝึกสอนเครือข่ายประสาทเทียมมีดังนี้

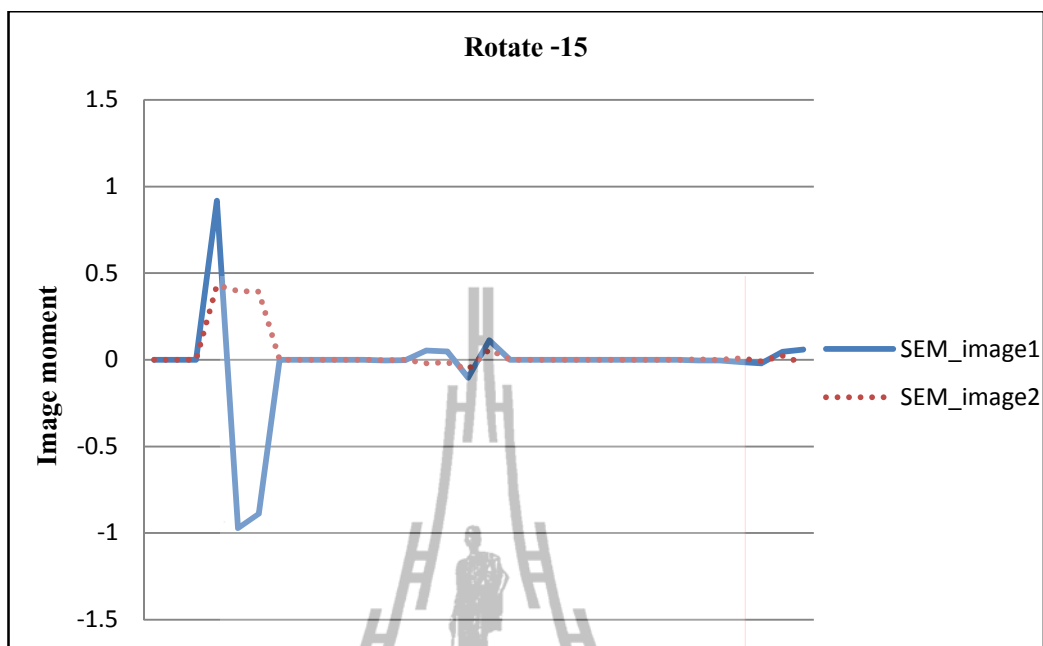
1. ทำการสร้างภาพสำหรับใช้เป็นชุดข้อมูล (Data) สำหรับการฝึกสอนเครือข่ายประสาทเทียมโดยนำภาพ SEM ที่ผ่านการฝังสัญญาณลายน้ำแล้วทั้งหมด 10 ภาพ มาทำการโจมตีด้วยวิธีการดัดแปลงเชิงเรขาคณิตทั้งหมด 16 แบบ ได้แก่ การหมุน 8 แบบ การเลื่อนพิกัด 3 แบบ และการย่อขยายภาพอีก 5 แบบ ซึ่งจะทำให้เราได้ภาพทั้งหมด 160 ภาพ
2. นำภาพทั้งหมด 160 ภาพ มาทำการคำนวณค่าโมเมนต์ของภาพซึ่งภาพแต่ละภาพจะให้ชุดข้อมูลโมเมนต์ภาพ ทั้งหมด 32 ค่า 1 ชุด ซึ่งจะได้ชุดข้อมูลทั้งหมด 32×160 ชุดข้อมูล
3. ทำการสร้างเครือข่ายประสาทเทียมตามโครงสร้างตามรูปที่ 4.8 โดยใช้เครือข่ายประสาทเทียมหนึ่งเครือข่ายต่อภาพ SEM หนึ่งภาพสำหรับการจัดจำรูปแบบการโจมตีเชิงเรขาคณิต 1 รูปแบบ
4. ทำการสร้างชุดเป้าหมาย (Target) เพื่อใช้เป็นตัวบ่งบอกถึงรูปแบบของการถูกโจมตีว่าเป็นรูปแบบใด โดยใช้รูปแบบของการโจมตีนั้น ๆ ในการเป็นเป้าหมายของเครือข่ายประสาทเทียม เช่น การโจมตีด้วยการหมุน -30 ใช้เลข -30 เป็นเลขเป้าหมายของการถูกโจมตีด้วยวิธีการนี้ เป็นต้น
5. ทำการส่งชุดข้อมูลและชุดเป้าหมายไปให้เครือข่ายประสาทเทียมใช้ทำการฝึกสอนและเรียนรู้ว่าชุดข้อมูลแบบไหนเป็นการโจมตีรูปแบบใด
6. เมื่อเครือข่ายประสาทเทียมได้ทำการเรียนรู้สำเร็จแล้ว ก็สามารถส่งชุดข้อมูลโมเมนต์ภาพที่ต้องการทราบว่าถูกโจมตีมาด้วยวิธีการใดเข้าไปให้เครือข่ายประสาทเทียมตรวจสอบ และเครือข่ายประสาทเทียมก็จะสามารถรายงานให้เราทราบว่าภาพดังกล่าวถูกโจมตีด้วยวิธีการดัดแปลงเชิงเรขาคณิตวิธีการใด ค่าโมเมนต์ภาพของภาพ SEM_image1 และ SEM_image2 ภายหลังจากโจมตีด้วยวิธีการโจมตีทั้ง 16 แบบแสดงไว้ดังรูปที่ 4.9 – 4.24 ดังนี้



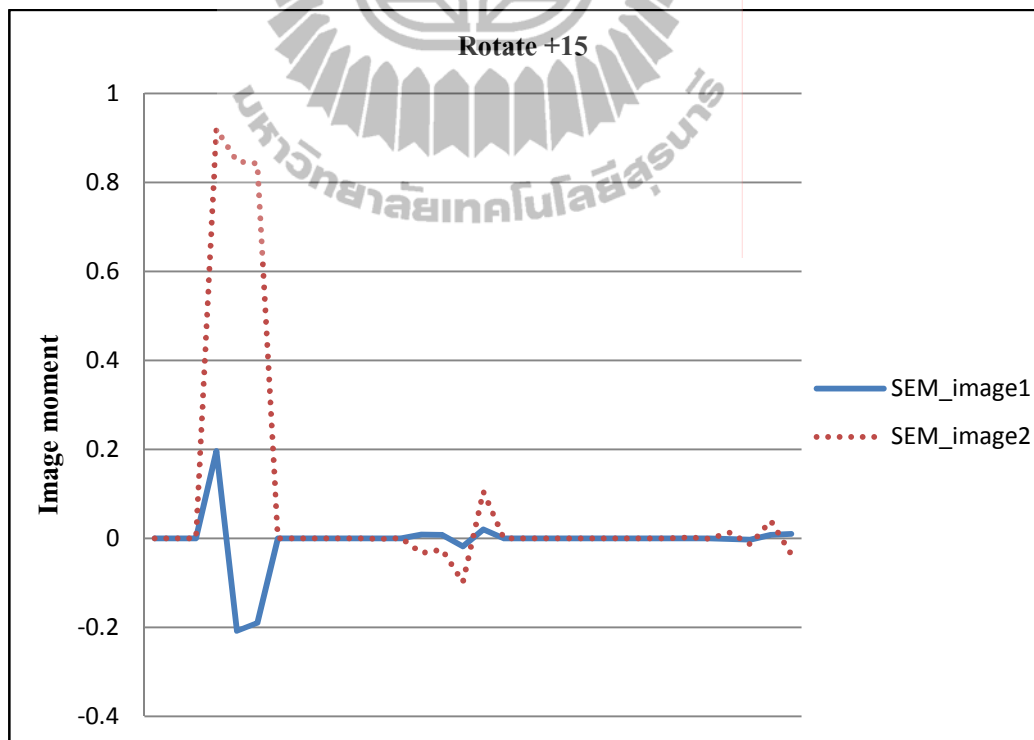
รูปที่ 4.9 ค่าโมเมนต์ของภาพ SEM_image1 และ SEM_image2 ต่อการโจมตี Rotate -1 องศา



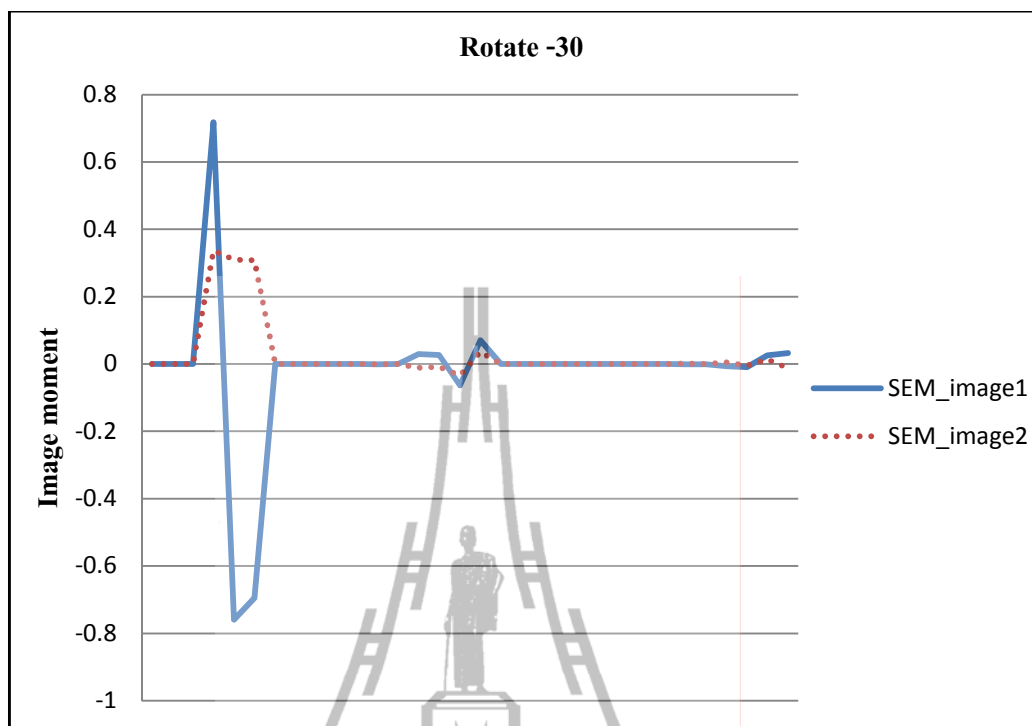
รูปที่ 4.10 ค่าโมเมนต์ของภาพ SEM_image1 และ SEM_image2 ต่อการโจมตี Rotate +1 องศา



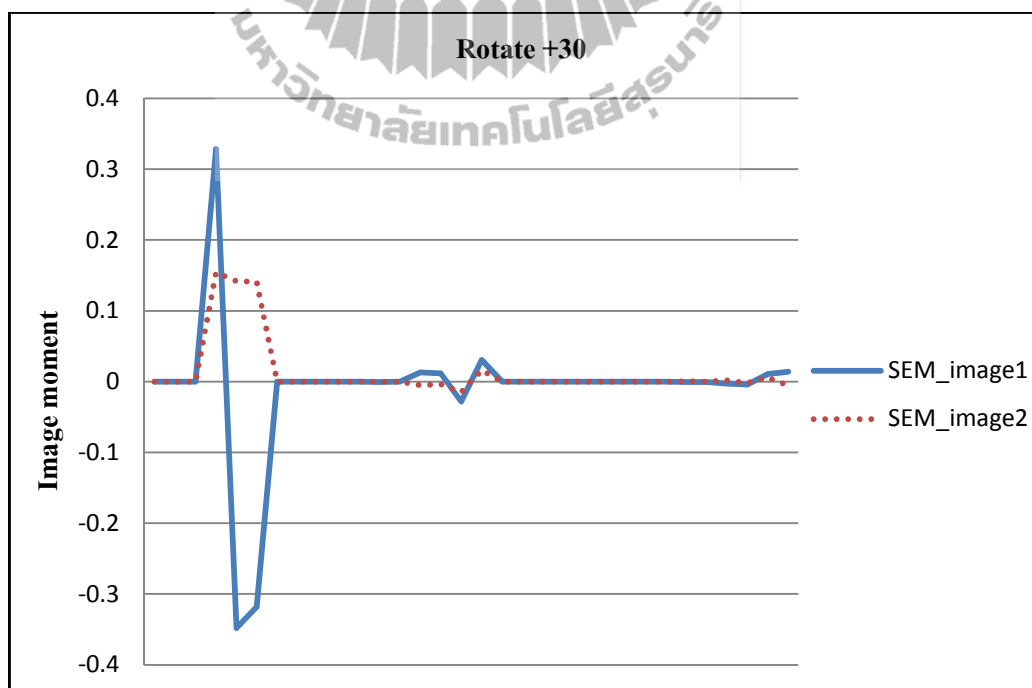
รูปที่ 4.11 ค่าโมเมนต์ของภาพ SEM_image1 และ SEM_image2 ต่อการ โจมตี Rotate -15 องศา



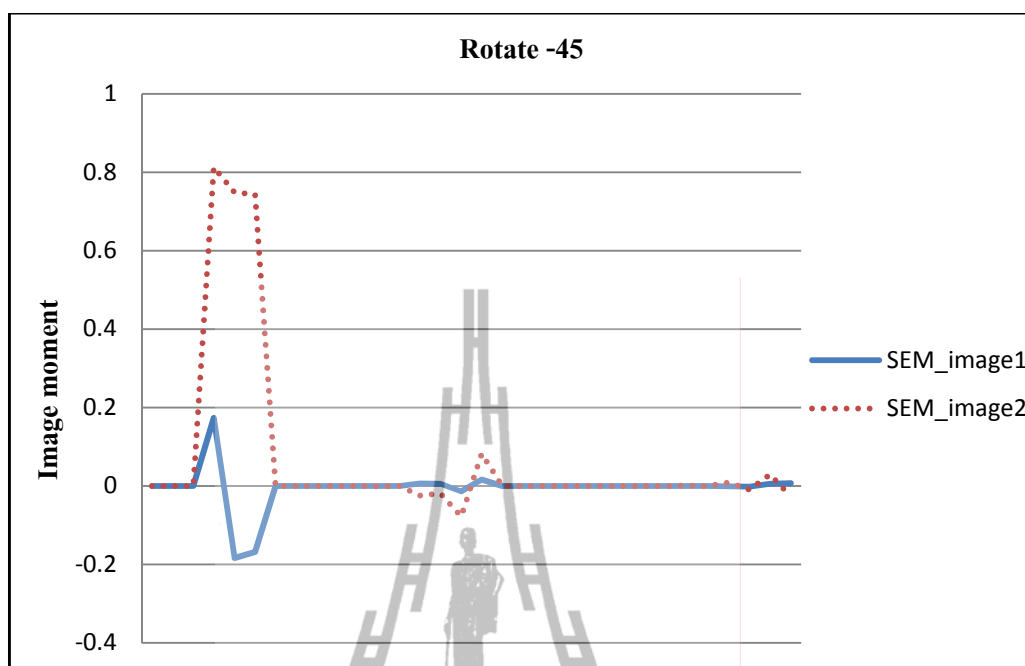
รูปที่ 4.12 ค่าโมเมนต์ของภาพ SEM_image1 และ SEM_image2 ต่อการ โจมตี Rotate +15 องศา



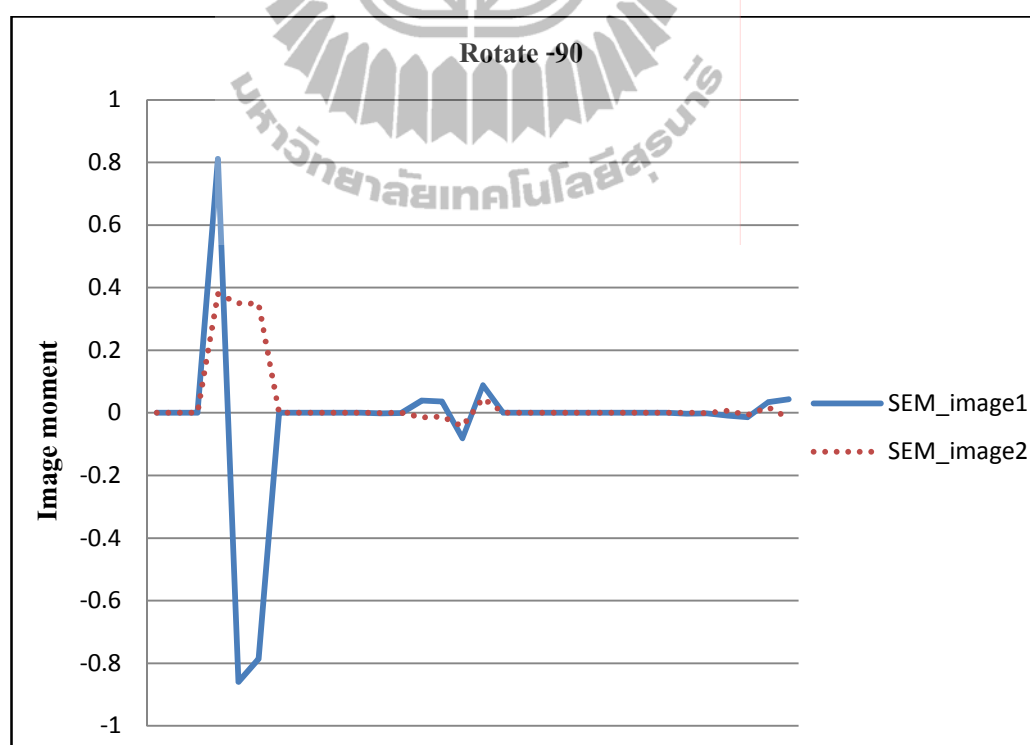
รูปที่ 4.13 ค่าโมเมนต์ของภาพ SEM_image1 และ SEM_image2 ต่อการ โจมตี Rotate -30 องศา



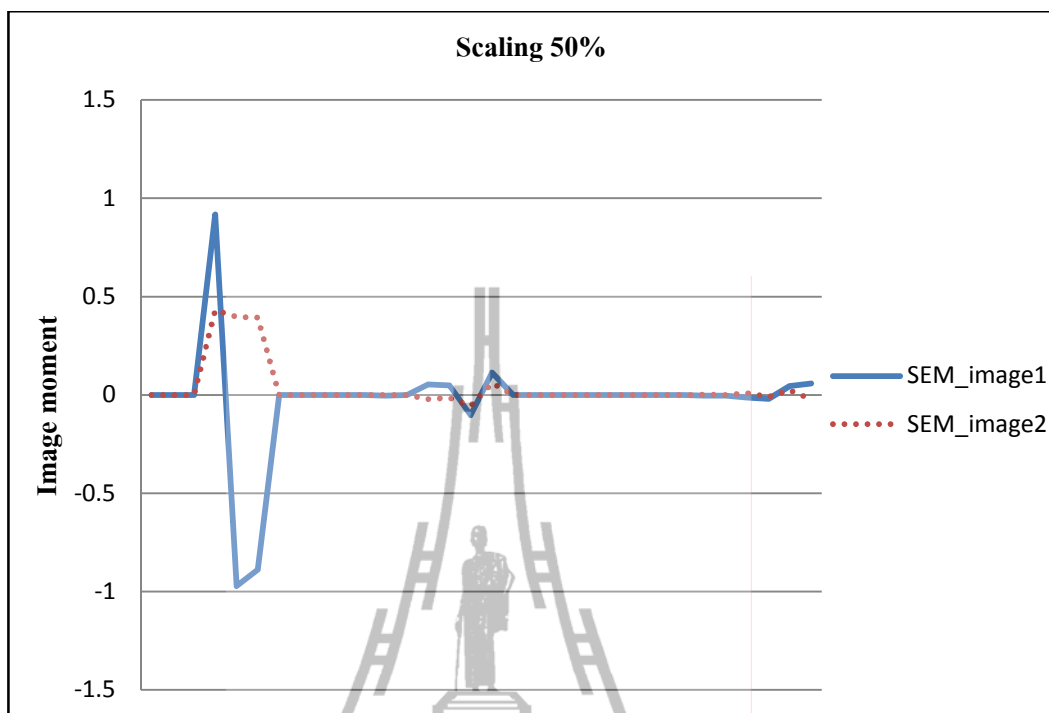
รูปที่ 4.14 ค่าโมเมนต์ของภาพ SEM_image1 และ SEM_image2 ต่อการ โจมตี Rotate +30 องศา



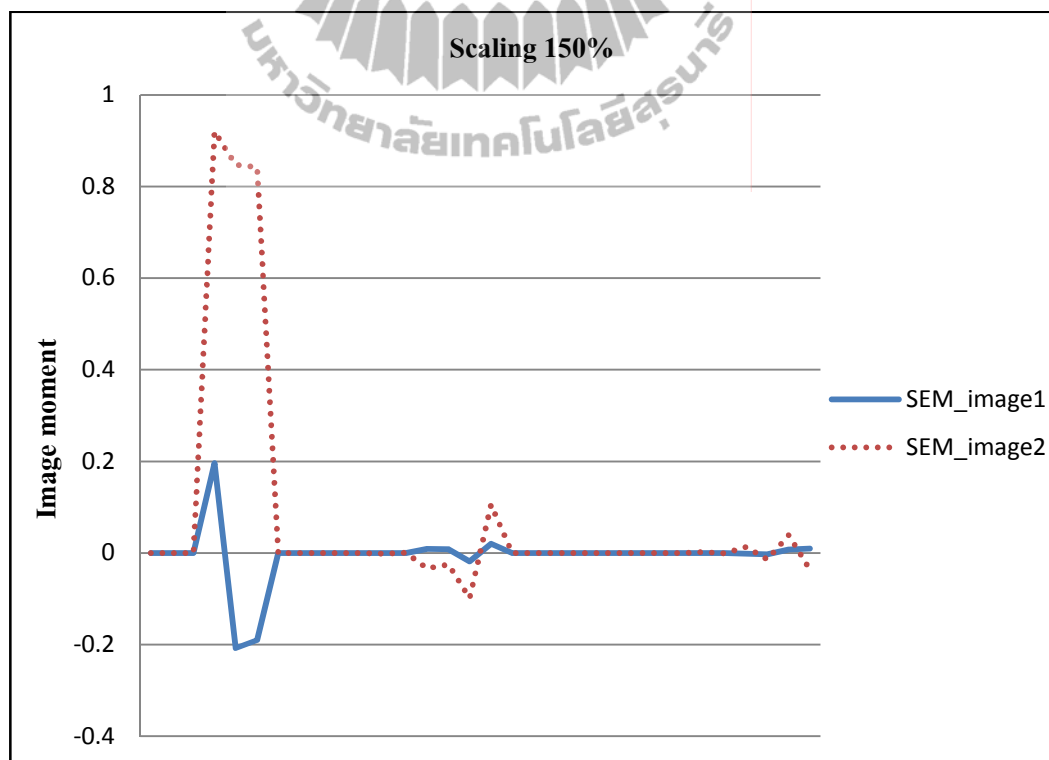
รูปที่ 4.15 ค่าโมเมนต์ของภาพ SEM_image1และ SEM_image2 ต่อการ โจมตี Rotate -45 องศา



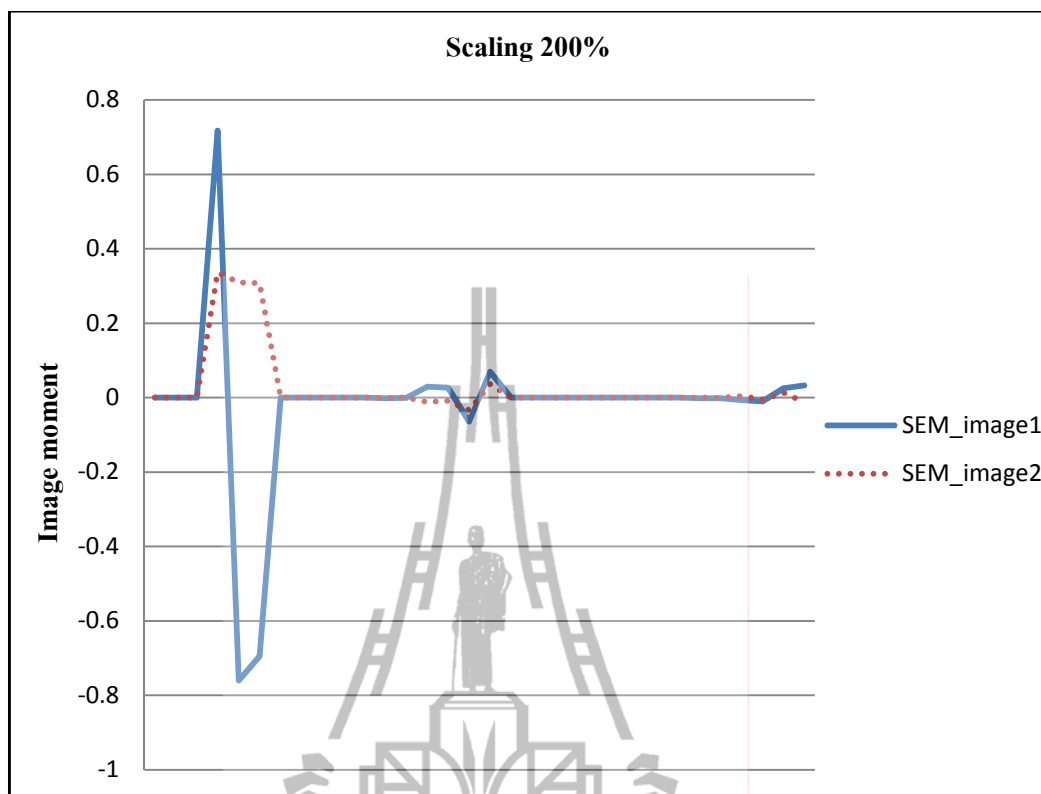
รูปที่ 4.16 ค่าโมเมนต์ของภาพ SEM_image1และ SEM_image2 ต่อการ โจมตี Rotate -90 องศา



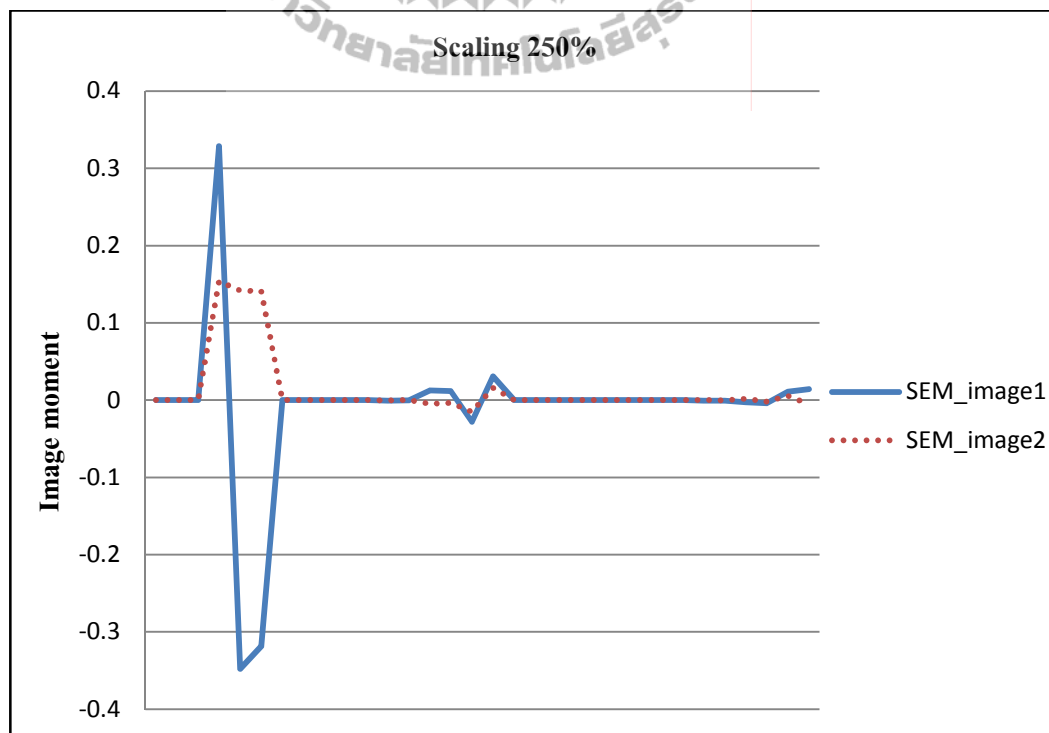
รูปที่ 4.17 ค่าโมเมนต์ของภาพ SEM_image1 และ SEM_image2 ต่อการโจมตี Scaling 50%



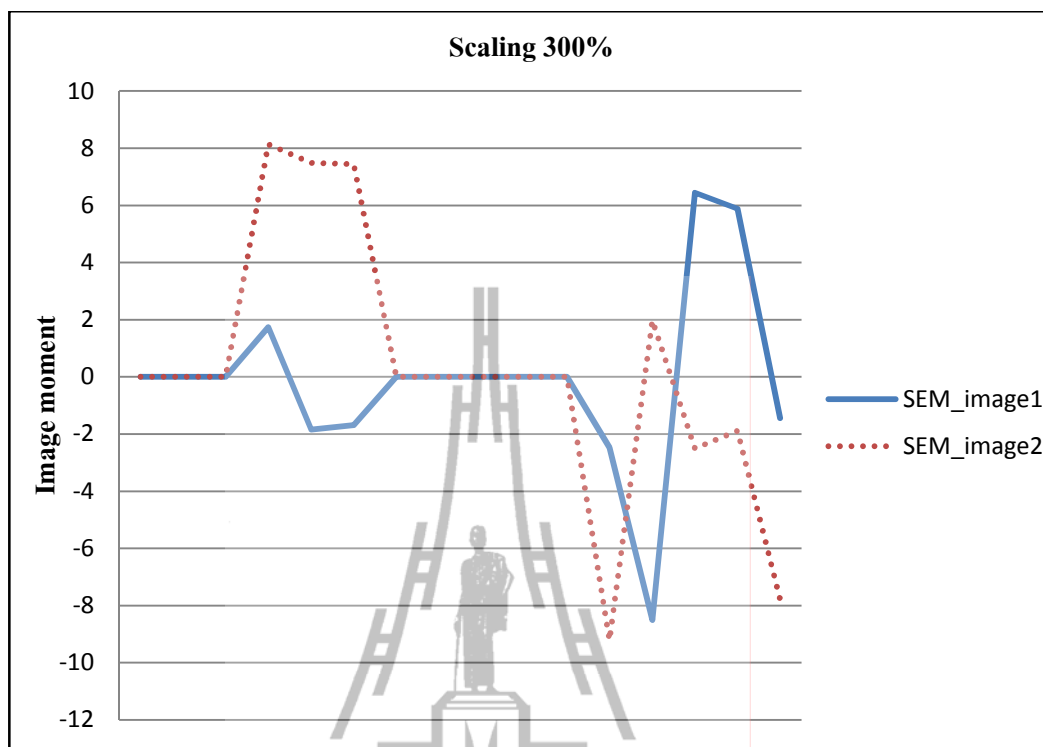
รูปที่ 4.18 ค่าโมเมนต์ของภาพ SEM_image1 และ SEM_image2 ต่อการโจมตี Scaling 150%



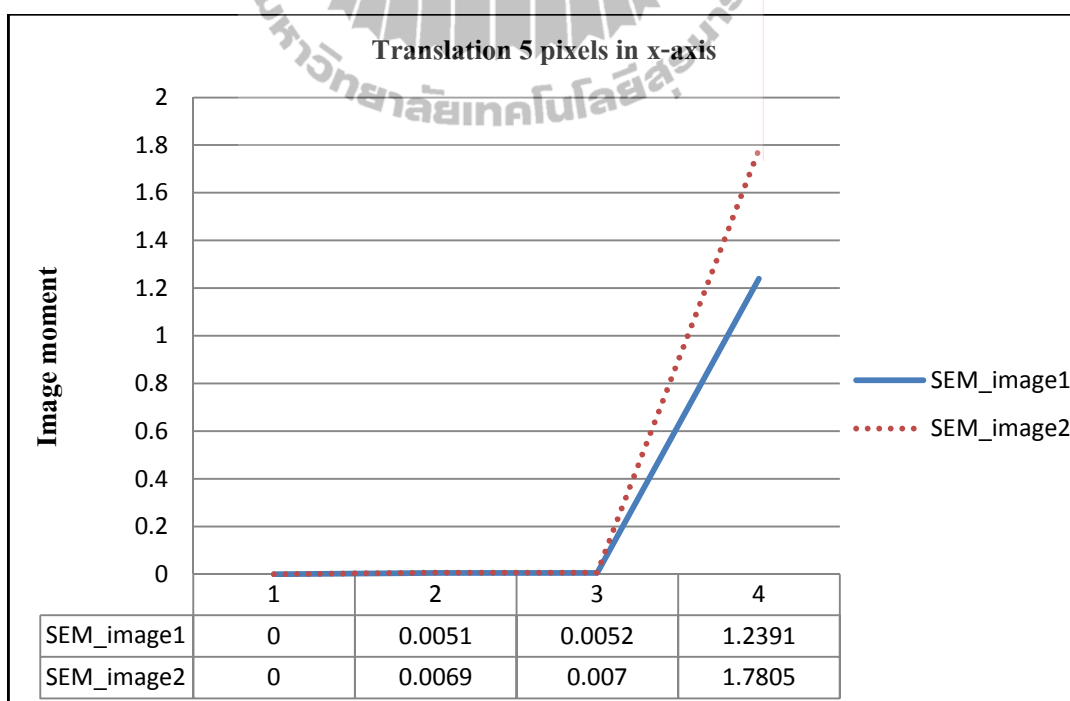
รูปที่ 4.19 ค่าโมเมนต์ของภาพ SEM_image1และ SEM_image2 ต่อการโถมตี Scaling 200%



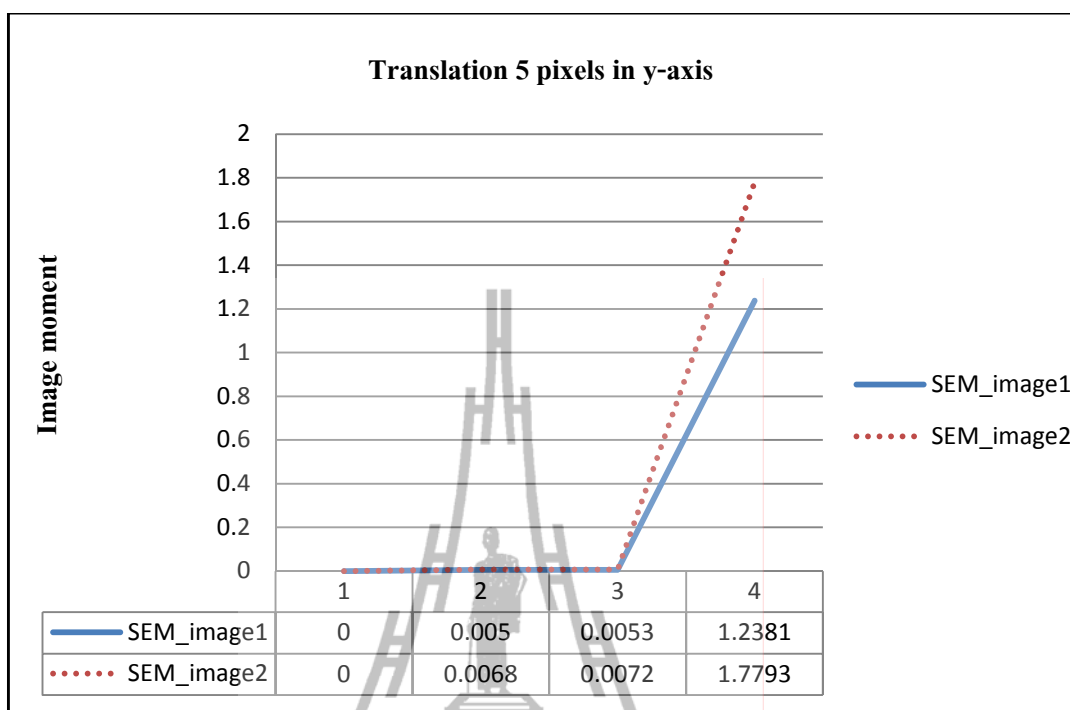
รูปที่ 4.20 ค่าโมเมนต์ของภาพ SEM_image1และ SEM_image2 ต่อการโถมตี Scaling 250%



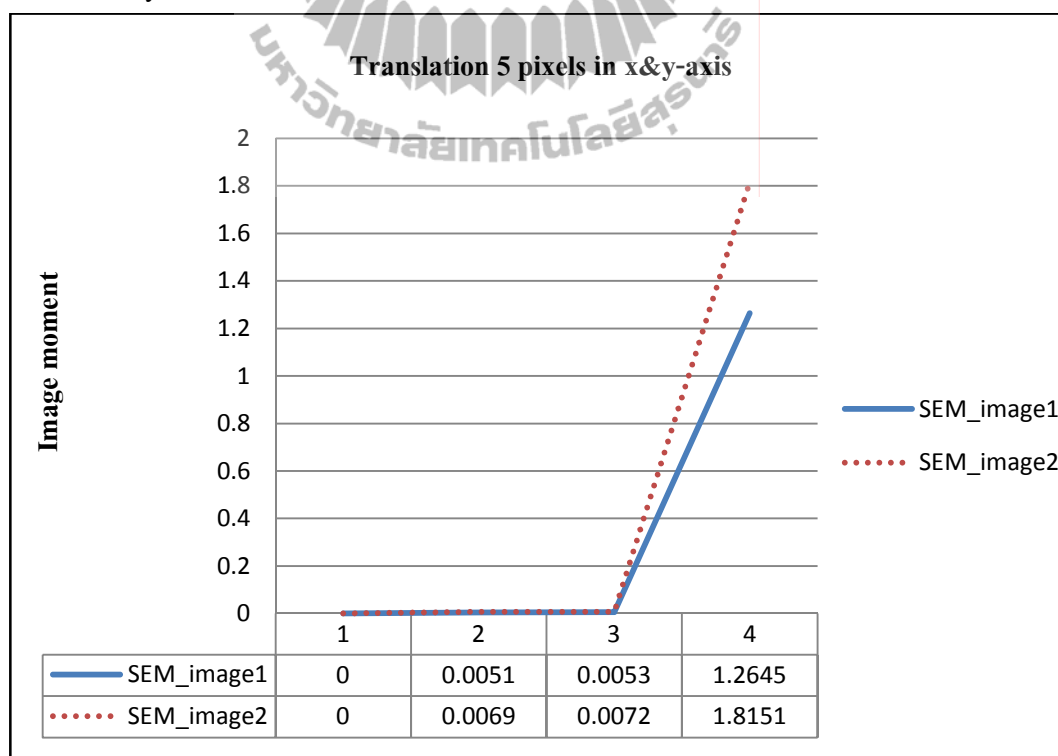
รูปที่ 4.21 ค่าโมเมนต์ของภาพ SEM_image1และ SEM_image2 ต่อการ โจมตี Scaling 300%



รูปที่ 4.22 ค่าโมเมนต์ของภาพ SEM_image1และ SEM_image2 ต่อการ โจมตี Translation 5 pixels in x-axis



รูปที่ 4.23 ค่าโมเมนต์ของภาพ SEM_image1 และ SEM_image2 ต่อการ โจมตี Translation 5 pixels in y-axis



รูปที่ 4.24 ค่าโมเมนต์ของภาพ SEM_image1 และ SEM_image2 ต่อการ โจมตี Translation 5 pixels in x&y-axis

4.5 ผลการทดลอง

4.5.1 ผลการทดสอบคุณภาพของภาพที่ฝังสัญญาณลายน้ำ

หลังจากทำการฝังสัญญาณลายน้ำดิจิทัลตามอัลกอริทึมที่ได้นำเสนอไว้ข้างต้นแล้ว ผู้วิจัยได้ทำการคำนวณค่า $PSNR$ ของภาพเพื่อนำมาทำการเปรียบเทียบกับค่า $PSNR$ ของภาพจากอัลกอริทึมที่นำเสนอโดย Cox et.al. [2] และอัลกอริทึมของ Saeed et.al. [17]

ผู้วิจัยได้ทำการเขียนโปรแกรมจำลองการทำงานตามอัลกอริทึมของ Saeed et.al. [17] เพื่อนำมาใช้ในการเปรียบเทียบผลของการทดลองกับวิธีการที่นำเสนอ โดยได้ทำการตรวจสอบความถูกต้องของอัลกอริทึมที่จำลองขึ้นจากการทดสอบการทำภาพพิมพ์ลายน้ำดิจิทัลตามบทความซึ่งใช้ภาพมาตรฐานจำนวน 3 ภาพ ได้แก่ภาพ Barbara Baboon และภาพ Pepper ดังแสดงไว้ในรูปที่ 4.25 (ก), (ข) และ (ค) หลังจากทำการฝังสัญญาณลายน้ำแล้วผู้วิจัยได้ทำการคำนวณค่า $PSNR$ และค่า Mean absolute error (MAE) ตามสมการที่ (4.10) ดังนี้

$$MAE(w, w^*) = \frac{\sum_{i=0}^{L_w} \|w_i - w_i^*\|_1}{|w|} \quad (4.10)$$

ผลการเปรียบเทียบได้แสดงในตารางที่ 4.1 ซึ่งจะเห็นได้ว่าผลจากบทความและผลการจำลองอัลกอริทึมของ Saeed et.al. [17] มีความใกล้เคียงกันซึ่งแสดงให้เห็นว่าอัลกอริทึมที่ได้จำลองขึ้นตามบทความของ Saeed et.al. [17] มีความถูกต้อง โดยอัลกอริทึมดังกล่าวมีขั้นตอนการฝังสัญญาณลายน้ำและการกู้คืนสัญญาณลายน้ำของอัลกอริทึมดังนี้

ขั้นตอนการฝังสัญญาณลายน้ำของอัลกอริทึม Saeed et.al. [17]

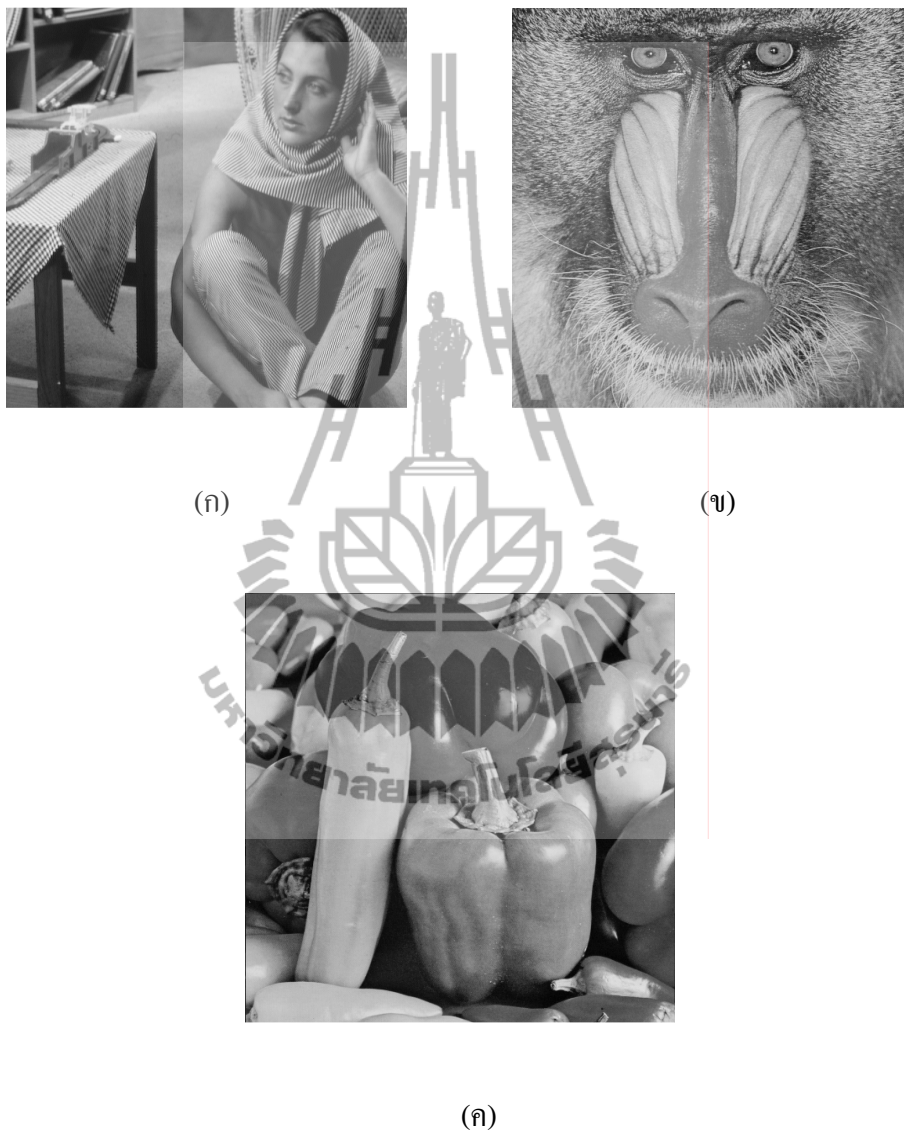
1. ทำการแปลง DWT บนภาพต้นฉบับเพื่อจะได้แบนด์ย่อย ๆ ออกมาสี่แบนด์ คือ LL1 HL1 LH1 และ HH1
2. ทำการแปลง DWT บนแบนด์ HL1 และ LH1
3. ทำการแปลง DWT บนแบนด์ HL12 LH12 HL22 และ LH22
4. ทำการแบ่งสัมประสิทธิ์ของแบนด์ HL13 LH13 HL23 และ LH23 ออกเป็นบล็อกขนาด 4×4 พิกเซล
5. ทำการแปลง DCT บนทุกๆบล็อกขนาด 4×4
6. ทำการเรียงสับเปลี่ยนสัญญาณลายน้ำที่จะนำมาฝังบนภาพต้นฉบับด้วยอัลกอริทึม Arnold transform

7. ทำการเรียงสัญญาณลายน้ำที่ทำการเรียงสับเปลี่ยนแล้วให้อยู่ในรูปเวกเตอร์ 0 และ 1
8. สร้างลำดับสัญญาณสุ่ม Pseudo random sequence จากระหัสลับ จำนวน 2 ชุด ให้ลำดับชุดที่หนึ่งใช้ในการฝังสัญญาณลายน้ำบิตศูนย์ (PN_0) และอีกชุดหนึ่งใช้ฝังสัญญาณลายน้ำบิตหนึ่ง (PN_1) โดยที่จำนวนของลำดับสัญญาณสุ่มจะต้องเท่ากับจำนวนของสัมประสิทธิ์การแปลง DCT
9. ทำการฝังลำดับสัญญาณสุ่มทั้ง PN_0 และ PN_1 โดยใช้ค่าความแรงของสัญญาณลายน้ำ(α) เท่ากับ 25 ลงในบล็อกของสัมประสิทธิ์การแปลง DCT ขนาด 4×4 ที่ได้จากภาพต้นฉบับตามสมการที่ (4.6)
10. ทำการแปลงกลับ DCT (IDCT)
11. ทำการแปลงกลับ DWT (IDWT) ก็จะ ได้ภาพที่ผ่านการฝังสัญญาณลายน้ำดิจิทัล

ขั้นตอนการกู้คืนสัญญาณลายน้ำของอัลกอริทึม Saeed et.al. [17]

1. นำสัญญาณภาพต้องสงสัยที่อาจมีสัญญาณลายน้ำมาทำการกรองด้วยฟิลเตอร์สองตัวคือ 3×3 spatial sharpening filter และ Laplacian of Gaussian filter
2. นำภาพที่ผ่านการกรองด้วยฟิลเตอร์ในขั้นตอนที่ 1 มาทำการแปลง DWT เพื่อจะได้แบนด์ย่อย ๆ ออกมาสี่แบนด์ คือ LL1 HL1 LH1 และ HH1
3. ทำการแปลง DWT บนแบนด์ HL1 และ LH1
4. ทำการแปลง DWT บนแบนด์ HL12 LH12 HL22 และ LH22
5. ทำการแบ่งสัมประสิทธิ์ของแบนด์ HL13 LH13 HL23 และ LH23 ออกเป็นบล็อกขนาด 4×4
6. ทำการแปลง DCT บนทุกๆบล็อกขนาด 4×4 พิกเซล
7. ทำการสร้างลำดับสัญญาณสุ่มสองชุด (PN_0 และ PN_1) อันเดียวกันกับขั้นตอนการฝังสัญญาณลายน้ำ
8. ทำการคำนวณค่า Correlation ระหว่างค่าของสัมประสิทธิ์การแปลง DCTของบล็อกขนาด 4×4 ของภาพกับลำดับสัญญาณสุ่มทั้งสองชุด คือ PN_0 และ PN_1 ตามสมการที่ 4.7 ถ้าค่า Correlation ของภาพกับ PN_0 มีค่ามากกว่าค่า Correlation ของภาพกับ PN_1 แล้วสัญญาณลายน้ำที่กู้คืนได้เป็นบิต 0 แต่ถ้าน้อยกว่าก็จะให้สัญญาณลายน้ำที่กู้คืนได้เป็นบิต 1
9. นำเวกเตอร์ของบิตลายน้ำที่กู้คืนได้ทำการเรียงสับเปลี่ยนด้วยอัลกอริทึม Arnold transform ก็จะ ได้ภาพสัญญาณลายน้ำกลับคืนมา

ผลการเปรียบเทียบแสดงในตารางที่ 4.2 ซึ่งจะเห็นได้ว่าได้ค่า $PSNR$ ของวิธีการที่นำเสนอสูงกว่าวิธีการของ Cox *et.al.* [2] และ ของ Saeed *et.al.* [17]



รูปที่ 4.25 ภาพ Barbara Baboon และภาพ Pepper ที่ใช้ในการทดสอบอัลกอริทึมของ Saeed *et.al.* [17]

ตารางที่ 4.1 แสดงการเปรียบเทียบค่า $PSNR$ และค่า MAE จากบทความของ Saeed *et.al.* [17] และของอัลกอริทึมที่ทำตามบทความ Saeed *et.al.* [17]

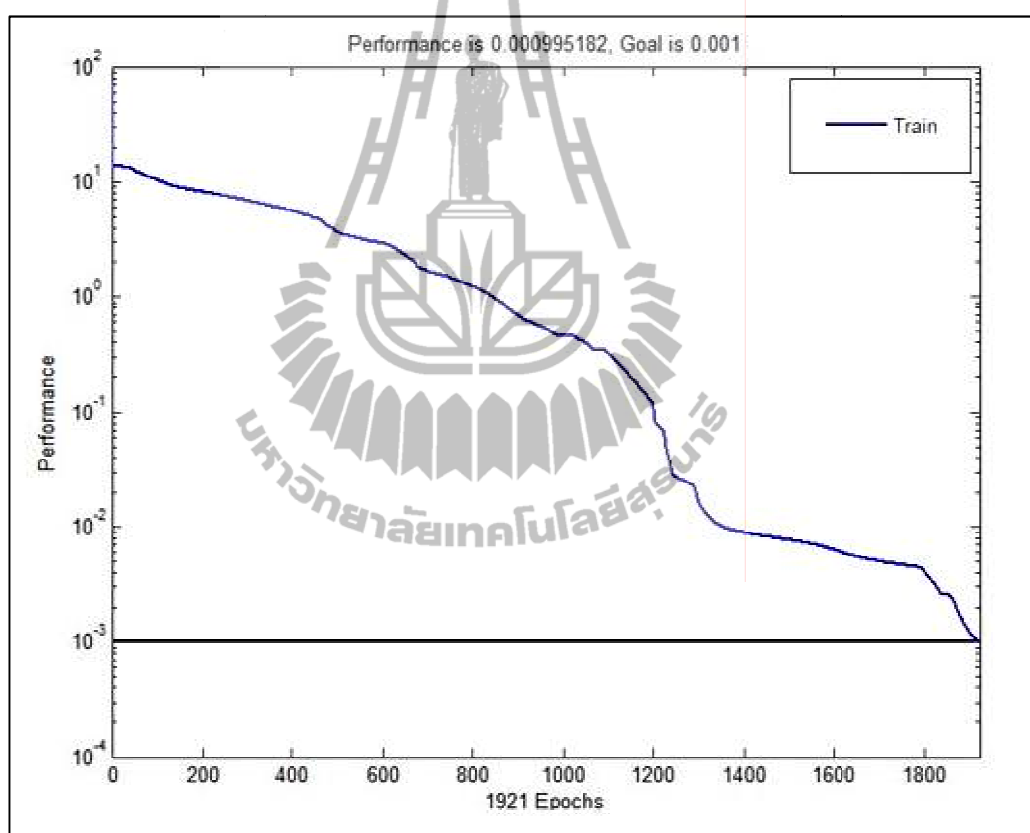
รูปภาพ	$PSNR$ (dB)		MAE	
	ผลจากบทความ[17]	ผลจากการจำลองอัลกอริทึม Saeed <i>et.al.</i> [17]	ผลจากบทความ [17]	ผลจากการจำลองอัลกอริทึม Saeed <i>et.al.</i> [17]
Barbara	37.88	36.72	0.0263	0.0176
Baboon	37.26	33.28	0.0322	0.0352
Peppers	37.45	37.29	0.0146	0.0039
ค่าเฉลี่ย	37.53	35.76	0.0243	0.0189

ตารางที่ 4.2 แสดงการเปรียบเทียบค่า $PSNR$ ของวิธีการที่นำเสนอกับวิธีการของ Cox *et.al.* [2] และวิธีการของ Saeed *et.al.* [17]

รูปภาพ	$PSNR$ (dB)	$PSNR$ (dB)	$PSNR$ (dB)
	วิธีการที่นำเสนอ	วิธีการ Cox <i>et.al.</i> [2]	วิธีการ Saeed <i>et.al.</i> [17]
SEM_image1	36.08	36.05	34.77
SEM_image2	35.45	35.32	34.54
SEM_image3	33.06	32.34	34.26
SEM_image4	36.33	36.12	34.47
ค่าเฉลี่ย	35.23	34.9575	34.51

4.5.2 ผลการฝึกสอนเครือข่ายประสาทเทียม

หลังจากภาพที่ผ่านการฝังสัญญาณลายนิ้วไปคำนวณค่าโมเมนต์ภาพของภาพแต่ละภาพตามสมการที่ (4.3), (4.4) และ (4.5) แล้วค่าดังกล่าวได้ถูกนำไปทำการฝึกสอนให้กับเครือข่ายประสาทเทียมซึ่งรูปกราฟแสดงค่าความผิดพลาดกำลังสอง (Mean square error) ของแต่ละรอบ (Epoch) ของการฝึกสอนเครือข่ายประสาทเทียม ผลการฝึกสอนของเครือข่ายแสดงไว้ดังภาพรูปที่ 4.26 ซึ่งจะเห็นได้ว่าค่าความผิดพลาดของเครือข่ายจะค่อย ๆ ลดต่ำลงจนจนมีค่าต่ำกว่าค่าที่กำหนดไว้คือค่า 0.001 แสดงให้เห็นได้ว่าเครือข่ายได้ทำการเรียนรู้และจดจำรูปแบบของชุดข้อมูลว่าเป็นการโจมตีรูปแบบใด



รูปที่ 4.26 กราฟของการฝึกสอนของเครือข่ายประสาทเทียม

จากการทดสอบเครือข่ายประสาทเทียมเพื่อแสดงว่าเครือข่ายสามารถเรียนรู้และจดจำรูปแบบของการโจมตีได้จริง ตารางผลการทดสอบเครือข่ายประสาทเทียมของภาพ SEM_image ต่อการโจมตีทั้งการหมุน การเลื่อนพิกัด และการย่อ-ขยาย แสดงไว้ดังตารางที่ 4.3 – 4.32 โดยที่ค่า % ความผิดพลาดของแต่ละตารางจะเป็นค่าเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดของมุมที่ทำการหมุน อัตราการย่อ-ขยาย และพิกัดการเลื่อน ซึ่งจะเห็นได้ว่าค่าที่ได้จากการทดสอบเป็นไปตามค่าเป้าหมายที่ได้ทำการ

ฝึกสอนกับเครือข่ายไว้ซึ่งแสดงว่าเครือข่ายประสาทเทียมที่ผ่านการฝึกสอนแล้วสามารถเรียนรู้และจดจำรูปแบบของการโจมตีด้วยการดัดแปลงทางเรขาคณิตต่าง ๆ ที่ได้ทำการฝึกสอนได้และยังสามารถบอกรูปแบบการโจมตีโดยประมาณของการโจมตีที่ไม่ได้ทำการฝึกสอนโดยการโจมตีที่ไม่ได้ฝึกสอนให้กับเครือข่ายและนำมาทดสอบเครือข่ายมีดังต่อไปนี้คือการหมุนที่มุม -16 -20 -25 +10 +20 การย่อขยาย 75% 120% 180% 220% 270 % และกานเลื่อนพิกัด ทางแนวแกน x 3 พิกเซล เลื่อนทางแนวแกน y 3 พิกเซล เลื่อนในแนวแกน x และ y 3 พิกเซล ซึ่งการโจมตีข้างต้นเมื่อทำการโจมตีกับภาพที่ผ่านการฝังสัญญาณลายน้ำแล้วของภาพ SEM_image1 ลายน้ำยังคงสามารถกู้กลับคืนมาได้ซึ่งลายน้ำที่กู้คืนมาได้แสดงในตารางที่ 4.33 – 4.35

ตารางที่ 4.3 แสดงผลการทดสอบเครือข่ายประสาทเทียมของภาพ SEM_image1 ต่อการโจมตีด้วยการหมุนที่ผ่านการฝึกสอน

ชนิดการโจมตี	ข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอนเครือข่าย	ข้อมูลที่ได้จากการทดสอบเครือข่าย	% ความผิดพลาด
	มุม (องศา)	มุม (องศา)	
Rotation +30	+30	+29.92	0.266667
Rotation +15	+15	+14.95	0.333333
Rotation +1	+1	+1.07	7.000000
Rotation -1	-1	-0.94	6.000000
Rotation -15	-15	-14.95	0.333333
Rotation -30	-30	-29.99	0.033333
Rotation -45	-45	-45.00	0.000000
Rotation -90	-90	-89.97	0.033333

ตารางที่ 4.4 แสดงผลการทดสอบเครือข่ายประสาทเทียมโดยใช้การ โจมตีด้วยการหมุนของภาพ

SEM_image1 ที่ไม่ผ่านการฝึกสอน

ชนิดการ โจมตี	เป้าหมายของการ โจมตีด้วยการหมุน	ผลลัพธ์ที่ได้จากการ โจมตีด้วยการหมุน	% ความผิดพลาด
Rotation -16	-16	-15.43	3.5625
Rotation -25	-25	-24.84	0.6400
Rotation -20	-20	-19.08	4.6000
Rotation +10	+10	+10.87	8.7000
Rotation +20	+20	+20.94	4.7000

ตารางที่ 4.5 แสดงผลการทดสอบเครือข่ายประสาทเทียมของภาพ SEM_image2 ต่อการ โจมตี
ด้วยการหมุนที่ผ่านการฝึกสอน

ชนิดการ โจมตี	ข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอน เครือข่าย มุ่ม (องศา)	ข้อมูลที่ได้จากการทดสอบ เครือข่าย มุ่ม (องศา)	% ความ ผิดพลาด
Rotation +30	+30	+29.94	0.200000
Rotation +15	+15	+14.99	0.066667
Rotation +1	+1	+0.93	7.000000
Rotation -1	-1	-1.43	4.300000
Rotation -15	-15	-15.14	0.933330
Rotation -30	-30	-30.16	0.533330
Rotation -45	-45	-44.96	0.088889
Rotation -90	-90	-89.85	0.166667

ตารางที่ 4.6 แสดงผลการทดสอบเครื่องข่ายประสาทเทียมโดยใช้การ โจมตีด้วยการหมุนของภาพ SEM_image2 ที่ไม่ผ่านการฝึกสอน

ชนิดการ โจมตี	เป้าหมายของการ โจมตีด้วยการหมุน	ผลลัพธ์ที่ได้จากการ โจมตีด้วยการหมุน	% ความผิดพลาด
Rotation -16	-16	-16.48	0.30
Rotation -25	-25	-25.67	2.68
Rotation -20	-20	-21.25	6.25
Rotation +10	+10	+11.02	1.20
Rotation +20	+20	+20.83	4.15

ตารางที่ 4.7 แสดงผลการทดสอบเครื่องข่ายประสาทเทียมของภาพ SEM_image3 ต่อการโจมตีด้วยการหมุนที่ผ่านการฝึกสอน

ชนิดการ โจมตี	ข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอน เครื่องข่าย	ข้อมูลที่ได้จากการทดสอบ เครื่องข่าย	% ความ ผิดพลาด
	มุม (องศา)	มุม (องศา)	
Rotation +30	+30	+29.79	0.70000
Rotation +15	+15	+15.05	0.33333
Rotation +1	+1	+1.10	1.00000
Rotation -1	-1	-0.93	7.00000
Rotation -15	-15	-15.08	0.53333
Rotation -30	-30	-29.95	0.166667
Rotation -45	-45	-44.99	0.022222
Rotation -90	-90	-90.00	0.000000

ตารางที่ 4.8 แสดงผลการทดสอบเครือข่ายประสาทเทียมโดยใช้การโอบมดีด้วยกรหมุนของภาพ SEM_image3 ที่ไม่ผ่านการฝึกสอน

ชนิดการ โอบมดี	เป้าหมายของการ โอบมดีด้วยกรหมุน	ผลลัพธ์ที่ได้จากการ โอบมดีด้วยกรหมุน	% ความผิดพลาด
Rotation -16	-16	-16.85	5.3125
Rotation -25	-25	-24.94	0.2400
Rotation -20	-20	-19.33	3.3500
Rotation +10	+10	+10.73	7.3000
Rotation +20	+20	+19.69	1.5500

ตารางที่ 4.9 แสดงผลการทดสอบเครือข่ายประสาทเทียมของภาพ SEM_image4 ต่อการโอบมดี
ด้วยกรหมุนที่ผ่านการฝึกสอน

ชนิดการ โอบมดี	ข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอน เครือข่าย มูม (องศา)	ข้อมูลที่ได้จากการทดสอบ เครือข่าย มูม (องศา)	% ความ ผิดพลาด
Rotation +30	+30	+29.97	0.100000
Rotation +15	+15	+14.98	0.133333
Rotation +1	+1	+0.99	1.000000
Rotation -1	-1	-1	0.000000
Rotation -15	-15	-14.98	0.133333
Rotation -30	-30	-29.99	0.033333
Rotation -45	-45	-44.95	0.111111
Rotation -90	-90	-89.95	0.055556

ตารางที่ 4.10 แสดงผลการทดสอบเครือข่ายประสาทเทียมโดยใช้การ โจมตีด้วยการหมุนของภาพ SEM_image4 ที่ไม่ผ่านการฝึกสอน

ชนิดการ โจมตี	เป้าหมายของการ โจมตีด้วยการหมุน	ผลลัพธ์ที่ได้จากการ โจมตีด้วยการหมุน	% ความผิดพลาด
Rotation -16	-16	-16.37	2.3125
Rotation -25	-25	-25.58	2.3200
Rotation -20	-20	-17.07	4.6500
Rotation +10	+10	+9.66	3.4000
Rotation +20	+20	+22.03	1.1500

ตารางที่ 4.11 แสดงผลการทดสอบเครือข่ายประสาทเทียมของภาพ SEM_image5 ต่อการ โจมตีด้วยการหมุนที่ผ่านการฝึกสอน

ชนิดการ โจมตี	ข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอน เครือข่าย มุ่ม (องศา)	ข้อมูลที่ได้จากการทดสอบ เครือข่าย มุ่ม (องศา)	% ความ ผิดพลาด
Rotation +30	+30	+30	0.00000
Rotation +15	+15	+15	0.00000
Rotation +1	+1	+0.99	1.00000
Rotation -1	-1	-1	0.00000
Rotation -15	-15	-15	0.00000
Rotation -30	-30	-30.01	0.03333
Rotation -45	-45	-45.03	0.06667
Rotation -90	-90	-89.99	0.011111

ตารางที่ 4.12 แสดงผลการทดสอบเครือข่ายประสาทเทียมโดยใช้การ โจมตีด้วยการหมุนของภาพ SEM_image5 ที่ไม่ผ่านการฝึกสอน

ชนิดการ โจมตี	เป้าหมายของการ โจมตีด้วยการหมุน	ผลลัพธ์ที่ได้จากการ โจมตีด้วยการหมุน	% ความผิดพลาด
Rotation -16	-16	-15.91	0.5625
Rotation -25	-25	-27.78	1.1200
Rotation -20	-20	-20.81	4.0500
Rotation +10	+10	+9.50	5.0000
Rotation +20	+20	+20.81	4.0500

ตารางที่ 4.13 แสดงผลการทดสอบเครือข่ายประสาทเทียมของภาพ SEM_image1 ต่อการโจมตีด้วยการย่อ-ขยายที่ผ่านการฝึกสอน

ชนิดการ โจมตี	ข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอน เครือข่าย	ข้อมูลที่ได้จากการทดสอบ เครือข่าย	% ความ ผิดพลาด
	อัตราย่อ-ขยาย	อัตราย่อ-ขยาย	
Scale 50%	50%	50%	0.000000
Scale 150%	150%	149.99%	0.006667
Scale 200%	200%	200%	0.000000
Scale 250%	250%	250.02%	0.008000
Scale 300%	300%	300.04%	0.013330

ตารางที่ 4.14 แสดงผลการทดสอบเครือข่ายประสาทเทียมโดยใช้การ โจมตีด้วยการย่อ-ขยายภาพ SEM_image1 ที่ไม่ผ่านการฝึกสอน

ชนิดการ โจมตี	เป้าหมายของการ โจมตีด้วยการหมุน	ผลลัพธ์ที่ได้จากการ โจมตีด้วยการหมุน	% ความผิดพลาด
Scale 120%	120%	114.91%	4.241667
Scale 180%	180%	186.08%	3.377780
Scale 220%	220%	216.87%	1.422727
Scale 270%	270%	272.02%	0.748150

ตารางที่ 4.15 แสดงผลการทดสอบเครือข่ายประสาทเทียมของภาพ SEM_image2 ต่อการโจมตีด้วยการย่อ-ขยายที่ผ่านการฝึกสอน

ชนิดการโจมตี	ข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอนเครือข่าย	ข้อมูลที่ได้จากการทดสอบเครือข่าย	% ความผิดพลาด
	อัตราย่อ-ขยาย	อัตราย่อ-ขยาย	
Scale 50%	50%	49.99%	0.020000
Scale 150%	150%	150.67%	0.446670
Scale 200%	200%	199.40%	0.300000
Scale 250%	250%	252.61%	1.044000
Scale 300%	300%	298.60%	0.466667

ตารางที่ 4.16 แสดงผลการทดสอบเครือข่ายประสาทเทียมโดยใช้การโจมตีด้วยการย่อ-ขยายภาพ SEM_image2 ที่ไม่ผ่านการฝึกสอน

ชนิดการโจมตี	เป้าหมายของการโจมตีด้วยการหมุน	ผลลัพธ์ที่ได้จากการโจมตีด้วยการหมุน	% ความผิดพลาด
Scale 120%	120%	110.70%	7.750000
Scale 180%	180%	184.71%	2.616670
Scale 220%	220%	218.43%	0.713636
Scale 270%	270%	273.41%	1.262960

ตารางที่ 4.17 แสดงผลการทดสอบเครือข่ายประสาทเทียมของภาพ SEM_image3 ต่อการโจมตีด้วยการย่อ-ขยายที่ผ่านการฝึกสอน

ชนิดการโจมตี	ข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอนเครือข่าย	ข้อมูลที่ได้จากการทดสอบเครือข่าย	% ความผิดพลาด
	อัตราย่อ-ขยาย	อัตราย่อ-ขยาย	
Scale 50%	50%	50%	0.000
Scale 150%	150%	150.24%	0.160
Scale 200%	200%	198.67%	0.665
Scale 250%	250%	252.57%	1.028
Scale 300%	300%	298.50%	0.500

ตารางที่ 4.18 แสดงผลการทดสอบเครือข่ายประสาทเทียมโดยใช้การ โจมตีด้วยการย่อ-ขยายภาพ
SEM_image3 ที่ไม่ผ่านการฝึกสอน

ชนิดการ โจมตี	เป้าหมายของการ โจมตีด้วยการหมุน	ผลลัพธ์ที่ได้จากการ โจมตีด้วยการหมุน	% ความผิดพลาด
Scale 120%	120%	122.76%	2.300000
Scale 180%	180%	182.28%	1.266670
Scale 220%	220%	218.17%	0.831818
Scale 270%	270%	273.40%	1.259260

ตารางที่ 4.19 แสดงผลการทดสอบเครือข่ายประสาทเทียมของภาพ SEM_image4 ต่อการ
โจมตีด้วยการย่อ-ขยายที่ผ่านการฝึกสอน

ชนิดการ โจมตี	ข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอน	ข้อมูลที่ได้จากการทดสอบ	% ความ ผิดพลาด
	เครือข่าย อัตราย่อ-ขยาย	เครือข่าย อัตราย่อ-ขยาย	
Scale 50%	50%	50.02%	0.040000
Scale 150%	150%	150.83%	0.553330
Scale 200%	200%	198.44%	0.780000
Scale 250%	250%	252.45%	0.980000
Scale 300%	300%	298.84%	0.386667

ตารางที่ 4.20 แสดงผลการทดสอบเครือข่ายประสาทเทียมโดยใช้การ โจมตีด้วยการย่อ-ขยายภาพ
SEM_image4 ที่ไม่ผ่านการฝึกสอน

ชนิดการ โจมตี	เป้าหมายของการ โจมตีด้วยการหมุน	ผลลัพธ์ที่ได้จากการ โจมตีด้วยการหมุน	% ความผิดพลาด
Scale 120%	120%	121.92%	1.600000
Scale 180%	180%	179.68%	0.177778
Scale 220%	220%	219.02%	0.445455
Scale 270%	270%	273.06%	1.133330

ตารางที่ 4.21 แสดงผลการทดสอบเครือข่ายประสาทเทียมของภาพ SEM_image5 ต่อการ
 โจมตีด้วยการย่อ-ขยายที่ผ่านการฝึกสอน

ชนิดการ โจมตี	ข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอน เครือข่าย	ข้อมูลที่ได้จากการทดสอบ เครือข่าย	% ความ ผิดพลาด
	อัตราย่อ-ขยาย	อัตราย่อ-ขยาย	
Scale 50%	50%	50.01%	0.020000
Scale 150%	150%	150.48%	0.320000
Scale 200%	200%	198.88%	0.560000
Scale 250%	250%	252.43%	0.972000
Scale 300%	300%	299.20%	0.266667

ตารางที่ 4.22 แสดงผลการทดสอบเครือข่ายประสาทเทียมโดยใช้การ โจมตีด้วยการย่อ-ขยายภาพ
 SEM_image5 ที่ไม่ผ่านการฝึกสอน

ชนิดการ โจมตี	เป้าหมายของการ โจมตีด้วยการหมุน	ผลลัพธ์ที่ได้จากการ โจมตีด้วยการหมุน	% ความผิดพลาด
Scale 120%	120%	113.08%	5.766667
Scale 180%	180%	181.93%	1.072220
Scale 220%	220%	218.76%	0.563636
Scale 120%	120%	113.08%	5.766667

ตารางที่ 4.23 แสดงผลการทดสอบเครือข่ายประสาทเทียมของภาพ SEM_image1 ต่อการ
 โจมตีด้วยการเลื่อนพิกัดที่ผ่านการฝึกสอน

ชนิดการ โจมตี	ข้อมูลที่ใช้ในการ ฝึกสอนเครือข่าย	ข้อมูลที่ได้จากการทดสอบ เครือข่าย	% ความ ผิดพลาด
	พิกัดการเลื่อน (x,y)	พิกัดการเลื่อน(x,y)	
Translation 5 pixel in x axis	(5,0)	(5,0)	0 %
Translation 5 pixel in y axis	(0,5)	(0,5)	0 %
Translation 5 pixel in x&y axis	(5,5)	(5,5)	0 %

ตารางที่ 4.24 แสดงผลการทดสอบเครือข่ายประสาทเทียมโดยใช้การ โจมตีด้วยการเลื่อนพิกัดของ
ภาพ SEM_image1 ที่ไม่ผ่านการฝึกสอน

ชนิดการ โจมตี	เป้าหมายของการ โจมตีด้วยการหมุน	ผลลัพธ์ที่ได้จากการ โจมตีด้วยการหมุน	% ความผิดพลาด
Translation 3 pixel in x axis	(3,0)	(3,0)	0 %
Translation 3 pixel in y axis	(0,3)	(0,3)	0 %
Translation 3 pixel in x&y axis	(3,3)	(3,3)	0 %

ตารางที่ 4.25 แสดงผลการทดสอบเครือข่ายประสาทเทียมของภาพ SEM_image2 ต่อการ
โจมตีด้วยการเลื่อนพิกัดที่ผ่านการฝึกสอน

ชนิดการ โจมตี	ข้อมูลที่ใช้ในการ ฝึกสอนเครือข่าย	ข้อมูลที่ได้จากการทดสอบ เครือข่าย	% ความ ผิดพลาด
	พิกัดการเลื่อน (x,y)	พิกัดการเลื่อน(x,y)	
Translation 5 pixel in x axis	(5,0)	(5,0)	0 %
Translation 5 pixel in y axis	(0,5)	(0,5)	0 %
Translation 5 pixel in x&y axis	(5,5)	(5,5)	0 %

ตารางที่ 4.26 แสดงผลการทดสอบเครือข่ายประสาทเทียมโดยใช้การ โจมตีด้วยการเลื่อนพิกัดของ
ภาพ SEM_image2 ที่ไม่ผ่านการฝึกสอน

ชนิดการ โจมตี	เป้าหมายของการ โจมตีด้วยการหมุน	ผลลัพธ์ที่ได้จากการ โจมตีด้วยการหมุน	% ความผิดพลาด
Translation 3 pixel in x axis	(3,0)	(3,0)	0 %
Translation 3 pixel in y axis	(0,3)	(0,3)	0 %
Translation 3 pixel in x&y axis	(3,3)	(3,3)	0 %

ตารางที่ 4.27 แสดงผลการทดสอบเครือข่ายประสาทเทียมของภาพ SEM_image3 ต่อการโจมตีด้วยการเลื่อนพิกัดที่ผ่านการฝึกสอน

ชนิดการโจมตี	ข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอนเครือข่าย	ข้อมูลที่ได้จากการทดสอบเครือข่าย	% ความผิดพลาด
	พิกัดการเลื่อน (x,y)	พิกัดการเลื่อน(x,y)	
Translation 5 pixel in x axis	(5,0)	(5,0)	0 %
Translation 5 pixel in y axis	(0,5)	(0,5)	0 %
Translation 5 pixel in x&y axis	(5,5)	(5,5)	0 %

ตารางที่ 4.28 แสดงผลการทดสอบเครือข่ายประสาทเทียมโดยใช้การโจมตีด้วยการเลื่อนพิกัดของภาพ SEM_image3 ที่ไม่ผ่านการฝึกสอน

ชนิดการโจมตี	เป้าหมายของการโจมตีด้วยการหมุน	ผลลัพธ์ที่ได้จากการโจมตีด้วยการหมุน	% ความผิดพลาด
Translation 3 pixel in x axis	(3,0)	(3,0)	0 %
Translation 3 pixel in y axis	(0,3)	(0,3)	0 %
Translation 3 pixel in x&y axis	(3,3)	(3,3)	0 %

ตารางที่ 4.29 แสดงผลการทดสอบเครือข่ายประสาทเทียมของภาพ SEM_image4 ต่อการโจมตีด้วยการเลื่อนพิกัด

ชนิดการโจมตี	ข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอนเครือข่าย	ข้อมูลที่ได้จากการทดสอบเครือข่าย	% ความผิดพลาด
	พิกัดการเลื่อน (x,y)	พิกัดการเลื่อน(x,y)	
Translation 5 pixel in x axis	(5,0)	(5,0)	0 %
Translation 5 pixel in y axis	(0,5)	(0,5)	0 %
Translation 5 pixel in x&y axis	(5,5)	(5,5)	0 %

ตารางที่ 4.30 แสดงผลการทดสอบเครือข่ายประสาทเทียมโดยใช้การ โจมตีด้วยการเลื่อนพิกัดของ
ภาพ SEM_image4 ที่ไม่ผ่านการฝึกสอน

ชนิดการโจมตี	เป้าหมายของการ โจมตีด้วยการหมุน	ผลลัพธ์ที่ได้จากการ โจมตีด้วยการหมุน	% ความผิดพลาด
Translation 3 pixel in x axis	(3,0)	(3,0)	0 %
Translation 3 pixel in y axis	(0,3)	(0,3)	0 %
Translation 3 pixel in x&y axis	(3,3)	(3,3)	0 %

ตารางที่ 4.31 แสดงผลการทดสอบเครือข่ายประสาทเทียมของภาพ SEM_image5 ต่อการ
โจมตีด้วยการเลื่อนพิกัดที่ผ่านการฝึกสอน

ชนิดการโจมตี	ข้อมูลที่ใช้ในการ ฝึกสอนเครือข่าย	ข้อมูลที่ได้จากการทดสอบ เครือข่าย	% ความ ผิดพลาด
	พิกัดการเลื่อน (x,y)	พิกัดการเลื่อน(x,y)	
Translation 5 pixel in x axis	(5,0)	(5,0)	0 %
Translation 5 pixel in y axis	(0,5)	(0,5)	0 %
Translation 5 pixel in x&y axis	(5,5)	(5,5)	0 %

ตารางที่ 4.32 แสดงผลการทดสอบเครือข่ายประสาทเทียมโดยใช้การ โจมตีด้วยการเลื่อนพิกัดของ
ภาพ SEM_image5 ที่ไม่ผ่านการฝึกสอน

ชนิดการโจมตี	เป้าหมายของการ โจมตีด้วยการหมุน	ผลลัพธ์ที่ได้จากการ โจมตีด้วยการหมุน	% ความผิดพลาด
Translation 3 pixel in x axis	(3,0)	(3,0)	0 %
Translation 3 pixel in y axis	(0,3)	(0,3)	0 %
Translation 3 pixel in x&y axis	(3,3)	(3,3)	0 %

จากตารางที่ 4.3 – 4.32 จะเห็นได้ว่าการ โจมตีที่ผ่านการฝึกสอนเครือข่ายประสาทเทียมสามารถจดจำรูปแบบการโจมตีได้ดีซึ่งจะเห็นได้จากค่าเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดที่มีค่าน้อยมาก ส่วนการโจมตีที่ไม่ผ่านการฝึกสอนเครือข่ายประสาทเทียมสามารถแยกแยะได้ว่าเป็นการโจมตีด้วยวิธีการไปแต่อาจจะบอกออกมาคลาดเคลื่อนเล็กน้อยจากค่าที่ใช้โจมตีจริงแต่ไม่มากจนเกินไป

ตารางที่ 4.33 ค่า *NC* ค่า *BER* และสัญญาณสายนํ้าที่กู้คืนมาได้ของภาพ SEM_image1 เมื่อผ่านการโจมตีด้วยการหมุนที่นำมาทดสอบเครือข่ายประสาทเทียม

วิธีการโจมตี	SEM_Image1		Logo
	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)	
Rotation -16	0.9910	0.781 %	
Rotation -20	0.9877	1.074 %	
Rotation -25	0.9765	2.050 %	
Rotation +10	0.9944	0.488 %	
Rotation +20	0.9888	0.976 %	

ตารางที่ 4.34 ค่า *NC* ค่า *BER* และสัญญาณลายน้ำที่กู้คืนมาได้ของภาพ SEM_image1 เมื่อผ่านการ
โจมตีด้วยการย่อ-ขยายที่นำมาทดสอบเครือข่ายประสาทเทียม

วิธีการโจมตี	SEM_Image1		Logo	
	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)		
Scaling 75%	0.9978	0.195 %		
Scaling 120%	0.9989	0.097 %		
Scaling 180%	0.9978	0.195 %		
Scaling 220%	0.9978	0.195 %		
Scaling 270%	0.9978	0.195 %		

ตารางที่ 4.35 ค่า *NC* ค่า *BER* และสัญญาณลายน้ำที่กู้คืนมาได้ของภาพ SEM_image1 เมื่อผ่านการโจมตีด้วยการเลื่อนพิกัดที่นำมาทดสอบเครือข่ายประสาทเทียม

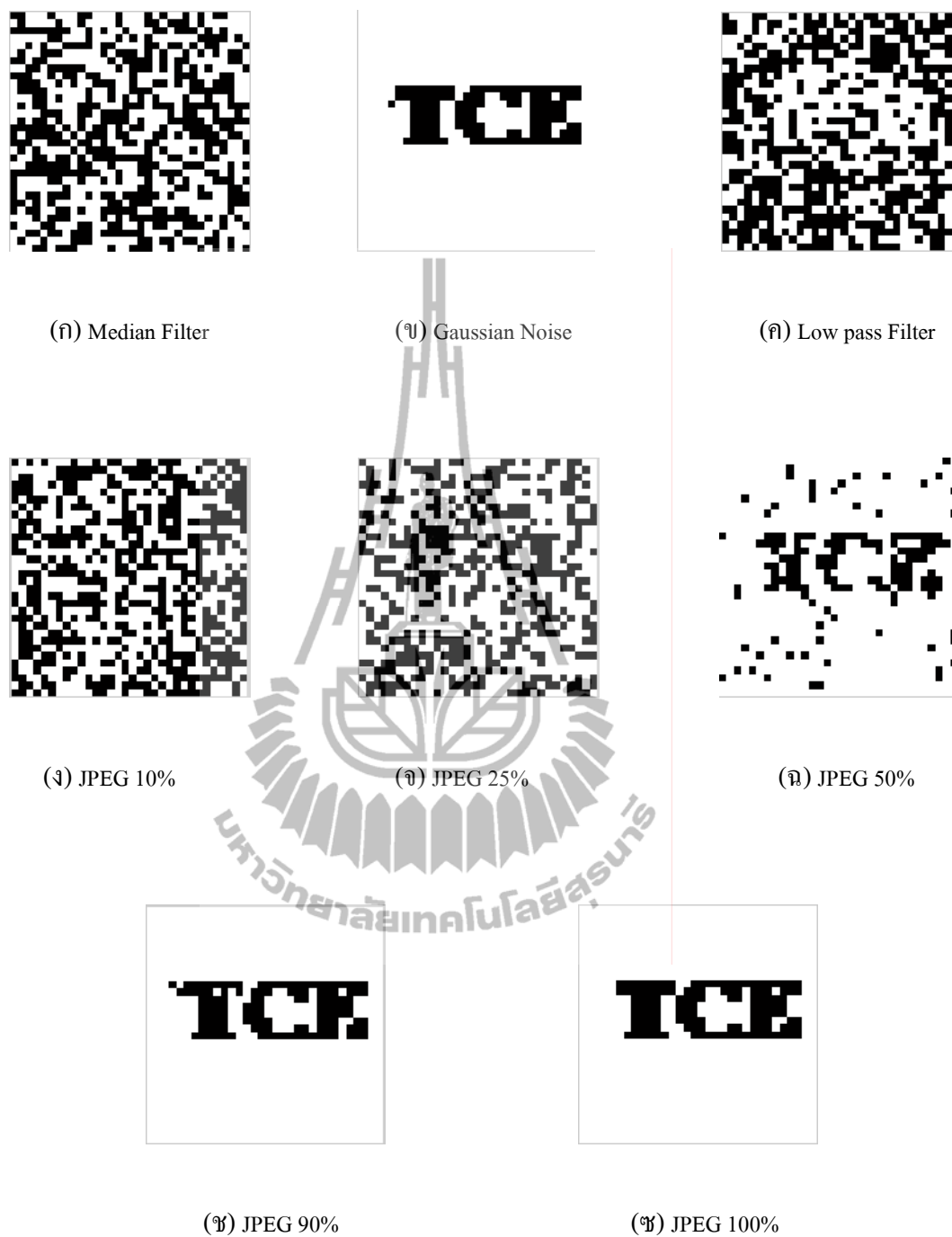
วิธีการโจมตี	SEM_Image1		Logo
	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)	
Translation 3 pixels in x-axis	0.9787	2.148 %	
Translation 3 pixels in y-axis	0.9709	2.539 %	
Translation 3 pixels in x&y-axis	0.9787	2.148 %	

4.5.3 ผลการทดสอบความทนทานของสัญญาณลายน้ำ

เพื่อที่จะทำการตรวจสอบว่าสัญญาณลายน้ำมีความทนทานมากน้อยเพียงใดต่อการโจมตี ผู้วิจัยจึงได้ทำการโจมตีภาพที่ผ่านการฝังสัญญาณลายน้ำ โดยใช้วิธีการพื้นฐานต่าง ๆ เช่น การกรอง (Median filter) และการเพิ่มระดับสัญญาณรบกวนแบบเกาส์เซียน (Gaussian noise) เป็นต้น จากนั้นได้ทำการกู้คืนสัญญาณลายน้ำและทำการคำนวณค่า *NC* และค่า *BER* ของภาพ SEM ทั้ง 10 ภาพเปรียบเทียบกับของ Saeed *et.al.* [17] ผลการทดสอบดังกล่าวแสดงได้ดังตารางที่ 4.36-4.45 และค่าเฉลี่ยของค่า *NC* และค่า *BER* ของภาพ SEM ทั้ง 10 ภาพ แสดงไว้ดังตารางที่ 4.46 ซึ่งจะเห็นได้ว่าค่า *NC* ที่ได้มีค่าสูงกว่าของ Saeed *et.al.* [17] ส่วนค่า *BER* ของภาพมีค่าที่ค่อนข้างต่ำกว่าของ Saeed *et.al.* [17] ซึ่งแสดงให้เห็นได้ว่าอัลกอริทึมการทำภาพพิมพ์ลายน้ำดิจิทัลที่พัฒนาขึ้นนี้มีความทนทานต่อการโจมตีแบบพื้นฐาน ต่างๆ นอกจากนี้ยังแสดงภาพ Logo ที่กู้คืนมาได้หลังจากผ่านการโจมตีต่าง ๆ ตามตารางที่ 4.36 ของอัลกอริทึมของ Saeed *et.al.* [17] แสดงไว้ในรูปที่ 4.27

ตารางที่ 4.36 ค่า *NC* และค่า *BER* ของภาพ SEM_image1 เมื่อผ่านการโจมตีพื้นฐานแบบต่าง ๆ ของวิธีการที่นำเสนอและวิธีการของ Saeed *et.al.* [17]

วิธีการ โจมตี	วิธีการที่นำเสนอ		วิธีการ Saeed <i>et.al.</i> [17]	
	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)
Median Filter 3×3	0.98	1.37 %	0.85	51.27 %
Gaussian Noise	0.97	2.92 %	1	0.00 %
Low pass Filter 3×3	0.95	5.17 %	0.71	73.73 %
JPEG 10%	0.95	4.98 %	0.89	48.63 %
JPEG 25%	0.96	3.32 %	0.95	30.77 %
JPEG 50%	0.98	1.66 %	0.99	4.30 %
JPEG 75%	1.00	0.00 %	1	0.19 %
JPEG 90%	1.00	0.00 %	1	0.10 %



รูปที่ 4.27 ภาพ Logo ที่กู้คืนมาได้หลังจากผ่านการ โจมตีต่าง ๆ ของอัลกอริทึมของ Saeed *et.al.* [17]

ตารางที่ 4.37 ค่า *NC* และค่า *BER* ของภาพ SEM_image2 เมื่อผ่านการโคมตีพื้นฐานแบบต่าง ๆ
ของวิธีการที่นำเสนอและวิธีการของ Saeed *et.al.* [17]

วิธีการ โคมตี	วิธีการที่นำเสนอ		วิธีการ Saeed <i>et.al.</i> [17]	
	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)
Median Filter 3×3	0.98	1.46 %	0.88	45.80 %
Gaussian Noise	0.97	3.12 %	1	0.09 %
Low pass Filter 3×3	0.97	5.46 %	0.70	73.92 %
JPEG 10%	0.95	5.17 %	0.89	47.75 %
JPEG 25%	0.98	2.53 %	0.96	20.50 %
JPEG 50%	1.00	0.78 %	0.99	4.68 %
JPEG 75%	1.00	0.09 %	1	0.39 %
JPEG 90%	1.00	0.09 %	1	0.09 %

ตารางที่ 4.38 ค่า *NC* และค่า *BER* ของภาพ SEM_image3 เมื่อผ่านการโคมตีพื้นฐานแบบต่าง ๆ
ของวิธีการที่นำเสนอและวิธีการของ Saeed *et.al.* [17]

วิธีการ โคมตี	วิธีการที่นำเสนอ		วิธีการ Saeed <i>et.al.</i> [17]	
	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)
Median Filter 3×3	0.96	3.80 %	0.86	49.80 %
Gaussian Noise	0.98	2.30 %	1	0.39 %
Low pass Filter 3×3	0.95	5.46 %	0.72	71.28 %
JPEG 10%	0.95	4.25 %	0.90	45.31 %
JPEG 25%	0.96	1.9 %	0.97	16.60 %
JPEG 50%	1.00	0.49 %	0.99	5.76 %
JPEG 75%	1.00	0.10 %	1	1.17 %
JPEG 90%	1.00	0.42 %	1	0.29 %

ตารางที่ 4.39 ค่า *NC* และค่า *BER* ของภาพ SEM_image4 เมื่อผ่านการโหม้ดีพื้นฐำนแบบต่าง ๆ
ของวิธีการที่นำเสนอและวิธีการของ Saeed *et.al.* [17]

วิธีการโหม้ดี	วิธีการที่นำเสนอ		วิธีการ Saeed <i>et.al.</i> [17]	
	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)
Median Filter 3×3	0.98	1.95 %	0.89	45.89 %
Gaussian Noise	0.98	2.34 %	1	0.48 %
Low pass Filter 3×3	0.94	6.15 %	0.87	46.09 %
JPEG 10%	0.94	6.15 %	0.89	43.06 %
JPEG 25%	0.96	3.61 %	0.93	32.42 %
JPEG 50%	0.98	1.66 %	0.96	9.37 %
JPEG 75%	1.00	0.09 %	0.99	2.14 %
JPEG 90%	1.00	0.00 %	1	0.39 %

ตารางที่ 4.40 ค่า *NC* และค่า *BER* ของภาพ SEM_image5 เมื่อผ่านการโหม้ดีพื้นฐำนแบบต่าง ๆ
ของวิธีการที่นำเสนอและวิธีการของ Saeed *et.al.* [17]

วิธีการโหม้ดี	วิธีการที่นำเสนอ		วิธีการ Saeed <i>et.al.</i> [17]	
	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)
Median Filter 3×3	0.96	3.22 %	0.90	43.75 %
Gaussian Noise	0.98	3.41 %	1	2.44 %
Low pass Filter 3×3	0.95	6.15 %	0.78	62.01 %
JPEG 10%	0.95	7.32 %	0.89	45.21 %
JPEG 25%	0.96	4.68 %	0.94	27.34 %
JPEG 50%	1.00	1.66 %	0.96	13.57 %
JPEG 75%	1.00	1.36 %	0.99	4.00 %
JPEG 90%	1.00	0.78 %	1	1.46 %

ตารางที่ 4.41 ค่า *NC* และค่า *BER* ของภาพ SEM_image6 เมื่อผ่านการโหม้ดีพื้นฐานแบบต่าง ๆ ของวิธีการที่นำเสนอและวิธีการของ Saeed *et.al.* [17]

วิธีการโหม้ดี	วิธีการที่นำเสนอ		วิธีการ Saeed <i>et.al.</i> [17]	
	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)
Median Filter 3×3	0.98	1.46 %	0.91	37.30 %
Gaussian Noise	0.97	2.44 %	1	0.68 %
Low pass Filter 3×3	0.96	5.37 %	0.80	58.78 %
JPEG 10%	0.94	5.27 %	0.88	45.70 %
JPEG 25%	0.97	2.73 %	0.92	31.34 %
JPEG 50%	0.99	0.68 %	0.96	7.51 %
JPEG 75%	1.00	0.00 %	0.99	1.26 %
JPEG 90%	1.00	0.00 %	1	0.29 %

ตารางที่ 4.42 ค่า *NC* และค่า *BER* ของภาพ SEM_image7 เมื่อผ่านการโหม้ดีพื้นฐานแบบต่าง ๆ ของวิธีการที่นำเสนอและวิธีการของ Saeed *et.al.* [17]

วิธีการโหม้ดี	วิธีการที่นำเสนอ		วิธีการ Saeed <i>et.al.</i> [17]	
	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)
Median Filter 3×3	0.96	3.81 %	0.88	47.85 %
Gaussian Noise	0.98	2.54 %	0.99	3.61 %
Low pass Filter 3×3	0.94	6.64 %	0.79	61.42 %
JPEG 10%	0.95	6.44 %	0.89	41.30 %
JPEG 25%	0.96	4.49 %	0.94	29.19 %
JPEG 50%	1.00	0.78 %	0.97	13.37 %
JPEG 75%	1.00	0.09 %	0.99	5.37 %
JPEG 90%	1.00	0.00 %	0.99	3.51 %

ตารางที่ 4.43 ค่า *NC* และค่า *BER* ของภาพ SEM_image8 เมื่อผ่านการโหม้ดีพื้นฐานแบบต่าง ๆ
ของวิธีการที่นำเสนอและวิธีการของ Saeed *et.al.* [17]

วิธีการ โหม้ดี	วิธีการที่นำเสนอ		วิธีการ Saeed <i>et.al.</i> [17]	
	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)
Median Filter 3×3	0.97	2.93 %	0.86	47.26 %
Gaussian Noise	0.97	2.73 %	1	0.58 %
Low pass Filter 3×3	0.96	5.37 %	0.78	61.52 %
JPEG 10%	0.93	6.64 %	0.87	45.31 %
JPEG 25%	0.97	3.12 %	0.94	26.66 %
JPEG 50%	0.98	1.95 %	0.96	13.08 %
JPEG 75%	1.00	0.09 %	0.99	3.12 %
JPEG 90%	1.00	0.00 %	1	0.39 %

ตารางที่ 4.44 ค่า *NC* และค่า *BER* ของภาพ SEM_image9 เมื่อผ่านการโหม้ดีพื้นฐานแบบต่าง ๆ
ของวิธีการที่นำเสนอและวิธีการของ Saeed *et.al.* [17]

วิธีการ โหม้ดี	วิธีการที่นำเสนอ		วิธีการ Saeed <i>et.al.</i> [17]	
	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)
Median Filter 3×3	0.97	3.22 %	0.81	58.69 %
Gaussian Noise	0.96	3.90 %	1	0.00 %
Low pass Filter 3×3	0.90	12.01 %	0.81	54.78 %
JPEG 10%	0.94	10.25 %	0.87	32.42 %
JPEG 25%	0.93	6.44 %	0.90	34.76 %
JPEG 50%	0.96	3.90 %	0.96	7.81 %
JPEG 75%	1.00	0.19 %	0.99	0.39 %
JPEG 90%	1.00	0.00 %	1	0.00%

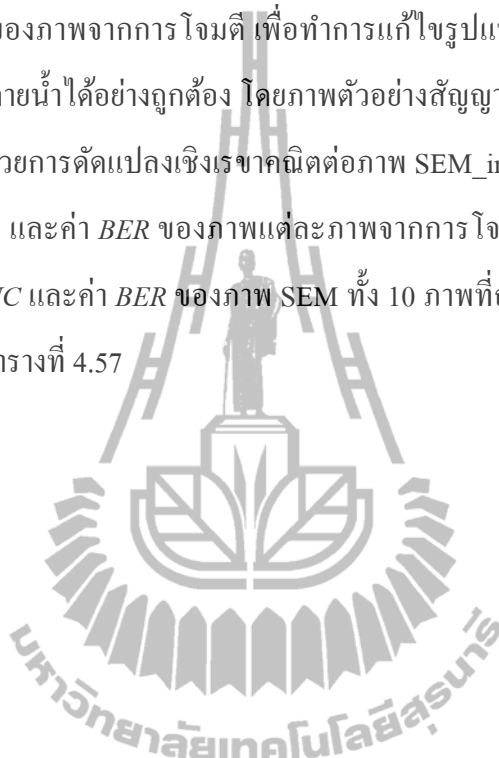
ตารางที่ 4.45 ค่า *NC* และค่า *BER* ของภาพ SEM_image10 เมื่อผ่านการโหม้ดีพื้นฐานแบบต่าง ๆ ของวิธีการที่นำเสนอและวิธีการของ Saeed *et.al.* [17]

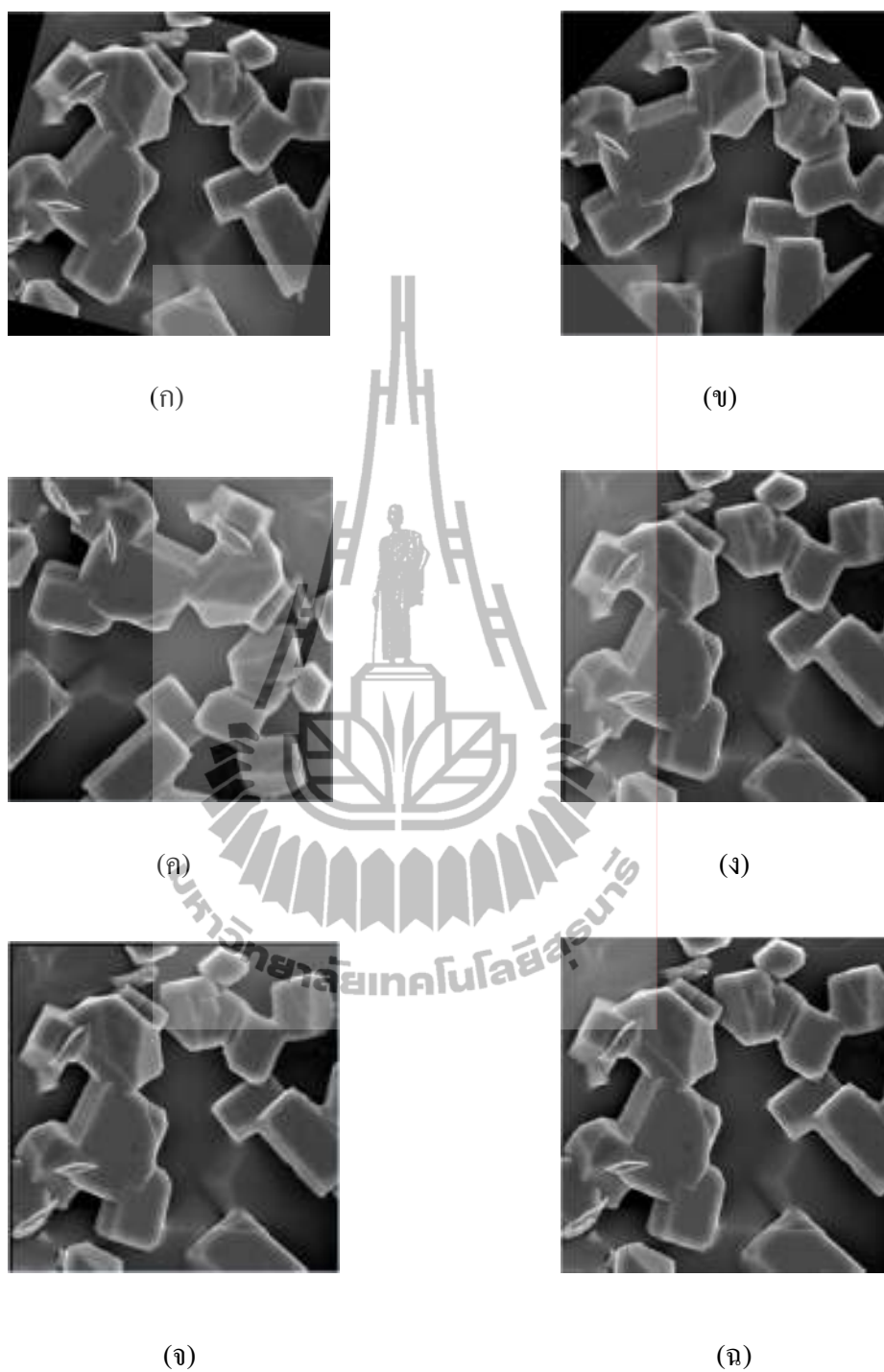
วิธีการ โหม้ดี	วิธีการที่นำเสนอ		วิธีการ Saeed <i>et.al.</i> [17]	
	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)
Median Filter 3×3	0.97	3.12 %	0.85	50.19 %
Gaussian Noise	0.97	3.02 %	1	1.46 %
Low pass Filter 3×3	0.94	7.51 %	0.79	58.69 %
JPEG 10%	0.95	4.88 %	0.87	43.94 %
JPEG 25%	0.95	4.88 %	0.92	34.96 %
JPEG 50%	0.99	0.97 %	0.96	9.96 %
JPEG 75%	1.00	0.00 %	0.99	2.73 %
JPEG 90%	1.00	0.00 %	1	0.78 %

ตารางที่ 4.46 ค่าเฉลี่ยค่า *NC* และ *BER* ของภาพ SEM ทั้ง 10 ภาพเมื่อผ่านการโหม้ดีพื้นฐานแบบต่าง ๆ ของวิธีการที่นำเสนอและวิธีการของ Saeed *et.al.* [17]

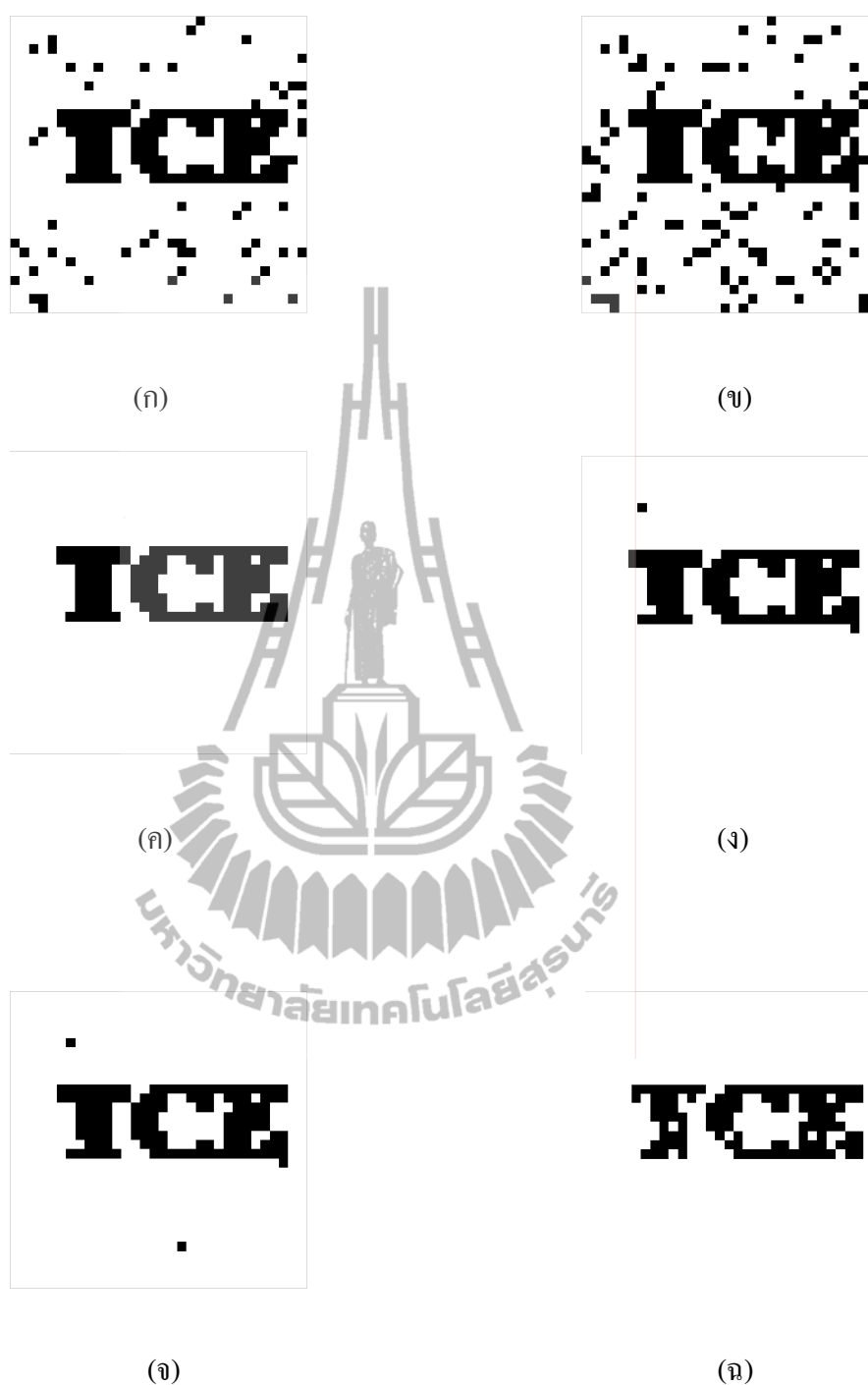
วิธีการ โหม้ดี	วิธีการที่นำเสนอ		วิธีการ Saeed <i>et.al.</i> [17]	
	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)
Median Filter 3×3	0.970	2.634 %	0.869	47.775 %
Gaussian Noise	0.970	2.872 %	0.999	0.973 %
Low pass Filter 3×3	0.946	6.529 %	0.775	62.222 %
JPEG 10%	0.945	6.135 %	0.884	43.863 %
JPEG 25%	0.960	3.770 %	0.937	28.450 %
JPEG 50%	0.988	1.453 %	0.970	8.641 %
JPEG 75%	1.000	0.201 %	0.993	2.076 %
JPEG 90%	1.000	0.129 %	0.999	0.73 %
ค่าเฉลี่ย	0.972	2.965 %	0.928	24.341%

นอกจากนี้ผู้วิจัยยังได้ทดสอบความทนทานของลายน้ำดิจิทัลต่อการโจมตีจากการดัดแปลงเชิงเรขาคณิต เช่น การหมุน การเลื่อนพิกัด และการย่อขยาย ตัวอย่างของการโจมตีภาพจากการดัดแปลงเชิงเรขาคณิตของภาพ SEM_image1 แสดงไว้ในรูปที่ 4.28 โดยก่อนที่จะทำการกู้คืนสัญญาณลายน้ำจากภาพที่ถูกดัดแปลงเชิงเรขาคณิตนั้น ผู้วิจัยได้ประยุกต์ใช้เครือข่ายประสาทเทียมในการเรียนรู้รูปแบบของภาพจากการโจมตี เพื่อทำการแก้ไขรูปแบบการจัดวางตัวของภาพทำให้สามารถกู้คืนสัญญาณลายน้ำได้อย่างถูกต้อง โดยภาพตัวอย่างสัญญาณลายน้ำที่สามารถกู้คืนกลับมาได้หลังจากการโจมตีด้วยการดัดแปลงเชิงเรขาคณิตต่อภาพ SEM_image1 แสดงไว้ในรูปที่ 4.29 ผลการคำนวณค่า NC และค่า BER ของภาพแต่ละภาพจากการโจมติดังกล่าวแสดงไว้ในตารางที่ 4.47-4.56 ค่าเฉลี่ยค่า NC และค่า BER ของภาพ SEM ทั้ง 10 ภาพที่ถูกโจมตีด้วยวิธีการดัดแปลงเชิงเรขาคณิตแสดงไว้ในตารางที่ 4.57





รูปที่ 4.28 ภาพผลลัพธ์จากการโจมตีแบบต่าง ๆ ต่อภาพพิมพ์ลายน้ำดิจิทัล SEM_image1 (ก) การหมุน -15 องศา (ข) การหมุน -45 องศา (ค) การหมุน -90 องศา (ง) การเลื่อนทางพิกัดแกน x 5 พิกเซล (จ) การเลื่อนทางพิกัดแกน x และแกน y 5 พิกเซล (ฉ) การย่อ-ขยายภาพ 50 %



รูปที่ 4.29 สัญญาณลายน้ำที่สามารถกู้คืนมาได้จากการโจมตีแบบต่างๆ ของภาพ SEM_image1 (ก) การหมุน -15 องศา (ข) การหมุน -45 องศา (ค) การหมุน -90 องศา (ง) การเลื่อนทางพิกัดแกน x 5 พิกเซล (จ) การเลื่อนทางพิกัดแกน x และแกน y 5 พิกเซล (ฉ) การย่อ-ขยายภาพ 50 %

ตารางที่ 4.47 ค่า *NC* และค่า *BER* ของภาพ SEM_image1 เมื่อผ่านการโจมตีด้วยการดัดแปลงเชิงเรขาคณิตของวิธีการที่นำเสนอและวิธีการของ Saeed *et.al.* [17]

วิธีการโจมตี	วิธีการที่นำเสนอ		วิธีการ Saeed <i>et.al.</i> [17]	
	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)
Rotation -1	0.998866	1.269 %	0.86	51.17 %
Rotation +1	0.998857	1.953 %	0.87	51.07 %
Rotation -15	0.982710	5.761 %	0.87	47.66 %
Rotation +15	0.982952	6.933 %	0.87	45.12 %
Rotation -30	0.982632	8.984 %	0.85	50.09 %
Rotation +30	0.979525	12.597 %	0.85	50.09 %
Rotation -45	0.975175	11.425 %	0.86	48.53 %
Rotation -90	1.000000	0.000 %	0.86	50.48 %
Scaling 50%	0.981319	1.660 %	0.85	49.47 %
Scaling 150%	1.000000	0.000 %	0.86	50.73%
Scaling 200%	1.000000	0.000 %	0.85	49.89%
Scaling 250%	1.000000	0.000 %	0.86	49.75%
Scaling 300%	1.000000	0.000 %	0.86	49.24%
Translation 5 pixels in x-axis	0.998880	0.195 %	0.85	50.23%
Translation 5 pixels in y-axis	0.998879	0.292 %	0.84	50.64%
Translation 5 pixels in x&y-axis	0.997758	0.488 %	0.85	50.35%

ตารางที่ 4.48 ค่า *NC* และค่า *BER* ของภาพ SEM_image2 เมื่อผ่านการโจมตีด้วยการดัดแปลงเชิงเรขาคณิตของวิธีการที่นำเสนอและวิธีการของ Saeed *et.al.* [17]

วิธีการ โจมตี	วิธีการที่นำเสนอ		วิธีการ Saeed <i>et.al.</i> [17]	
	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)
Rotation -1	0.986783	3.515 %	0.86	50.78 %
Rotation +1	0.989243	2.148 %	0.86	51.46 %
Rotation -15	0.972543	12.695 %	0.87	50.78 %
Rotation +15	0.984963	9.082 %	0.86	46.87%
Rotation -30	0.963452	15.039 %	0.86	46.28 %
Rotation +30	0.981243	12.402 %	0.87	45.89 %
Rotation -45	0.969523	14.160 %	0.87	44.72 %
Rotation -90	1.000000	0.097 %	0.87	47.16 %
Scaling 50%	0.983462	1.562 %	0.85	49.00 %
Scaling 150%	1.000000	0.097 %	0.86	50.35%
Scaling 200%	1.000000	0.097 %	0.85	49.35%
Scaling 250%	1.000000	0.097 %	0.85	49.75%
Scaling 300%	1.000000	0.097 %	0.86	50.07%
Translation 5 pixels in x-axis	0.998875	0.585 %	0.86	50.33%
Translation 5 pixels in y-axis	1.000000	0.585 %	0.85	49.14%
Translation 5 pixels in x&y-axis	0.998869	1.074 %	0.85	50.96%

ตารางที่ 4.49 ค่า *NC* และค่า *BER* ของภาพ SEM_image3 เมื่อผ่านการโจมตีด้วยการดัดแปลงเชิงเรขาคณิตของวิธีการที่นำเสนอและวิธีการของ Saeed *et.al.* [17]

วิธีการ โจมตี	วิธีการที่นำเสนอ		วิธีการ Saeed <i>et.al.</i> [17]	
	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)
Rotation -1	0.951962	7.421 %	0.87	47.36 %
Rotation +1	0.925736	9.082 %	0.87	47.85 %
Rotation -15	0.900542	13.867 %	0.87	49.12 %
Rotation +15	0.899953	15.332 %	0.86	48.14 %
Rotation -30	0.875757	17.382 %	0.86	46.48 %
Rotation +30	0.868093	18.164 %	0.87	45.99 %
Rotation -45	0.858942	18.652 %	0.87	46.97 %
Rotation -90	0.955873	6.054%	0.87	49.80 %
Scaling 50%	0.968531	8.691 %	0.85	49.47 %
Scaling 150%	0.958473	5.957 %	0.86	50.73%
Scaling 200%	0.955873	6.054 %	0.85	50.64%
Scaling 250%	0.955873	6.054 %	0.86	49.06%
Scaling 300%	0.955873	6.054 %	0.85	49.28%
Translation 5 pixels in x-axis	0.866290	21.875 %	0.85	50.69%
Translation 5 pixels in y-axis	0.866541	21.582 %	0.86	50.23%
Translation 5 pixels in x&y-axis	0.866541	21.582 %	0.86	50.11%

ตารางที่ 4.50 ค่า *NC* และค่า *BER* ของภาพ SEM_image4 เมื่อผ่านการโจมตีด้วยการดัดแปลงเชิงเรขาคณิตของวิธีการที่นำเสนอและวิธีการของ Saeed *et.al.* [17]

วิธีการ โจมตี	วิธีการที่นำเสนอ		วิธีการ Saeed <i>et.al.</i> [17]	
	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)
Rotation -1	0.997725	1.757 %	0.86	49.31 %
Rotation +1	0.997753	0.683 %	0.87	48.04 %
Rotation -15	0.996893	4.882 %	0.87	47.26 %
Rotation +15	0.998241	1.855 %	0.87	49.51 %
Rotation -30	0.997218	5.664 %	0.86	49.51 %
Rotation +30	0.998836	3.515 %	0.87	46.87 %
Rotation -45	0.997843	4.394 %	0.84	47.85 %
Rotation -90	1.000000	0.000 %	0.87	47.26 %
Scaling 50%	0.966450	3.027 %	0.86	50.56 %
Scaling 150%	0.998881	0.097 %	0.87	50.75%
Scaling 200%	0.998881	0.097 %	0.87	50.67%
Scaling 250%	0.998881	0.097 %	0.86	50.89%
Scaling 300%	0.998881	0.097 %	0.86	51.03%
Translation 5 pixels in x-axis	1.000000	0.195 %	0.86	49.46%
Translation 5 pixels in y-axis	1.000000	0.097 %	0.85	49.56%
Translation 5 pixels in x&y-axis	1.000000	0.292 %	0.85	49.41%

ตารางที่ 4.51 ค่า *NC* และค่า *BER* ของภาพ SEM_image5 เมื่อผ่านการโจมตีด้วยการดัดแปลงเชิงเรขาคณิตของวิธีการที่นำเสนอและวิธีการของ Saeed *et.al.* [17]

วิธีการ โจมตี	วิธีการที่นำเสนอ		วิธีการ Saeed <i>et.al.</i> [17]	
	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)
Rotation -1	0.998857	1.953 %	0.87	48.24 %
Rotation +1	0.997704	2.539 %	0.87	48.53 %
Rotation -15	0.997154	5.468 %	0.87	49.12 %
Rotation +15	0.986785	7.031 %	0.86	50.58 %
Rotation -30	0.989576	7.226 %	0.86	49.31 %
Rotation +30	0.979623	9.472 %	0.85	48.63%
Rotation -45	0.979989	8.789 %	0.87	43.35 %
Rotation -90	1.00000	0.039 %	0.86	48.92 %
Scaling 50%	0.954984	4.296 %	0.86	49.67%
Scaling 150%	1.000000	0.390 %	0.86	47.58%
Scaling 200%	1.000000	0.390 %	0.86	46.49%
Scaling 250%	1.000000	0.390 %	0.87	47.22%
Scaling 300%	1.000000	0.390 %	0.87	44.03%
Translation 5 pixels in x-axis	0.998871	0.878 %	0.85	48.49%
Translation 5 pixels in y-axis	0.996629	0.878 %	0.86	48.99%
Translation 5 pixels in x&y-axis	0.995490	1.367 %	0.86	47.25%

ตารางที่ 4.52 ค่า *NC* และค่า *BER* ของภาพ SEM_image6 เมื่อผ่านการโจมตีด้วยการดัดแปลงเชิงเรขาคณิตของวิธีการที่นำเสนอและวิธีการของ Saeed *et.al.* [17]

วิธีการโจมตี	วิธีการที่นำเสนอ		วิธีการ Saeed <i>et.al.</i> [17]	
	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)
Rotation -1	0.998358	1.074 %	0.86	50.09 %
Rotation +1	0.991873	3.027 %	0.86	50.58 %
Rotation -15	0.986347	8.007 %	0.87	49.51 %
Rotation +15	0.981425	11.328 %	0.87	49.60 %
Rotation -30	0.972758	16.796 %	0.87	48.14 %
Rotation +30	0.969746	15.820 %	0.86	47.85 %
Rotation -45	0.961432	18.652 %	0.86	46.77 %
Rotation -90	1.000000	0.000 %	0.87	49.41 %
Scaling 50%	0.973828	2.343 %	0.87	49.12 %
Scaling 150%	1.000000	0.000 %	0.86	49.53 %
Scaling 200%	1.000000	0.000 %	0.86	50.31 %
Scaling 250%	1.000000	0.000 %	0.85	49.63 %
Scaling 300%	1.000000	0.000 %	0.87	49.35 %
Translation 5 pixels in x-axis	0.998879	0.292 %	0.86	49.52 %
Translation 5 pixels in y-axis	0.997758	0.488 %	0.86	49.55 %
Translation 5 pixels in x&y-axis	0.996633	0.781 %	0.86	50.88 %

ตารางที่ 4.53 ค่า *NC* และค่า *BER* ของภาพ SEM_image7 เมื่อผ่านการโจมตีด้วยการดัดแปลงเชิงเรขาคณิตของวิธีการที่นำเสนอและวิธีการของ Saeed *et.al.* [17]

วิธีการโจมตี	วิธีการที่นำเสนอ		วิธีการ Saeed <i>et.al.</i> [17]	
	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)
Rotation -1	0.995501	1.171 %	0.87	49.41 %
Rotation +1	0.995470	1.757 %	0.87	50.87 %
Rotation -15	0.997585	6.738 %	0.88	47.36 %
Rotation +15	0.996333	7.910 %	0.87	46.28 %
Rotation -30	0.997487	9.863 %	0.87	49.02 %
Rotation +30	0.996183	11.035 %	0.87	46.97 %
Rotation -45	0.996164	11.425 %	0.86	42.87 %
Rotation -90	1.000000	0.000 %	0.87	50.68 %
Scaling 50%	0.950959	4.589 %	0.87	48.52 %
Scaling 150%	0.996652	0.292 %	0.87	49.67 %
Scaling 200%	0.995541	0.390 %	0.87	50.45 %
Scaling 250%	0.995541	0.390 %	0.86	49.93 %
Scaling 300%	0.995541	0.390 %	0.87	49.85 %
Translation 5 pixels in x-axis	1.000000	0.195 %	0.87	49.22 %
Translation 5 pixels in y-axis	1.000000	0.488 %	0.87	49.48 %
Translation 5 pixels in x&y-axis	1.000000	0.683%	0.87	49.34 %

ตารางที่ 4.54 ค่า *NC* และค่า *BER* ของภาพ SEM_image8 เมื่อผ่านการโจมตีด้วยการดัดแปลงเชิงเรขาคณิตของวิธีการที่นำเสนอและวิธีการของ Saeed *et.al.* [17]

วิธีการโจมตี	วิธีการที่นำเสนอ		วิธีการ Saeed <i>et.al.</i> [17]	
	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)
Rotation -1	0.996508	3.906 %	0.88	48.73 %
Rotation +1	0.996587	1.953 %	0.87	50.09 %
Rotation -15	0.998674	13.769 %	0.85	51.17 %
Rotation +15	0.999897	9.863 %	0.86	49.21 %
Rotation -30	0.953089	18.554 %	0.86	46.58 %
Rotation +30	0.960375	16.796 %	0.87	46.38 %
Rotation -45	0.948620	20.410 %	0.87	47.07 %
Rotation -90	1.000000	0.000 %	0.86	50.00 %
Scaling 50%	0.964363	3.222 %	0.86	50.56 %
Scaling 150%	0.998881	0.097 %	0.87	50.75 %
Scaling 200%	0.998881	0.097 %	0.85	52.67 %
Scaling 250%	0.998881	0.097 %	0.86	50.43 %
Scaling 300%	0.998881	0.097 %	0.86	49.57 %
Translation 5 pixels in x-axis	1.000000	0.292 %	0.86	49.39 %
Translation 5 pixels in y-axis	0.996633	0.781 %	0.87	49.67 %
Translation 5 pixels in x&y-axis	0.996622	1.074 %	0.86	50.31 %

ตารางที่ 4.55 ค่า *NC* และค่า *BER* ของภาพ SEM_image9 เมื่อผ่านการโจมตีด้วยการดัดแปลงเชิงเรขาคณิตของวิธีการที่นำเสนอและวิธีการของ Saeed *et.al.* [17]

วิธีการ โจมตี	วิธีการที่นำเสนอ		วิธีการ Saeed <i>et.al.</i> [17]	
	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)
Rotation -1	0.997688	3.125 %	0.86	50.58 %
Rotation +1	0.996548	2.929 %	0.87	49.70 %
Rotation -15	0.998728	10.644 %	0.88	46.48 %
Rotation +15	0.998733	10.351 %	0.88	47.46 %
Rotation -30	0.998656	14.746 %	0.86	47.36 %
Rotation +30	0.998652	14.941 %	0.86	49.12 %
Rotation -45	0.997907	16.406 %	0.86	46.28 %
Rotation -90	1.000000	0.000 %	0.87	46.57 %
Scaling 50%	0.961249	3.515 %	0.86	50.53 %
Scaling 150%	0.998881	0.097 %	0.87	50.25 %
Scaling 200%	0.998881	0.097 %	0.87	50.65 %
Scaling 250%	0.998881	0.097 %	0.86	50.49 %
Scaling 300%	0.998881	0.097 %	0.86	48.55 %
Translation 5 pixels in x-axis	1.000000	0.000 %	0.86	49.34 %
Translation 5 pixels in y-axis	1.000000	0.000 %	0.85	49.56 %
Translation 5 pixels in x&y-axis	1.000000	0.000 %	0.85	49.41 %

ตารางที่ 4.56 ค่า *NC* และค่า *BER* ของภาพ SEM_image10 เมื่อผ่านการโจมตีด้วยการดัดแปลงเชิงเรขาคณิตของวิธีการที่นำเสนอและวิธีการของ Saeed *et.al.* [17]

วิธีการโจมตี	วิธีการที่นำเสนอ		วิธีการ Saeed <i>et.al.</i> [17]	
	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)
Rotation -1	0.998856	2.050 %	0.87	48.92 %
Rotation +1	0.998844	2.929 %	0.87	49.31 %
Rotation -15	0.998901	8.203 %	0.86	48.92 %
Rotation +15	0.998793	10.449 %	0.89	46.87 %
Rotation -30	0.998609	11.718 %	0.86	46.87 %
Rotation +30	0.998182	14.648 %	0.86	46.67 %
Rotation -45	0.998302	14.160 %	0.85	47.46 %
Rotation -90	1.000000	0.000 %	0.88	48.33 %
Scaling 50%	0.965405	3.125 %	0.86	50.96 %
Scaling 150%	1.000000	0.000 %	0.86	50.54 %
Scaling 200%	1.000000	0.000 %	0.86	50.35 %
Scaling 250%	1.000000	0.000 %	0.86	50.44 %
Scaling 300%	1.000000	0.000 %	0.86	50.11 %
Translation 5 pixels in x-axis	1.000000	0.488 %	0.87	49.45 %
Translation 5 pixels in y-axis	0.998879	0.292 %	0.86	49.67 %
Translation 5 pixels in x&y-axis	0.998873	0.781 %	0.86	49.35 %

ตารางที่ 4.57 ค่าเฉลี่ยค่า *NC* และ *BER* ของภาพ SEM ทั้ง 10 ภาพของวิธีการที่นำเสนอเมื่อผ่านการ
 โจมตีด้วยการดัดแปลงเชิงเรขาคณิตและวิธีการของ Saeed *et.al.* [17] โดยคำนวณ
 ค่าเฉลี่ยจากผลการทดลองในตารางที่ 4.32 – 4.41

วิธีการ โจมตี	วิธีการที่นำเสนอ		วิธีการ Saeed <i>et.al.</i> [17]	
	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)
Rotation -1	0.992110	2.724 %	0.86	50.42 %
Rotation +1	0.988861	2.900%	0.87	50.09 %
Rotation -15	0.983007	9.003 %	0.87	48.40 %
Rotation +15	0.982807	9.013 %	0.86	47.26 %
Rotation -30	0.972923	12.597 %	0.86	48.62 %
Rotation +30	0.973045	12.935 %	0.86	47.61 %
Rotation -45	0.968389	13.847 %	0.86	48.36 %
Rotation -90	0.995587	0.619 %	0.87	48.16 %
Scaling 50%	0.967055	3.603 %	0.85	49.67 %
Scaling 150%	0.995176	0.702 %	0.86	50.61 %
Scaling 200%	0.994805	0.722 %	0.86	49.98 %
Scaling 250%	0.994805	0.722 %	0.86	50.13 %
Scaling 300%	0.994805	0.722 %	0.86	50.11 %
Translation 5 pixels in x-axis	0.986179	2.499 %	0.86	50.00 %
Translation 5 pixels in y-axis	0.985531	2.548 %	0.85	49.88 %
Translation 5 pixels in x&y-axis	0.985078	2.812 %	0.85	50.24 %
ค่าเฉลี่ย	0.985010	4.874 %	0.86	49.35 %

ผลลัพธ์ที่ได้จากการทดลองในตารางที่ 4.47 ถึง 4.57 พบว่าวิธีการที่นำเสนอมีค่า NC ที่สูงกว่าวิธีการของ Saeed *et.al.* [17] และยังมีค่าความผิดพลาดของบิต (BER) ที่ต่ำกว่าวิธีการของ Saeed *et.al.* [17] ซึ่งแสดงให้เห็นว่าการทำภาพพิมพ์ลายน้ำดิจิทัลของวิธีการที่นำเสนอมีความทนทานต่อการดัดแปลงเชิงเรขาคณิตเป็นอย่างดีและมีความทนทานมากกว่าวิธีของ Saeed *et.al.* [17]



4.6 สรุป

ในบทนี้ได้นำเสนออัลกอริทึมการทำภาพพิมพ์ลายน้ำดิจิทัลที่ได้พัฒนาขึ้นจากอัลกอริทึมก่อนหน้านี้ เพื่อแก้ปัญหาความไม่ทนทานของสัญญาณลายน้ำต่อการโจมตีด้วยการดัดแปลงเชิงเรขาคณิต ผู้วิจัยได้นำเอาเครือข่ายประสาทเทียมมาประยุกต์ใช้แก้ไขปัญหา ด้วยการให้เครือข่ายประสาทเทียมจดจำรูปแบบการโจมตีด้วยการดัดแปลงเชิงเรขาคณิตแบบต่าง ๆ ทำให้ทราบรูปแบบของการโจมตี และสามารถแก้ไขและกู้คืนสัญญาณลายน้ำกลับมาได้

ผลการทดสอบคุณภาพของภาพที่ฝังสัญญาณลายน้ำของภาพ SEM ที่แตกต่างกันทั้ง 10 ภาพ โดยอัลกอริทึมของ Cox *et.al.* ให้ค่าเฉลี่ย *PSNR* เท่ากับ 34.9575 dB อัลกอริทึมของ Saeed *et.al.* ให้ค่าเฉลี่ย *PSNR* เท่ากับ 34.51 dB และวิธีการที่นำเสนอให้ค่า *PSNR* เท่ากับ 35.23 dB ซึ่งแสดงให้เห็นว่าวิธีการที่นำเสนอมีค่า *PSNR* เฉลี่ยที่สูงกว่า 2 วิธีการที่นำมาเปรียบเทียบ

นอกจากนี้ผู้วิจัยยังทดสอบความทนทานของสัญญาณลายน้ำ โดยได้ทำการโจมตีภาพที่ผ่านการฝังสัญญาณลายน้ำ โดยใช้วิธีการพื้นฐานต่าง ๆ เช่น การกรอง (Median filter) และการเพิ่มระดับสัญญาณรบกวนแบบเกาส์เซียน และการบีบอัดสัญญาณภาพแบบ JPEG หลังจากทำการโจมตีด้วยวิธีการข้างต้นแล้วทำการกู้คืนสัญญาณลายน้ำและคำนวณค่า *NC* และ *BER* โดยอัลกอริทึมของ Saeed *et.al.* ให้ค่าเฉลี่ย *NC* เท่ากับ 0.928 และค่าเฉลี่ย *BER* เท่ากับ 24.341 % วิธีการที่นำเสนอให้ค่า *NC* เท่ากับ 0.972 และค่าเฉลี่ย *BER* เท่ากับ 2.965 % แสดงให้เห็นว่าสัญญาณลายน้ำมีความทนทานต่อการถูกโจมตีด้วยวิธีการพื้นฐานต่าง ๆ ซึ่งสัญญาณลายน้ำที่กู้คืนมาได้มีความถูกต้องและใกล้เคียงกับสัญญาณลายน้ำต้นฉบับ

การทดสอบความทนทานของสัญญาณลายน้ำต่อการโจมตีด้วยการดัดแปลงเชิงเรขาคณิต เช่น การหมุน การเลื่อนพิกัด และการย่อขยายภาพ โดยอัลกอริทึมของ Saeed *et.al.* ให้ค่าเฉลี่ย *NC* เท่ากับ 0.86 และค่าเฉลี่ย *BER* เท่ากับ 49.35 % วิธีการที่นำเสนอให้ค่า *NC* เท่ากับ 0.985 และค่าเฉลี่ย *BER* เท่ากับ 4.874 % แสดงให้เห็นว่าอัลกอริทึมการทำภาพพิมพ์ลายน้ำดิจิทัลที่นำเสนอมีความทนทานต่อการโจมตีพื้นฐานและการโจมตีจากการดัดแปลงเชิงเรขาคณิต

บทที่ 5

บทสรุป

5.1 สรุปผลงานวิจัย

งานวิจัยนี้ได้ทำการศึกษาการทำภาพพิมพ์ลายน้ำดิจิทัลแบบปรับตัวได้โดยใช้เครือข่ายประสาทเทียม โดยมีจุดมุ่งหมายเพื่อให้ได้ความต้องการหลักพื้นฐานสองอย่างของการทำภาพพิมพ์ลายน้ำดิจิทัล คือ คุณภาพของภาพหลังจากฝังสัญญาณลายน้ำและความทนทานของสัญญาณลายน้ำ โดยภาพที่ใช้ในการทำภาพพิมพ์ลายน้ำดิจิทัลเป็นภาพที่ได้จากกล้อง SEM ซึ่งเป็นภาพระดับเทา ขนาด 512×512 พิกเซล ในการวิจัยสามารถสรุปได้ดังนี้

1) วิธีการแปลงภาพที่นิยมใช้กันอย่างแพร่หลายในการทำภาพพิมพ์ลายน้ำดิจิทัลมีอยู่สองอย่าง คือ การแปลงดิสครีตโคไซน์ (DCT) และการแปลงเวฟเลตแบบดิสครีต (DWT) ในงานวิจัยแรกผู้วิจัยใช้อัลกอริทึมการฝังสัญญาณลายน้ำลงบนสเปกตรัมความถี่โดยใช้การแปลงสัญญาณดิสครีตโคไซน์ (DCT) และใช้ค่าความถี่ของสัญญาณลายน้ำที่ได้จากเครือข่ายประสาทเทียมในการทำภาพพิมพ์ลายน้ำดิจิทัล ซึ่งจากผลการทดสอบคุณภาพของภาพหลังผ่านการฝังสัญญาณลายน้ำพบว่าคุณภาพของภาพดีขึ้น และสัญญาณลายน้ำมีความทนทานต่อการโจมตีด้วยการประมวลผลสัญญาณภาพพื้นฐานต่าง ๆ ซึ่งสามารถตรวจจับสัญญาณลายน้ำได้อย่างถูกต้อง แต่มีข้อด้อยคือการทำภาพพิมพ์ลายน้ำจากอัลกอริทึมดังกล่าวยังคงต้องใช้ภาพต้นฉบับในการตรวจจับสัญญาณลายน้ำ ผู้วิจัยจึงได้พัฒนาอัลกอริทึมขึ้นมาใหม่ โดยใช้การแปลงดิสครีตเวฟเลต (DWT) และพัฒนาขั้นตอนของการกู้คืนสัญญาณลายน้ำโดยไม่ต้องใช้ภาพต้นฉบับในการกู้คืนลายน้ำและพัฒนาความทนทานของสัญญาณลายน้ำโดยการนำเอาเครือข่ายประสาทเทียมมาใช้เพิ่มความทนทานของสัญญาณลายน้ำจากการโจมตีเชิงเรขาคณิต จากการทดสอบโดยใช้ภาพ SEM พบว่าการทำภาพพิมพ์ลายน้ำจากอัลกอริทึมที่พัฒนาขึ้นพบว่าคุณภาพของภาพหลังจากฝังสัญญาณลายน้ำมีคุณภาพที่ดีกว่าอัลกอริทึมก่อนหน้านี้และเมื่อทำการโจมตีภาพด้วยวิธีการพื้นฐาน และวิธีการดัดแปลงเชิงเรขาคณิต ต่าง ๆ พบว่าสัญญาณลายน้ำของอัลกอริทึมที่พัฒนาขึ้นนี้ มีความทนทานต่อการถูกโจมตีได้ดีมากยิ่งขึ้น และสามารถกู้คืนสัญญาณลายน้ำได้อย่างถูกต้อง

2) ผู้วิจัยได้นำเสนอเทคนิคการค้นหาพารามิเตอร์ของการฝังสัญญาณลายน้ำด้วยวิธีการทางปัญญาประดิษฐ์ เพื่อสนองความต้องการพื้นฐานของการทำภาพพิมพ์ลายน้ำดิจิทัลที่ต้องการให้

ภาพหลังจากการฝังสัญญาณลายน้ำมีความผิดเพี้ยนไปจากต้นฉบับน้อยที่สุด และยังต้องการให้สัญญาณลายน้ำมีความทนทานต่อการถูกโจมตีอีกด้วย ซึ่งความต้องการทั้งสองนี้มีความขัดแย้งซึ่งกันและกัน ทำให้จะต้องหาค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมที่สุด ผู้วิจัยได้นำเครือข่ายประสาทเทียมมาใช้ในการหาค่าความแรงของสัญญาณลายน้ำสำหรับภาพแต่ละภาพที่มีลักษณะเฉพาะของภาพที่แตกต่างกัน เพื่อที่จะทำให้ได้ภาพพิมพ์ลายน้ำที่มีความเนียนของภาพที่ดีและมีความทนทานสูงโดยอินพุตของเครือข่ายประสาทเทียมที่ใช้สำหรับการฝึกสอนคือค่าโครงสร้างลักษณะเฉพาะของภาพ ประกอบด้วยค่าเชิงมุมที่สองของภาพ ค่าความเบี่ยงต่างของภาพ ค่าความสัมพันธ์กันของภาพ ค่าเอนโทรปีของภาพ และค่าเฉลี่ยของภาพ เอาต์พุตที่ได้จากเครือข่ายประสาทเทียม คือ ค่าความแรงของสัญญาณลายน้ำที่มีความเหมาะสมที่สุดต่อการทำภาพพิมพ์ลายน้ำดิจิทัลและผู้วิจัยได้ทำการทดสอบคุณภาพของภาพหลังจากการฝังสัญญาณลายน้ำ ที่ใช้ค่าความแรงของสัญญาณลายน้ำที่ได้จากเครือข่ายประสาทเทียม ให้คุณภาพของภาพที่ดี เมื่อพิจารณาคุณภาพของภาพหลังจากฝังสัญญาณลายน้ำกับภาพต้นฉบับจะแตกต่างกันไม่มากนัก แสดงให้เห็นว่ากระบวนการฝังสัญญาณลายน้ำดิจิทัลที่พัฒนาขึ้นให้ค่าคุณภาพของภาพที่ดีขึ้นกว่างานวิจัยก่อนหน้านี้

3) จากการทดสอบอัลกอริทึมการทำภาพพิมพ์ลายน้ำดิจิทัลที่นำเสนอพบว่าสัญญาณลายน้ำจะทนทานต่อการโจมตีด้วยการประมวลผลภาพได้ แต่จะไม่สามารถทนทานต่อการดัดแปลงเชิงเรขาคณิต ด้วยเหตุนี้ในอัลกอริทึมที่พัฒนาขึ้นจากเดิมที่ใช้การแปลงเวฟเลตแบบไม่ต่อเนื่องจึงได้เพิ่มเครือข่ายประสาทเทียมในการเรียนรู้และจดจำรูปแบบของการโจมตีด้วยการดัดแปลงเชิงเรขาคณิต เพื่อที่จะได้แก้ไขภาพและทำให้สามารถกู้คืนสัญญาณลายน้ำกลับมาได้ โดยชุดข้อมูลที่จะให้เครือข่ายประสาทเทียมใช้ในการเรียนรู้และจดจำรูปแบบของภาพ คือค่าโมเมนต์ภาพ (Image moment) ของภาพที่ผ่านการดัดแปลงเชิงเรขาคณิต เป็นค่าที่แสดงลักษณะเฉพาะของภาพในรูปแบบนั้น ๆ ผู้วิจัยจึงได้นำอัลกอริทึมของ Saeed et.al. [17] ที่ใช้การแปลงดีสครีตเวฟเลตและการแปลงดีสครีตโคไซน์ร่วมกันนำมาเปรียบเทียบ หลังจากการทดสอบโจมตีภาพด้วยการดัดแปลงเชิงเรขาคณิต สามารถแก้ไขและกู้คืนสัญญาณลายน้ำกลับมาได้ และค่าคุณภาพของภาพค่า NC ค่า BER ที่ดีกว่างานของ Saeed et.al. [17] ที่นำมาเปรียบเทียบแสดงให้เห็นว่า กระบวนการกู้คืนสัญญาณลายน้ำที่พัฒนาขึ้น มีความทนทานต่อการถูกโจมตี ทั้งการประมวลผลสัญญาณภาพ การบีบอัดสัญญาณภาพ และการดัดแปลงเชิงเรขาคณิต ได้เป็นอย่างดี

5.2 แนวทางวิจัยต่อไปในอนาคต

- 1) ในงานวิจัยที่นำเสนอเป็นการทำภาพพิมพ์ลายน้ำดิจิทัลบนภาพที่ได้จากกล้อง SEM ที่เป็นภาพระดับเทา แต่ภาพที่ใช้งานกันอยู่ทั่วไปจะเป็นภาพสีซึ่งจากโครงสร้างภาพสีสามารถที่จะนำอัลกอริทึมที่นำเสนอไปใช้ได้
- 2) ศึกษาเพิ่มเติมการฝังสัญญาณลายน้ำและการกู้คืนสัญญาณลายน้ำ เพื่อนำอัลกอริทึมที่นำเสนอไปพัฒนาใช้กับภาพเคลื่อนไหวได้
- 3) พัฒนาอัลกอริทึมการฝังและการกู้คืนสัญญาณลายน้ำที่มีประสิทธิภาพมากขึ้นเพื่อเพิ่มคุณภาพของภาพและความทนทานของสัญญาณลายน้ำ ให้ดีกว่าเดิม
- 4) เพิ่มจำนวนชุดข้อมูลในการเรียนรู้ของเครือข่ายประสาทเทียมให้ครอบคลุมชนิดของการโจมตีเชิงเรขาคณิตให้มากขึ้น



รายการอ้างอิง

- Schyndel, R.G.V, Tirkel, A. Z. and Osborne, C. F., “**A digital watermark.**”, International conference on Image Processing. 2(1994), 86 - 90
- I.J.Cox, J.Kilian, T.Leighton, T.G.Shamoon, “**Secure spread spectrum watermarking for multimedia**”, IEEE International Conference on Image Processing, vol 6, page 1673-1687, 1997
- Kurdar, D. and Hatzinakos, “**Digital watermarking using multiresolution wavelet Decomposition**”. IEEE Int. Conf. on Acoustics, Speech and Signal Processing. 5: 2969-2972, (1998).
- Zhu, W., Xiong, Z. and Zhang, Y.” **Multiresolution watermarking for images video**”, IEEE Trans. on circuit and system for video technology”. 9; 545-550, –Q. (1999).
- Kaewkamnerd, N. and Rao, K. R. x, “**Wavelet based image adaptive watermarking scheme.**”,IEEE Electronics Letters. 36: 312-313, –Q. (1999).
- Tao, P. and Eskicioglu A. M., “**A robust multiple watermarking scheme in the discrete wavelet transform domain.**” Symposium on Internet Multimedia Management Systems V., (2004).
- Huo, F. and Gao, X.” **A wavelet based image watermarking scheme.**” IEEE International Conference on Image Processing. 2573-2576., (2006).
- Jafri, S. A. R. and Baqai, S., ” **Robust digital watermarking for wavelet-based compression.**” IEEE 9th Workshop on Multimedia Signal Processing. 377-380., (2007).

- Zhang, J., Wang, N., and Xiong, F., **"Hiding a logo watermark into the multiwavelet domain using neural networks."** Proceeding 14th IEEE international Conference on Tool with Artificial Intelligence. 477-482., (2002).
- Kurugollu, F., Bouridane, A., Roula, M. A. and Boussakta, S., **"Comparison of different wavelet transforms for fusion based watermarking applications."**, Proc. of the 2003 10th IEEE Int. Conf. on Electronics, Circuits and Systems (ICECS 2003). 3: 1188-1191., (2003).
- Kumsawat, P., Attakitmongkol, K. and Srikaew, A., **"Multiwavelet-based image watermarking using genetic algorithm."**, IEEE Region 10 Conference TENCON 2004. 1: 275-278., (2004).
- Ali Al-Haj, **"Combined dwt-dct digital image watermarking."**, Journal of Computer Science 3: 740-746, (2007)
- Pan, J.-S., Cheng, C.-S., Liao, B.-Y., Hsu, C.-H. and Huang, K.-C., **"Optimization of multipurpose watermarking algorithm."**, IEEE Asia-Pacific Conference on Circuits and Systems. 601-604., (2004).
- Elshafie, D. R., Kharmah, N. and Ward, R., **"Parameter optimization of an embedded watermark using a genetic algorithm."** 3rd International Symposium on Communications, Control and Signal Processing (ISCCSP 2008). 1263-1267., (2008).
- Yanhong zhang, **"Blind watermark algorithm based on hvs and rbf neural network in dwt domain"**, Wseas Transactions on computer, Issue 1, Volume 8, (2009)
- Majumder Swanirbhar, Tirtha Shanhar Das, Vijay H. Manhar and Subir K. Sarhar, **"SVD and neural network based watermarking scheme"**, Information processing and management communications in computer and information science, Volume 70, 1-5, (2010)
- K. Saeed, Ahmad R. Naghsh-Nilchi, **"Robust Digital Image Watermarking Based on Joint DWT-DCT"** International Journal of Digital Content Technology and its Applications, vol. 3, Num. 2, June 2009
- Ruizhen Liu and Tieniu Tan, **"Theoretical framework for watermark capacity and energy estimation"**



ภาคผนวก ก

บทความวิชาการที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่

รายชื่อบทความวิชาการที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่

กษมา ภาษิตวิไลธรรม และ ประโยชน์ คำสวัสดิ์. 2553. การทำภาพพิมพ์ลายน้ำดิจิทัลแบบปรับตัวได้โดยใช้ระบบเครือข่ายประสาทเทียม. การประชุมวิชาการทางวิศวกรรมไฟฟ้า ครั้งที่ 33 (EECON 33), DS 0208, โรงแรมเซนทารา ดวงตะวัน จ. เชียงใหม่. 1-3 ธันวาคม 2553.

Prayoth Kumsawat, Kasama Pasitwilitham, Kitti Attakitmongcol, Arthit Srikaew. 2554. **A New Robust Digital Watermarking Algorithm Based on Genetic Algorithms and Neural Networks.** 11th WSEAS International Conference on Applied Computer Science (ACS '11), 664-261, ปีนัง ประเทศ มาเลเซีย. 3-5 ตุลาคม 2554



การทำภาพพิมพ์ลายน้ำดิจิทัลแบบปรับตัวได้โดยใช้ระบบเครือข่ายประสาทเทียม

Adaptive Digital Image Watermarking Using Neural Network

กษมา ภาสศิริ¹ และ ประโยชน์ คำสวัสดิ์²

¹สาขาวิชาวิศวกรรมโทรคมนาคม สำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี นครราชสีมา

111 ต.สุรนารี อ.เมือง จ.นครราชสีมา 30000 โทรศัพท์ : 0-4422-3381 โทรสาร: 0-4422-3394 Email :

ammy_kp@hotmail.com

²สาขาวิชาวิศวกรรมโทรคมนาคม สำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี นครราชสีมา

111 ต.สุรนารี อ.เมือง จ.นครราชสีมา 30000 โทรศัพท์ : 0-4422-3381 โทรสาร: 0-4422-3394 Email :

prayoth@sut.ac.th

บทคัดย่อ

ในบทความนี้ได้เสนอวิธีการทำภาพพิมพ์ลายน้ำที่มีความคงทนโดยใช้การแปลงสัญญาณโคไซน์แบบไม่ต่อเนื่อง รูปแบบการฝังสัญญาณลายน้ำได้ถูกพัฒนาให้ดีขึ้น โดยความแรงของการฝังสัญญาณลายน้ำ ได้ถูกควบคุมตามคุณสมบัติภายในของรูปภาพต้นฉบับ ซึ่งได้จากเทคนิคทางปัญญาประดิษฐ์ ในกระบวนการฝังสัญญาณลายน้ำได้ใช้ระบบโครงข่ายประสาทเทียม ในการเลือกค่าความแรงของสัญญาณลายน้ำเพื่อใช้ฝังในโดเมนการแปลงสัญญาณ นอกจากนี้กระบวนการฝังสัญญาณลายน้ำ ยังใช้เทคนิคการกระจายแถบความถี่เพื่อให้สัญญาณลายน้ำมีความคงทนมากขึ้น ผลจากการทดลองได้แสดงให้เห็นว่าวิธีการฝังสัญญาณลายน้ำด้วยวิธีนี้ให้ผลลัพธ์ของภาพพิมพ์ลายน้ำที่ดีขึ้นและมีความคงทนต่อการโจมตีต่าง ๆ ใกล้เคียงกับวิธีการเดิม

Abstract

In this paper, a robust image watermarking algorithm using discrete cosine transform is proposed. The embedding scheme is image adaptive using a well-established perceptual model. Therefore, the strength of the embedded watermark is controlled according to the local properties of the host image. This has been achieved by the artificial intelligent technique. In watermark embedding process, artificial neural network is used to intelligently select watermark strength for watermarking in a discrete cosine transform based image watermarking scheme. In addition, the watermark embedding scheme is

based on the principles of spread-spectrum communications to achieve higher watermark robustness. The experimental results using various watermark attacks show that our proposed method can improve the quality of the watermarked image and give almost the same robustness of the watermark as compared to previous works.

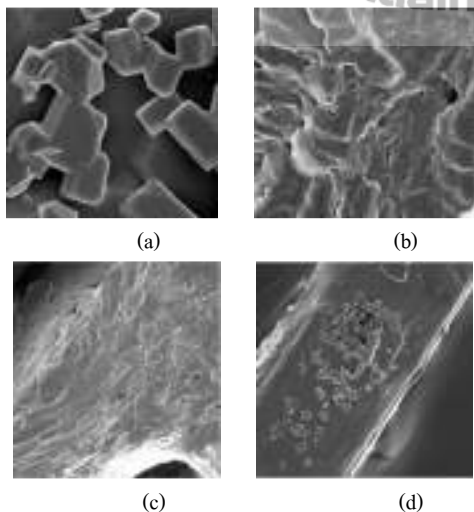
Keywords: Digital Watermarking, Multi Layer Feed-forward Neural Network, Human Visual System

1. คำนำ

จากความก้าวหน้าของเทคโนโลยีที่ทันสมัยในปัจจุบัน ข้อมูลข่าวสารที่มีการจัดเก็บในรูปแบบของเลขฐานสองชนิดต่าง ๆ ได้ถูกจัดสร้างขึ้น เรียกโดยรวมว่าข้อมูลมัลติมีเดียและมีการเผยแพร่อย่างกว้างขวาง ไม่ว่าจะเป็น การเผยแพร่ผ่านทางเครือข่ายท้องถิ่นหรือเครือข่ายอินเทอร์เน็ต อย่างไรก็ตาม ความก้าวหน้าของเทคโนโลยีข้างต้น ส่งผลให้เกิดการลอกเลียนแบบและทำซ้ำข้อมูลเหล่านั้น การทำภาพพิมพ์ลายน้ำดิจิทัล คือการฝังสัญญาณลายน้ำลงในภาพที่ได้จากกล้อง SEM (Scanning electron microscope) โดยภาพจากสารเฟอร์ไรต์คลอไรด์ (FeCl₂) ซึ่งเป็นเหล็กที่มีในน้ำธรรมชาติ และภาพจากที่ 1 การที่จะทำให้การฝังลายน้ำมีประสิทธิภาพที่สุด สัญญาณลายน้ำควรมีคุณสมบัติดังต่อไปนี้

- Unobtrusive คือไม่เด่นจนสังเกตเห็นได้และไม่ทำลายภาพที่ถูกฝังด้วยสัญญาณลายน้ำ
 - Robust คือ มีความคงทนต่อกระบวนการดึงลายน้ำออกจากภาพ ซึ่งแบ่งประเภทของความคงทนต่อสิ่งต่าง ๆ ดังนี้
 - Common signal processing เช่น กระบวนการแปลงสัญญาณต่าง ๆ
 - Common geometric distortions เช่น การหมุน (rotation), การเลื่อน (translation), การย่อขนาด (scaling)
 - Universal คือ อัลกอริทึมที่นำมาใช้จะต้องเป็นสากลสามารถใช้กับภาพหลาย ๆ รูปแบบได้
 - Unambiguous คือ สามารถบ่งบอกความเป็นเจ้าของได้อย่างชัดเจน ไม่คลุมเครือ
- บทความนี้ได้นำเสนอวิธีการฝังสัญญาณลายน้ำ

โดยวิธีการกระจายการฝังสัญญาณลายน้ำบนสเปกตรัมความถี่ [1] โดยใช้การแปลงสัญญาณโคไซน์แบบไม่ต่อเนื่อง DCT (Discrete cosine transforms) และได้้นำโครงข่ายประสาทเทียมที่อาศัยระบบการมองเห็นของมนุษย์มาใช้ในการฝังสัญญาณลายน้ำบนภาพ เพื่อตอบสนองความต้องการข้างต้น และในบทความยังกล่าวถึงผลลัพธ์ที่ได้จากการทดลอง การอภิปรายถึงผลลัพธ์ที่ได้ รวมทั้งบทสรุปที่ได้รับจากงานวิจัยนี้



รูปที่ 1 (a) และ (b) ภาพสารเฟอร์ริกคลอไรด์ (FeCl_2), (c) และ (d) ภาพสารเฟอร์ริกคลอไรด์ (FeCl_3) จากกล้อง SEM ที่นำมาทำการฝังลายน้ำ

2. ระบบการมองเห็นของมนุษย์และโครงข่ายประสาทเทียม

2.1 ระบบการมองเห็นของมนุษย์

ระบบการมองเห็นของมนุษย์ (Human visual system) ไม่ไวต่อการเปลี่ยนแปลงของสี [2] ถ้าสีที่ถูกเปลี่ยนแปลงนั้นเป็นส่วนเล็ก ๆ เพียงส่วนหนึ่งของภาพ สายตามนุษย์จะไม่สามารถสังเกตเห็นได้ ในทำนองเดียวกัน ระบบการมองเห็นของมนุษย์ไม่ไวต่อการเปลี่ยนแปลงความเข้มของสี จากสองคุณสมบัติของการมองเห็นของมนุษย์ ถ้าทำการฝังสัญญาณลายน้ำด้วยระดับความเข้มและโทนัสเดียวกันกับของรูปภาพต้นฉบับ ก็จะต้องทำให้การฝังสัญญาณลายน้ำไม่สามารถมองเห็นได้ และค่าความเข้มของสัญญาณลายน้ำนั้นมีความคงทนต่อการโจมตีต่าง ๆ คือต้องทำการฝังสัญญาณลายน้ำด้วยลายน้ำที่มีความคงทนที่สุด ก่อนที่ลายน้ำจะสามารถสังเกตเห็นได้ตามระบบการมองเห็นของมนุษย์ [2]

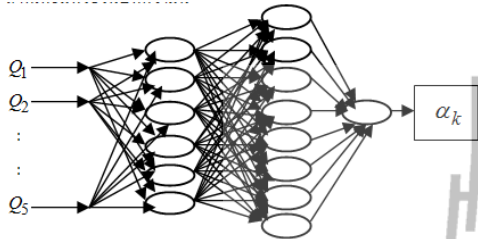
2.2 โครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียมที่บทความนี้ใช้คือ Feed forward multilayer network เป็นโครงข่ายประสาทเทียมที่นิยมนำมาใช้กันมากโดยจะนิยมใช้คู่กับอัลกอริทึม Back propagation โดยโครงสร้างของประสาทเทียมที่ใช้จะมีทั้งหมด 4 เลเยอร์ประกอบด้วย 1 เลเยอร์อินพุต 2 เลเยอร์ซ่อน และ 1 เลเยอร์เอาต์พุต โดย Transfer function ของเลเยอร์ซ่อนคือ Tan-sigmoid function และสำหรับ Transfer function ของเลเยอร์เอาต์พุตคือ Log-sigmoid function โดยอินพุตของโครงข่ายคือค่าโครงสร้างลักษณะเฉพาะของภาพซึ่งเราพบว่าถ้านำโครงสร้างเฉพาะของภาพตามคุณสมบัติทั้ง 5 อย่างนี้มาใช้จะทำให้การฝังสัญญาณลายน้ำมีประสิทธิภาพมากขึ้น [2] โดยโครงสร้างเฉพาะของภาพทั้ง 5 ได้แก่

- (1) The angular second moment (Q_1) ค่าเชิงมุมที่สองของภาพ
- (2) The contrast (Q_2) ค่าความเปรียบต่างของภาพ
- (3) The correlation (Q_3) ค่าความสัมพันธ์กันของภาพ
- (4) The entropy (Q_4) ค่าเอนโทรปีของภาพ
- (5) Mean (Q_5) ค่าเฉลี่ยของภาพ

และเอาต์พุตที่ได้คือ ค่าความแกร่งของสัญญาณลายน้ำที่มีความเหมาะสมที่สุด จากเหตุผลข้างต้น, บทความนี้จึงได้นำ

ระบบโครงข่ายประสาทเทียม (Neural network) [3] มาเป็นกลไกในการเลือกค่าความแรงแรงของสัญญาณลายน้ำที่เหมาะสมที่สุด รูปที่ 2 แสดงโครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ในบทความนี้



รูปที่ 2 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม

3. การฝังและการกู้คืนสัญญาณลายน้ำ

3.1 การฝังสัญญาณลายน้ำ

วิธีการฝังสัญญาณลายน้ำ ที่อาศัยหลักการกระจายการฝังลายน้ำบนสเปกตรัมความถี่ของภาพ การที่จะแปลงภาพจากโดเมนเวลาให้ไปเป็นโดเมนความถี่มีหลากหลายวิธี โดยบทความนี้ใช้การแปลงจากโดเมนเวลา เป็นโดเมนความถี่โดยวิธี DCT โดยที่สัญญาณลายน้ำจะเป็นค่าจำนวนจริงที่ได้จากการสุ่มด้วยการแจกแจงปกติ $N(0,1)$ ด้วยค่าเฉลี่ย 0 และค่าความแปรปรวนเท่ากับ 1 โดยเราจะฝังลายน้ำลงบนภาพ SEM ทั้งหมด 4 ภาพโดยที่รูปภาพจะมีขนาดเท่ากับ 512×512 พิกเซล

โดยใช้ค่าความแรงแรงของสัญญาณลายน้ำที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียม รูปที่ 3 แสดงกระบวนการการฝังลายน้ำซึ่ง จะทำการฝังสัญญาณลายน้ำลงไปในสัมประสิทธิ์การแปลง DCT ตามสมการ (1) ดังนี้ [1]

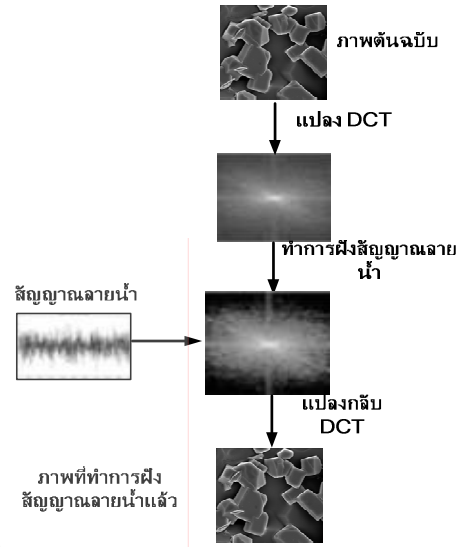
$$v'_i = v_i(1 + \alpha_k x_i) \quad (1)$$

เมื่อ v'_i คือ สัมประสิทธิ์การแปลง DCT ที่ i ที่ฝังลายน้ำแล้ว

v_i คือ สัมประสิทธิ์การแปลง DCT ที่ i ของภาพต้นฉบับ

x_i คือสัญญาณลายน้ำที่ทำการฝังที่ตำแหน่ง i

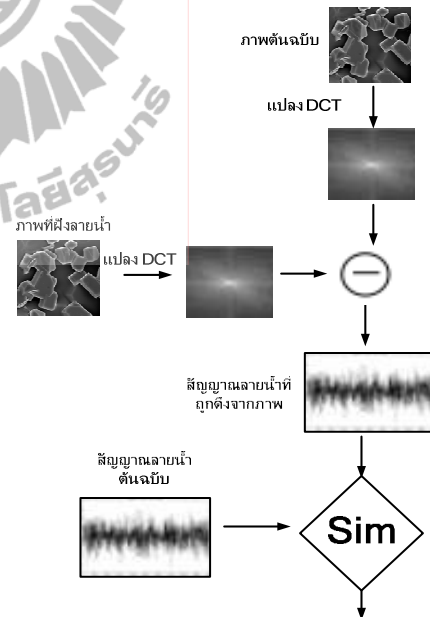
และ α_k คือค่าความแรงแรง (Watermark strength) ของสัญญาณลายน้ำ เมื่อ $k = 1, 2$ โดยที่ α_1 จะใช้สำหรับสัมประสิทธิ์การแปลง DCT 500 ตำแหน่งแรกและ α_2 จะใช้สำหรับสัมประสิทธิ์การแปลง DCT ตำแหน่งอีก 500 ที่เหลือ



รูปที่ 3 แผนภาพการฝังสัญญาณลายน้ำ

3.2 การกู้คืนสัญญาณลายน้ำ

การกู้คืนสัญญาณลายน้ำเป็นการดึงสัญญาณลายน้ำจากภาพที่ถูกฝังสัญญาณลายน้ำแล้วนำมาเปรียบเทียบกับสัญญาณลายน้ำต้นฉบับ ดังมีขั้นตอนแสดงในรูปที่ 4



รูปที่ 4 แผนภาพการกู้คืนสัญญาณลายน้ำ

จากนั้นจะทำการคำนวณ หาค่าความเหมือนกันของสัญญาณลายน้ำต้นฉบับกับ สัญญาณลายน้ำที่กู้คืนได้จะถูกนำมาคำนวณหาความเหมือนด้วยสมการที่ (2)

$$\text{sim}(X, X^*) = \frac{X^* \cdot X}{\sqrt{X^* \cdot X^*}} \quad (2)$$

เมื่อ X^* คือสัญญาณลายน้ำที่ถูกกู้คืนมา และ X คือลายน้ำต้นฉบับ

3.3 ค่าชี้วัดคุณภาพ

บทความนี้จะใช้ค่า $PSNR$ (Peak signal-to-noise ratio) ซึ่งเป็นค่ามาตรฐาน ที่นักวิจัยทั่วไปใช้ในการเปรียบเทียบคุณภาพของรูป ภาพดิจิทัลที่ผ่านกระบวนการประมวลผลทางสัญญาณใด ๆ กับรูปภาพต้นฉบับค่า $PSNR$ ที่สูงจะชี้ให้เห็นถึงคุณภาพของรูปที่ใกล้เคียงกับรูป ภาพต้นฉบับ ค่า $PSNR$ นี้ได้ถูกนำมาใช้ในการประเมินคุณภาพของรูป ภาพที่ผ่านการฝังสัญญาณลายน้ำมาแล้วค่า $PSNR$ สามารถคำนวณหาได้จากสมการ

$$MSE = \frac{1}{N \times N} \sum_{i=0}^{i=N-1} \sum_{j=0}^{j=N-1} (I_{org}(i, j) - I_w(i, j))^2 \quad (3)$$

$$PSNR = 10 \log_{10} \left[\frac{255^2}{MSE} \right] \quad (4)$$

โดยที่ค่า MSE (Mean square error) จะมาจากการคำนวณในทุก ๆ ตำแหน่งของจุดภาพภายในรูปภาพ ทั้งนี้คุณภาพของรูปภาพภาย หลังกระบวนการฝังสัญญาณลายน้ำ ที่มีคุณภาพที่ดีนั้น จะวัดได้จาก $PSNR$ ที่มีค่าสูง ๆ ซึ่งโดยทั่วไปแล้วค่า $PSNR$ ที่ยอมรับได้สำหรับการนำรูปภาพไปใช้งานในทางปฏิบัติควรจะอยู่ระหว่าง 20 - 40 dB

4. ผลการทดลองและวิเคราะห์ผลการทดลอง

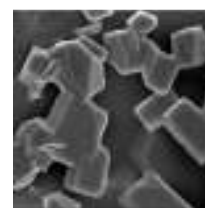
ในการทดลองได้ทำการฝังสัญญาณลายน้ำ ลงบนภาพจากกล้อง SEM ทั้งหมด 4 ภาพโดยภาพทั้งหมดเป็นภาพระดับสีเทา (Gray level) มีขนาด 512 x 512 พิกเซลฝังด้วยสัญญาณลายน้ำที่ได้จากการสุ่มจากการแจกแจงปกติ $N(0,1)$ ด้วยค่าเฉลี่ย 0 และค่าความแปรปรวนเท่ากับ 1 ทั้งหมด 1000 ค่าและสัญญาณลายน้ำมีค่าความแรงแทกกับ α_k และเมื่อทำการฝังสัญญาณลายน้ำแล้วผู้วิจัยได้คำนวณค่า $PSNR$ เพื่อบอกถึงความเนียนของภาพหลังจากฝังสัญญาณลายน้ำ ของทั้งสี่ภาพจากนั้นนำไปเปรียบเทียบกับค่า $PSNR$ ของ Cox *et al.* [1] เมื่อใช้ค่า α คงที่เท่ากับ 0.1 ดังแสดงในตารางที่ 1 ซึ่งจะเห็นได้ว่าค่า $PSNR$ จากการทดลองสูงกว่างานของ [1] ที่นำมาเปรียบเทียบและ เพื่อจะตรวจสอบว่าสัญญาณลายน้ำที่ถูกฝังมีความทนทานมากหรือน้อยเพียงใดต่อการโจมตี จึงได้กำหนดวิธีการโจมตีรูปภาพที่ผ่านการฝังสัญญาณลายน้ำ โดยใช้วิธีการต่าง ๆ เช่น Median filter, Gaussian noise เป็นต้น

โดยค่า sim ของสัญญาณลายน้ำที่มาจากการใช้ $\alpha_1 = 0.05$, $\alpha_2 = 0.08$, 0.09 และผ่านการโจมตีต่าง ๆ แสดงอยู่ในตารางที่ 2 และรูปภาพที่ 5 แสดงภาพหลังจากถูกโจมตีด้วยวิธีต่าง ๆ ซึ่งจะเห็นว่าเมื่อผ่านการโจมตีต่าง ๆ แล้วภาพถูกลดทอนคุณภาพลงบ้างแตกต่างกันตามชนิดของการโจมตี ตารางที่ 1 ค่า $PSNR$ ของภาพที่ฝังสัญญาณลายน้ำแล้ว

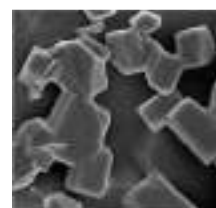
Image	α_1, α_2	$PSNR$ (dB) Proposed Method	$PSNR$ (dB) Cox <i>et al.</i> [1]
SEM_image1	0.05, 0.09	39.95	34.43
SEM_image2	0.05, 0.08	39.37	33.61
SEM_image3	0.05, 0.09	36.70	30.78
SEM_image4	0.05, 0.08	40.07	34.23
ค่าเฉลี่ย $PSNR$		39.02	33.26

ตารางที่ 2 ค่า sim เฉลี่ยของภาพที่มาจากค่า $\alpha_1 = 0.05$, $\alpha_2 = 0.08$, 0.09 เมื่อผ่านการโจมตี

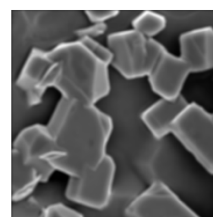
Attack method	sim Proposed Method	sim Cox <i>et al.</i> [1]
No Attack	30.91	30.91
Median Filter	30.40	30.65
Gaussian Noise	28.93	29.58
Low pass Filter	23.64	23.69
JPEG 10%	22.06	24.76
JPEG 25%	28.54	29.67
JPEG 50%	30.25	30.51
JPEG 75%	30.72	30.71
JPEG 90%	30.85	30.77



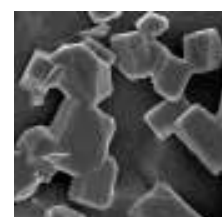
(a)



(b)



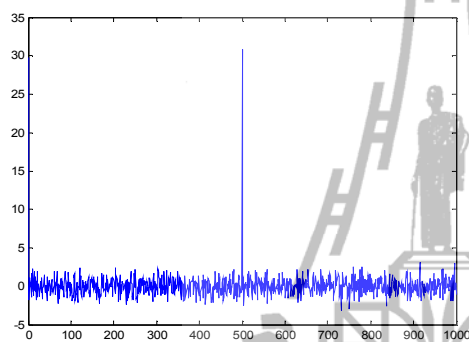
(c)



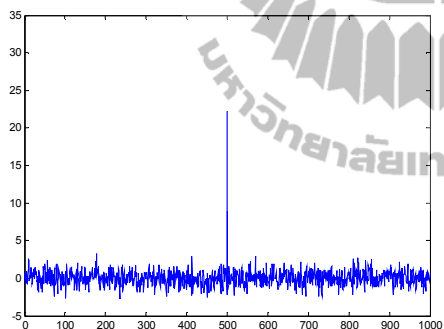
(d)

รูปที่ 5 ภาพที่ผ่านการโจมตีด้วยวิธีการ (a) Median Filter (b) Gaussian Noise (c) Low Pass Filter (d) Jpeg lossy compression ที่ 10%

ภายหลังการโจมตี ได้ทำการตรวจจับสัญญาณลายน้ำโดยใน รูปที่ 6 แสดงการเปรียบเทียบค่าความเหมือนกันของสัญญาณลายน้ำที่ได้จากภาพที่ยังไม่ผ่านการโจมตีและภาพที่ผ่านการบีบอัดสัญญาณด้วย JPEG compression 10% ซึ่งแสดงให้เห็นว่าค่า sim ของสัญญาณลายน้ำที่ตำแหน่ง X_{500} ที่ผ่านการโจมตียังคงสามารถตรวจจับได้



(a)



(b)

รูปที่ 6 เปรียบเทียบค่า sim ระหว่าง (a) ภาพที่ยังไม่ผ่านการโจมตี (b) ภาพที่ผ่านการโจมตีด้วย JPEG compression 10%

5. สรุป

บทความนี้ได้นำเสนอการฝังสัญญาณลายน้ำลงบนรูปภาพจากกล้อง SEM ด้วยวิธีการกระจายการฝังสัญญาณลายน้ำลงบนสเปกตรัมความถี่โดยใช้การแปลง DCT เพื่อแปลงภาพจากโดเมนเวลาเป็นโดเมนความถี่และได้นำทฤษฎีระบบการมองเห็นของมนุษย์ มาใช้เป็นตัวคัดแยกความแตกต่างของภาพอินพุตให้กับโครงข่ายประสาทเทียม ในการหาค่าความแรงของสัญญาณลายน้ำที่เหมาะสมที่สุด ผลจากการทดลองฝังลายน้ำลงบนภาพ SEM ที่แตกต่างกันทั้งสีภาพ

จะเห็นได้ว่าได้ค่า $PSNR$ ที่สูงขึ้นและมีความทนต่อการถูกโจมตีต่าง ๆ ใกล้เคียงกับวิธีการเดิม

6. เอกสารอ้างอิง

- [1] I.J.Cox, J.Kilian, T.Leighton, T.G.Shamoon, "Secure spread spectrum watermarking for multimedia", IEEE International Conference on Image Processing, vol 6, page 1673-1687, 1997
- [2] J.Cong and W.Shihui, "Application of a neural network to estimate watermark embedding strength", IEEE eight International Workshop on Image Analysis for Multimedia Interactive Services, 2007
- [3] H.L. Lai Frank, Z.Y.Chen, L.Tang, "Novel perceptual modeling watermarking with MLF neural network", International Journal of Information Technology, Volume 1, 2004
- [4] K.J.Davis and K.Najarian, "Maximizing strength of digital watermarks using neural networks", in Proc. International Joint Conference, vol 4, 2001
- [5] A.R. Naghsh Nilchi, A.Taheri, "A new robust digital image watermarking technique base on the discrete cosine transform and neural network", IEEE, 2008
- [6] Er.A.Bansal, S.S Bhadauria, "Watermarking using neural network and hiding trained network within the cover image", Journal of Theoretical and Applied Information Technology 2005 – 2008 JATIT

A New Robust Digital Watermarking Algorithm Based on Genetic Algorithms and Neural Networks

PRAYOTH KUMSAWAT¹, KASAMA PASITWILITHAM¹, KITTI
ATTAKITMONGCOL² AND ARTHIT SRIKAEW²

¹School of Telecommunication Engineering, ²School of Electrical Engineering
Institute of Engineering, Suranaree University of Technology
111 University Avenue, Muang District, Nakhon Ratchasima, 30000,
THAILAND

E-mail: prayoth@sut.ac.th

Abstract:- This paper proposes a new robust digital image watermarking algorithm using genetic algorithms and neural networks in the multiwavelet domain. The embedding technique is based on the quantization index modulation and the watermark extraction process does not require the original image. We have developed an optimization technique using the genetic algorithms to search for optimal quantization steps to improve the quality of watermarked image and robustness of the watermark. In addition, we construct a prediction model based on image moments and back propagation neural network to correct an attacked image geometrically before the watermark extraction process begins. The experimental results show that the proposed watermarking algorithm yields watermarked image with good imperceptibility and very robust watermark against various common image processing attacks and general geometrical distortions.

Key-Words: - Watermarking; Multiwavelet tree; Quantization index modulation;
Electron microscope image;
Genetic algorithms; Neural network

1 Introduction

With the great spread of the Internet networks and the rapid development of digital multimedia technologies, digital contents can be readily shared via Internet networks and easily used, processed, and transmitted. However, there is the problem that digital contents can be copied without any loss and distributed without the approval of an author. Therefore, it is an important issue to protect the intellectual property rights of digital multimedia contents.

Digital watermarking is one of the most popular approaches considered as a tool for providing the copyright protection of digital multimedia contents. In a desired image watermarking system, the watermark should be robust to content preserving attacks including common image processing operations and geometrical distortions. Common image processing does not modify only the

image but may also modify the watermark as well. Thus, the watermark may become undetectable after intentional or unintentional image processing attacks and many methods are proposed to resist this kind of attacks [1], [2]. Geometrical distortions mostly cause a watermarking detector to fail to detect the existence of watermark in the watermarked image. Similarly, there also have been many kinds of methods for resisting geometrical distortions, such as the transform-based scheme [3] and the feature-based scheme [4], [5] etc.

In previous work, [1] Chen and Wornell proposed a class of embedding methods called quantization index modulation (QIM) that achieves probably good rate-distortion-robustness performance. In [2], Li *et al.* proposed watermarking techniques for digital images. The watermark is embedded into the wavelet coefficients after the singular

value decomposition of the image is computed. In order to satisfy the requirements on the invisibility and robustness of the embedded watermark, the human visual system is used to develop a perceptual mask for optimizing the watermark strength in the embedding process.

Another way to achieve the main requirements of watermarking schemes is to make use of artificial intelligence techniques. In recent years, Gao and Jiang [4] proposed a novel robust grayscale image watermarking scheme against geometric attacks in wavelet transform domain. The watermark robustness is improved through embedding the perceptually significant part of watermark information into the low-frequency part of the cover image coefficients. The back propagation neural network is utilized to construct the forecasting model which can be used to correct the attacked image geometrically. Wang *et al.* [5] proposed an image watermarking scheme in spatial domain and applied classification techniques based on SVM to improve the performance of conventional methods. Several gray level watermarking schemes based on mutiwavelet were proposed recently. Ghouti *et al.* [6] introduced a robust watermarking algorithm using balanced multiwavelet transform. The watermark embedding scheme is based on the principles of spread-spectrum communications to achieve higher watermark robustness. In [7], Kumsawat *et al.* proposed a new digital image watermarking algorithm in the multiwavelet transform domain. The embedding technique is based on the parent-child structure of the transform coefficients called the triple tree. The watermark is a binary pseudo-random noise sequence and this algorithm does not require the original image in the watermark extraction.

In this paper, we propose an image watermarking method based on the discrete multiwavelet transform for the application of copyright protection. In our

algorithm, the imperceptibility and robustness of an existing image watermarking technique is enhanced through GA optimization and NN. Finally, we have compared our experimental results with the results of previous work.

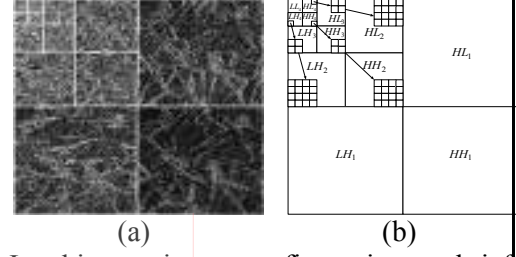
2 Preliminaries

2.1 Multiwavelet Tree

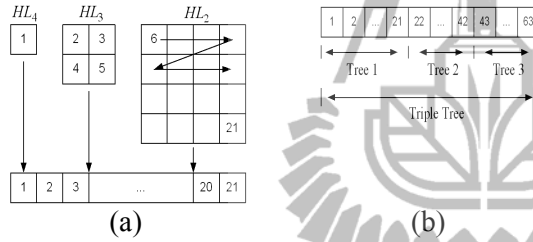
In recent years, discrete multiwavelet transformations (DMT) have gained a lot of attention in signal processing applications. It is a relatively new concept in the framework of wavelet transform. The main motivation of using multiwavelet is that it is possible to construct multiwavelets that simultaneously possess desirable properties such as orthogonality, symmetry and compact support with a given approximation order [8]. Multiwavelet transform coefficients have the property that the related coefficients in different scales are located at the same orientation and location in the multiwavelet hierarchical decomposition [9]. Figure 1(a) illustrates a four-level multiwavelet decomposition of the EM1 image.

With the exception of the highest frequency subbands, every coefficient at a given scale can be related to a set of coefficients at the next finer scale of similar orientation. The coefficient at the coarse scale is called the parent, and all coefficients corresponding to the same spatial location at the next finer scale of similar orientation are called children. For the four-level multiwavelet hierarchical subband decomposition, the parent-child dependencies are shown in Fig. 1(b). For a given parent, the set of all coefficients at all finer scales of similar orientation corresponding to the same location are called descendants. Multiwavelet trees descending from a single coefficient in the subband HH_4 , HL_4 and LH_4 is shown in Fig. 1(b).

Fig.1 (a) Four-level multiwavelet decomposition of EM1 image and (b) the parent-child dependencies of multiwavelet trees.



Without significant loss of generality, we shall focus on watermarking still images with 256 gray levels of size 512×512 pixels. To trade off between the invisibility and robustness of the watermark, the high-energy subband (LL_4) is not used. Furthermore, the coefficients in high-frequency subbands (LH_1 , HL_1 and HH_1) are not used since



they often contain low energy coefficients.

Fig.2 (a) A group of multiwavelet coefficients in each tree and (b) the example of triple tree

In other subbands, we group the coefficients corresponding to the same spatial location together. Figure 2(a) shows an example of a group with one coefficient from HL_4 , 4 coefficients from HL_3 , and 16 coefficients from HL_2 . The coefficients of the same group correspond to various frequency bands of the same spatial location and the same orientation. The total number of groups is equal to the sum of the number of coefficient in LH_4 , HL_4 and HH_4 , each of which has 32×32 coefficients. There are a total of $3 \times 32 \times 32 = 3072$ groups. We denote each group of multiwavelet tree by Tg_m , where $m = 1, 2, \dots, 3072$.

In this section, we first give a brief overview of the watermark embedding and watermark extracting processes in the DMT domain. We then describe the GA optimization of our proposed method.

3.1 Watermark Embedding Algorithm

1. Generate a seed by mapping a signature or text through a one-way deterministic function. The seed is used as the secret key (K) for watermarking.
2. Generate a permuted watermark W using the secret key, where $W = \{w_i\}$ for $i = 1, 2, \dots, N_w$; $w_i \in \{+1, -1\}$, and N_w is the length of watermark.
3. Transform the original image into four-level decomposition using the DMT. Then, create multiwavelet trees and rearrange them into 3072 groups.
4. To increase the watermarking security, we order the groups Tg_m in a pseudorandom manner. The random numbers can be generated using the secret key K . We further combine the coefficients of every three groups together to form "a triple tree: Tt_i ", for $i = 1, 2, \dots, 1024$. Each watermark bit could be embedded into one triple tree.
5. For watermark embedding, we select the first N_w triple trees, which have the largest mean values. Then, the watermark sequence $\{w_i\}$ is embedded into the selected triple trees by quantization index modulation technique. The quantization function is given as follows:

3 Proposed Method

$$Tt'_i = \begin{cases} \lfloor Tt_i / S_j \rfloor \cdot S_j + 3S_j / 4 & \text{if } w_i = +1 \\ \lfloor Tt_i / S_j \rfloor \cdot S_j + S_j / 4 & \text{if } w_i = -1 \end{cases} \quad (1)$$

, where $\lfloor x \rfloor$ rounds to the greatest integer smaller than x , Tt_i and Tt'_i denote the triple tree of the original image and the corresponding watermarked image respectively. The variable S_j , for $j=1, 2, 3$, denotes the quantization steps corresponding to the orientation of horizontal, vertical and diagonal of DMT subband, respectively. A large S_j makes the watermark robust, but it will destroy the original quality of the image. Thus, the value of S_j should be as large as possible under the constraint of imperceptibility.

6. In order to improve both quality of watermarked image and robustness of the watermark, this work employs the genetic algorithm to search for the quantization steps. The details of GA optimization process will be described in details in Section 3.3.

7. Pass the modified DMT coefficients through the inverse DMT to obtain the watermarked image.

3.2 Watermark Extracting Algorithm

1. Transform the watermarked image into four-level decomposition using the DMT. Then, create the multiwavelet trees and rearrange them into 3072 groups.

2. We order the groups in a pseudorandom manner by a similar secret key which was used in the embedding process. Then, combine every 3 groups to form a triple tree Tt_n , for $n=1, 2, \dots, 1024$.

3. Let $\tilde{Tt}_i$ denote the first N_w triple trees, which have the largest mean values. The embedded watermark can be extracted from $\tilde{Tt}_i$ by using the following rule:

$$\tilde{w}_i = \begin{cases} +1 & \text{if } \tilde{Tt}_i - \lfloor \tilde{Tt}_i / S_j \rfloor \cdot S_j \geq S_j / 2 \\ -1 & \text{if } \tilde{Tt}_i - \lfloor \tilde{Tt}_i / S_j \rfloor \cdot S_j < S_j / 2 \end{cases} \quad (2)$$

4. After extracting the watermark, we used normalized correlation coefficients (NC) to quantify the correlation between the original watermark and the extracted one.

3.3 Genetic Algorithms Optimization

The goals of an effective digital watermarking, such as imperceptibility, robustness and data capacity usually conflicts [10]. In order to minimize such conflicts, this work employs the genetic algorithms to search for optimal parameters. This allows the system to achieve optimum performance.

For the optimization process, GA is applied in the watermark embedding. The parameters to be searched for are three quantization steps S_1 , S_2 and S_3 . The objective function of searching process is computed using factors that both related to robustness and imperceptibility of watermarked image. Details of GA are described as follows:

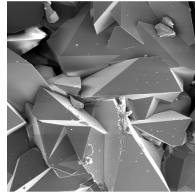
Chromosomes in GA represent desired parameters to be searched [11]. Number of chromosomes used in this work is 30. The encoding scheme is binary string with 32 bit resolutions for each chromosome. The parameter S_j is then represented by chromosome with length of 96 bits. The objective function uses both a universal quality index (UQI) [12] and normalized correlation as performance indices. UQI is used as output image quality performance index due to its role of imperceptibility measure. Similarly, NC is used as a watermark detection performance index because of its role of robustness measure. An objective value W can be calculated from equation (3):

$$W = \delta_{UQI} \times UQI + \delta_{NC} \times NC \quad (3)$$

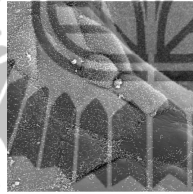
, where δ_{UQI} and δ_{NC} are weighting factors of UQI and NC , respectively. These weighting factors represent the significance of each index used in GA searching process. In this work, a ranking selection is chosen for selection mechanism. The crossover and mutation probability is fixed at 0.7 and 0.05, respectively.

3.4 Neural Network Training

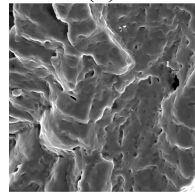
The back-propagation neural network (BPNN) is one type of supervised learning neural network. It is a potential tool in many signal processing applications [13]. In this paper, a robust image watermarking scheme against geometric attacks based on neural networks is proposed. In the process of getting prediction model using BPNN, the original image is geometrically



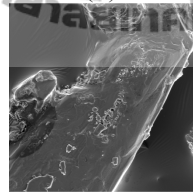
(a)



(b)



(c)



(d)

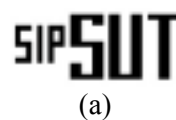
transformed, such as rotation, scaling and translation, to generate the training samples. Then, the eigenvectors of every training sample image, which is the Tchebichef image moments [14], are computed to use as the input of BPNN training. In the meantime, the corresponding geometric transformation parameters R, S, Tx and Ty , which denote the values of rotation, scaling, translation in x -axis and translation in y -axis respectively, are viewed as the target of BPNN training. We construct a three-layer BPNN with 5, 20 and 1 neurons in the input, hidden and output layers

respectively. The activation function in the hidden layer is a sigmoid function, but the output neuron uses the linear activation function. Levenberg-Marquardt algorithm is used to increase the training speed and makes the training avoid getting into local minimum. The training error is set to 0.001 and the number of maximum learning iteration is set to be 4500. The training is finished when either training error is smaller than 0.001 or the iteration is reached to the maximum iteration number. After training, neural network can memorize the characteristics of the learning samples, and predict a new output due to its adaptive capability. Therefore, the watermarked image undergone rotation, scaling, and translation transformations can be inverted to its original size and orientation for watermark detection.

4 Experimental Results and Discussions

To evaluate performance of the proposed watermarking scheme, experiments were conducted using four electron microscope images. The images are illustrated in Fig.3. They are all gray level images with standard dimension 512×512 pixels. We use a binary “SIP SUT” logo with 16×32 pixels as a visually recognizable watermark. The original binary watermark and permuted watermark images are shown in Fig. 4(a) and 4(b), respectively.

Fig.3 Original images used in experiments (a) EM1, (b) EM2, (c) EM3 and (d) EM4.



(a)



(b)

Fig.4 (a) Original watermark and (b) permuted watermark

Figure 5 shows the convergence of GA optimization at 30 generations of the EM1

image. The results of optimal parameters S_1 , S_2 and S_3 from GA searching using 4 test images are shown in Table 1. These parameters are optimally varied to achieve the most desirable ones for original images with different characteristics. Figure 6 shows the mean square error in each step when the BPNN is trained using the EM1 image.

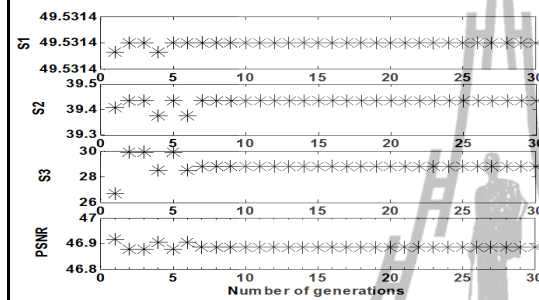


Fig.5 S_1 , S_2 , S_3 and $PSNR$ from GA optimization process of the EM1 image

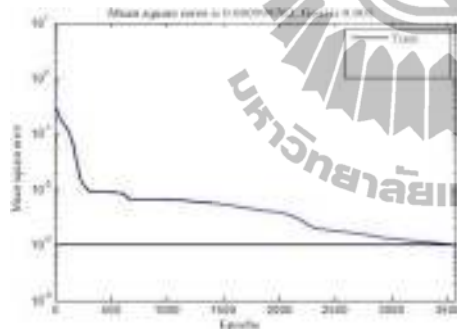


Fig.6 Training curve of BPNN

We test the output image quality by watermarking the original images with the resulting parameters from GA. Then, we use the peak signal to noise ratio ($PSNR$) and the universal quality index (UQI) to compare the image quality between the original and the watermarked images. By using the proposed algorithm, the watermark is almost imperceptibility to the human eyes, as shown in Table 1.

Table 1 The results of parameters using GA optimization process from various image

Image _s	S_1	S_2	S_3	$PSNR$	UQI
EM1	49.53	39.43	28.81	46.88	0.9730
EM2	49.49	35.80	25.06	48.19	0.9931
EM3	24.14	35.58	29.59	50.28	0.9992
EM4	45.88	39.68	25.28	47.27	0.9846

To investigate robustness of the watermark, watermarked images are attacked by various common image operations and geometric distortions. Then, we perform watermark extraction process and compute the normalized correlation (NC). Since our system is a multi-bit watermarking system, the bit error rate (BER) is a very useful measure of performance. We first examine the robustness against common signal processing such as, median filtering, JPEG compression and JPEG2000 compression. The watermark detection results are shown in Table 2. It shows that the watermark can be detected under most of the common signal processing attacks which were included in this study.

Attack method	NC	BER (%)
3×3 Median filtering	0.9589	5.66
JPEG Quality 20	0.9420	8.00
JPEG Quality 50	0.9986	0.19
JPEG Quality 80	1.0000	0.00
JPEG2000 (1:10)	1.0000	0.00
JPEG2000 (1:20)	0.9986	0.19
JPEG2000 (1:30)	0.9591	5.66

Table 2 NC and BER values from JPEG compression of the EM1-EM4 image (Average)

Next, we test the robustness with respected to geometrical attacks such as, rotation, scaling and translation. The examples of different types of geometric attacks to the watermarked image are shown in Fig. 7. Before watermark detection is performed, the back propagation neural network is utilized to memorize the relations between a geometric distortions and the corresponding watermarked image to

correct the attacked image geometrically. The experiment results are shown in Table 3.

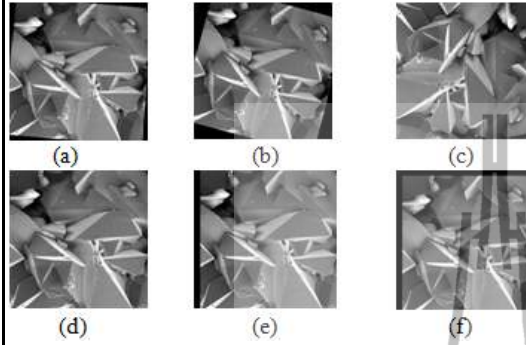


Fig. 7. Different type of attacks to watermarked image (a) rotation 5° , (b) rotation 15° , (c) rotation 90° , (d) scaling 200%, (e) Translation 20 pixels in x-axis and (f) Translation 20 pixels in x and y-axis.

Finally, the results obtained from our proposed method are compared with the method based on multiwavelet-tree quantization in [7]. For a fair comparison, the quality of the watermarked EM1 image (PSNR around 38 dB) and embedding capacity (watermark 512 bits) for both schemes must be the same. The comparison results are listed in Table 4 and we can see that the proposed method is very robust to various attacks and yields significant more robust watermark than the method in [7] does.

Table 3 *NC* and *BER* under geometric attacks of the EM1-EM4 image (Average)

Attack method	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)
Rotation 5	0.9065	12.69
Rotation 15	0.8779	16.21
Rotation 90	1.0000	00.00
Rotation -90	1.0000	00.00
Scaling 150%	1.0000	00.00
Scaling 200%	1.0000	00.00
Translation 5 pixels in x-axis	0.9775	3.12
Translation 5 pixels in y-axis	0.9763	3.32
Translation 20 pixels in x-axis	0.9648	4.84
Translation 20 pixels in y-axis	0.9546	6.25

Table 4 Normalized correlation from signal processing attacks of the EM1 image

Attack method	<i>NC</i>	
	Our	[7]
3×3 Median filtering	0.9585	0.5820
JPEG Quality 20	0.9420	0.4141
JPEG Quality 50	0.9986	0.9023
JPEG Quality 80	1.0000	0.9922
JPEG2000 (1:10)	1.0000	0.961
JPEG2000 (1:20)	0.9986	0.7188
Rotation 5	0.9065	0.3867
Rotation 15	0.8779	0.4140
Scaling 150	1.0000	0.3633
Scaling 200	1.0000	0.3867
Translation 5 pixels in x-axis	0.9775	0.2266
Translation 20 pixels in x-axis	0.9648	0.2305

5 CONCLUSION

This paper proposed a digital image watermarking algorithm in the multiwavelet domain. The embedding technique is based on the quantization index modulation. In our optimization process, we use genetic algorithms to search for optimal parameters which are three quantization steps. These parameters are optimally varied to achieve the most suitable watermarked image. In addition, we construct a prediction model based on image moments and a back propagation neural network to geometrically correct the attacked image prior the watermark extraction. The experimental results demonstrate that the proposed algorithm is robust against common image processing attacks and geometrical distortions.

Acknowledgement

This work was supported by a grant from Suranaree University of Technology, Nakhon Ratchasima, Thailand.

References:

- [1] B. Chen and G. Wornell, "Quantization Index Modulation: A Class of Provably Good Methods for Digital Watermarking and Information Embedding," *IEEE Trans. on Information Theory*, vol. 47, no. 4, pp. 1423–1443, May 2001.
- [2] Q. Li, C. Yuan and Y. Zhong, "Adaptive DWT-SVD Domain Image Watermarking Using Human Visual

- Model,” Proc. the 9th Advanced Communication Technology, Vol. 3, pp. 1947-1951, Feb, 2007.
- [3] P. Dong, J. G. Brankov, N. P. Galatsanos, Y. Yang, and F. Davoine, “Digital Watermarking Robust to Geometric Distortions,” *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 14, no. 12, pp. 2140–2150, 2005.
- [4] G. Gao and G. Jiang, “Grayscale Watermarking Resistant to Geometric Attacks Based on Lifting Wavelet Transform and Neural Network,” Proc. the 8th World Congress on Intelligent Control and Automation, Vol. 1, pp. 1305-1310, July, 2010.
- [5] X. Y. Wang, H. Y. Yang and C. Y. Cui, “An SVM-Based Robust Digital Image Watermarking Against Desynchronization Attacks,” *Signal Processing*, vol. 88, No. 9, pp. 2193-2205, Sept. 2008.
- [6] L. Ghouti, A. Bouridane, M. K. Ibrahim and S. Boussakta, “Digital image watermarking using balanced multiwavelets,” *IEEE Trans. on Signal Processing*, vol. 54, pp. 1519-1536, Apr. 2006.
- [7] P. Kumsawat, K. Attakitmongcol, A. Srikaew, “A Robust Image Watermarking Scheme Using Multiwavelet Tree,” Proc. World Congress on Engineering, vol. 1, pp. 612-617, July 2007.
- [8] S. J. Geronimo, D. P. Hardin and P. R. Massopust, “Fractal Functions and Wavelet Expansions Based on Several Scaling Functions,” *J. Approx. Theory*, vol. 78, pp. 373–401, Sep. 1994.
- [9] K. Attakitmongcol, D. P. Hardin and D. M. Wilkes, “Multiwavelet Prefilters II: Optimal Orthogonal Prefilters”, *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 10, pp. 1476–1487, Oct.2001.
- [10] P. Kumsawat, K. Attakitmongcol and A. Srikaew, “A New Approach for Optimization in Image Watermarking by Using Genetic Algorithms,” *IEEE Trans. on Signal Processing*, vol.53, pp. 4707-4719, Dec. 2005.
- [11] J. H. Holland, *Adaptation in Natural and Artificial Systems*, Ann Arbor, MI: Univ. of Michigan Press, 1975.
- [12] Z. Wang and A. C. Bovik, “A Universal Image Quality Index,”*IEEE Signal Processing Letters*, vol. 9, pp. 81-84, Mar. 2002.
- [13] A. T. Jones, *Artificial Intelligence: A Systems Approach*, Infinite Science Press, 2008.
- [14] J. Flusser, T. Suk, and B. Zitova, *Moments and Moment Invariants in Pattern Recognition*, John Wiley & Sons Ltd., 2009.

ประวัติผู้เขียน

นางสาวกษมา ภาณุทวีไลธรรม เกิดเมื่อวันที่ 31 เดือนพฤษภาคม พ.ศ. 2526 ณ จังหวัดสกลนคร สำเร็จการศึกษาระดับชั้นมัธยมศึกษาจากโรงเรียนสามัคคีวิทยาคม อำเภอเมือง จังหวัดเชียงราย ในปีการศึกษา 2544 และสำเร็จการศึกษาระดับปริญญาตรีจากสำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์ สาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี ในปีการศึกษา 2549 หลังจากสำเร็จการศึกษาได้ไปศึกษาภาษาต่างประเทศที่ประเทศออสเตรเลียเป็นเวลา 1 ปี หลังจากนั้นเกิดแรงจูงใจที่จะศึกษาต่อในระดับปริญญาโท ทางด้านวิศวกรรมโทรคมนาคม เพื่อเป็นการพัฒนาความรู้และความสามารถให้กับตนเอง จึงได้เข้าศึกษาต่อในระดับปริญญาโท สาขาวิชาวิศวกรรมโทรคมนาคม สำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี ในปี พ.ศ.2552 ในขณะที่ศึกษาอยู่ได้มีโอกาสมุ่งมั่นเป็นผู้ช่วยวิจัยในสาขาวิชาวิศวกรรมโทรคมนาคม มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี โครงการวิจัยเรื่อง การทำลายน้ำดิจิทัลสำหรับภาพจากกล้องจุลทรรศน์อิเล็กตรอน (Digital Watermarking for Electron Microscope Images) ซึ่งช่วยให้ผู้วิจัยได้นำประสบการณ์ และความรู้ที่ได้จากการเป็นวิจัยมาประยุกต์ใช้กับงานวิจัยได้เป็นอย่างดี จากการทำวิจัยนี้ทำให้ผู้วิจัยมีความรู้และความเข้าใจทางด้านคุณสมบัติการทำลายภาพพิมพ์ลายน้ำดิจิทัลเป็นอย่างดี

ผลงานวิจัย : ได้เสนอบทความเข้าร่วมในการประชุมวิชาการทางวิศวกรรมไฟฟ้า ครั้งที่ 33 (EECON 33) ประจำปี พ.ศ. 2553 เรื่อง การทำภาพพิมพ์ลายน้ำดิจิทัลแบบปรับตัวได้โดยใช้ระบบเครือข่ายประสาทเทียม และได้เสนอบทความเข้าร่วมในการประชุมวิชาการ 11th WSEAS International Conference on Applied Computer Science (ACS '11) ประจำปี พ.ศ. 2554 เรื่อง A New Robust Digital Watermarking Algorithm Based on Genetic Algorithms and Neural Networks.