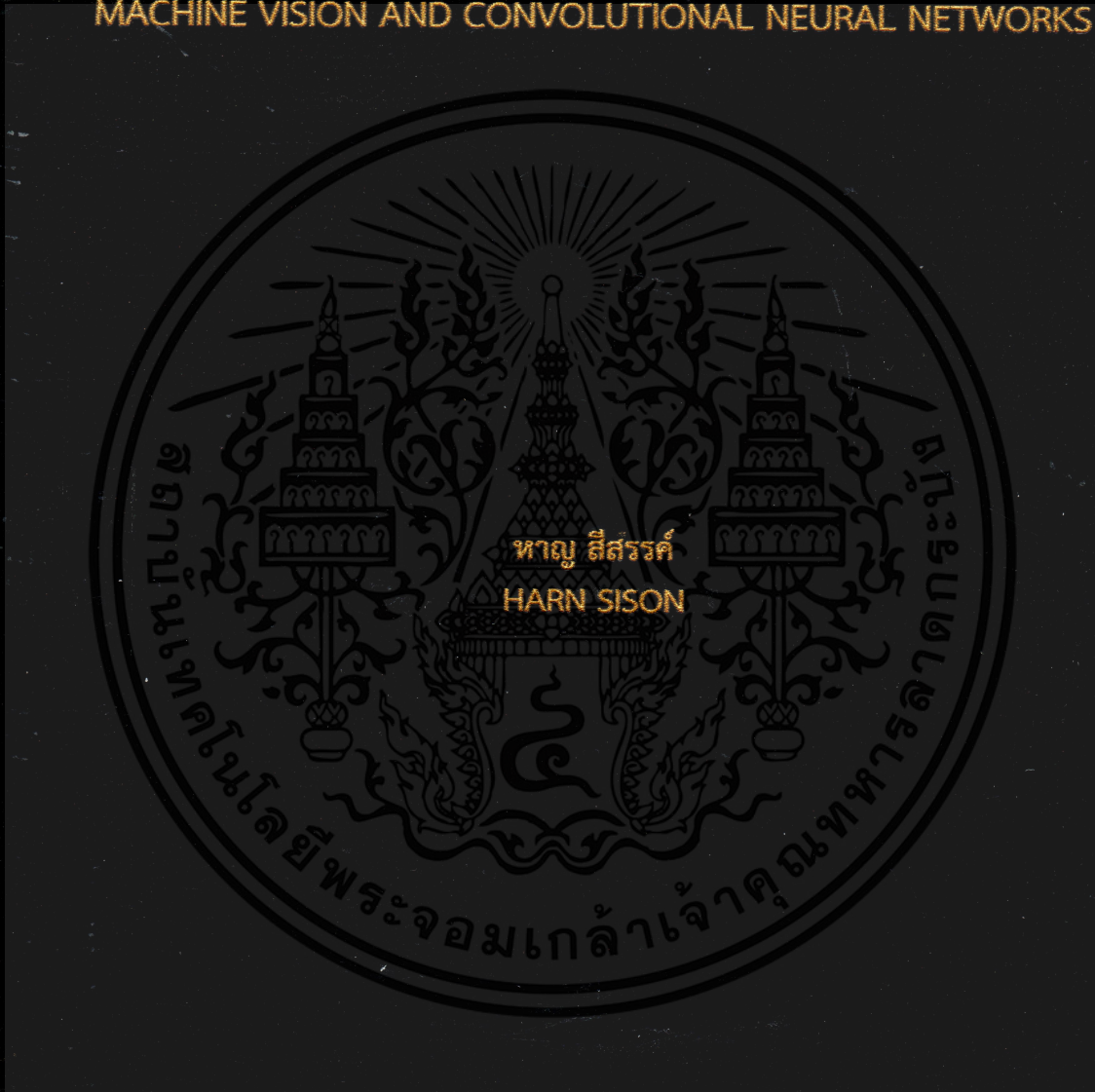


การตรวจและจำแนกประเภทรอยตำหนิบนแผ่นทองแดงลามิเนตโดยวิธีการ
ประมวลผลภาพและโครงข่ายประสาทเทียม

A COPPER CLAD LAMINATE DEFECT DETECTION AND CLASSIFICATION BY
MACHINE VISION AND CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS



วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า

คณะวิศวกรรมศาสตร์

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

พ.ศ. 2561

KMITL-2018-EN-M-020-152

การตรวจและจำแนกประเภทรอยตำหนิบนแผ่นทองแดงลามิเนตโดยวิธีการ
ประมวลผลภาพและโครงข่ายประสาทเทียม

A COPPER CLAD LAMINATE DEFECT DETECTION AND CLASSIFICATION BY
MACHINE VISION AND CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS



วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า

คณะวิศวกรรมศาสตร์

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

พ.ศ.2561

KMITL-2018-EN-M-020-152

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

A COPPER CLAD LAMINATE DEFECT DETECTION AND CLASSIFICATION BY
MACHINE VISION AND CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS



A THESIS SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT
OF THE REQUIREMENT FOR THE DEGREE OF
MASTER OF ENGINEERING IN ELECTRICAL ENGINEERING
FACULTY OF ENGINEERING
KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG
2018
KMITL-2018-EN-M-020-152

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



COPYRIGHT 2018

FACULTY OF ENGINEERING

KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หัวข้อวิทยานิพนธ์	การตรวจและจำแนกประเภทรอยตำหนิบนแผ่นทองแดงลามิเนต โดยวิธีการประมวลผลภาพและโครงข่ายประสาทเทียม
นักศึกษา	นายหาญ สีสรรค์
รหัสประจำตัว	58601353
ปริญญา	วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชา	วิศวกรรมไฟฟ้า
พ.ศ.	2561
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์	รศ.ดร.สมยศ เกียรติวนิชวิไล

บทคัดย่อ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ นำเสนอวิธีการใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันเพื่อใช้คัดแยกประเภทของรูปภาพรอยตำหนิ และแผ่นทองแดง สำหรับนำไปใช้ในเครื่องต้นแบบการตรวจคัดผิวทองแดงแบบลามิเนตบนระบบการผลิตในโรงงาน โดยเทคนิคดังกล่าวสามารถแก้ปัญหาที่เกิดขึ้นจากการกำหนดจุดคุณลักษณะจากข้อมูลภาพสองระดับด้วยการประมวลผลภาพเพียงอย่างเดียวซึ่งส่งผลให้มีความคลาดเคลื่อนในการคัดแยกประเภทของรูปภาพได้ เนื่องจากใช้ข้อได้เปรียบของวิธีการเรียนรู้และฝึกสอนของระบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันเพื่อปรับค่าน้ำหนักในตัวกรองให้เหมาะสมกับประเภทของรูปภาพที่ต้องการคัดแยกแต่ละชนิด ในขั้นตอนการออกแบบและทดสอบมีการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันที่สร้างขึ้นด้วยการนำเทคนิควิธีหาค่าสูงสุดด้วยฝูงอนุภาคมาใช้เพื่อหารูปแบบการเรียงตัวและค่าพารามิเตอร์ที่ดีที่สุด นอกจากนี้ยังมีการเปรียบเทียบประสิทธิภาพกับวิธีการคัดแยกโดยเพื่อนบ้านใกล้เคียงอีกด้วย โดยผลที่ได้หลังจากทดสอบด้วยชุดทดสอบเมื่อคัดแยกด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันมีความแม่นยำถึง 91.33% ส่งผลให้วิธีการนี้สามารถนำไปออกแบบหรือประยุกต์ใช้ในการคัดแยกประเภทของรูปภาพประเภทอื่นเช่น รูวงกลมและรูประเภทอื่นของชิ้นงานโลหะขึ้นรูปโดยมีความแม่นยำถึง 90.00% ซึ่งเป็นความแม่นยำที่ภาคอุตสาหกรรมให้การยอมรับ

Thesis	A COPPER CLAD LAMINATE DEFECT DETECTION AND CLASSIFICATION BY MACHINE VISION AND CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS
Student	Mr. Harn Sison
Student ID.	58601353
Degree	Master of Engineering
Program	Electrical Engineering
Year	2018
Thesis Advisor	Assoc.Prof.Dr. Somyot Kaitwanidvilai

ABSTRACT

This thesis proposed a convolutional neural network for defect classification method to deploy on a prototype station of copper clad laminate surface defect detection in copper clad lamination quality control process. The proposed technique can solve the problem of mis-selection features for a classification task. According to the neural network weight adaptation process, the weights in the model can properly change to match with the filter of the feature selection task and the answer of classification task together. In result and discussion topic, the designed network was tested and compared for selecting the best performance of the composed layer and hyperparameter based on the Particle swarm optimization. Moreover, the K-Nearest Neighbor method and a classification of the circular hole in steel work pieces was performed to test the efficiency of the proposed method. Consequently, the tested result of proposed method was achieved 91.33% in the copper clad lamination defect classification and 90.00% of the circular hole classification which is enough for the industrial inspection.

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์และงานวิจัยเล่มนี้สำเร็จได้ด้วยความอนุเคราะห์จากอาจารย์ที่ปรึกษา
รศ.ดร.สมยศ เกียรติวนิชวิไล ที่ให้ความช่วยเหลือ ให้คำชี้แนะช่วยแก้ปัญหาตลอดจนให้ความรู้และ
ประสบการณ์ที่ดีแก่ข้าพเจ้า

ขอขอบพระคุณ คณาจารย์และกรรมการสอบหัวข้อและโครงร่างวิทยานิพนธ์ที่ได้กรุณาให้คำ
ชี้แนะและข้อชี้แนะ จนทำให้สามารถเขียนวิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลงได้

ขอขอบคุณ ผศ.ดร.อนรรฆพล แสนทน และ ดร.ภูมิ คงหัวรอบ ที่คอยให้คำปรึกษาและชี้แนะ
แนวทางการออกแบบระบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันและทำการทดลอง รวมไปถึง
เทคนิคการหาค่าเหมาะสมที่สุดด้วยฝูงอนุภาค

ขอขอบคุณ บริษัท ไทยลามิเนต แมนูแฟคเจอร์ (Thai Laminate Manufacturer) และ
บริษัท ยานภันท์ (Yarnapund) ที่ให้การสนับสนุนกับอุปกรณ์ และระบบการผลิตสำหรับการวิจัยนี้
ขอขอบคุณเพื่อน พี่ น้อง ในห้องปฏิบัติการทุกคน

สำหรับคุณงามความดีอันใดที่เกิดจากวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ข้าพเจ้าขอมอบให้กับบิดามารดา ซึ่ง
เป็นที่รักและเคารพยิ่ง ตลอดจนครูอาจารย์ที่เคารพรักทุกท่านได้ประสิทธิ์ประสาทวิชาความรู้และ
ถ่ายทอดประสบการณ์ที่ดีให้แก่ข้าพเจ้า

หาญ สีสรณ์

สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย.....	I
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	II
กิตติกรรมประกาศ.....	III
สารบัญ.....	IV
สารบัญรูป.....	VII
สารบัญตาราง.....	X
บทที่ 1 บทนำ.....	1
1.1 ความเป็นมาของปัญหาและความสำคัญของปัญหา.....	1
1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา.....	3
1.3 สมมติฐานของการศึกษา.....	3
1.4 ทฤษฎีหรือแนวคิดที่ใช้ในการวิจัย.....	3
1.5 ขอบเขตการวิจัย.....	3
1.6 ขั้นตอนของการศึกษา.....	4
บทที่ 2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	5
2.1 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	5
2.2 อุปกรณ์ที่เกี่ยวข้องกับงานวิจัย.....	8
2.2.1 กล้องดิจิทัล.....	8
2.2.1.1 กล้องถ่ายภาพเป็นพื้นที่.....	8
2.2.1.2 กล้องถ่ายภาพแบบเป็นเส้น.....	9
2.2.2 เลนส์.....	9
2.2.3 อุปกรณ์ส่องสว่าง.....	10
2.3 ทฤษฎีที่ใช้ในการประมวลผลภาพ.....	11
2.3.1 การปรับปรุงคุณภาพของภาพระดับเทา.....	11
2.3.1.1 การทำงานของตัวกรองแบบคอนโวลูชัน.....	11
2.3.1.2 ตัวกรองแบบเกาส์.....	12
2.3.1.3 ตัวกรองแบบโซเบล.....	13
2.3.2 การแบ่งส่วนภาพ.....	13
2.3.3 กระบวนการทางคณิตศาสตร์สำหรับปรับปรุงภาพ.....	14
2.3.4 การวิเคราะห์ข้อมูลภาพ.....	15
2.3.4.1 การอ่านค่าจากลักษณะของอนุภาค.....	16

สารบัญ (ต่อ)

2.3.4.2 บริเวณจุดสนใจของภาพ.....	16
2.3.5 การจำแนกรูปภาพ.....	17
2.3.5.1 โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน.....	18
2.3.5.2 หลักการและทฤษฎีของโครงข่ายประสาทเทียม.....	18
2.3.5.3 โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ไปข้างหน้า.....	21
2.3.5.4 การปรับค่าน้ำหนักของโครงข่ายประสาทเทียม.....	21
2.3.5.5 การทำงานของโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน.....	22
2.3.6 เทคนิคการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบฝูงอนุภาค.....	24
บทที่ 3 การออกแบบระบบตรวจจับตำหนิ.....	28
3.1 ระบบโดยรวม.....	28
3.2 การเลือกและติดตั้งอุปกรณ์ในการเก็บภาพ.....	29
3.2.1 กล้องถ่ายภาพแบบเป็นเส้น.....	29
3.2.2 การเลือกเลนส์.....	30
3.2.3 การเลือกประเภทของไฟที่ใช้ส่องสว่าง.....	31
3.2.3.1 การปรับมุมตกกระทบของไฟและมุมตกกระทบของ กล้อง.....	33
3.3 การออกแบบซอฟต์แวร์สำหรับการวิเคราะห์และตรวจจับตำหนิ.....	34
3.3.1 การทำพีอาร์เอสรูปภาพ.....	35
3.3.2 การตรวจจับขอบของรอยตำหนิ.....	36
3.3.3 การแบ่งภาพเป็นภาพสองระดับโดยการเลือกเทรชโฮลด์.....	37
3.3.4 การทำกระบวนการทางคณิตศาสตร์เพื่อปรับปรุงคุณภาพ.....	38
3.3.5 การวิเคราะห์อนุภาคของภาพสองระดับ.....	39
3.3.6 การสร้างกรอบจุดสนใจที่ตรวจพบตำหนิ.....	40
3.4 การวิเคราะห์และจำแนกประเภทตำหนิหรือแผ่นทองแดง.....	40
3.4.1 การใช้ระบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันเพื่อการจำแนก ประเภทของรูปภาพ.....	41
3.4.1.1 การเลือกใช้และออกแบบระบบโครงข่ายประสาทเทียม...	41
3.4.1.2 การกำหนดค่าพารามิเตอร์ของแต่ละเลเยอร์.....	42
3.4.1.3 การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน.....	43
3.4.1.4 การเลือกค่าพารามิเตอร์โดยวิธีของการหาค่าเหมาะสม ที่สุดแบบฝูงอนุภาค.....	43

สารบัญ (ต่อ)

บทที่ 4 ผลการทดลอง.....	45
4.1 ผลการทดลองส่วนของการจำแนกคุณลักษณะ 2 ชั้น.....	45
4.2 ผลการทดลองการเลือกพารามิเตอร์โดยใช้การหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบ ฝูงอนุภาค.....	50
4.3 การเปรียบเทียบโมเดลแต่ละชนิด.....	55
4.4 การตรวจสอบซ้ำด้วยชุดทดสอบ.....	57
4.5 สรุปผลการทดลอง.....	58
4.6 การทดลองตรวจสอบรูบรูนขึ้นงาน.....	61
บทที่ 5 สรุปผลการทดลอง ข้อเสนอแนะ และแนวทางการพัฒนา.....	67
5.1 สรุปผลการทดลอง.....	68
5.2 ข้อเสนอแนะและข้อควรระวัง.....	69
5.3 แนวทางการพัฒนา.....	70
เอกสารอ้างอิง.....	71
ภาคผนวก บทความที่ได้รับการตีพิมพ์.....	75

สารบัญรูป

รูปที่	หน้า
1.1 แผ่นทองแดงลามิเนต.....	1
1.2 (ก) แผงวงจรอิเล็กทรอนิกส์.....	1
(ข) รูปตำหนิที่เกิดขึ้น.....	1
1.3 แผ่นทองแดงที่มีการโค้งงอ.....	2
2.1 (ก) ลักษณะของเซนเซอร์รับภาพ.....	8
(ข) การถ่ายภาพของกล้องแอเรียสแกน.....	8
2.2 (ก) ลักษณะของเซนเซอร์รับภาพ.....	9
(ข) การถ่ายภาพของกล้องไลน์สแกน.....	9
2.3 หลักการทำงานของเลนส์นูนสำหรับรวมแสง.....	10
2.4 ไดโอดชนิดเปล่งแสง	11
2.5 การทำงานของตัวกรองด้วยวิธีคอนโวลูชัน.....	12
2.6 สมาชิกในตัวกรองแบบเกาส์.....	12
2.7 (ก) สมาชิกสำหรับตัวกรองแนวนอน.....	13
(ข) สมาชิกสำหรับตัวกรองแนวตั้ง.....	13
2.8 หน้าที่ต่างโครงสร้าง.....	14
2.9 (ก) ภาพต้นฉบับ.....	14
(ข) ภาพหลังจากการกร่อน.....	14
(ค) ภาพหลังจากการขยาย.....	14
2.10 (ก) ภาพหลังจากกระบวนการปิด.....	15
(ข) ภาพหลังจากกระบวนการเปิด.....	15
2.11 ภาพที่ถูกกำหนดจุดสนใจ.....	17
2.12 โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน.....	18
2.13 โครงข่ายประสาทเทียมแบบพูลลีสี่คอนเนค.....	19
2.14 ส่วนประกอบของเซลล์ประสาทและทางเดินประสาท.....	19
2.15 การแยกชั้นของโครงข่ายประสาทเทียม.....	20
2.16 ทิศทางการคำนวณของโครงข่ายประสาทเทียม.....	21
2.17 การทำงานของคอนโวลูชันเลเยอร์.....	23
2.18 การทำงานของแมกซ์พูลลิ่ง.....	26
2.19 การเคลื่อนที่ของฝูงนก.....	26
2.20 ขั้นตอนการทำงานของการทำงานหาค่าความเหมาะสมที่สุดของกลุ่มอนุภาค.....	27

สารบัญรูป (ต่อ)

3.1	ขั้นตอนการทำงานของระบบโดยรวม.....	28
3.2	กล้องและเลนส์.....	31
3.3	ไฟส่องสว่าง.....	32
3.4	ระบบตรวจวัดที่ถูกติดตั้งบนสายพานการผลิต.....	32
3.5	(ก) รูปถ่ายที่มุมไฟ 10 องศา.....	33
	(ข) รูปถ่ายที่มุมไฟ 15 องศา.....	33
	(ค) รูปถ่ายที่มุมไฟ 20 องศา.....	34
	(ง) รูปถ่ายที่มุมไฟ 25 องศา.....	34
	(จ) รูปถ่ายที่มุมไฟ 30 องศา.....	34
3.6	ตัวกรองเกาส์เซียนขนาด 5x5 และสมาชิก.....	35
3.7	(ก) รูปต้นฉบับจากกล้อง.....	35
	(ข) รูปหลังจากผ่านตัวกรอง.....	36
3.8	(ก) ตัวกรองโซเบลแนวนอน.....	36
	(ข) ตัวกรองโซเบลแนวตั้ง.....	36
3.9	ภาพหลังจากผ่านตัวกรองโซเบล.....	37
3.10	(ก) ภาพสองระดับจากการแปลงด้วยค่าเทรชโฮลด์ 7.....	38
	(ข) ภาพสองระดับจากการแปลงด้วยค่าเทรชโฮลด์ 8.....	38
	(ค) ภาพสองระดับจากการแปลงด้วยค่าเทรชโฮลด์ 9.....	38
3.11	รูปหลังจากใช้กระบวนการปิด.....	38
3.12	(ก) รูปกรอบที่อ่านค่าจากรอยดำหนิแบบหลุม.....	39
	(ข) รูปกรอบที่อ่านค่าจากรอยขีด.....	39
3.13	ภาพระดับเทาที่ถูกจำกัดกรอบ.....	40
3.14	(ก) ชุดภาพของรอยดำหนิแบบหลุม.....	40
	(ข) ชุดภาพของรอยดำหนิแบบขีด.....	40
	(ค) ชุดภาพของพื้นหลังทองแดงที่ตรวจสอบผิด.....	41
3.15	การเรียงชั้นของโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน.....	42
3.16	ขั้นตอนการทำงานของการทำงานการหาพารามิเตอร์ด้วยฝูงอนุภาค.....	44
4.1	เส้นทางของโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน.....	45

สารบัญรูป (ต่อ)

4.2 (ก) กราฟผลการทดลองครั้งที่ 1.....	47
(ข) กราฟผลการทดลองครั้งที่ 2.....	48
(ค) กราฟผลการทดลองครั้งที่ 3.....	48
(ง) กราฟผลการทดลองครั้งที่ 4.....	49
(จ) กราฟผลการทดลองครั้งที่ 5.....	49
4.3 ค่า G_{best} กับจำนวนครั้งในการทดลอง.....	51
4.4 (ก) กราฟผลการทดลองครั้งที่ 1.....	53
(ข) กราฟผลการทดลองครั้งที่ 2.....	53
(ค) กราฟผลการทดลองครั้งที่ 3.....	54
(ง) กราฟผลการทดลองครั้งที่ 4.....	54
(จ) กราฟผลการทดลองครั้งที่ 5.....	55
4.5 กราฟเปรียบเทียบความแม่นยำของการทดลองที่ 4.1 และ 4.2 (%)	56
4.6 กราฟเปรียบเทียบความผิดพลาดของการทดลองที่ 4.1 และ 4.2.....	57
4.7 กราฟเส้นตรงแสดงจำนวนที่ตรวจถูกของการทดลองที่ 4.4.....	58
4.8 แผนภูมิแท่งเปรียบเทียบค่าความแม่นยำรวมระหว่าง 2 วิธี.....	59
4.9 (ก) คำนิยามรอยชูดิจิต.....	59
(ข) คำนิยามหลุม.....	60
(ค) แผ่นทองแดงที่มีความโค้ง.....	60
4.10 ลักษณะของชิ้นงานโลหะขึ้นรูปแต่ละความเข้มของแสง.....	61
4.11 (ก) รูปของรูวงกลมที่ต้องการตรวจสอบ.....	61
(ข) รูปประเภทอื่นๆ.....	61
4.12 (ก) กราฟผลการทดลองครั้งที่ 1.....	62
(ข) กราฟผลการทดลองครั้งที่ 2.....	62
(ค) กราฟผลการทดลองครั้งที่ 3.....	63
(ง) กราฟผลการทดลองครั้งที่ 4.....	63
(จ) กราฟผลการทดลองครั้งที่ 5.....	64
4.13 (ก) รูวงกลม	65
(ข) รูปประเภทอื่นๆ.....	66

สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
2.1 การวิเคราะห์ข้อมูลจากอนุภาค.....	16
3.1 ตารางของมุมตกกระทบระหว่างไฟและกล้อง (องศา) กับค่าฮิสโทแกรมจาก ภาพถ่าย.....	33
3.2 ผลการทดลองสำหรับการเลือกค่าเทรซโซลด์.....	37
3.3 ข้อมูลที่วิเคราะห์จากภาพสองระดับ.....	39
3.4 การกำหนดค่าอนุภาคสำหรับวิธีการหาค่าที่ดีที่สุดด้วยฝูงอนุภาค.....	44
4.1 ค่าพารามิเตอร์ของคอนโวลูชันเลเยอร์.....	46
4.2 ค่าพารามิเตอร์ของแมกซ์พูลลิงเลเยอร์.....	46
4.3 ค่าพารามิเตอร์ของพูลลีคอนเนคเลเยอร์.....	46
4.4 ค่าพารามิเตอร์ของการกำหนดอัตราการเรียนรู้.....	47
4.5 การกำหนดขอบเขตของค่าอนุภาคแต่ละประเภท.....	50
4.6 ค่าพารามิเตอร์ที่ดีที่สุดจากการหาค่าโดยฝูงอนุภาค.....	50
4.7 ค่าพารามิเตอร์ของคอนโวลูชันเลเยอร์.....	51
4.8 ค่าพารามิเตอร์ของแมกซ์พูลลิงเลเยอร์.....	52
4.9 ค่าพารามิเตอร์ของพูลลีคอนเนคเลเยอร์.....	52
4.10 ค่าพารามิเตอร์ของการกำหนดอัตราการเรียนรู้.....	52
4.11 ค่าความแม่นยำ และค่าความผิดพลาดของการทดลองที่ 4.1.....	55
4.12 ค่าความแม่นยำ และค่าความผิดพลาดของการทดลองที่ 4.2.....	56
4.13 ค่าความแม่นยำของการทดสอบโมเดลจากการทดลองที่ 4.2 ครั้งที่ 5.....	57
4.14 ค่าความแม่นยำของการทดสอบวิธีเพื่อนบ้านใกล้เคียง.....	58
4.15 ค่าความแม่นยำ และค่าความผิดพลาดของการทดลองที่ 4.6.....	64
4.16 ค่าความแม่นยำของการทดสอบโมเดลจากการทดลองที่ 4.6.....	65

บทนำ

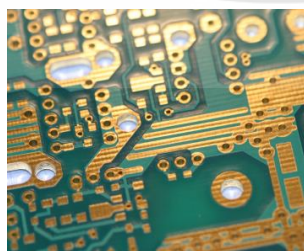
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

ในปัจจุบันโลหะประเภททองแดงหรือแผ่นทองแดงแปรรูปถูกใช้เป็นวัสดุกันอย่างแพร่หลายเพื่อตอบสนองกับการพัฒนาอุตสาหกรรมที่กำลังก้าวเข้าสู่ยุคดิจิทัลซึ่งมีความต้องการใช้อุปกรณ์ประเภทอิเล็กทรอนิกส์มากขึ้นอย่างเห็นได้ชัด โดยแผ่นทองแดงที่ถูกแปรรูปผ่านกระบวนการลามิเนตจะกลายเป็นแผ่นทองแดงลามิเนตในรูปที่ 1.1 เพื่อนำไปทำการตัดหรือนำไปผลิตแผ่นวงจรอิเล็กทรอนิกส์ในขั้นตอนต่อไป



รูปที่ 1.1 แผ่นทองแดงลามิเนต [1]

โดยคุณภาพของการนำไฟฟ้าหรือการนำสัญญาณของแผ่นวงจรอิเล็กทรอนิกส์และตัวนำไฟฟ้า จะขึ้นอยู่กับคุณภาพของแผ่นทองแดงลามิเนตที่ใช้เป็นวัสดุหลักในการผลิต เพราะฉะนั้นการควบคุมคุณภาพหลังการผลิตหรือการตรวจสอบคุณภาพของแผ่นทองแดงลามิเนตจึงเป็นกระบวนการสำคัญในการป้องกันและควบคุมปัญหาวัสดุที่ไม่ผ่านเกณฑ์มาตรฐานสำหรับการผลิตอุปกรณ์อิเล็กทรอนิกส์ดังรูปที่ 1.2



(ก)



(ข)

รูปที่ 1.2 (ก) แผงวงจรอิเล็กทรอนิกส์ [2] (ข) รูปตำหนิที่เกิดขึ้น [3]

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ด้วยเหตุนี้จำเป็นที่จะต้องพัฒนาระบบตรวจสอบแบบอัตโนมัติที่มีความสามารถในการตรวจสอบอย่างแม่นยำ และจำแนกชนิดของรอยตำหนิบนผิวทองแดงลามิเนตได้อย่างมีประสิทธิภาพเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพให้กับกระบวนการตรวจสอบคุณภาพการผลิตทองแดงลามิเนต

ระบบตรวจสอบแบบอัตโนมัติในโรงงานอุตสาหกรรมทั่วไปที่นิยมใช้ในการตรวจรอยตำหนิบนพื้นผิวชิ้นงานที่เป็นแผ่นเรียบ และมีขนาดใหญ่คล้ายกับแผ่นทองแดงลามิเนตจะเป็นระบบที่ใช้กล้องถ่ายภาพในการทำหน้าที่เป็นอุปกรณ์ตรวจวัด (Sensor) หรืออุปกรณ์ที่ใช้เก็บข้อมูลของวัตถุที่ต้องการตรวจสอบ และใช้คอมพิวเตอร์ในการประมวลผลหรือตรวจสอบข้อมูลที่ได้มาแล้วทำเป็นรายงานสรุปผล ซึ่งรวมแล้วเรียกว่าระบบแมชชีนวิชัน (Machine vision) ปัญหาสำคัญที่เกิดขึ้นในอุตสาหกรรมการผลิตทองแดงลามิเนตโดยการใช้ระบบตรวจจ็บรอยตำหนิด้วยแมชชีนวิชันสามารถแบ่งออกตามลักษณะของการเกิดปัญหาได้ดังนี้

- ขนาดของแผ่นทองแดงและความโค้งงอ เนื่องจากแผ่นทองแดงที่ทำการตรวจมีลักษณะเป็นแผ่นโลหะขนาดใหญ่และมีการสะท้อนแสง โดยถูกตัดขอบด้วยใบมีดให้มีความกว้าง 1.5 เมตร และความยาว 1.5 เมตร ส่งผลให้แผ่นทองแดงมีความโค้งงอไม่เรียบดังรูปที่ 1.3 ทำให้เกิดการสะท้อนแสงที่ไม่เท่ากันและส่งผลให้ภาพมีความผิดปกติทำให้การประมวลผลคลาดเคลื่อนในขั้นตอนการตรวจจ็บตำหนิ



รูปที่ 1.3 แผ่นทองแดงที่มีการโค้งงอ

- ขนาดของรอยตำหนิที่มีขนาดเล็กเมื่อเทียบกับแผ่นทองแดง โดยขนาดเล็กที่สุดคือ 125 ไมครอน ทำให้ต้องใช้ภาพที่มีความละเอียดสูง และต้องการความแม่นยำในขณะที่ถ่ายภาพ เพื่อป้องกันการประมวลผลที่คลาดเคลื่อนจากความผิดปกติของแผ่นทองแดง

เพราะฉะนั้นระบบตรวจสอบที่จะนำเสนอต้องมีความสามารถในการรองรับความไม่เสถียรของระบบการผลิตและสามารถรายงานผลการตรวจสอบพร้อมทั้งคัดแยกแผ่นดีแผ่นเสียและจำแนกชนิดของ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รอยตำหนิได้อย่างถูกต้องและแม่นยำตรงกับความต้องการของผู้ผลิต เพื่อช่วยเพิ่มความเชื่อมั่นในการขายสินค้าของผู้ผลิตให้กับผู้ซื้ออีกด้วย

1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา

ผู้วิจัยต้องการพัฒนาในส่วนของ การติดตั้งอุปกรณ์ที่สามารถเก็บภาพความละเอียดสูงและมีขนาดใหญ่ได้ นอกจากนี้ส่วนของซอฟต์แวร์ต้องสามารถแยกประเภทรอยตำหนิหรือส่วนของแผ่นทองแดงที่มีการสะท้อนแสงมากกว่าปกติได้อย่างถูกต้อง เพื่อให้การตรวจคัดแผ่นทองแดงเป็นไปตามมาตรฐานที่ถูกต้องตามที่ผู้ผลิตกำหนดไว้

1.3 สมมุติฐานของการศึกษา

- การถ่ายภาพแผ่นทองแดงที่มีขนาดใหญ่และต้องการความละเอียดสูงในสภาพแวดล้อมที่มีการเคลื่อนที่บนสายพานจำเป็นต้องใช้กล้องถ่ายภาพแบบเป็นเส้น (Line scan camera) ที่สามารถถ่ายภาพความละเอียดสูงในขณะที่มีการเคลื่อนที่ด้วยความเร็วสูงได้
- การตรวจจับและแยกประเภทรอยตำหนิจะใช้การวิเคราะห์ข้อมูลจากภาพถ่ายหรือ การประมวลผลทางภาพในการแยกประเภทและตรวจสอบตำหนิ

1.4 ทฤษฎีหรือแนวคิดที่ใช้ในการวิจัย

- การเลือกอุปกรณ์ในการเก็บภาพของแผ่นทองแดง เช่น ความสามารถหรือชนิดของกล้องและเลนส์ที่สามารถใช้ร่วมกับกล้อง รวมไปถึงอุปกรณ์ส่องสว่างที่มีความเหมาะสมในการเก็บรายละเอียดของแผ่นทองแดงและรอยตำหนิได้ครบถ้วน
- การวิเคราะห์ภาพและการใช้ตัวกรองแบบต่างๆให้เหมาะกับชนิดของภาพถ่ายที่ทำการเก็บข้อมูลเพื่อให้ได้ลักษณะเฉพาะในการใช้สำหรับการจำแนกประเภทของรูปภาพ
- การนำทฤษฎีการเรียนรู้และการแยกแยะของโครงข่ายประสาทเทียมมาใช้ร่วมกับตัวกรองแบบคอนโวลูชันเพื่อให้สามารถวิเคราะห์คุณลักษณะและชนิดของรอยตำหนิได้อย่างถูกต้อง

1.5 ขอบเขตการวิจัย

งานวิจัยที่จัดทำขึ้นเป็นการสร้างชุดต้นแบบในการทดลองการตรวจรอยตำหนิบนแผ่นทองแดงลามิเนต เพื่อที่จะนำไปพัฒนาต่อยอดในการสร้างระบบที่ครอบคลุมและสะดวกขึ้นในอนาคต

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1.6 ขั้นตอนของการศึกษา

1. ศึกษาทดลองความเป็นไปได้ของซอฟต์แวร์ในการตรวจจับและแยกประเภทรอยตำหนิ
2. ออกแบบระบบและการติดตั้งอุปกรณ์ในการตรวจสอบบนไลน์การผลิต
3. ติดตั้งอุปกรณ์และเก็บผลการทดลองจากไลน์การผลิต



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 2

ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ในบทนี้จะกล่าวถึงการศึกษาทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการทำงานของระบบแมชชีนวิชัน (Machine Vision) ที่พัฒนาเพื่อตรวจสอบคุณภาพของแผ่นทองแดงในกระบวนการผลิตอุปกรณ์พื้นฐานที่ใช้สำหรับการถ่ายภาพ ตลอดจนทฤษฎีเกี่ยวกับการประมวลผลภาพเบื้องต้น (Preprocessing) ทฤษฎีการจำแนกรูปภาพด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Network) ซึ่งในตอนนี้จะประกอบไปด้วยทฤษฎีโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) และทฤษฎีเกี่ยวกับชั้นของโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้สำหรับส่วนของการจำแนกคุณลักษณะด้วยวิธีการคอนโวลูชัน (Convolution) นอกจากนี้ยังมีทฤษฎีการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดโดยฝูงอนุภาค (Particle swarm optimization) สำหรับการหาค่าของตัวแปรในการสร้างโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันอีกด้วย โดยเนื้อหาทั้งหมดเป็นส่วนสำคัญในการออกแบบระบบตรวจวัดและคัดแยกประเภทรอยตำหนิสำหรับการศึกษาค้นคว้าและวิจัยในวิทยานิพนธ์นี้

2.1 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ในอดีตงานวิจัยที่ถูกพัฒนาขึ้นสำหรับแก้ปัญหาของการตรวจจับรอยตำหนิหรือสิ่งผิดปกติบนพื้นผิวของวัตถุจะเน้นไปทางการพัฒนาด้านอุปกรณ์สำหรับตรวจจับ เช่น การออกแบบอุปกรณ์ตรวจวัด (Sensor) โดยส่วนใหญ่จะเป็นอุปกรณ์ที่ใช้สารกึ่งตัวนำเพื่อการถ่ายเทประจุ (Charge-Coupled Device) [4]-[5] สำหรับการถ่ายภาพหรือเก็บตัวอย่างของวัตถุที่ต้องการ นอกจากนี้ยังมีวิธีการอื่นที่ถูกพัฒนาขึ้นเพื่อเปรียบเทียบสมรรถภาพของการตรวจวัด โดยใช้การสแกนด้วยเลเซอร์ [6]-[7] การใช้เสียงความถี่สูง [8] และการเอกซเรย์ [9]-[10] แต่ปัจจุบันเทคโนโลยีสำหรับการถ่ายภาพหรือการเก็บภาพได้ถูกพัฒนาให้มีความทันสมัยและใช้งานง่าย สอดคล้องกับการพัฒนาเทคโนโลยีด้านสารกึ่งตัวนำทำให้การสร้างภาพหรือการเก็บรูปภาพมีความสะดวกมากขึ้น ส่งผลให้กระบวนการผลิตในอุตสาหกรรมนิยมใช้การถ่ายภาพทดแทนการใช้งานหรือการเก็บข้อมูลจากเซนเซอร์บางประเภทด้วยเหตุนี้จึงทำให้การประมวลผลทางภาพมีความสำคัญในการแปลงข้อมูลจากภาพถ่ายออกมาให้อยู่ในลักษณะที่ง่ายต่อการวิเคราะห์และเก็บรวบรวมเพื่อนำไปวิเคราะห์ผลการตรวจสอบ

ถึงแม้ส่วนใหญ่จะมีการนำระบบดังกล่าวไปใช้ในกระบวนการผลิตแล้วก็ตามแต่การตรวจรอยตำหนินั้นยังคงเป็นหัวข้อวิจัยที่สามารถพัฒนาต่อได้ เนื่องจากโลหะประเภทที่มีการสะท้อนแสงนับว่ามีความยากในการจำแนกรอยตำหนิอย่างมาก สาเหตุมาจากส่วนใหญ่พื้นผิวของโลหะประเภทนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สามารถสะท้อนแสงได้ดีในมุมมองที่ต่างกันเพียงเล็กน้อย ส่งผลให้การถ่ายภาพมีความคลาดเคลื่อนจากวัตถุจริงที่ปรากฏและรอยตำหนิที่เกิดขึ้นในกระบวนการผลิตมักจะมีชนิดที่เกิดคือ รู รอยเปื้อน รอยขีดข่วน รอยยับ รอยขรุขระ และตำหนิประเภทอื่นๆ ซึ่งรอยพวกนี้มีขนาดที่เล็กมากและส่งผลต่อการหักเหของแสงทำให้การตรวจวัดรอยตำหนิแบบอัตโนมัติเป็นไปได้ยาก

สำหรับอุตสาหกรรมการผลิตแผ่นเหล็กได้มีการพัฒนาระบบแมชชีนวิชั่น (Machine Vision) เพื่อตรวจสอบรอยตำหนิบนผิวชิ้นงาน [11] จากวิธีการดำเนินการทางคณิตศาสตร์ (Morphological) ในการประมวลผลเบื้องต้นร่วมกับวิธีการทางสถิติเพื่อจำแนกประเภทของรอยตำหนิ ต่อมางานวิจัย [12],[13] ได้อธิบายการทดลองสำหรับระบบตรวจวัดรอยตำหนิบนผิวของอะลูมิเนียมหล่อ โดยระบบดังกล่าวเป็นการทำงานร่วมกันระหว่างการประมวลผลทางภาพที่ใช้วิธีการดำเนินการทางคณิตศาสตร์แบบผสม (Hybrid-Morphological) เพื่อทำการแปลงคุณสมบัติให้สามารถตรวจสอบรูปแบบรอยตำหนิที่มีรูปร่างและขนาดที่ต่างกันของรอยตำหนิได้ดียิ่งขึ้น

ในด้านการจำแนกประเภทของรูปภาพการหาคุณลักษณะคือกุญแจสำคัญสำหรับการตัดแยกประเภทของรูปภาพและการอ้างอิงที่กล่าวมาข้างต้นจะใช้การแยกคุณลักษณะจากภาพระดับเทา (Gray scale) และภาพสองระดับ (Binary picture) โดยส่วนใหญ่รอยตำหนิที่เกิดขึ้นบนผิวโลหะจะมีลักษณะคล้ายตำหนิที่เกิดขึ้นบนผิวของสิ่งทอหรือผ้าต่างๆเช่นเดียวกับแผ่นทองแดงลามิเนต (CCL) ซึ่งตัวพื้นผิวของแผ่นไม้ได้มีความเรียบเหมือนโลหะปกติ เนื่องมาจากการประกอบแผ่นขึ้นมามีส่วนของชั้นที่เป็นผ้าไฟเบอร์กลาส (Fiberglass) ส่งผลให้พื้นหลังทองแดงมีลักษณะเป็นลายผ้า โดยในงานวิจัย [14] ได้ทำการวิเคราะห์ตำหนิบนลายผ้าจากตัวกรองแบบเกเบอร์ (Gabor's Filter) และใช้การวิเคราะห์เชิงผิวแบบจีแอลซีเอ็ม (Gray-Level Cooccurrence Matrix, GLCM) ในการจำแนกรอยตำหนิ นอกจากนี้งานวิจัย [15] ได้ใช้ตัวตัดแยกประเภทแบบซัพพอร์ทเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine Classifier) เพื่อตัดแยกประเภทของตำหนิบนแผ่นทองแดงโดยตัดแยกตำหนิที่ต่างกัน 7 ชนิด และงานวิจัย [16] มีการเพิ่มในส่วนการใช้ภาพมัลติคอนทัวร์เลท (Multi-Contourlet Image) เพื่อที่จะตัดแยกคุณลักษณะและใช้เป็นชุดข้อมูลสำหรับฝึกสอนและทดสอบตัวตัดแยกแบบเบย์ส์ (Bayes's Classifier) ซึ่งเป็นกระบวนการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) มาช่วยตัดแยกตำหนิอีกด้วย ในปีค.ศ.2005 [17] มีการนำโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ไปข้างหน้า (Feed-forward neural network, FNN) มาใช้ในการตรวจจับตำหนิในการรีดแผ่นเหล็ก แต่เกิดปัญหาค่าเหมาะสมสัมพัทธ์ (Local minima) ขึ้นและใช้เวลาอย่างมากในการฝึกสอนระบบโครงข่ายประสาทและตัดแยกประเภทของตำหนิ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ในไม่กี่ปีที่ผ่านมา ระบบประมวลผลภาพ ปัญญาประดิษฐ์ และศาสตร์ที่เกี่ยวข้อง มีการพัฒนา ด้านประสิทธิภาพมากขึ้นจนปัจจุบันระบบตรวจจับบางชนิดใช้เทคนิคการประมวลผลภาพและการ จำแนกคุณลักษณะมาพัฒนาควบคู่กับการใช้ปัญญาประดิษฐ์ โดยงานวิจัย [18] มีการพัฒนาโครงข่าย ประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Network) โดยเอาส่วนสำหรับการคัดแยก คุณลักษณะมาใช้ร่วมกับค่าน้ำหนัก (weight) ที่สามารถปรับตัวตามอินพุต (Input) และเอาต์พุต (Output) ของโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) ทำให้ได้ชุดคุณลักษณะที่ ละเอียดและครบถ้วนในการจำแนกรูปภาพทั่วไป และสามารถแก้ไขปัญหาค่าเหมาะสมสัมพัทธ์ (Local minima) ด้วยการเพิ่มการซ้อนทับกันของชั้นประสาทให้มากขึ้นแต่ระยะเวลาในการคำนวณ ไม่ได้เพิ่มขึ้นเนื่องจากมีการย้ายการประมวลผลไปทำในส่วนของอุปกรณ์ประมวลผลกราฟฟิก (Graphic processing unit) โดยในงานวิจัย [19] ได้นำ โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันมาใช้ ในการแยกประเภทตำหนิบนผิวของโลหะ โดยใช้ภาพที่เกิดจากการทำระบบสามมิติ (Stereo image) และงานวิจัย [20] ได้เพิ่มขั้นตอนของการทำแมกซ์พูลลิ่ง (Max Pooling) เพื่อช่วยลดขนาดของข้อมูลที่ ไม่จำเป็นหลังจากทำการคอนโวลูชันในขั้นตอนการหาคุณลักษณะของตำหนิบนผิวเหล็กที่จะทำการ คัดแยกประเภทของตำหนิส่งผลให้การคำนวณมีความรวดเร็วขึ้นอีกด้วย

นอกจากนี้การสร้างโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันสำหรับจำแนกประเภทของ รูปภาพนั้น การกำหนดพารามิเตอร์ในแต่ละชั้นของโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันมี ความสัมพันธ์กับสมรรถนะของโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน ซึ่งงานวิจัยที่ [18] [19] [20] นั้นยังใช้วิธีการทดลองและแก้ไขโดยผู้ทดลองส่งผลให้เกิดความล่าช้าในกระบวนการออกแบบ เพราะฉะนั้นงานวิจัยที่ [21] ได้มีการนำวิธีการหาค่าสูงสุดโดยกลุ่มอนุภาค (Particle swarm optimization) มาช่วยในงานการวิเคราะห์ตัวอักษรร่วมกับระบบประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน

ดังนั้นงานวิจัยนี้ได้มุ่งเป้าไปที่การพัฒนา ระบบตรวจจับแบบอัตโนมัติที่นำเทคนิคขั้นสูงในการ ประมวลผลภาพมาทดลองใช้งานบนไลน์ผลิตที่มีการคัดผิวทองแดงเปรียบเทียบกับวิธีทั่วไป ตลอดไป จนถึงวิธีออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน นอกจากนี้เทคนิคการหาค่าสูงสุดโดยฝูง อนุภาคจะถูกนำมาใช้ในการหาค่าพารามิเตอร์ในการสร้างโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันที่มี ประสิทธิภาพที่ดีที่สุดอีกด้วย

2.2 อุปกรณ์ที่เกี่ยวข้องกับงานวิจัย

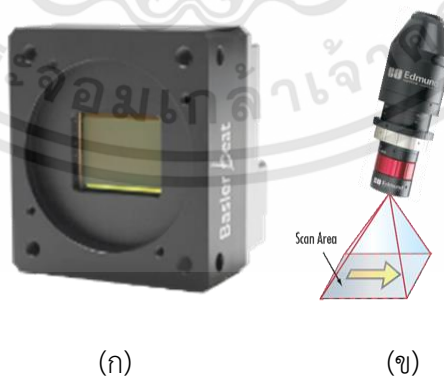
ในส่วนนี้จะกล่าวถึงอุปกรณ์ที่เกี่ยวข้องกับงานวิจัยโดยเป็นส่วนที่ใช้เก็บภาพในขั้นตอนการถ่ายภาพเพื่อนำไปประมวลผลภาพ โดยมีอุปกรณ์หลักอยู่ 3 ชนิด คือ กล้องดิจิทัล (Digital Camera) เลนส์ (Lens) และ อุปกรณ์ส่องสว่าง (Light source)

2.2.1 กล้องดิจิทัล (Digital Camera)

กล้องดิจิทัลสำหรับงานอุตสาหกรรมแบ่งออกเป็น 2 ระบบตามลักษณะการจัดวางของอุปกรณ์รับภาพได้แก่ กล้องถ่ายภาพเป็นพื้นที่ (Area Scan Camera) และ กล้องถ่ายภาพแบบเป็นเส้นหรือ (Line Scan Camera) โดยความแตกต่าง และข้อดีข้อเสียของทั้งสองแบบจะอธิบายได้ดังนี้

2.2.1.1 กล้องถ่ายภาพเป็นพื้นที่ (Area scan camera)

คือ กล้องถ่ายภาพที่มีการวางอุปกรณ์รับแสงภายในกล้อง (Charge Couple Device, CCD) เรียงกันเป็นเมทริกซ์ (Matrix) ลักษณะเป็นสี่เหลี่ยมจัตุรัส โดยเก็บภาพหนึ่งครั้งจะได้ภาพที่มีขนาดเป็นสองมิติคือแนวนอนและแนวตั้ง ดังรูปที่ 2.1 ข้อดีของกล้องประเภทนี้คือสามารถติดตั้งและใช้งานได้ง่าย ภาพที่ถ่ายได้มีความละเอียดสูง การคุมสภาพแวดล้อมสามารถคุมได้ง่าย และมีราคาถูก แต่ในงานวิจัยนี้แผ่นทองแดงที่ต้องการเก็บภาพที่เคลื่อนที่ด้วยความเร็ว มีขนาดใหญ่ และมีรอยตำหนิขนาดเล็กที่ความละเอียดสูง ทำให้กล้องลักษณะนี้ไม่เหมาะสม นอกจากนี้การที่แผ่นทองแดงมีความสะท้อนแสงทำให้ลักษณะของแสงที่ตกกระทบไม่สม่ำเสมอเท่ากันทั้งภาพส่งผลให้ภาพที่ได้มีคุณภาพไม่เหมาะสมสำหรับการทำงานในส่วนที่นำไปวิเคราะห์

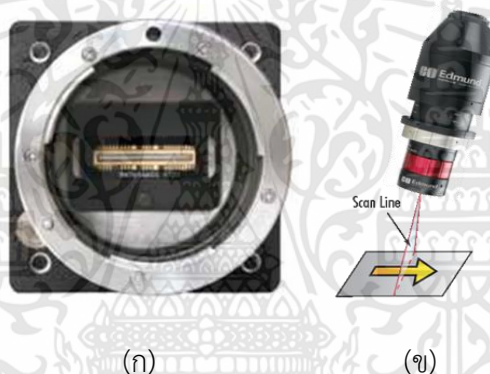


รูปที่ 2.1 (ก) ลักษณะของเซนเซอร์รับภาพ [22] (ข) การถ่ายภาพของกล้องแบริสแกน [23]

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.2.1.2 กล้องถ่ายภาพแบบเป็นเส้น (Line Scan Camera)

คือกล้องถ่ายภาพที่มีการวางอุปกรณ์รับแสงภายในกล้องเรียงกันเป็นแถวเดี่ยว หรือ สองแถว ดังรูปที่ 2.2 โดยการเก็บภาพหนึ่งครั้งจะได้ภาพที่มีลักษณะเป็นแถวเดี่ยวหรือแถวคู่ ข้อดีของกล้องประเภทนี้คือ สามารถถ่ายภาพความละเอียดสูงขณะที่วัตถุเคลื่อนที่ด้วยความเร็วได้ตลอดแนวการวางตัวของกล้อง และลดความไม่เท่ากันของแสงที่ตกกระทบบนแผ่นวัตถุขนาดใหญ่เมื่อเก็บภาพในทางตรงข้ามการติดตั้งกล้องประเภทนี้มีความยากเนื่องจาก ความถี่ที่ใช้ในการถ่ายภาพต้องสัมพันธ์กับความเร็วที่วัตถุวิ่งผ่าน ไม่เช่นนั้นภาพที่ถ่ายจะไม่ได้ขนาดที่ถูกต้องเมื่อเทียบกับวัตถุจริง และการให้แสงสำหรับรับแสงที่มีขนาดเล็กจำเป็นต้องใช้แสงที่มีความเข้มสูง เพื่อให้ภาพที่เก็บมานั้นมีรายละเอียดที่ครบถ้วนสมบูรณ์สำหรับการใช้ในการประมวลผลภาพต่อไป



รูปที่ 2.2 (ก) ลักษณะของเซนเซอร์รับภาพ [24] (ข) การถ่ายภาพของกล้องไลน์สแกน [23]

2.2.2 เลนส์ (Lens)

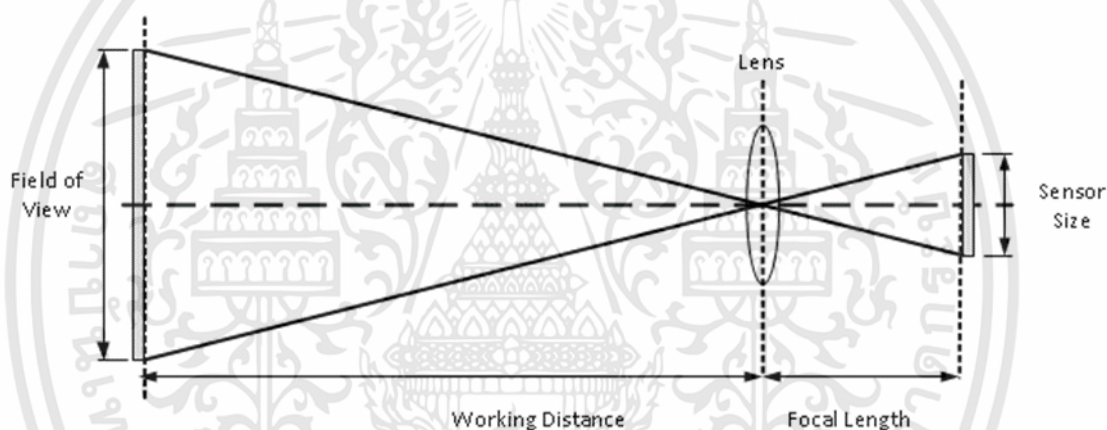
เลนส์เป็นอุปกรณ์กระจกสำหรับรวมแสงที่ตกกระทบวัตถุและส่งแสงให้ปรากฏบนตัวรับภาพ ทำให้ได้ภาพที่มีความคมชัดและรายละเอียดสมบูรณ์ครบถ้วนสำหรับใช้ในการประมวลผลทางภาพ โดยเลนส์ที่ใช้ในงานวิจัยนี้เป็นเลนส์ที่มีลักษณะเป็นเลนส์นูนใช้สำหรับการรวมแสง ดังแสดงอยู่ในรูปที่ 2.3 โดยการคำนวณและการเลือกใช้เลนส์จะพิจารณาตามสภาพแวดล้อมและข้อกำหนดในการติดตั้ง ดังนี้ กำลังขยาย ขนาดของวัตถุ ขนาดของภาพ ระยะจากวัตถุถึงเลนส์ และ ระยะโฟกัส โดยจะสามารถคำนวณด้วยสมการที่ (2.1), (2.2) และ (2.3) ตามลำดับ

$$m = \frac{h'}{h} \quad (2.1)$$

$$m = \frac{f}{z} \quad (2.2)$$

$$\frac{h'}{f} = \frac{h}{z} \quad (2.3)$$

เมื่อ m = กำลังขยาย, h = ขนาดวัตถุ, h' = ขนาดของภาพ, z = ระยะจากวัตถุถึงเลนส์,
 f = ระยะโฟกัส

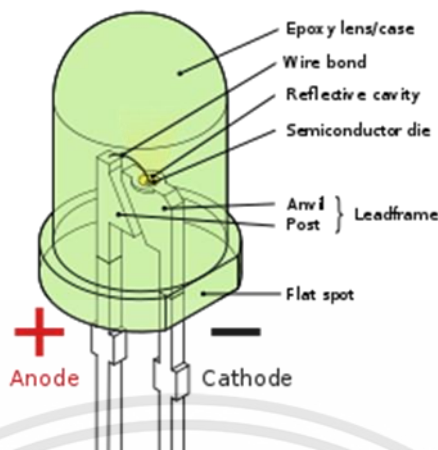


รูปที่ 2.3 หลักการทำงานของเลนส์นูนสำหรับรวมแสง [25]

2.2.3 อุปกรณ์ส่องสว่าง

การให้แสงของระบบแมชชีนวิชัน (Machine Vision) คือการทำให้รายละเอียดของภาพและสิ่งที่ต้องการตรวจสอบเห็นเด่นชัดขึ้น ในการให้แสงต้องคำนึงถึงการตกกระทบของแสงต่อวัตถุที่สนใจ โดยสิ่งสำคัญคือส่วนประกอบสเปกตรัมของแสงและวัตถุ การเพิ่มความคมชัดของรายละเอียดที่สนใจสามารถทำได้โดยการจัดองค์ประกอบของแสงโดยจัดความเหมาะสมกับทิศทางของการให้แสง ในงานวิจัยนี้ใช้ไดโอดชนิดเปล่งแสง (Light emitting diode, LED) ในรูปที่ 2.4 ซึ่งเป็นอุปกรณ์สารกึ่งตัวนำที่ผลิตแสงสเปกตรัมช่วงแคบ มีข้อดีหลายอย่างเช่น อายุการใช้งานที่ยาวนาน ใช้พลังงานน้อย นอกจากนี้ยังสามารถทำให้กระพริบด้วยความถี่สูงได้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.4 ไดโอดชนิดเปล่งแสง [26]

2.3 ทฤษฎีที่ใช้ในการประมวลผลภาพ

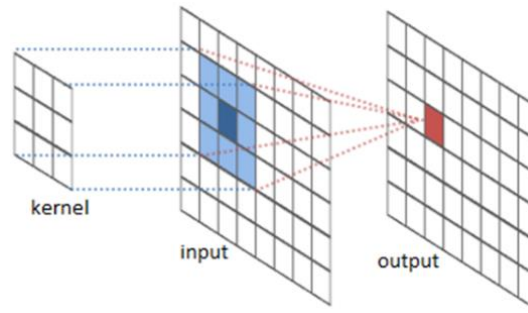
สำหรับการประมวลผลภาพนั้น ทฤษฎีที่เกี่ยวข้องจะถูกแบ่งออกเป็น 2 ส่วนหลักคือ ส่วนการประมวลผลภาพเบื้องต้น และ ส่วนของการจำแนกรูปภาพ โดยส่วนของการประมวลผลเบื้องต้นจะประกอบด้วย การปรับปรุงคุณภาพของภาพระดับเทา การแบ่งส่วนภาพ การปรับปรุงคุณภาพของภาพสองระดับ และการวิเคราะห์ข้อมูลจากภาพ

2.3.1 การปรับปรุงคุณภาพของภาพระดับเทา

ในการประมวลผลทางภาพนั้นการปรับปรุงคุณภาพของภาพทำโดยมีเป้าหมายเพื่อต้องการลดสัญญาณรบกวนภายในภาพจากสภาพแวดล้อมของกระบวนการผลิต ในการเก็บภาพนั้นคุณภาพของระบบตรวจจับจะถูกรบกวนด้วยสัญญาณรบกวนต่างๆ เช่น อุณหภูมิจากกล้องที่สูงขึ้น การแปลงสัญญาณภาพจากตัวรับภาพเป็นข้อมูลดิจิทัล ดังนั้นการกำจัดสัญญาณรบกวนจึงมีความจำเป็นอย่างยิ่งเพื่อลดความผิดพลาดหรือข้อมูลที่ไม่จำเป็นต่อการวิเคราะห์ในขั้นตอนถัดไป

2.3.1.1 การทำงานของตัวกรองแบบคอนโวลูชัน (Convolutional Filter)

ตัวกรองที่ใช้สำหรับการปรับปรุงภาพขั้นต้นนั้นจะใช้หน้าต่างหรือมาสก์ (Mask) ที่กำหนดขึ้นมาแทนฟังก์ชันของตัวกรองและใช้กระบวนการคอนโวลูชัน (Convolution Operation) ในส่วนของมาสก์ที่นำไปซ้อนทับกับภาพอินพุต โดยสามารถอธิบายด้วยรูปที่ 2.5 กับสมการที่ (2.4) และ (2.5)



รูปที่ 2.5 การทำงานของตัวกรองด้วยวิธีคอนโวลูชัน [27]

$$Y[x, y] = X[x, y] * G[x, y] \quad (2.4)$$

$$= \sum_{n_1=-\infty}^{\infty} \sum_{n_2=-\infty}^{\infty} X[n_1, n_2] \cdot G[x - n_1, y - n_2] \quad (2.5)$$

เมื่อ $G[x, y]$ คือตัวกรอง, $X[x, y]$ คือรูปต้นฉบับ, $Y[x, y]$ คือรูปที่ผ่านตัวกรอง และ n_1, n_2 คือสมาชิกในตัวกรอง

2.3.1.2 ตัวกรองแบบเกาส์ (Gaussian's filter)

ตัวกรองแบบเกาส์ (Gaussian's filter) เป็นตัวกรองสำหรับปรับภาพให้นุ่มนวล (Smoothing filter) ตัวกรองประเภทนี้จะทำหน้าที่ในการลดปริมาณสัญญาณรบกวนภายในภาพ หรือลดผลของการเปลี่ยนแปลงค่าความเข้มของแสงอย่างรวดเร็ว ทำให้ภาพที่ผ่านตัวกรองประเภทนี้มีสัญญาณรบกวนน้อยลง แต่ลวดลายหรือขอบในภาพจะมีความเบลอซึ่งผลของความเบลอจะขึ้นอยู่กับค่าสัมประสิทธิ์ในตัวกรองและขนาดของของตัวกรอง โดยตัวกรองแบบเกาส์นั้นจะมีสมาชิกภายในตัวกรองดังรูปที่ 2.6

1	4	7	4	1
4	16	26	16	4
7	26	41	26	7
4	16	26	16	4
1	4	7	4	1

รูปที่ 2.6 สมาชิกในตัวกรองแบบเกาส์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.3.1.3 ตัวกรองแบบโซเบล (Sobel's filter)

ตัวกรองแบบโซเบลเป็นตัวกรองค่าความชันสำหรับตรวจจับแนวของการเปลี่ยนแปลงค่าความเข้มแสงในทิศทางต่างๆ โดยแนวการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงจะตั้งฉากกับแกนสมมาตรของตัวกรอง สำหรับตัวกรองแบบโซเบลนั้น จะประกอบไปด้วยตัวกรอง 2 ตัวกรอง ขนาด 3×3 สำหรับตรวจจับค่าความเข้มแสงในแนวตั้งและแนวนอน โดยมีสมมาตรดังรูปที่ 2.7

+1	+2	+1	+1	0	-1
0	0	0	+2	0	-2
-1	-2	-1	+1	0	-1

(ก)

(ข)

รูปที่ 2.7 (ก) สมมาตรสำหรับตัวกรองแนวนอน (ข) สมมาตรสำหรับตัวกรองแนวตั้ง

2.3.2 การแบ่งส่วนภาพ (Image Segmentation)

การแบ่งส่วนภาพเป็นขั้นตอนสำคัญในการประมวลผลทางภาพ โดยขั้นตอนนี้จะช่วยในการแบ่งแยกส่วนของรูปภาพเฉพาะส่วนที่เราสนใจออกมาจากภาพส่วนที่เป็นฉากหลัง เพื่อให้สามารถทำการวิเคราะห์ในส่วนที่แบ่งแยกออกมาได้ ส่งผลให้การประมวลผลมีความแม่นยำและถูกต้อง โดยการ threshold ภาพนั้นจะทำให้ภาพระดับเทากลายเป็นภาพสองระดับ ซึ่งมีบริเวณที่สนใจมีค่าเป็น 1 และบริเวณอื่นๆจะมีค่าเป็น 0 โดยสามารถเขียนแทนด้วยสมการที่ (2.6)

$$g(x,y) = \begin{cases} 1, & \text{if } f(x,y) \geq T \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2.6)$$

เมื่อ $g(x,y)$ คือภาพที่ผ่านการ threshold ของ $f(x,y)$ โดยกำหนดค่า threshold เท่ากับ T

2.3.3 กระบวนการทางคณิตศาสตร์สำหรับปรับปรุงภาพ (Morphological)

กระบวนการสำหรับการปรับปรุงคุณภาพ เป็นขั้นตอนสำหรับการเติมภาพหรือตัดภาพบางส่วนด้วยกระบวนการทางคณิตศาสตร์กับภาพสองระดับ เมื่อเราต้องการปรับปรุงรูปร่างของอนุภาคภาพสองระดับ โดยภาพสองระดับจะประกอบด้วยบริเวณที่มีอนุภาคซึ่งกำหนดให้ค่าของพิกเซลเป็น 1 และค่าในส่วนอื่นๆเป็น 0 โดยได้มาจากกระบวนการแบ่งภาพด้วยการเทรชโฮลด์ กระบวนการพื้นฐานในการทำงานจะประกอบไปด้วย ขั้นตอน 2 ขั้นตอนคือ การกร่อน (Erosion) คือกระบวนการที่ใช้กำจัดจุดพิกเซลในส่วนที่เป็นพื้นหลังของภาพ หรือ การลดขนาดของพิกเซลตามลักษณะของหน้าต่างโครงสร้างที่ใช้ และ การขยาย (Dilation) คือกระบวนการที่ใช้กำจัดรูหรือพื้นหลังในกลุ่มของอนุภาคของรูปภาพ หรือการขยายขนาดของพิกเซลให้มีลักษณะตามหน้าต่างโครงสร้างที่ใช้ โดยกระบวนการทั้งสองแบบนี้ จะดำเนินการด้วยหน้าต่างขนาด 3x3 มีสมาชิกภายในดังรูปที่ 2.8 โดยมีภาพต้นแบบเป็นรูปที่ 2.9(ก) และจะได้ผลการดำเนินการดังรูปที่ 2.9(ข) และ รูปที่ 2.9(ค) ตามลำดับ

1	1	1
1	1	1
1	1	1

รูปที่ 2.8 หน้าต่างโครงสร้าง



(ก)

(ข)

(ค)

รูปที่ 2.9 (ก) ภาพต้นฉบับ (ข) ภาพหลังจากการทำการกร่อน (ค) ภาพหลังจากการทำการขยาย

เมื่อรวมกระบวนการทั้งสองเข้าด้วยกัน สามารถจำแนกลักษณะการทำงานตามลำดับการดำเนินการตามกระบวนการได้ดังนี้

1. การเปิด (Opening) หรือ การเปิดหรือตัดการเชื่อมต่อของกลุ่มอนุภาคออกจากกันเพื่อให้สามารถดำเนินการวิเคราะห์อย่างละเอียดได้ เนื่องจากมีจำนวนของอนุภาคหรือกลุ่มของพิกเซลที่เพิ่มมากขึ้น โดยลำดับการดำเนินการจะเป็นดังนี้ 1 ทำการกร่อน 2 ทำการขยาย เมื่อให้ภาพต้นฉบับเป็นรูปที่ 2.9 (ก) และภาพที่ผ่านกระบวนการเป็นรูปที่ 2.10 (ก)

2. การปิด (Closing) หรือ การปิดและเชื่อมต่ออนุภาคสองส่วนเข้าด้วยกันเพื่อให้สามารถดำเนินการวิเคราะห์อย่างรวดเร็วได้ เนื่องจากจำนวนของพิกเซลส่วนอื่นได้ถูกรวมเข้าเป็นกลุ่มเดียวกันแล้วนั่นเอง โดยลำดับการดำเนินการจะเป็นดังนี้ 1 ทำการกร่อน 2 ทำการขยาย เมื่อให้ภาพต้นฉบับเป็นรูปที่ 2.9 (ก) และภาพที่ผ่านกระบวนการเป็นรูปที่ 2.10 (ข)



(ก)

(ข)

รูปที่ 2.10 (ก) ภาพหลังจากกระบวนการเปิด (ข) ภาพหลังจากกระบวนการปิด

2.3.4 การวิเคราะห์ข้อมูลภาพ

หลังจากได้ภาพสองระดับส่วนที่สำคัญที่สุดแล้วขั้นตอนการวิเคราะห์ข้อมูลของภาพจะถูกนำมาใช้เพื่อเก็บข้อมูลจากภาพสองระดับไปทำกระบวนการในขั้นต่อไป โดยงานวิจัยนี้จะใช้ตำแหน่งของอนุภาคของภาพ (Particle) เพื่อกำหนดขอบเขตที่สนใจ (Region of interest, ROI) สำหรับนำไปกำหนดจุดที่ต้องการนำไปวิเคราะห์ในขั้นตอนการจำแนกภาพ

2.3.4.1 การอ่านค่าจากลักษณะของอนุภาค

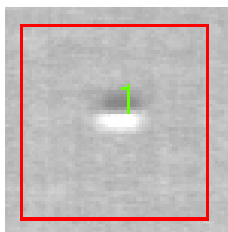
อนุภาคคือกลุ่มของพิกเซลของภาพสองระดับที่อยู่ติดกันโดยสามารถทำการตรวจวัดหรือดึงข้อมูลออกมาได้ เพื่อการบ่งบอกคุณสมบัติหรือแบ่งแยกชนิดของอนุภาค โดยในงานวิจัยนี้จะเน้นไปที่การวัดตำแหน่งของอนุภาคเพื่อนำไปตีกรอบจุดสนใจของภาพ โดยที่ข้อมูลที่น่าไปใช้จะถูกแสดงในตารางที่ 2.1

ตารางที่ 2.1 การวิเคราะห์ข้อมูลจากอนุภาค

ข้อมูลที่วิเคราะห์	ความหมายของข้อมูล
Center of Mass X	จุดศูนย์กลางมวลในแกน X
Center of Mass Y	จุดศูนย์กลางมวลในแกน Y
Bounding Rect Left	กรอบสี่เหลี่ยมด้านซ้ายของอนุภาค
Bounding Rect Top	กรอบสี่เหลี่ยมด้านบนของอนุภาค
Bounding Rect Right	กรอบสี่เหลี่ยมด้านขวาของอนุภาค
Bounding Rect Bottom	กรอบสี่เหลี่ยมด้านล่างของอนุภาค

2.3.4.2 บริเวณจุดสนใจของภาพ (Region of interest, ROI)

คือ บริเวณเฉพาะส่วนของภาพที่สนใจสำหรับการประมวลผลเพื่อนำไปวิเคราะห์ข้อมูล การจำกัดจุดสนใจมีประโยชน์ในการช่วยจำกัดขอบเขตของการประมวลผลสำหรับภาพที่มีขนาดใหญ่ โดยการจำกัดการประมวลผลเฉพาะบริเวณที่กำหนดขึ้นและช่วยลดความผิดพลาดเนื่องจากไม่ได้ยุ่งเกี่ยวกับข้อมูลในส่วนที่ไม่เกี่ยวข้อง โดยการกำหนดขอบเขตของนั้นจะนิยมกำหนดเป็นรูปทรงเลขาคณิตอย่างง่าย เช่น สี่เหลี่ยม หรือ วงกลม ดังรูปที่ 2.11 โดยจะถูกกำหนดขึ้นจากค่าที่อ่านได้จากการวิเคราะห์อนุภาคจากตารางที่ 2.1



รูปที่ 2.11 ภาพที่ถูกกำหนดจุดสนใจ

2.3.5 การจำแนกรูปภาพ

ในงานการประมวลผลทางภาพการจำแนกรูปภาพเป็นขั้นตอนในการจัดกลุ่มภาพที่ต้องการหรือการแยกประเภทของรูปภาพที่มีลักษณะใกล้เคียงหรือเหมือนกับรูปภาพต้นฉบับเอาไว้ในกลุ่มเดียวกัน เช่น การแยกประเภทตัวอักษรภาษาอังกฤษ ตัวเลข รวมไปถึงการจำแนกชนิดของรูปภาพต่างๆ เช่น คน สัตว์ หรือสิ่งของ โดยในงานวิจัยนี้ต้องการจำแนกประเภทของรอยตำหนิที่เกิดขึ้นและพื้นผิวของทองแดงที่เกิดจากความผิดพลาดในการประมวลผลภาพเบื้องต้นด้วยวิธีการประมวลผลภาพขั้นสูงอีกครั้ง เพื่อให้ได้ความแม่นยำในการตรวจจ็บรอยตำหนิที่เกิดขึ้นนั่นเอง

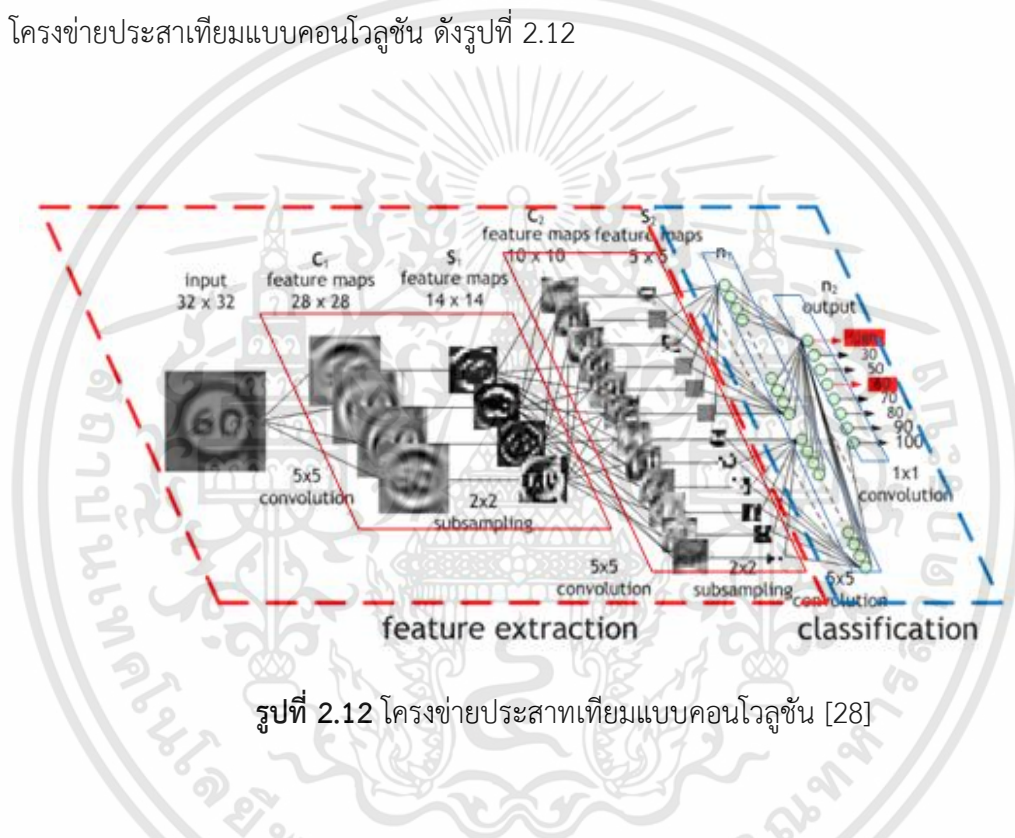
วิธีการจำแนกรูปภาพแบบง่ายที่นิยมใช้ในงานประมวลผลทางภาพนั้น [9]-[14] ส่วนใหญ่จะเป็นวิธีการที่ใช้การหาคุณลักษณะเด่นของภาพที่ตรวจจ็บหรือภาพที่ต้องการจำแนก เพื่อใช้เป็นตัวแทนในการจัดกลุ่มของรูปภาพด้วยการหาคุณลักษณะเด่นจากการประมวลผลภาพขั้นต้นจากนั้นนำไปใช้ในการคำนวณทางสถิติเพื่อจัดกลุ่มข้อมูล โดยวิธีนี้เป็นวิธีที่ง่ายและรวดเร็วแต่มีข้อเสียสำคัญที่สามารถทำให้การจำแนกรูปภาพหรือการแยกประเภทผิดไปจากที่ต้องการคือการเลือกใช้คุณลักษณะเด่นของภาพแต่ละประเภทผิดไปจากความเป็นจริงหรือการเลือกคุณลักษณะเด่นของภาพไม่ครบถ้วนทำให้การทำการจัดกลุ่มหรือแยกประเภทไม่ถูกต้องตามที่ต้องการ

โดยในงานวิจัยนี้ไม่สามารถใช้การเลือกคุณลักษณะเด่นจากการประมวลผลภาพเบื้องต้นเพื่อเป็นตัวแทนข้อมูลของรอยตำหนิได้เนื่องจากรอยตำหนิแต่ละประเภท รวมทั้งพื้นผิวของแผ่นทองแดงมีคุณลักษณะเด่นที่ไม่สามารถแยกได้ด้วยการวิเคราะห์หรือการประมวลผลภาพแบบขั้นต้น ทำให้ต้องใช้วิธีการการประมวลผลภาพขั้นสูงเพื่อการจัดกลุ่มจากการใช้โครงข่ายประสาทเทียมซึ่งมีจุดเด่นในการใช้วิธีการทางสถิติสำหรับการประเมินความผิดพลาดจากเอาต์พุตที่เป็นคำตอบ หากภาพที่จำแนกโดยโครงข่ายประสาทเทียมมีความผิดพลาดเกินกว่าที่กำหนดเพื่อนำมาแก้ไขหรือปรับปรุงในส่วนของตัวกรองที่กำหนดขึ้นเพื่อเลือกคุณลักษณะ และสามารถจำแนกประเภทของรูปภาพที่ต้องการได้อย่างถูกต้องและแม่นยำกว่าวิธีการเลือกและกำหนดคุณลักษณะโดยตัวผู้ทำวิจัยอีกด้วย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.3.5.1 โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน

ระบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันมีหลักการการทำงานผสมกันระหว่างตัวกรองแบบคอนโวลูชันทำงานร่วมกับระบบโครงข่ายประสาทที่สามารถแก้ไขค่าน้ำหนักหากคำตอบไม่เป็นไปตามที่ต้องการ โดยเป้าหมายของการใช้งานโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันคือการปรับแก้ไขค่าต่างๆในมาส์กของตัวกรองคอนโวลูชันส่งผลให้สามารถปรับปรุงตัวกรองเพื่อเลือกคุณลักษณะเฉพาะที่สอดคล้องกับอินพุตและเอาต์พุตที่ต้องการ โดยหลักการและทฤษฎีที่ใช้อ้างอิงจะแบ่งออกเป็น 2 ส่วนด้วยกัน คือ การทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม และ การทำงานของเลเยอร์ที่ใช้ในโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน ดังรูปที่ 2.12

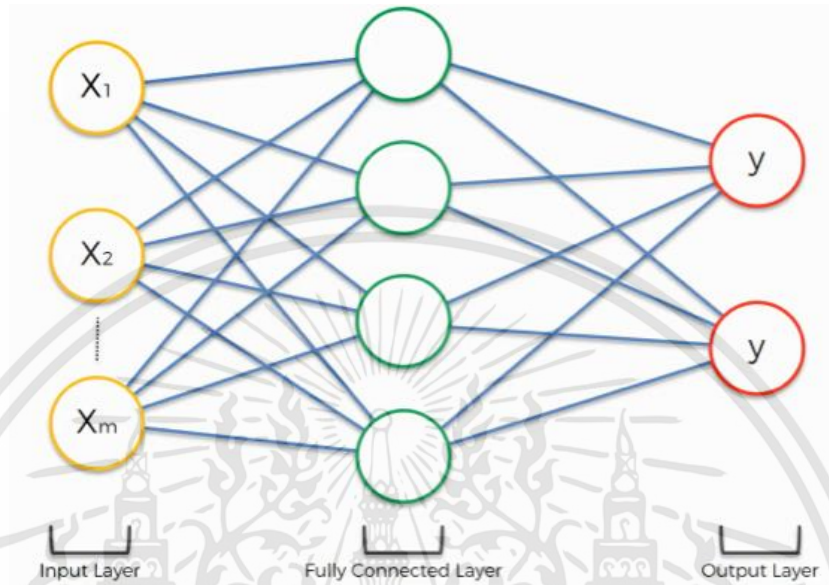


รูปที่ 2.12 โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน [28]

2.3.5.2 หลักการและทฤษฎีของโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network)

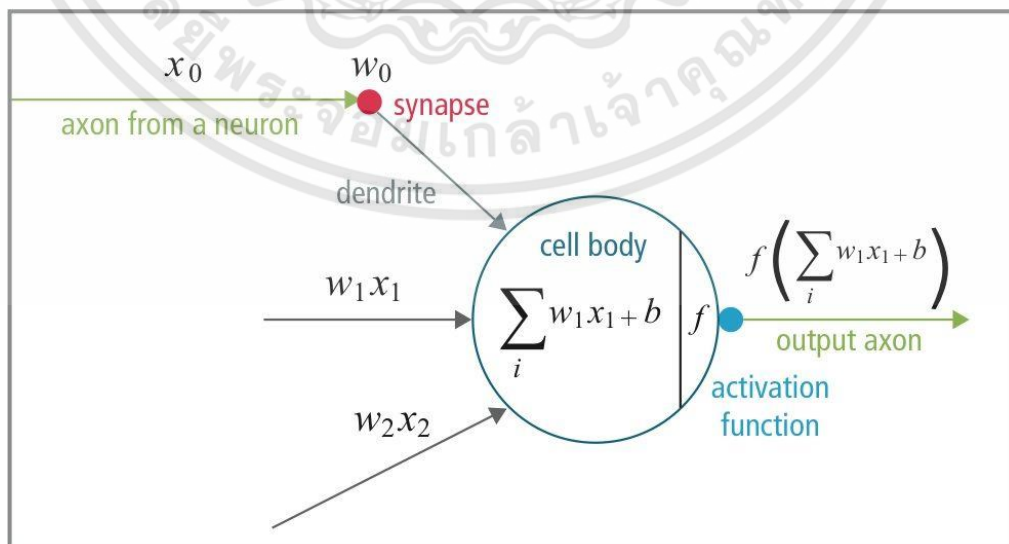
โครงข่ายประสาทเทียม คือ โมเดลทางคณิตศาสตร์ที่นำการคำนวณหรือการประมาณค่าจากสมการเชิงเส้นมารวมเข้าด้วยกันหลายขั้นตอน เพื่อให้ขอบเขตของการประมาณค่ามีความซับซ้อนมากยิ่งขึ้นส่งผลให้สามารถตัดสินใจหรือทำนายเอาต์พุตได้อย่างถูกต้องและแม่นยำ โดยงานวิจัยนี้จะมุ่งเน้นไปที่การใช้ระบบโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อใช้ในการแยกประเภทของรูปภาพ (Classification) สำหรับการจำแนกประเภทของรอยตำหนิและพื้นผิวของทองแดงออกตามประเภทหรือกลุ่มตัวอย่างนั้นๆ โดยโครงข่ายประสาทเทียมที่สร้างขึ้นจะมีลักษณะของการเชื่อมต่อกันทุก

เส้นทางการเดินทางของเซลล์ประสาท โครงข่ายประสาทเทียมประเภทนี้จะถูกเรียกว่าฟูลลีคอนเนค
นิวรอลเน็ตเวิร์ค (Fully connected neural network) ดังรูปที่ 2.13



รูปที่ 2.13 โครงข่ายประสาทเทียมแบบฟูลลีคอนเนค [29]

ฟูลลีคอนเนคนิวรอลเน็ตเวิร์คประกอบไปด้วยส่วนประกอบหลัก คือ นิวรอลหรือเซลล์ประสาท และ ส่วนของทางเดินประสาท ตามรูปที่ 2.14



รูปที่ 2.14 ส่วนประกอบของเซลล์ประสาทและทางเดินประสาท [30]

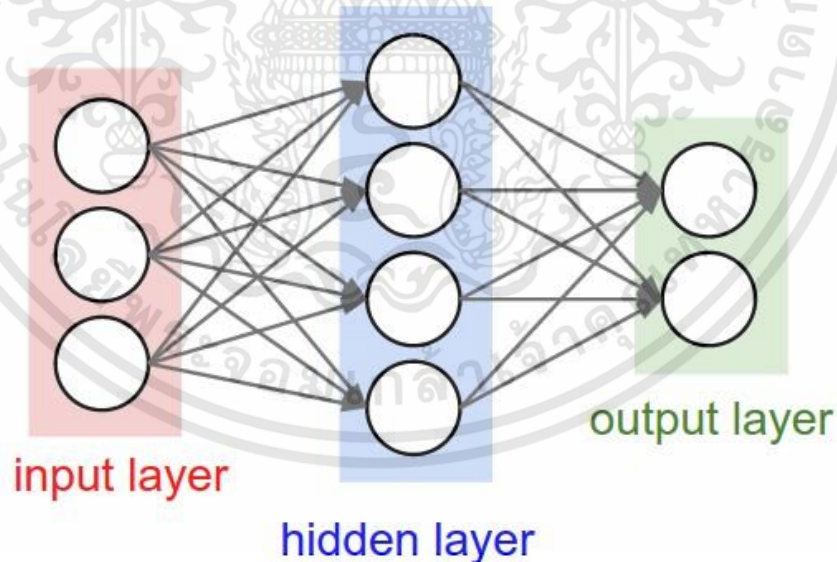
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โดยส่วนของเซลล์ประสาทจะมีความสามารถในการรวบรวมอินพุตทั้งหมดที่เข้ามา และส่งสัญญาณออกไปโดยผ่านแอกติเวชันฟังก์ชัน (Activation function) เพื่อไปยังเซลล์ประสาทชั้นต่อไป ซึ่งขั้นตอนทั้งหมดสามารถเขียนแทนด้วยสมการที่ (2.7)

$$f(\sum_i x_i w_i + b) \quad (2.7)$$

เมื่อ f คือแอกติเวชันฟังก์ชัน (Activation function), x เป็นอินพุต, w เป็นน้ำหนัก และ b เป็นค่าไบแอสที่กำหนดขึ้น

เมื่อพิจารณาการเรียงตัวของเซลล์ประสาทในรูปที่ 2.13 แล้วจะสามารถแบ่งส่วนและลำดับขั้นตอนการทำงานของแต่ละชั้นได้ดังรูปที่ 2.15 โดยชั้นแรก คืออินพุต (Input Layer) ชั้นถัดมา คือ ฮิดเด็นเลเยอร์ (Hidden Layer) ชั้นสุดท้าย คือ เอาต์พุตเลเยอร์ (Output Layer)

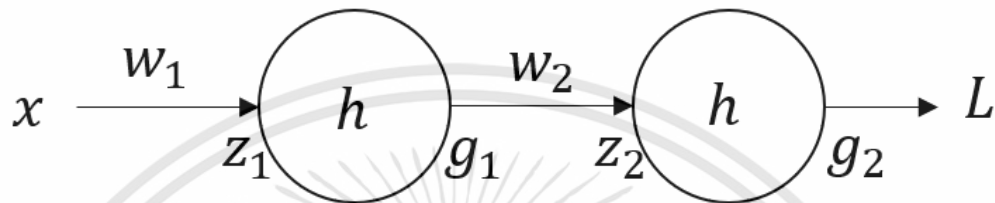


รูปที่ 2.15 การแยกชั้นของโครงข่ายประสาทเทียม [31]

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.3.5.3 โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ไปข้างหน้า (Feed forward neural network)

การแพร่ไปข้างหน้าของโครงข่ายประสาทเทียมมีการทำงานโดยมีทิศทางการคำนวณจากอินพุต (Input) ไปสู่เอาต์พุต (Output) อย่างเดียวเท่านั้นโดยไม่มีการสลับหรือย้อนกลับของลำดับขั้นตอน และเมื่อนำโครงสร้างมาพิจารณาจะได้ทิศทางการคำนวณโดยสังเขปดังรูปที่ 2.16



รูปที่ 2.16 ทิศทางการคำนวณของโครงข่ายประสาทเทียม

และสามารถนำมาเขียนเป็นสมการสำหรับการดำเนินการไปข้างหน้า (Forward pass) ได้ดังนี้

$$z_1 = xw_1 \quad (2.8)$$

$$g_1 = h(z_1) \quad (2.9)$$

$$z_2 = g_1w_2 \quad (2.10)$$

$$g_2 = h(z_2) \quad (2.11)$$

ให้ x เป็นอินพุต, w_1, w_2 เป็นค่าน้ำหนักแต่ละชั้นตามลำดับ, h เป็นแอคติเวชันฟังก์ชัน (Activation function), z_1, z_2, g_1, g_2 เป็นกระบวนการคำนวณตามลำดับ และ L ค่าความผิดพลาดของโมเดล

2.3.5.4 การปรับค่าน้ำหนักของโครงข่ายประสาทเทียม (Weight modification)

การปรับค่าน้ำหนักจะใช้วิธีการปรับตามการถดถอยของความลาดชันเกรเดียนต์ (Gradient descent) ซึ่งสามารถคำนวณได้จากการหาอนุพันธ์ของค่าความผิดพลาดเทียบกับน้ำหนักในตำแหน่งของเซลล์ประสาทรุ่น เมื่อได้ค่าของเกรเดียนต์จากค่าความผิดพลาดเทียบกับน้ำหนักตำแหน่งใดๆแล้ว การปรับปรุงค่าน้ำหนักจะเป็นไปตามสมการที่ (2.12)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$w_{new} = w_{old_i} - \mu \frac{\partial L}{\partial w_{old_i}} \quad (2.12)$$

เมื่อ w_{new} คือค่าน้ำหนักใหม่ที่ปรับแล้ว, w_{old_i} คือค่าน้ำหนักเดิมในชั้นที่ i , μ คือ อัตราการเรียนรู้ที่มีค่า $1 > \mu > 0$ และ $\frac{\partial L}{\partial w_{old_i}}$ คือความลาดชันเกรเดียนต์ของค่าความผิดพลาดเทียบกับน้ำหนักในชั้นที่ i โดยความลาดชันเกรเดียนต์ของชั้นที่ i จะคำนวณจากการหาอนุพันธ์แบบลูกโซ่ได้ตั้งสมการ (2.13) และ (2.14)

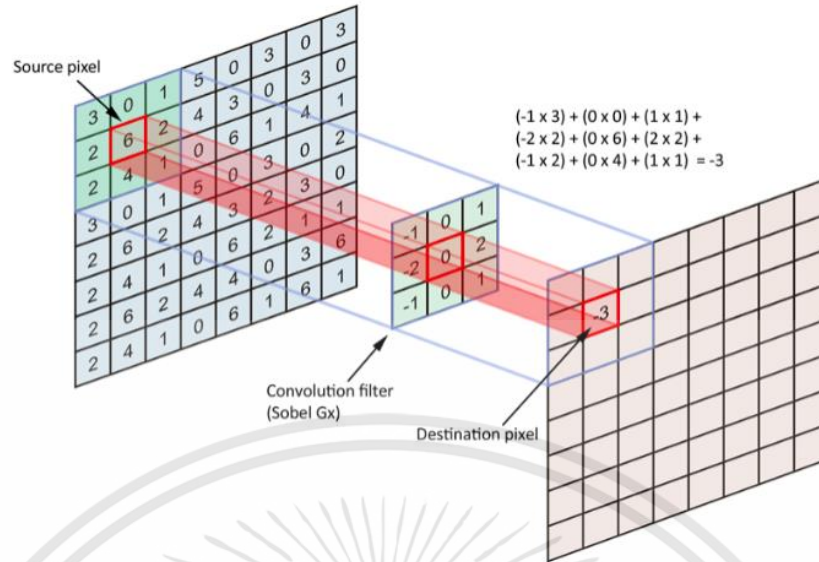
$$\frac{\partial L}{\partial w_2} = \frac{\partial L}{\partial g_2} \times \frac{\partial g_2}{\partial z_2} \times \frac{\partial z_2}{\partial w_2} \quad (2.13)$$

$$\frac{\partial L}{\partial w_1} = \frac{\partial L}{\partial g_2} \times \frac{\partial g_2}{\partial z_2} \times \frac{\partial z_2}{\partial g_1} \times \frac{\partial g_1}{\partial z_1} \times \frac{\partial z_1}{\partial w_1} \quad (2.14)$$

2.3.5.5 การทำงานของโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Network)

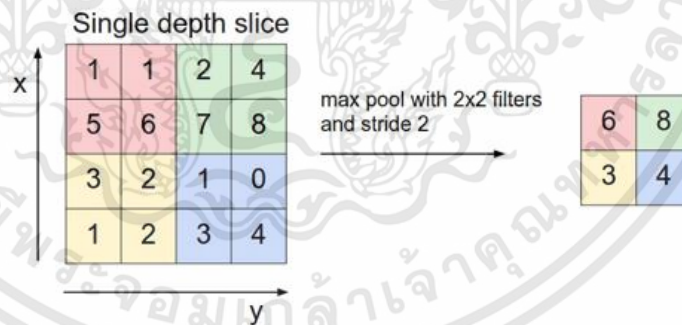
เมื่อกำหนดวิธีการปรับค่าน้ำหนักได้แล้ว จะสามารถนำมาใช้งานร่วมกับการปรับตัวแปรในตัวกรองของคอนโวลูชันได้โดยการสร้างโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันนั้น จะมีส่วนประกอบเลเยอร์ทั้งหมด 4 ส่วน โดยแบ่งเป็น คอนโวลูชันเลเยอร์ (Convolutional Layer) แมกส์พูลลิ่งเลเยอร์ (Max pooling Layer) เรลูเลเยอร์ (Relu Layer) และฟูลลี่คอนเนคเลเยอร์ (Fully connected layer)

คอนโวลูชันเลเยอร์ (Convolutional Layer) คือ เลเยอร์ที่ทำหน้าที่เป็นตัวคัดกรองคุณลักษณะต่างๆด้วยวิธีการทางคอนโวลูชันคล้ายกับการประมวลผลภาพขั้นต้น โดยสมาชิกแต่ละตัวจะถูกแทนด้วยค่าน้ำหนัก w ที่สามารถปรับได้เพื่อให้การคัดเลือกคุณลักษณะสามารถปรับตัวตามอินพุตที่ป้อนเข้าไปยังโครงข่ายประสาท โดยหลักการทำงานจะอธิบายได้ดังรูปที่ 2.17



รูปที่ 2.17 การทำงานของคอนโวลูชันเลเยอร์ [32]

แมกซ์พูลลิ่งเลเยอร์ (Max pooling layer) คือเลเยอร์ที่ใช้สำหรับลดจำนวนตัวเลขที่ซ้ำกันสำหรับรักษาเลขนัยยะสำคัญ เพื่อป้องกันไม่ให้เกิดข้อมูลที่ผ่านตัวกรองมีเยอะขึ้นเกินความจำเป็น มีหลักการทำงานคือเลือกค่าที่มากที่สุดเมื่อนำหน้าต่างตัวกรองไปเทียบกับภาพต้นแบบ ดังรูปที่ 2.18



รูปที่ 2.18 การทำงานของแมกซ์พูลลิ่ง [33]

เรลูเลเยอร์ (Relu Layer) ในการใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันนั้น แอคติเวชันฟังก์ชัน h ที่เหมาะสมคือ เรลูฟังก์ชัน (Rectifier linear unit, Relu) เนื่องจากตัวสมการมีความง่ายในการคำนวณสำหรับชุดคำสั่งของคอมพิวเตอร์ และยังมีประโยชน์คล้ายกับการทำเทรซโพลต์อีกด้วย เรลูฟังก์ชันจึงถูกเลือกมาเป็นส่วนประกอบสำหรับการทำหน้าที่ในส่วนของแอคติเวชันฟังก์ชัน โดยมีการทำงานดังสมการที่ (2.15)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$h(x) = \begin{cases} x, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \quad (2.15)$$

เมื่อ $h(x)$ คือแอคติเวชันฟังก์ชัน (Activation function), x คือค่าของแต่ละสมาชิกอินพุต

ฟูลลี่คอนเนคเลเยอร์ (Fully connected layer) คือเลเยอร์ที่ช่วยรวมผลการคำนวณของเลเยอร์ชั้นต้นเพื่อนำไปจัดรูปแบบให้เหมือนกับโครงข่ายประสาทแบบฟูลลี่คอนเนค และในขั้นตอนการจำแนกประเภทของรูปจะใช้สมการซอฟแมกซ์-ครอสเอนโทรปี (Softmax-Cross entropy) ซึ่งจะถูกใช้แทนในส่วนของสมการค่าความผิดพลาดดังสมการที่ (2.16)

$$L = -\log\left(\frac{e^{s_k}}{\sum_j e^{s_j}}\right) \quad (2.16)$$

เมื่อ L คือ ค่าความผิดพลาดของเอาต์พุต, S_k คือเอาต์พุตของประเภทนั้น, S_j คือ ค่าเอาต์พุตของคำตอบประเภทอื่น

จะเห็นว่าโครงข่ายประสาทเทียมเหมาะกับการจำแนกประเภทรูปภาพโดยการหาคุณลักษณะของรูปภาพจากการปรับเปลี่ยนตามอินพุตและเอาต์พุต ทำให้ได้คุณลักษณะที่ครบถ้วนกว่าการเลือกคุณลักษณะเอง โดยบางคุณลักษณะเป็นสิ่งที่มนุษย์ไม่สามารถอธิบายออกมาเป็นสมการหรือเขียนโปรแกรมให้คอมพิวเตอร์คัดแยกออกมาได้ ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงเลือกวิธีใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันมาช่วยตรวจสอบและจำแนกรอยตำหนิบนแผ่นทองแดง

2.3.6 เทคนิคการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบฝูงอนุภาค

Particle Swarm Optimization หรือ เทคนิคการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบฝูงอนุภาคเป็นเทคนิคสำหรับหาค่าตอบที่เหมาะสมที่สุด โดยที่ขั้นตอนการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบฝูงอนุภาคเป็นขั้นตอนที่ง่ายและไม่ใช้ความรู้ทางคณิตศาสตร์ที่สูงทำให้ผู้ใช้งานที่จะเข้าใจและประยุกต์ใช้กับงานวิจัยอื่นๆ เทคนิคนี้ได้แนวคิดมาจากพฤติกรรมเคลื่อนที่ของฝูงนกดังรูปที่ 2.19 ซึ่งฝูงนกเหล่านี้มีการอยู่รวมกันเป็นกลุ่มและมีการติดต่อสื่อสารแลกเปลี่ยนข้อมูลกันอยู่ตลอดเวลาโดยที่นกแต่ละตัวในฝูงอนุภาคจะมีการเคลื่อนที่อยู่ตลอดเวลาและมีการแลกเปลี่ยนข้อมูลเพื่อให้แต่ละตัวเคลื่อนที่ไปยังตำแหน่งที่ดีที่สุดการหาค่าเหมาะสมที่สุดเริ่มจากการกำหนดฟิตเนสฟังก์ชัน (Fitness Function)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ขึ้นมาเพื่อกำหนดเป้าหมายของการแก้ปัญหา จากนั้นเพื่อให้พบคำตอบที่ถูกต้องเร็วขึ้นก็ควรกำหนดขอบเขตของคำตอบด้วย โดยการดำเนินการในการทำซ้ำ (Iteration) ที่ 1 จะต้องสุ่มอนุภาคทั้งหมดขึ้นมาโดยตำแหน่งของกลุ่มอนุภาคจะอยู่ในขอบเขตของคำตอบที่กำหนดไว้การดำเนินการค้นหาคำตอบที่เหมาะสมที่สุดในทุกๆการทำซ้ำแต่ละอนุภาคต้องมีการเปรียบเทียบค่าฟิตเนสเพื่อหาคำตอบที่ดีที่สุดในรอบต่อไป เช่นตัวอย่างในการแก้ปัญหาที่ต้องการค่า ตอบจากค่าฟิตเนสน้อยที่สุด (Minimization Optimization Problem) จะเลือกอนุภาคที่มีค่าฟิตเนสน้อยที่สุดมาเป็นคำตอบของการดำเนินการในรอบนั้นและจะเก็บตำแหน่งที่ดีที่สุดในแต่ละรอบเอาไว้ด้วย โดยตำแหน่งที่จดจำไว้จะถูกใช้ในการดำเนินการในรอบต่อไปเพื่อพยายามค้นหาตำแหน่งหรือคำตอบที่ดีที่สุดต่อไปการเคลื่อนที่ของกลุ่มอนุภาคนี้อนุภาคแต่ละตัวจะมีตำแหน่ง (Position) และความเร็ว (Velocity) แตกต่างกันไป และกลุ่มอนุภาคจะติดต่อกันและสื่อสารระหว่างกันเพื่อไว้สำหรับแลกเปลี่ยนข้อมูลไว้สำหรับปรับการเคลื่อนที่และความเร็วให้เหมาะสม จนกระทั่งเคลื่อนที่ไปยังตำแหน่งที่เหมาะสมที่สุดในรอบการดำเนินการต่อไป ซึ่งขั้นตอนหาค่าความเหมาะสมที่สุดของกลุ่มอนุภาคสามารถจำลองให้อยู่ในรูปของสมการได้ดังนี้

$$v_i(k+1) = v_i(k) + \gamma_{1i}(p_i - x_i(k)) + \gamma_{2i}(G - x_i(k)) \quad (2.17)$$

$$x_i(k+1) = x_i(k) + v_i(k+1) \quad (2.18)$$

เมื่อ v_i คือความเร็ว (Velocity) ของอนุภาค, $x_i(k)$ คือตำแหน่ง (Position) ของอนุภาค, k คือรอบการทำซ้ำ, p_i คืออนุภาคตัวที่มีค่าฟิตเนสสูงที่สุดที่อนุภาคนั้นเคยพบ (Local Best), G คือค่าฟิตเนสที่สูงที่สุดของรอบการดำเนินการที่ผ่านมาทั้งหมด (Global Best), γ_{1i} และ γ_{2i} คือค่าคงที่ใดๆ ที่ถูกสุ่มขึ้นมาและอยู่ในช่วงการทำซ้ำที่ $(0 \rightarrow 1)$

เพื่อให้ได้คำตอบที่ดีที่สุดเร็วขึ้น เมื่อการทำซ้ำดำเนินการไประยะเวลาหนึ่งค่าสัมประสิทธิ์ของความเฉื่อย (Momentum Coefficient) จะมีค่าลดลงเรื่อยๆ เป็นผลทำให้ความเร็วของแต่ละอนุภาค นั้นลดลง การเคลื่อนไหวของแต่ละอนุภาคก็จะเคลื่อนที่ช้าลงทำให้สามารถค้นหาคำตอบได้ละเอียดยิ่งขึ้น ซึ่งแสดงดังสมการที่ (2.19)

$$v_i(k+1) = \phi(k)v_i(k) + \alpha_1[\gamma_{1i}(p_i - x_i(k))] + \alpha_2[\gamma_{2i}(G - x_i(k))] \quad (2.19)$$

เมื่อ $\phi(k)$ คือ สัมประสิทธิ์ของความเฉื่อย (Momentum Coefficient), α_1 และ α_2 คือสัมประสิทธิ์ของความเร่ง (Acceleration Coefficients)



รูปที่ 2.19 การเคลื่อนที่ของฝูงนก [34]

ขั้นตอนการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบฝูงอนุภาค

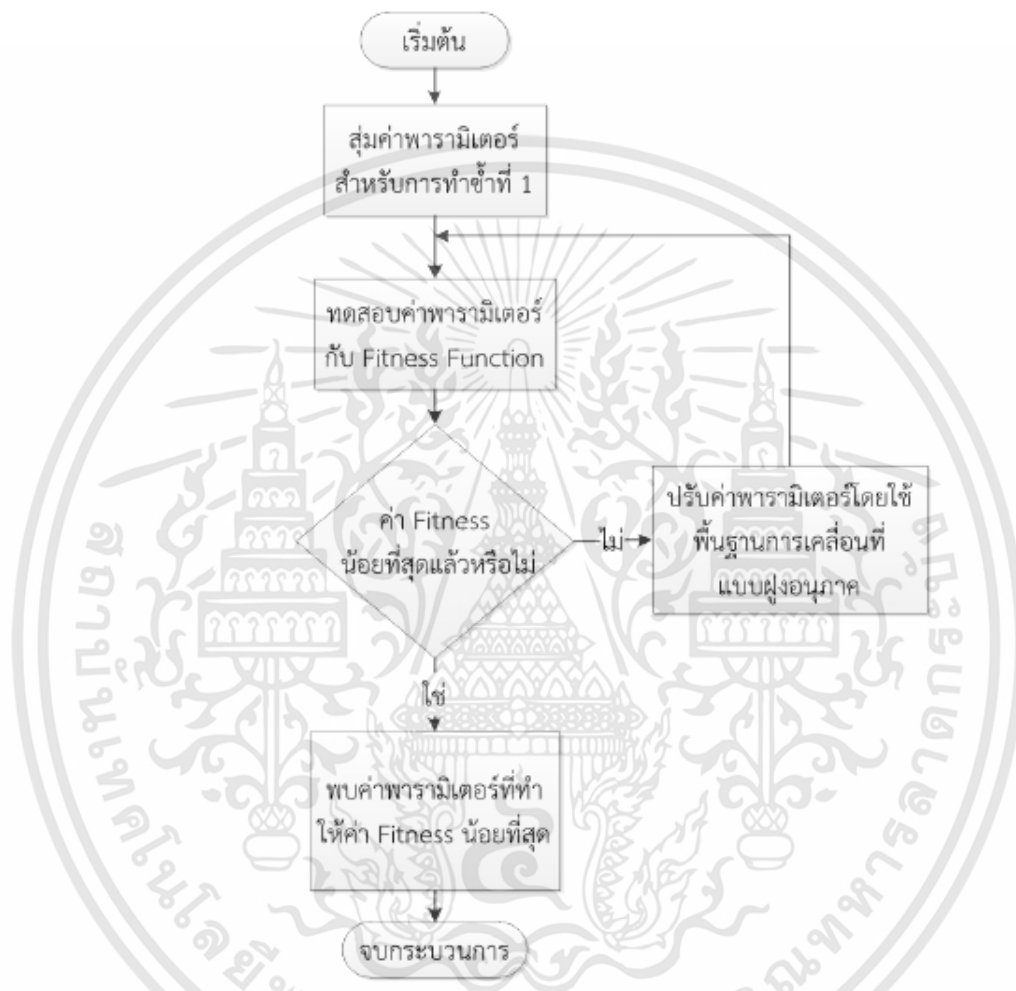
- กำหนดค่าพารามิเตอร์ต่างๆของขั้นตอนหาค่าความเหมาะสมที่สุดของกลุ่มอนุภาคดังนี้ จำนวนสมาชิกของกลุ่มอนุภาค (k) ขอบเขตต่ำสุดและสูงสุด (x_{max} และ x_{min}) ของปัญหาที่จะทำการหาค่าที่เหมาะสม ความเร็ว (Velocity) ในการเคลื่อนที่ของอนุภาคต่ำที่สุดและสูงสุด (v_{max} และ v_{min}) สัมประสิทธิ์ของความเฉื่อย (Inertia Weights) ต่ำที่สุดและสูงสุด (ϕ_{max} , ϕ_{min}) และจำนวนรอบสูงสุดที่จะดำเนินการ (k_{max})
- ทำการสุ่มอนุภาคในรุ่นที่ 1 ($k = 1$) จำนวน n ตัวภายในขอบเขตที่กำหนด ($x_{min} < x < x_{max}$)
- ทำการหาค่าฟิตเนส (Fitness : f_s) ของอนุภาคแต่ละตัวในรุ่นที่ k และเลือกอนุภาคตัวที่มีค่าฟิตเนสสูงที่สุดมาเป็นคำตอบในรุ่น และกำหนดให้อนุภาคที่มีค่าฟิตเนสสูงที่สุดของรุ่นคือ p_i และค่าฟิตเนสที่สูงที่สุดในรุ่นคือ G
- การให้อนุภาคค้นหาตำแหน่ง (Position) หรือคำตอบที่ดีที่สุด (x_{best}) ที่มีค่าฟิตเนสสูงที่สุด (G) ของการดำเนินการ และจะเช็คคำตอบที่ได้ดีขึ้นหรือไม่ โดยพิจารณาจากค่า G ในรุ่นปัจจุบันว่ามีค่ามากกว่าค่า G ในรุ่นที่ผ่านมาหรือไม่ ถ้าใช่จะมีการปรับค่า x_{best} และค่า G ดังนี้ $x_{best} = x_i(k)$, $G = p_i(k)$
- ทำการปรับค่าสัมประสิทธิ์ของความเฉื่อย (ϕ) โดยใช้สมการดังนี้

$$\phi = \phi_{max} - \left(\frac{\phi_{max} - \phi_{min}}{k_{max}}\right)k$$
- ทำการปรับค่าความเร็ว (v_i) และตำแหน่ง (x_i) ของอนุภาคแต่ละตัวในรุ่นปัจจุบัน (k) จากความสัมพันธ์ตามสมการที่
- ทำการดำเนินการในรุ่นถัดไป ($k = k + 1$)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

8. เช็คว่ารอบการดำเนินการครบแล้วหรือไม่ ($k > k_{max}$) ถ้ายังไม่ครบให้กลับไปดำเนินการที่ขั้นตอนที่ 3

จากขั้นตอนในข้างต้นก็จะสามารถสรุปการดำเนินการของขั้นตอนหาค่าความเหมาะสมที่สุดของกลุ่มอนุภาคเป็นแผนภาพ (Flowchart) ได้ดังนี้



รูปที่ 2.20 ขั้นตอนการทำงานของ การหาค่าความเหมาะสมที่สุดของกลุ่มอนุภาค

จากขั้นตอนการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดนี้จะเป็นการดำเนินการเป็นรอบแบบไม่ต่อเนื่อง (Discrete Time) จากการดำเนินการในแต่ละรอบจะต้องมีการเก็บบันทึกตำแหน่งหรือคำตอบที่ดีที่สุดเก็บเอาไว้ โดยจะมีการเก็บบันทึกตำแหน่งที่ดีที่สุดของการดำเนินการทั้งหมด (Global Best) และตำแหน่งที่ดีที่สุดของการดำเนินการในรอบนั้น (Local Best) เพื่อให้มีความถูกต้องแม่นยำมากขึ้น จะต้องมีการดำเนินการซ้ำเพื่อพยายามหาคำตอบที่ดีที่สุดของปัญหาที่ต้องการหาค่าความเหมาะสมที่สุดต่อไป

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

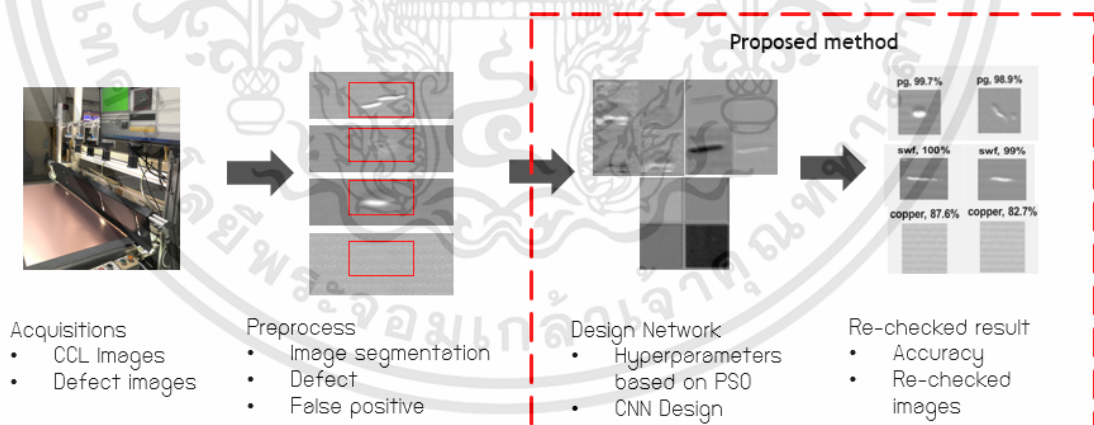
บทที่ 3

การออกแบบระบบตรวจจับตำหนิ

ในบทนี้จะนำเสนอการออกแบบและติดตั้งระบบบันทึกภาพด้วยกล้องถ่ายภาพแบบเป็นเส้นบนไลน์ตรวจคัดผิวทองแดงลามิเนต เพื่อนำภาพที่ได้มาประมวลผลและตรวจสอบรอยตำหนิ ด้วยการใช้ระบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน โดยแบ่งขั้นตอนออกเป็น การเลือกและติดตั้งอุปกรณ์ในการเก็บภาพเพื่อนำไปประมวลผล การประมวลผลภาพเบื้องต้นก่อนนำไปตรวจแยกรอยตำหนิ การออกแบบและฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน และการกำหนดค่าพิตเนตและพารามิเตอร์สำหรับเทคนิคการหาค่าเหมาะสมสูงสุดโดยฝูงอนุภาคในการสร้างโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน

3.1 ระบบโดยรวม

ขั้นตอนการทำงานและระบบที่ออกแบบสามารถทำการเขียนโครงสร้างการทำงานและแบ่งเป็นส่วนหลักทั้งหมดเป็น 4 ส่วนได้ดังนี้ 1.การเก็บภาพ 2.การทำประมวลผลเบื้องต้น 3.การออกแบบและ 4.ทดสอบระบบคัดแยกโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน ดังรูปที่ 3.1



รูปที่ 3.1 ขั้นตอนการทำงานของระบบโดยรวม

3.2 การเลือกและติดตั้งอุปกรณ์ในการเก็บภาพ

3.2.1 กล้องถ่ายภาพแบบเป็นเส้น

จากหลักการทำงานของกล้องถ่ายภาพแบบเป็นเส้นในหัวข้อที่ 2.2.1.2 ทำให้การเลือกกล้องถ่ายภาพจำเป็นต้องมีความเร็วในการเก็บภาพมากกว่าความเร็วของวัตถุที่ต้องการถ่าย ในงานวิจัยนี้ต้องการถ่ายภาพของรอยตำหนิที่มีความละเอียดอยู่ในช่วง 125 ไมครอนขึ้นไปบนแผ่นทองแดงขนาดกว้าง 1.5 เมตร ยาว 1.5 เมตร และเคลื่อนที่ด้วยความเร็วเท่ากับ 0.45 เมตรต่อวินาที ดังนั้นขั้นตอนแรกต้องหาขนาดของความละเอียดต่อพิกเซล

$$\frac{\text{ความละเอียดต่ำที่สุด}}{\text{อัตราส่วนเฟื่อ}} = \frac{125 \text{ ไมครอน}}{3 \text{ พิกเซล}} \approx 40 \text{ ไมครอนต่อพิกเซล}$$

ขั้นตอนต่อมา เมื่อได้ความละเอียดต่อพิกเซลแล้วจะสามารถคำนวณขนาดความยาวของแผ่นทองแดงเป็นหน่วยพิกเซลได้ดังนี้

$$\frac{\text{ขนาดของแผ่นทองแดง}}{\text{ขนาดของพิกเซล}} = \frac{1,500,000 \text{ ไมครอน}}{40 \text{ ไมครอน}} \approx 37,500 \text{ พิกเซล}$$

ขั้นต่อมาจะทำการหาความถี่ของการถ่ายภาพในแนวตั้งโดยใช้ความเร็วของแผ่นทองแดงคือ

$$\frac{\text{ความเร็วของวัตถุ}}{\text{ขนาดของพิกเซล}} = \frac{0.45 \text{ เมตรต่อวินาที}}{40 \text{ ไมครอน}} \approx 12,000 \text{ เฮิร์ตซ์}$$

ผู้วิจัยเลือกใช้กล้องไลน์สแกนรุ่น Basler racer 8192gm-12kHz ซึ่งมีความสามารถเหมาะสมกับค่าที่คำนวณได้มีจำนวนพิกเซลเท่ากับ 8,192 พิกเซล มีความถี่เท่ากับ 12,000 กิโลเฮิร์ตซ์ เพราะฉะนั้นต้องใช้กล้องทั้งหมด 5 ชุด จึงจะครอบคลุมความยาวแผ่นทองแดงทั้งหมดที่มี

$$\text{จำนวนพิกเซลต่อกล้อง} \times \text{จำนวนกล้อง} = 8,192 \times 5 = 40,960 \text{ พิกเซล}$$

3.2.2 การเลือกเลนส์

หลังจากทำการเลือกกล้องที่จะใช้แล้ว ในการติดตั้งจำเป็นต้องมีเลนส์กล้องเพื่อช่วยในการรวมแสงให้ตกกระทบกับเซนเซอร์ที่อยู่ในกล้องเพื่อให้การเก็บภาพมีความคมชัดและได้ขนาดวัตถุที่เหมาะสมรวมไปถึงตำแหน่งของกล้องที่จะติดตั้ง ดังนั้นการคำนวณและเลือกเลนส์ที่เหมาะสมจะขึ้นอยู่กับตัวแปรที่ต้องการดังนี้

$$\frac{\text{ขนาดเซนเซอร์รับภาพ}}{\text{ขนาดของวัตถุต่อ1กล้อง}} = \frac{28.7 \text{ มิลลิเมตร}}{\frac{1,500 \text{ มิลลิเมตร}}{5 \text{ กล้อง}}} = 0.0956 \text{ เท่า}$$

หลังจากนั้นจะทำการกำหนดระยะห่างของวัตถุกับกล้อง โดยจากการวัดและตรวจสอบพื้นที่บนสายพานการผลิตจะได้ระยะห่างที่เหมาะสมจะอยู่ในช่วง 30-40 เซนติเมตร เพราะฉะนั้นจะสามารถคำนวณหาระยะโฟกัสได้ดังนี้

$$\text{ระยะวัตถุ} \times \text{กำลังขยาย} = 300 \text{ มิลลิเมตร} \times 0.0956 \text{ เท่า} = 28.7 \text{ มิลลิเมตร}$$

และเลนส์ที่เลือกใช้จะมีคุณสมบัติอยู่ในช่วงที่กำหนด โดยเลนส์รุ่น VS-LF3528/F มีกำลังขยาย 0.05 - 0.3 เท่า ระยะโฟกัส 35 มิลลิเมตร



รูปที่ 3.2 กล้องและเลนส์

3.2.3 การเลือกประเภทของไฟที่ใช้ส่องสว่าง

การใช้กล้องถ่ายภาพแบบเป็นเส้นนั้นมีข้อจำกัดต่างจากกล้องถ่ายภาพแบบเป็นพื้นที่จากที่กล่าวมาในหัวข้อที่ 2.2.1.2 ส่งผลให้การเลือกใช้ไฟส่องสว่างต้องมีลักษณะเฉพาะในการให้แสงที่เหมาะสมกับอุปกรณ์รับภาพที่มีความแคบ โดยไฟประเภทนี้เป็นไฟส่องสว่างผ่านเลนส์รวมแสงให้ความเข้มแสงเฉพาะจุดมากกว่าหลอดไฟปกติที่ส่งผลให้แสงที่ตกกระทบกับวัตถุมีความเข้มสูงและสามารถสะท้อนมายังอุปกรณ์รับภาพที่มีขนาดเล็กและแคบของกล้องถ่ายภาพแบบเป็นเส้นได้อย่างถูกต้อง ดังนั้นภาพที่ได้จะมีรายละเอียดและความคมชัดครบตามที่ต้องการตรวจสอบ โดยไฟที่เลือกใช้คือรุ่น VL-LB-100W ซึ่งเป็นไฟที่มีเลนส์รวมแสงและสามารถให้ความเข้มของแสงที่ 516,000 ลักซ์ เมื่อทำการเลือกอุปกรณ์แล้วการติดตั้งอุปกรณ์ทุกชนิดจะถูกแสดงในรูปที่ 3.4



รูปที่ 3.3 ไฟส่องสว่าง



รูปที่ 3.4 ระบบตรวจวัดที่ถูกติดตั้งบนสายพานการผลิต

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.2.3.1 การปรับมุมตกกระทบของไฟและมุมตกกระทบของกล้อง

การเลือกมุมตกกระทบของไฟและกล้องจากรูปที่ 3.5 จะใช้การเลือกจากการเทียบความสว่างของค่าฮิสโทแกรมจากภาพระดับเทาที่ถ่ายมาได้กับมุมตกกระทบระหว่างไฟและกล้อง ตามตารางที่ 3.1 และรูปที่ 3.5

ตารางที่ 3.1 ตารางของมุมตกกระทบระหว่างไฟและกล้อง (องศา) กับค่าฮิสโทแกรมจากภาพถ่าย

มุมตกกระทบ (องศา)		ค่าฮิสโทแกรมจากภาพถ่าย (หน่วย)
ไฟ	กล้อง	
10	90	80-90
15	90	90-100
20	90	100-110
25	90	110-120
30	90	130 ขึ้นไป

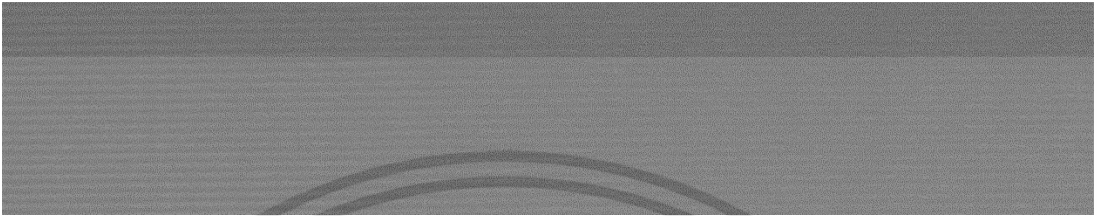
(ก)

(ข)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



(ค)



(ง)



(จ)

รูปที่ 3.5 (ก) รูปถ่ายที่มุ่มไฟ 10 องศา (ข) รูปถ่ายที่มุ่มไฟ 15 องศา
(ค) รูปถ่ายที่มุ่มไฟ 20 องศา (ง) รูปถ่ายที่มุ่มไฟ 25 องศา (จ) รูปถ่ายที่มุ่มไฟ 30 องศา

โดยภาพที่เหมาะสมสำหรับนำไปประมวลผลจะต้องเป็นภาพที่รายละเอียดชัดเจนคือ รูปที่3.5 (ง) เพราะฉะนั้นมุมตกกระทบของไฟและกล้องจะใช้เป็น มุมไฟที่ 25 องศา สำหรับกล้องที่ 90 องศา

3.3 การออกแบบซอฟต์แวร์สำหรับการวิเคราะห์และตรวจจับตำหนิ

หลังจากเก็บภาพที่ต้องการได้แล้วขั้นตอนต่อไปเป็นการออกแบบลำดับขั้นตอนในการประมวลผลทางภาพเพื่อให้ได้ข้อมูลที่เหมาะสมสำหรับการทำรายงานรอยตำหนิที่ตรวจเจอบนพื้นผิวทองแดง โดยการเรียงลำดับการออกแบบซอฟต์แวร์แบ่งออกเป็นขั้นตอน ดังนี้ การทำพีโพรเซส การตรวจจับขอบ การทำเทรซโฮลด์ การทำกระบวนการทางคณิตศาสตร์เพื่อปรับปรุงคุณภาพ การวิเคราะห์หอนุภาค การหาจุดสนใจ การออกแบบระบบโครงข่ายประสาทเพื่อการจำแนกประเภทรอยตำหนิ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.3.1 การทำพรีโพรเสสรูปภาพ

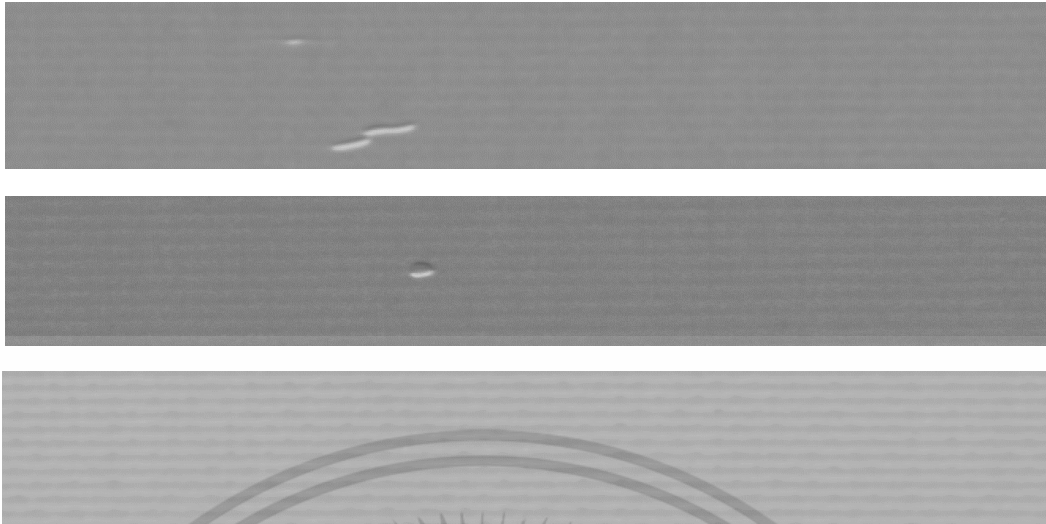
การทำพรีโพรเสสรูปภาพทำขึ้นเพื่อปรับปรุงคุณภาพของภาพที่ถ่ายก่อนนำไปใช้ในขั้นตอนถัดไป โดยจะทำการใช้ตัวกรองแบบเกาส์ที่มีขนาดของมาสก์เท่ากับ 5×5 และมีสมาชิกภายในมาสก์ดังรูปที่ 3.6 โดยภาพที่ผ่านตัวกรองจะมีลักษณะดังรูปที่ 3.7

1	4	7	4	1
4	16	26	16	4
7	26	41	26	7
4	16	26	16	4
1	4	7	4	1

รูปที่ 3.6 ตัวกรองแบบเกาส์ขนาด 5×5 และสมาชิก

(ก)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



(ข)

รูปที่ 3.7 (ก) รูปต้นฉบับจากกล้อง (ข) รูปหลังจากผ่านตัวกรอง

3.3.2 การตรวจจับขอบของรอยตำหนิ

หลังจากได้ภาพที่ไม่มีสัญญาณรบกวนแล้ว ขั้นตอนนี้จะเป็นการตรวจจับขอบของรอยตำหนิ โดยการใช้ตัวกรองแบบโซเบล ซึ่งมีขนาดของมาสก์เท่ากับ 3×3 และสมาชิกในมาสก์ดังรูปที่ 3.8 ทำให้ภาพที่ได้มีลักษณะดังรูปที่ 3.9

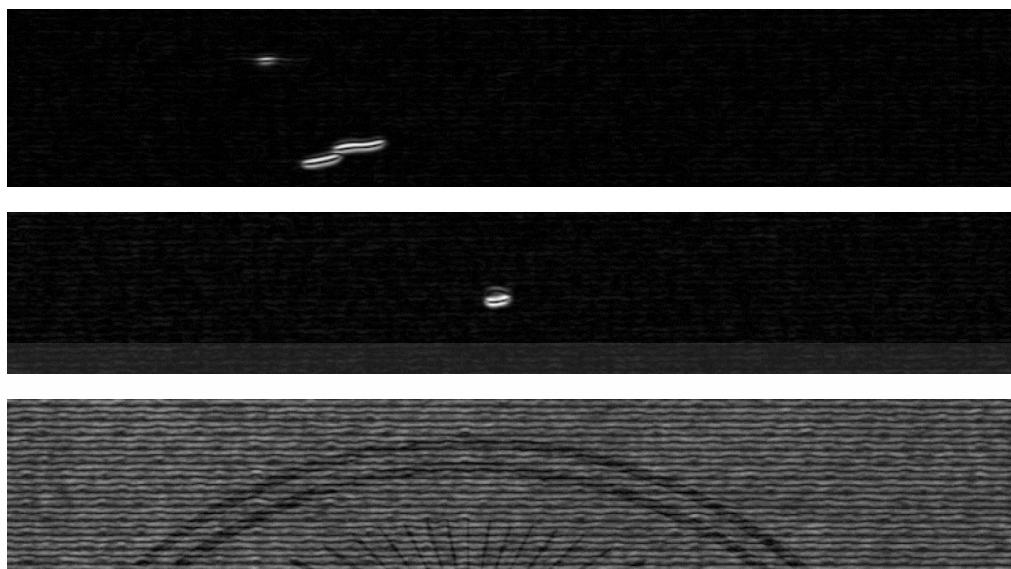
+1	+2	+1	+1	0	-1
0	0	0	+2	0	-2
-1	-2	-1	+1	0	-1

(ก)

(ข)

รูปที่ 3.8 (ก) ตัวกรองโซเบลแนวนอน (ข) ตัวกรองโซเบลแนวตั้ง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.9 ภาพหลังจากผ่านตัวกรองโซเบล

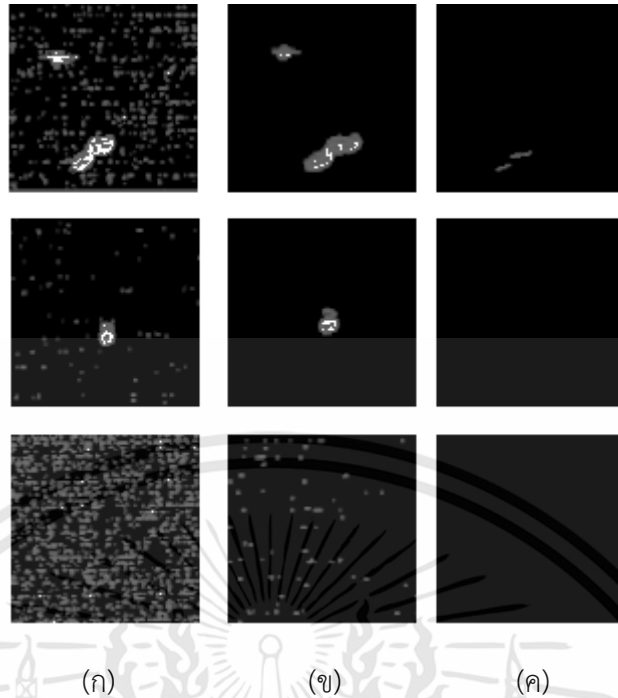
3.3.3 การแปลงภาพเป็นภาพสองระดับโดยการเลือกเทรชโฮลด์

สำหรับการแปลงภาพจากภาพระดับเทาเป็นภาพสองระดับ โดยการแปลงภาพนั้นจะใช้ค่าเทรชโฮลด์ที่กำหนดเป็นตัวตัดสินใจสำหรับการแปลงภาพโดยเทรชโฮลด์ที่เหมาะสมมาจากการทดลองด้วยค่าที่ต่างกันทั้งหมด 3 ค่าโดยใช้รูป 3 ประเภทเป็นตัวชี้วัด ดังตารางที่ 3.2 และภาพที่ได้หลังจากการแปลงเพื่อเปรียบเทียบจะมีลักษณะดังรูปที่ 3.10 ดังนั้นค่าเทรชโฮลด์ที่เหมาะสมคือ 8 เนื่องจากภาพรอยตำหนิยังอยู่ครบ และไม่มีลายพื้นหลังในภาพของรอยตำหนิที่ต้องการตรวจจับ

ตารางที่ 3.2 ผลการทดลองสำหรับการเลือกค่าเทรชโฮลด์

ประเภทรูปภาพ	ค่าเทรชโฮลด์		
	7	8	9
	จำนวนอนุภาค		
รอยขีดข่วน	23	1	2
หลุม	32	3	0
แผ่นทองแดง	57	22	0

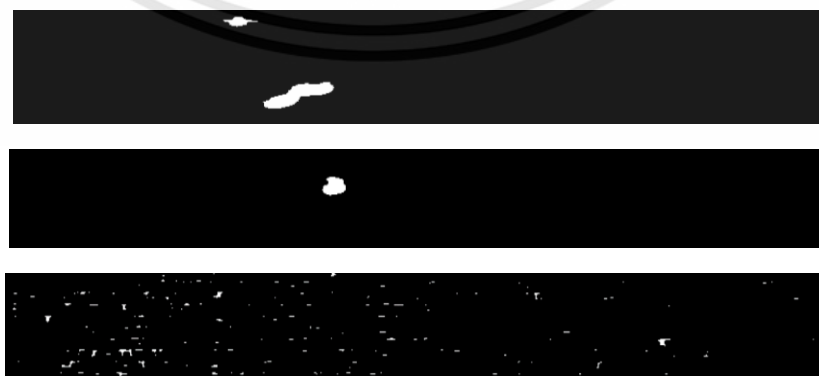
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.10 (ก) ภาพสองระดับจากการแปลงด้วยค่าเทรชโฮลด์ 7 (ข) ภาพสองระดับจากการแปลงด้วยค่าเทรชโฮลด์ 8 (ค) ภาพสองระดับจากการแปลงด้วยค่าเทรชโฮลด์ 9

3.3.4 การทำกระบวนการทางคณิตศาสตร์เพื่อปรับปรุงคุณภาพ

ภาพสองระดับที่ได้มาจากวิธีการตรวจจับขอบและการแปลงภาพโดยใช้เทรชโฮลด์ มีความไม่สมบูรณ์ของอนุภาคทำให้ต้องใช้กระบวนการทางคณิตศาสตร์เพื่อเพิ่มอนุภาคและเติมเต็มภาพบางส่วนที่หายไป กระบวนการนี้จะทำให้ภาพที่ได้มีความสมบูรณ์ ด้วยวิธีปิด (Closing operation) เพื่อให้อนุภาคเชื่อมต่อกันและวิเคราะห์รอยตำหนิได้อย่างสมบูรณ์ ดังรูปที่ 3.11

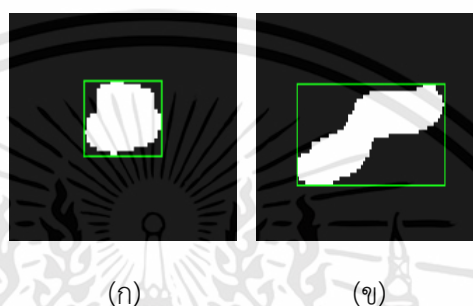


รูปที่ 3.11 รูปหลังจากใช้กระบวนการปิด

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.3.5 การวิเคราะห์อนุภาคของภาพสองระดับ

การวิเคราะห์อนุภาคของภาพสองระดับที่ได้จะทำให้สามารถระบุตำแหน่งของตำหนิหรือสิ่งที่ตรวจพบ รวมทั้งขนาดของตำหนิหรือรูปทรงเบื้องต้นสำหรับนำข้อมูลไปวิเคราะห์และทำการสร้างกรอบจุดสนใจเพื่อการวิเคราะห์ขั้นสูงที่ใช้สำหรับแยกประเภทของรอยตำหนิโดยภาพที่ 3.12 จะแสดงรูปกรอบที่อ่านค่าจากรอยตำหนิ และตารางที่ 3.3 จะเป็นตัวอย่างของค่าที่อ่านได้



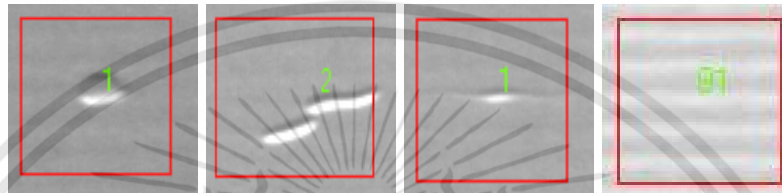
รูปที่ 3.12 (ก) รูปกรอบที่อ่านค่าจากรอยตำหนิแบบหลุม (ข) รูปกรอบที่อ่านค่าจากรอยขีด

ตารางที่ 3.3 ข้อมูลที่วิเคราะห์จากภาพสองระดับ

ข้อมูลที่วิเคราะห์	ค่าที่อ่านได้จากรูปที่ 3.12 (ก)	ค่าที่อ่านได้จากรูปที่ 3.12 (ข)
Center of Mass X	452	578
Center of Mass Y	194	225
Bounding Rect Left	441	543
Bounding Rect Top	186	214
Bounding Rect Right	465	614
Bounding Rect Bottom	204	240

3.3.6 การสร้างกรอบจุดสนใจที่ตรวจพบตำหนิ

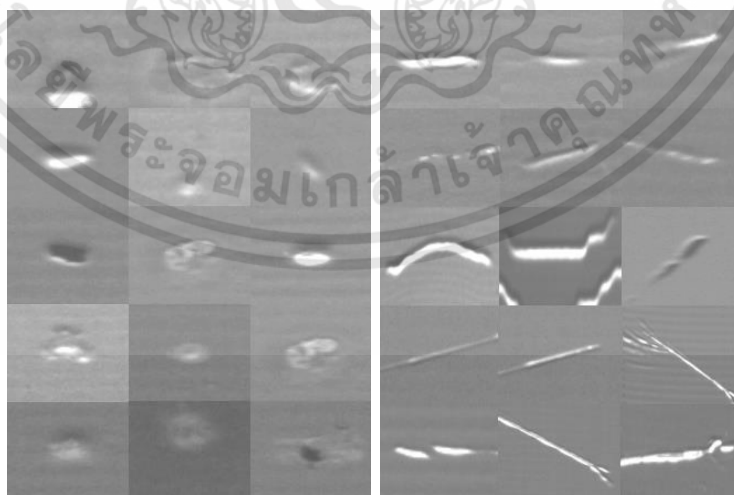
ข้อมูลที่ได้จากกระบวนการวิเคราะห์อนุภาคของภาพสองระดับ จะถูกนำมาใช้ในการสร้างขอบเขตของกรอบจุดสนใจ เพื่อนำไปตัดภาพเฉพาะส่วนที่ต้องการวิเคราะห์ซ้ำและตรวจสอบความถูกต้องว่าตำหนิที่จับได้เป็นตำหนิชนิดไหน หรือเป็นความผิดพลาดจากการตรวจจับขอบที่เกิดขึ้นจากการสะท้อนแสงของแผ่นทองแดงที่มีความโค้งงอ โดยภาพที่ถูกจำกัดกรอบจะแสดงในรูปที่ 3.13



รูปที่ 3.13 ภาพระดับเทาที่ถูกจำกัดกรอบ

3.4 การวิเคราะห์และจำแนกประเภทตำหนิหรือแผ่นทองแดง

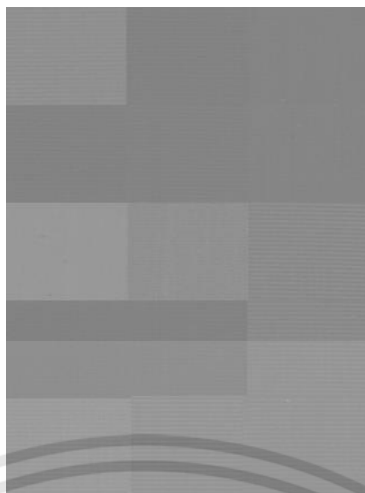
จากความโค้งงอหรือการกระโดดของแผ่นทองแดงระหว่างเคลื่อนที่บนสายพานส่งผลให้เกิดความผิดพลาดในการตรวจจับแผ่นทองแดงทำให้ภาพที่ได้จากจุดสนใจสามารถแบ่งออกเป็น 3 ประเภทตามรูปร่างของตำหนิที่เกิดขึ้น คือ หลุม รอยขีดข่วน แผ่นทองแดงปกติ ในรูปที่ 3.14



(ก)

(ข)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



(ค)

รูปที่ 3.14 (ก) ชุดภาพของรอยตำหนิแบบหลุม (ข) ชุดภาพของรอยตำหนิแบบขูดขีด,

(ค) ชุดภาพของพื้นหลังทองแดงที่ตรวจสอบผิด

ผู้วิจัยจึงเลือกใช้ภาพระดับเทาที่ถูกกำหนดจุดสนใจ และแบ่งกลุ่มตามประเภทแล้วมาเป็นชุดข้อมูลสำหรับการวิเคราะห์ขั้นสูงเพื่อจำแนกประเภทของรูปภาพที่ถูกตรวจจับด้วยการประมวลผลขั้นต้น ว่าเป็นรอยตำหนิประเภทไหนหรือเป็นแผ่นทองแดงที่สะท้อนแสงเกินค่าเทรชโฮลด์ที่ตั้งไว้

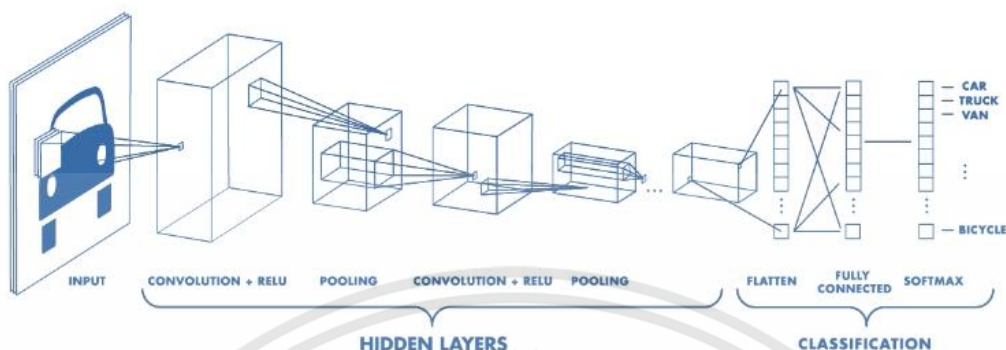
3.4.1 การใช้ระบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันเพื่อการจำแนกประเภทของรูปภาพ

ในหัวข้อที่ 2.3.5 การทำงานของระบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันมีความเหมาะสมสำหรับการแก้ปัญหาในงานวิจัย ผู้วิจัยจึงเลือกใช้วิธีการวิเคราะห์และจำแนกประเภทของรูปภาพด้วยวิธีดังกล่าว โดยมีลำดับขั้นตอนการทำงาน คือ การเลือกใช้และออกแบบระบบโครงข่ายประสาทเทียม การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม และการตรวจสอบซ้ำด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่ถูกฝึกสอนแล้ว

3.4.1.1 การเลือกใช้และออกแบบระบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน

การออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมจะต้องมีการทำการทดลองและเปรียบเทียบผลในการออกแบบแต่ละครั้ง โดยในงานวิจัยนี้การออกแบบจะอ้างอิงจาก [29] ทำให้ได้การจัดเรียงเลเยอร์ของโครงข่ายประสาทดังรูปที่ 3.15 ซึ่งจัดเรียงจาก ส่วนแรกคือ อินพุตเลเยอร์ ส่วนที่สอง คือคอนโวลูชันเลเยอร์ เรลยูเลเยอร์ พูลลิงเลเยอร์ ซึ่งในส่วนนี้สามารถทำซ้ำกันได้ขึ้นอยู่กับการออกแบบของ

ผู้ใช้งาน และส่วนสุดท้ายคือ เลเยอร์สำหรับการคัดแยกรูปภาพจะประกอบด้วย ฟูลล์คอนเนคเลเยอร์ เรลูเลเยอร์ และ ซอฟแมกซ์-ครอสเอนโทรปีเลเยอร์



รูปที่ 3.15 การเรียงชั้นของโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน [35]

3.4.1.2 การกำหนดค่าพารามิเตอร์ของแต่ละเลเยอร์

ในคอนโวลูชันเลเยอร์ (Convolution layer) มีพารามิเตอร์ที่สามารถกำหนดค่าด้วยกันทั้งหมด 6 ค่า คือ ขนาดตัวกรอง จำนวนชั้นตัวกรอง จำนวนตัวกรอง ค่าการขยับ และการเพิ่มขอบภาพ

สำหรับแมกซ์พูลลิ่งเลเยอร์ (Max pooling layer) มีพารามิเตอร์ที่สามารถกำหนดค่าได้ 2 ค่า คือ ขนาดของตัวกรอง และ ค่าการขยับ

ในส่วนของแอกติเวชันฟังก์ชัน (Activation function) ในการใช้ร่วมกับระบบโครงข่ายประสาทเทียมที่มีจำนวนชั้นและการคำนวณเยอะนิยมใช้เป็นเรลูฟังก์ชันเนื่องจากมีความซับซ้อนน้อยกว่าการใช้ฟังก์ชันซิกมอยด์ (Sigmoid's function) หรือฟังก์ชันอื่นๆ แต่ยังให้ผลที่สามารถคำนวณหาความลาดชันเกรเดียนต์เพื่อปรับน้ำหนักได้โดยที่ไม่เกิดข้อผิดพลาดขึ้น

เมื่อได้อาต์พุตจากเซลล์ประสาทแล้ว ในขั้นสุดท้ายจะนำมาคำนวณค่าความผิดพลาดในสมการของซอฟแมกซ์-ครอสเอนโทรปี เพื่อหาความลาดชันเกรเดียนต์สำหรับปรับน้ำหนักที่อยู่ในชั้นของคอนโวลูชันเลเยอร์ให้ได้ค่าความผิดพลาดที่ต่ำที่สุดนั่นเอง

3.4.1.3 การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน

การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมจะทำการแยกชุดข้อมูลที่ได้ออกเป็น 2 ชุดคือ ชุดฝึกสอน และ ชุดทดสอบ โดยในแต่ละชุดจะมีกลุ่มของข้อมูลทั้งหมดด้วยกัน 3 กลุ่ม คือ หลุม รอยขีดข่วน และแผ่นทองแดง จากนั้นนำข้อมูลชุดฝึกสอนที่ได้ไปทำการฝึกสอนระบบโครงข่ายประสาทเทียมที่ออกแบบเพื่อให้สามารถปรับปรุงตัวกรองที่ใช้ในการแยกคุณลักษณะ และวัดค่าความแม่นยำจากชุดทดสอบสำหรับการจำแนกรูปภาพตามประเภทของข้อมูลที่กำหนดไว้จนได้ค่าความแม่นยำที่ผู้ใช้ต้องการ

โดยขั้นตอนแรกจะทำการตั้งค่าพารามิเตอร์อัตราการเรียนรู้ (Learning rate) ในสมการที่ใช้ปรับค่าน้ำหนักตามทิศทางของเกรเดียนต์ที่เปรียบเทียบระหว่างค่าความผิดพลาดและน้ำหนักในขั้นนั้นตามสมการที่ (3.1)

$$\mu_i = \mu_{old} \times r \quad (3.1)$$

เมื่อ μ_i คืออัตราการเรียนรู้ในการทำซ้ำครั้งที่ i , μ_{old} คืออัตราการเรียนรู้ที่ถูกกำหนดขึ้น, r คือ อัตราการเปลี่ยนแปลงที่ลดลง โดยมีค่า $1 > r > 0$

3.4.1.4 การเลือกค่าพารามิเตอร์โดยวิธีของการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบฝูงอนุภาค

จะเห็นได้ว่าการออกแบบลักษณะโครงข่ายประสาทเทียมมีจำนวนพารามิเตอร์ที่ใช้ในการออกแบบค่อนข้างมาก โดยแต่ละพารามิเตอร์สามารถส่งผลต่อค่าความแม่นยำของโครงข่ายประสาทเทียมหลังทำการฝึกสอนได้ ดังนั้นการเลือกค่าพารามิเตอร์บางชนิดสามารถใช้วิธีของการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบฝูงอนุภาคมาทดแทนการเลือกโดยผู้ทดลองได้ จากการกำหนดค่าฟิตเนสฟังก์ชัน (Fitness : fs) ด้วยค่าความแม่นยำของโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันดังสมการที่ (3.2)

$$fs = \frac{\text{จำนวนภาพที่จำแนกได้อย่างถูกต้อง}}{\text{จำนวนภาพทั้งหมดของกลุ่มที่ใช้วัดผล}} \times 100 \quad (3.2)$$

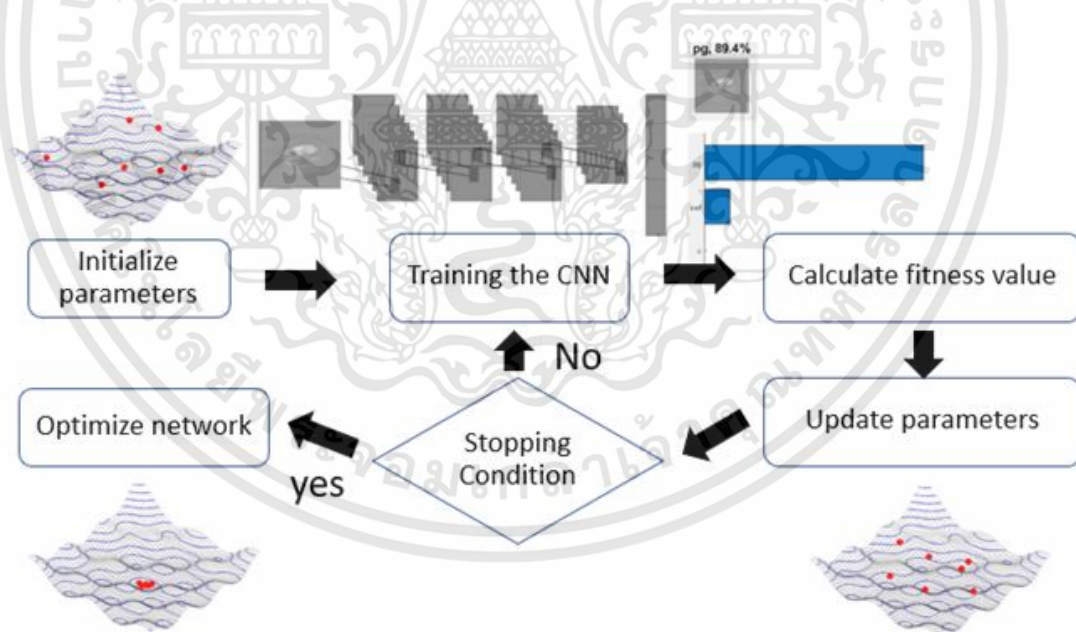
จากนั้นทำการกำหนดจำนวนอนุภาคที่จะทำการสุ่มเพื่อหาค่าที่ดีที่สุดดังตารางที่ 3.4

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 3.4 การกำหนดค่าอนุภาคสำหรับวิธีการหาค่าที่ดีที่สุดด้วยฝูงอนุภาค

พารามิเตอร์	อนุภาค
ขนาดของฟิลเตอร์	p_1
จำนวนฟิลเตอร์	p_2
อัตราการเรียนรู้	p_3
อัตราการลด	p_4
จำนวนครั้งการฝึกสอนที่จะลดค่า	p_5
สัมประสิทธิ์ของเรกิวลาร์ไลเซชัน	p_6
จำนวนรอบของการฝึกสอน	p_7

เมื่อทำการกำหนดค่า p_1 จนถึง p_7 แล้วจะทำการกำหนดจำนวนรอบที่ทำซ้ำ k โดยกำหนดให้เท่ากับ 100 รอบ แต่หากค่า G_{best} จากฟิตเนสฟังก์ชันไม่มีการเปลี่ยนแปลงเกิน 20 ครั้งจะทำการยกเลิกและเสร็จสิ้นกระบวนการ โดยกระบวนการทั้งหมดจะแสดงอยู่ในรูปที่ 3.16



รูปที่ 3.16 ขั้นตอนการทำงานของวิธีการหาพารามิเตอร์ด้วยฝูงอนุภาค

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

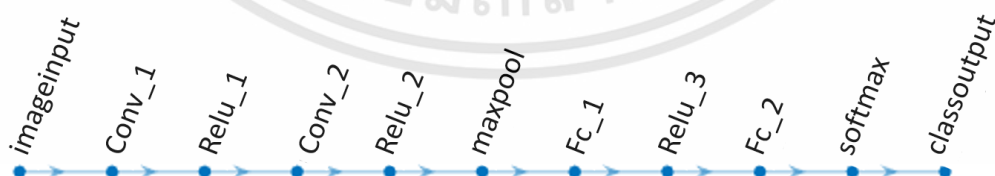
บทที่ 4

ผลการทดลอง

ในบทนี้จะนำเสนอผลการทดลองจากการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน ด้วยชุดฝึกสอนที่คัดแยกไว้ และทดสอบค่าความแม่นยำกับความผิดพลาดด้วยชุดทดสอบ เพื่อเปรียบเทียบสมรรถนะของโครงข่ายประสาทที่สร้างขึ้น ตลอดจนถึงการปรับปรุงแบบของการวางตัวในโครงข่ายประสาท และค่าพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องเพื่อเพิ่มสมรรถนะของโครงข่ายประสาทด้วยวิธีการหาค่าสูงสุดจากฝูงอนุภาค จากนั้นจะนำโครงข่ายประสาทที่สมรรถนะดีที่สุดไปทำการตรวจสอบซ้ำ หลังจากการตรวจสอบเบื้องต้น เพื่อเปรียบเทียบกับวิธีการคัดแยกโดยวิธีการเลือกเพื่อนบ้านที่ใกล้ที่สุด (K-nearest neighbor) จากการเลือกคุณสมบัติด้วยค่าที่อ่านได้จากการวิเคราะห์ภาพสองระดับและใช้ภาพสองระดับในการคัดแยก นอกจากนี้ยังมีการทดลองความสามารถในการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันที่สร้างขึ้นโดยการนำไปตรวจสอบกับชิ้นส่วนชิ้นรูปโลหะ เพื่อตรวจสอบแยกประเภทของรูวงกลมที่สนใจกับรูปประเภทอื่นๆอีกด้วย

4.1 ผลการทดลองส่วนของการจำแนกคุณลักษณะ 2 ชั้น

จากบทที่ 3 ในส่วนของการคัดแยกคุณสมบัติสำหรับโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน ประกอบไปด้วยส่วนหลัก คือ คอนโวลูชันเลเยอร์ เรลูเลเยอร์ และ แมกซ์พูลลิ่งเลเยอร์ รวมเป็น 1 ชั้น สำหรับการหาคุณลักษณะเพื่อป้อนให้กับส่วนของการแยกประเภทซึ่งประกอบไปด้วย พูลลีคอนเนคเลเยอร์ เรลูเลเยอร์ ซอฟแมกซ์-ครอสเอนโทรปี โดยมีการเรียงลำดับดังเส้นทางแสดงในรูปที่ 4.1



รูปที่ 4.1 เส้นทางของโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน

หลังจากนั้นจะทำการกำหนดค่าพารามิเตอร์สำหรับเลเยอร์ต่างๆ ตาม ตารางที่ 4.1, 4.2, 4.3 และ ตารางที่ 4.4 ตามลำดับ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.1 ค่าพารามิเตอร์ของคอนโวลูชันเลเยอร์

ชั้นที่	พารามิเตอร์	ค่าของพารามิเตอร์
1	ขนาดของฟิลเตอร์	3x3
	จำนวนฟิลเตอร์	64
	ชั้นของฟิลเตอร์	1
	ค่าการขยับ	1
	การเพิ่มขอบภาพ	2
	ค่าน้ำหนักเริ่มต้น	0.0001 x ค่าสุ่ม
2	ขนาดของฟิลเตอร์	3x3
	จำนวนฟิลเตอร์	128
	ชั้นของฟิลเตอร์	1
	ค่าการขยับ	1
	การเพิ่มขอบภาพ	2
	ค่าน้ำหนักเริ่มต้น	0.0001 x ค่าสุ่ม

ตารางที่ 4.2 ค่าพารามิเตอร์ของแมกซ์พูลลิงเลเยอร์

จำนวนชั้น	พารามิเตอร์	ค่าของพารามิเตอร์
1	ขนาดของฟิลเตอร์	3x3
	การขยับของฟิลเตอร์	3

ตารางที่ 4.3 ค่าพารามิเตอร์ของพูลลีคอนเนคเลเยอร์

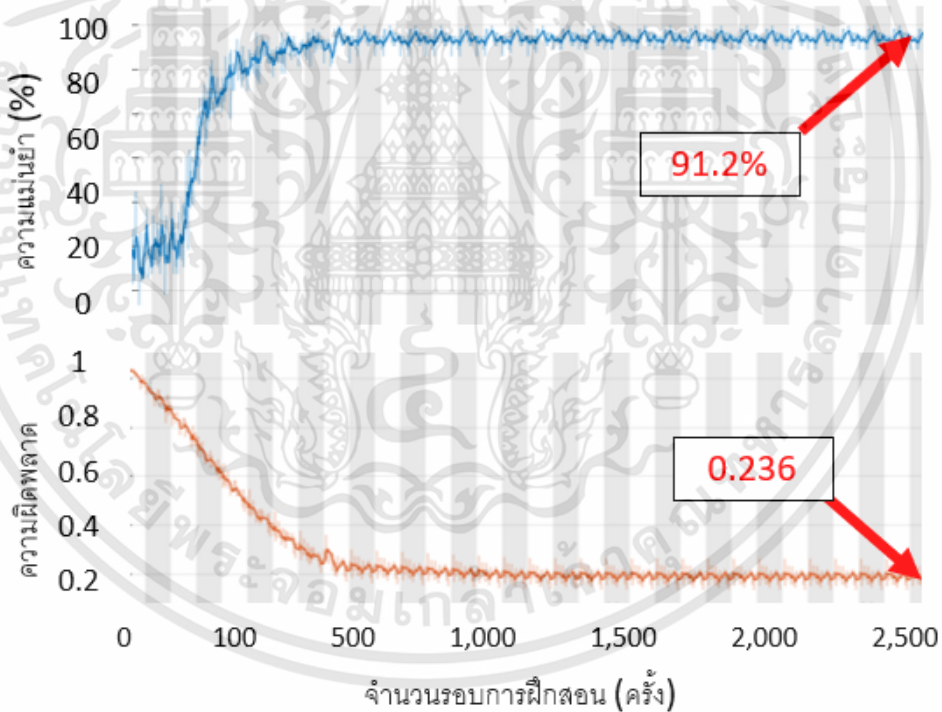
จำนวนชั้น	พารามิเตอร์	ค่าของพารามิเตอร์
1	จำนวนเซลล์ประสาท	128
2	จำนวนเซลล์ประสาท	3

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.4 ค่าพารามิเตอร์ของการกำหนดอัตราการเรียนรู้

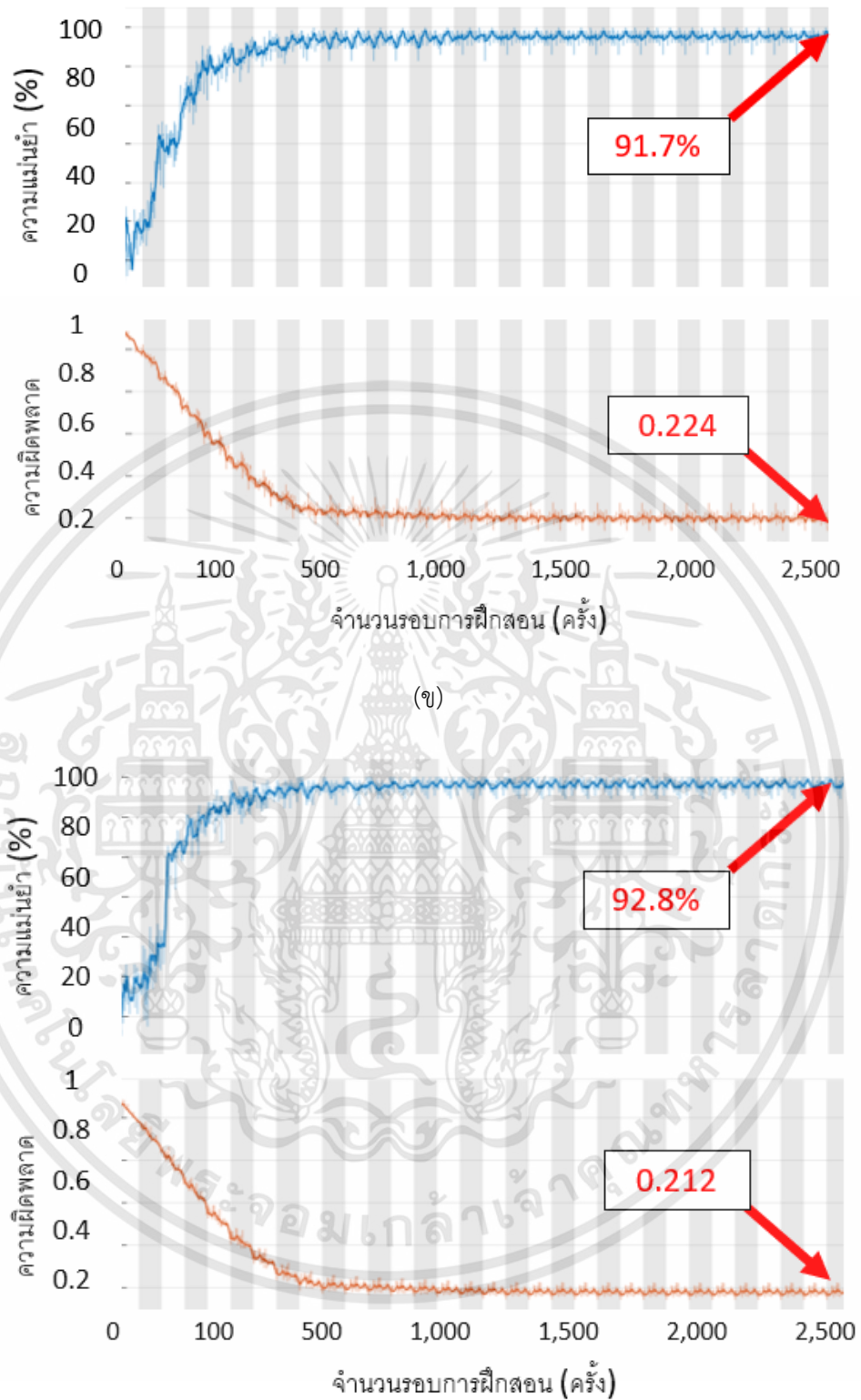
พารามิเตอร์	ค่าของพารามิเตอร์
อัตราการเรียนรู้	0.0001
อัตราการลดลง	0.1
จำนวนครั้งที่ลัด	10
จำนวนรอบของการฝึกสอน	50

โดยจะทำการทดลองทั้งหมด 5 ครั้งให้ชุดฝึกสอนมีตัวอย่างทั้งหมด 6,000 ภาพ โดยแบ่งเป็นรอยชุด ซิต 2,000 ภาพ หลุม 2,000 ภาพ และพื้นหลังแผ่นทองแดง 2,000 ภาพ จะได้กราฟของความผิดพลาดและความแม่นยำดังรูปที่ 4.2(ก)-(จ) ตามลำดับ



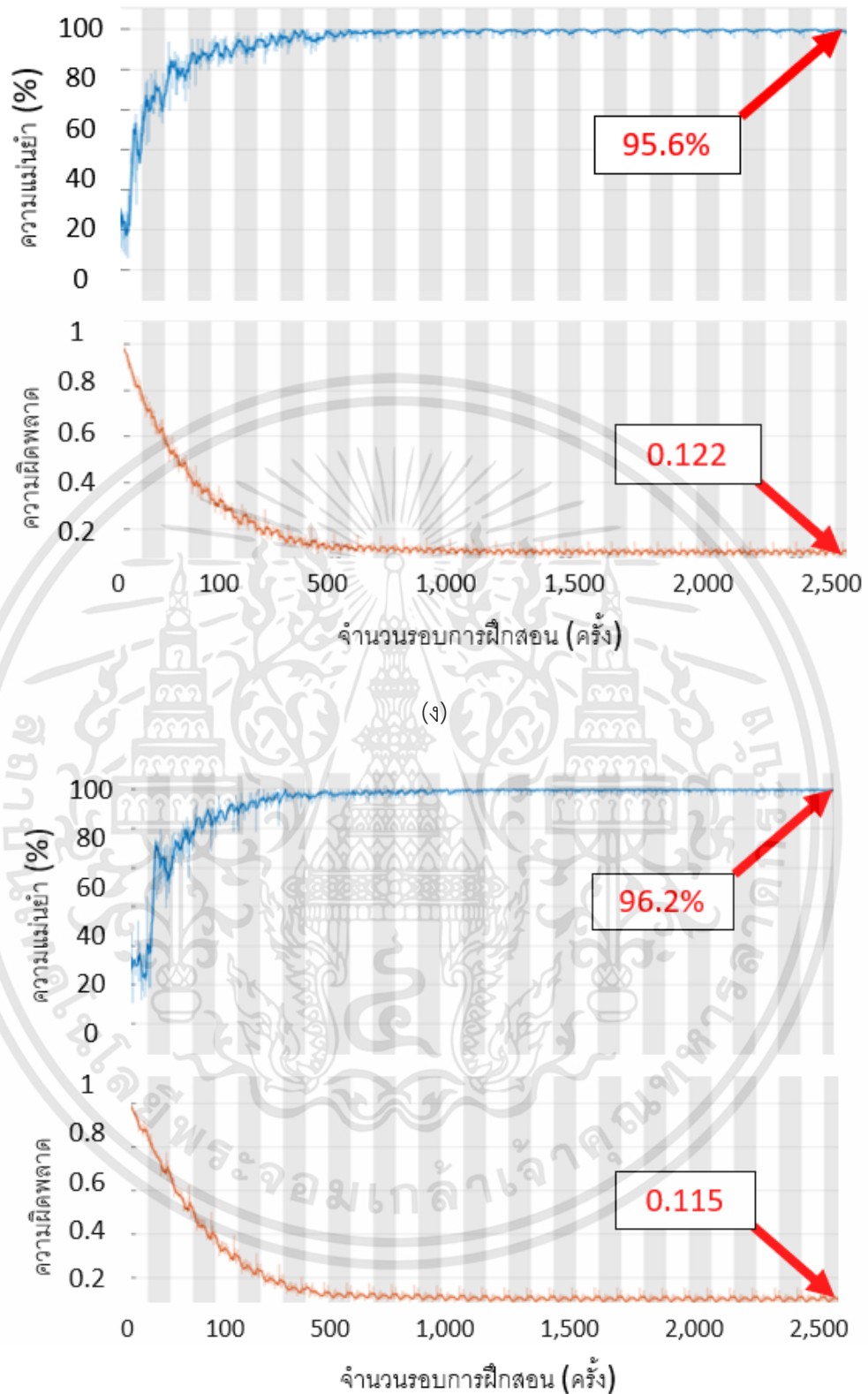
(ก)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



(ค)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



(จ)

รูปที่ 4.2 (ก) กราฟผลการทดลองครั้งที่ 1 (ข) กราฟผลการทดลองครั้งที่ 2 (ค) กราฟผลการทดลองครั้งที่ 3 (ง) กราฟผลการทดลองครั้งที่ 4 (จ) กราฟผลการทดลองครั้งที่ 5

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.2 ผลการทดลองการเลือกพารามิเตอร์โดยใช้การหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบฝูงอนุภาค

จากการทดลองในหัวข้อที่ 4.1 กราฟระหว่างค่าความผิดพลาด และ ความแม่นยำ ต่อจำนวนครั้งที่ทดสอบ มีการแกว่งขึ้นอยู่ในช่วง 91.2% - 96.2% ทำให้ผู้วิจัยทดลองโดยใช้การหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบฝูงอนุภาค โดยกำหนดขอบเขตของอนุภาคแต่ละตัวโดยการอ้างอิงจากการเลือกพารามิเตอร์ในการทดลองที่ 4.1 ซึ่งแสดงอยู่ในตารางที่ 4.5

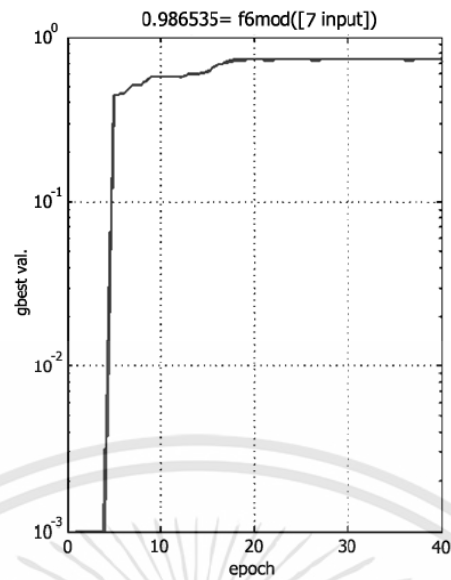
ตารางที่ 4.5 การกำหนดขอบเขตของค่าอนุภาคแต่ละประเภท

พารามิเตอร์	อนุภาค	ขอบเขตของอนุภาค
ขนาดของฟิลเตอร์	p_1	3 ถึง 9
จำนวนฟิลเตอร์	p_2	12 ถึง 128
อัตราการเรียนรู้	p_3	0.00005 ถึง 0.1
อัตราการลด	p_4	0.0004 ถึง 1
จำนวนครั้งการฝึกสอนที่จะลดค่า	p_5	1 ถึง 10
สัมประสิทธิ์ของเรกิวลาร์ไลเซชัน	p_6	0.00001 ถึง 0.001
จำนวนรอบของการฝึกสอน	p_7	50 ถึง 200

โดยในการทดลองครั้งที่ 20 ถึง 40 ค่า ฟิตเนตฟังก์ชันสำหรับ G_{best} ไม่มีการเปลี่ยนแปลงดังรูปที่ 4.3 และมีค่าเท่ากับ 0.986535 ส่งผลให้กระบวนการทำซ้ำหยุดลงและได้ผลของอนุภาคในตารางที่

ตารางที่ 4.6 ค่าพารามิเตอร์ที่ดีที่สุดจากการหาค่าโดยฝูงอนุภาค

พารามิเตอร์	อนุภาค	ค่าที่ดีที่สุด
ขนาดของตัวกรอง	p_1	3
จำนวนตัวกรองในชั้น	p_2	71
อัตราการเรียนรู้	p_3	0.00241
อัตราการลด	p_4	0.09341
จำนวนครั้งการฝึกสอนที่จะลดค่า	p_5	4
สัมประสิทธิ์ของเรกิวลาร์ไลเซชัน	p_6	0.005149
จำนวนรอบของการฝึกสอน	p_7	52



รูปที่ 4.3 ค่า G_{best} กับจำนวนครั้งในการทดลอง

และเมื่อนำมารวมกับค่าพารามิเตอร์ที่อยู่ในการทดลองที่ 4.1 จะได้ค่าพารามิเตอร์ทั้งหมดดังตารางที่ 4.7, 4.8, 4.9 และ 4.10 ตามลำดับ

ตารางที่ 4.7 ค่าพารามิเตอร์ของคอนโวลูชันเลเยอร์

ชั้นที่	พารามิเตอร์	ค่าของพารามิเตอร์
1	ขนาดของฟิลเตอร์	3x3
	จำนวนฟิลเตอร์	71
	ชั้นของฟิลเตอร์	1
	ค่าการขยับ	1
	การเพิ่มขอบภาพ	2
	ค่าน้ำหนักเริ่มต้น	0.0001 x ค่าสุ่ม
2	ขนาดของฟิลเตอร์	3x3
	จำนวนฟิลเตอร์	142
	ชั้นของฟิลเตอร์	1
	ค่าการขยับ	1
	การเพิ่มขอบภาพ	2
	ค่าน้ำหนักเริ่มต้น	0.0001 x ค่าสุ่ม

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.8 ค่าพารามิเตอร์ของแมกซ์พูลลิ่งเลเยอร์

จำนวนชั้น	พารามิเตอร์	ค่าของพารามิเตอร์
1	ขนาดของฟิลเตอร์	3x3
	การขยับของฟิลเตอร์	3

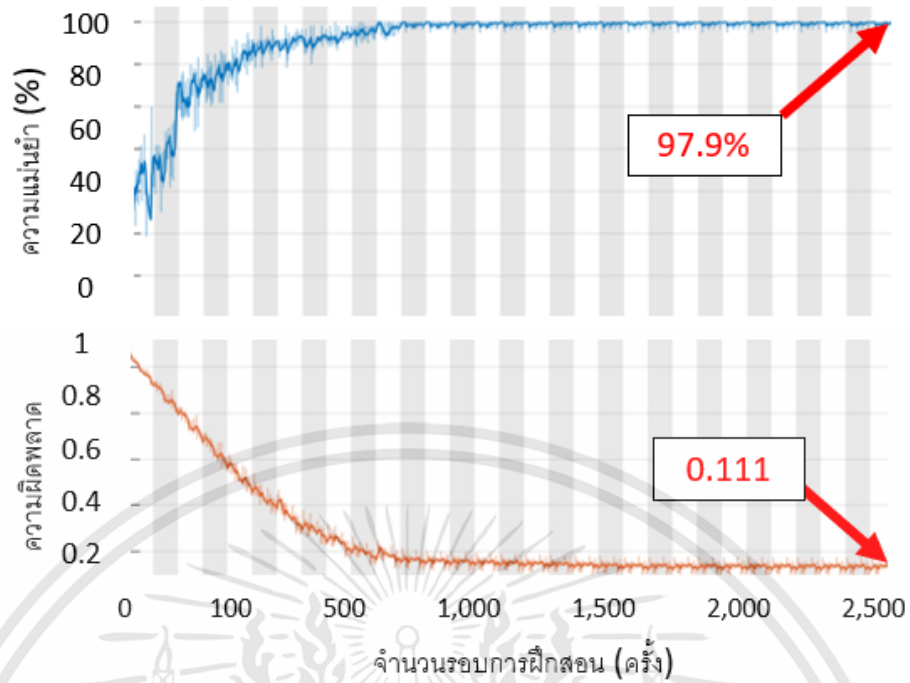
ตารางที่ 4.9 ค่าพารามิเตอร์ของพูลลิ่งคอนเนคเลเยอร์

จำนวนชั้น	พารามิเตอร์	ค่าของพารามิเตอร์
1	จำนวนเซลล์ประสาท	128
2	จำนวนเซลล์ประสาท	3

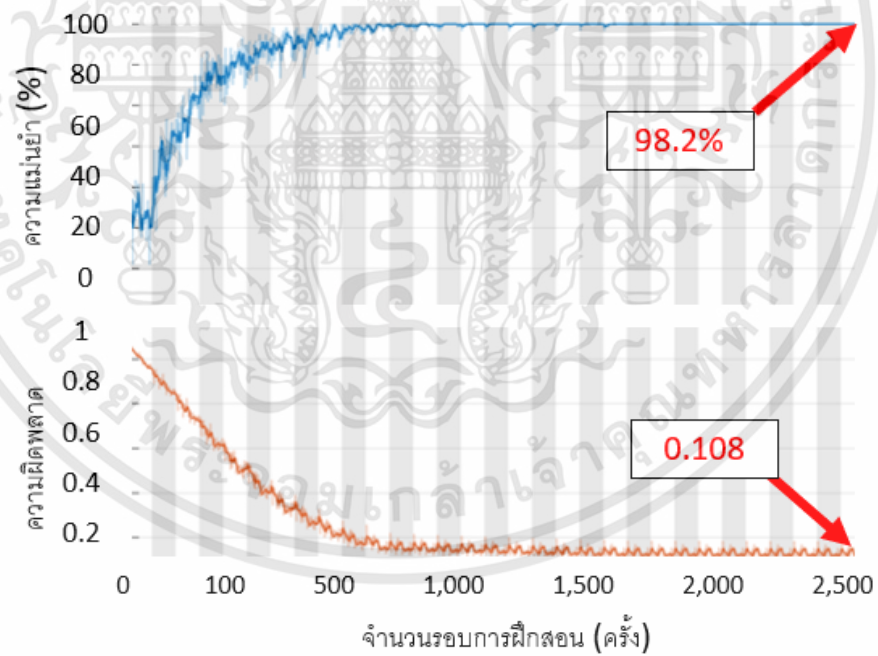
ตารางที่ 4.10 ค่าพารามิเตอร์ของการกำหนดอัตราการเรียนรู้

พารามิเตอร์	ค่าของพารามิเตอร์
อัตราการเรียนรู้	0.00241
อัตราการลดลง	0.09341
จำนวนครั้งที่ลัด	4
จำนวนรอบของการฝึกสอน	52

จากนั้นนำพารามิเตอร์ที่ได้มาทำการวัดด้วยการสร้างโครงข่ายประสาทขึ้นและทำการฝึกสอนด้วยชุดข้อมูลชุดเดียวกับการทดลองที่ 4.1 โดยจะทำการทดลองทั้งหมด 5 ครั้ง จะได้กราฟของความผิดพลาดและความแม่นยำดังรูปที่ 4.4(ก)-(จ) ตามลำดับ

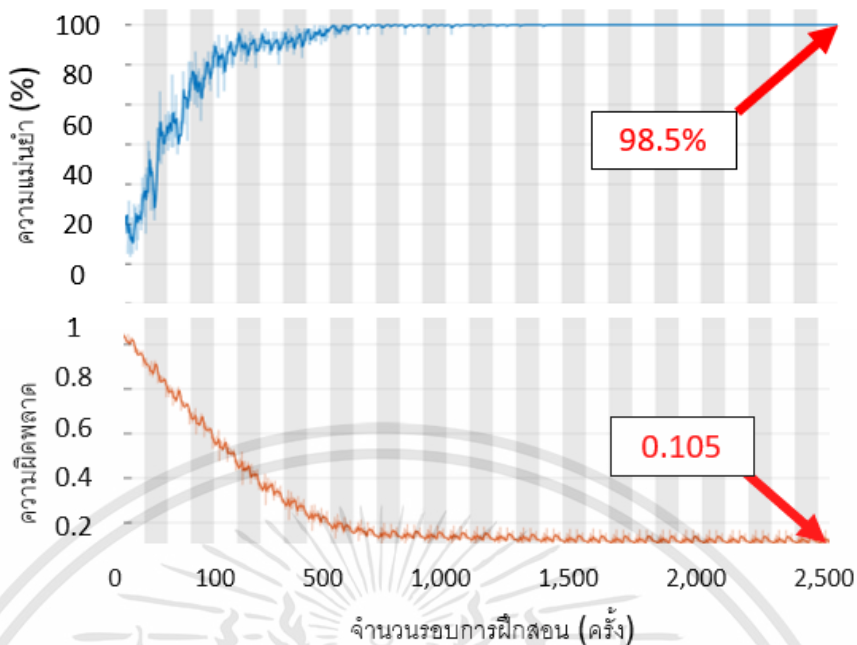


(ก)

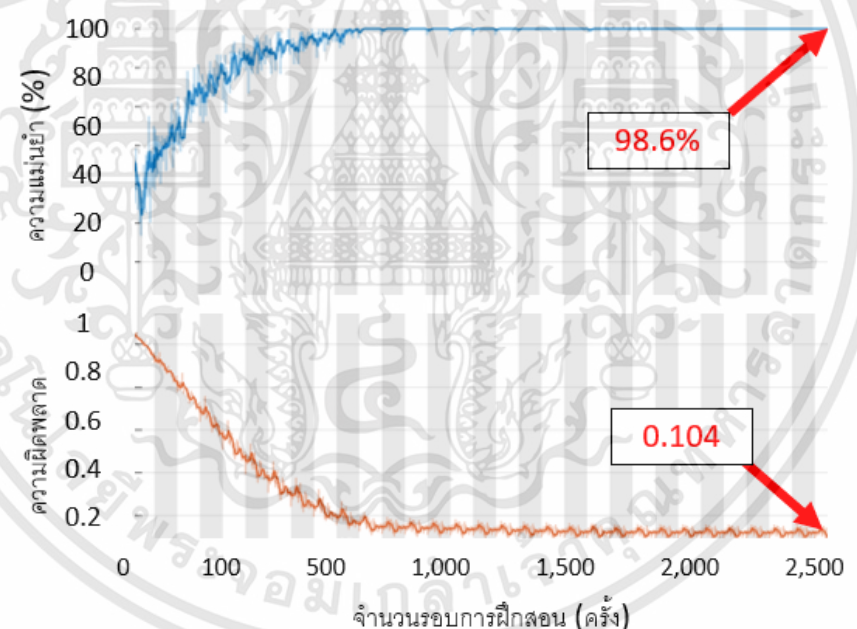


(ข)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

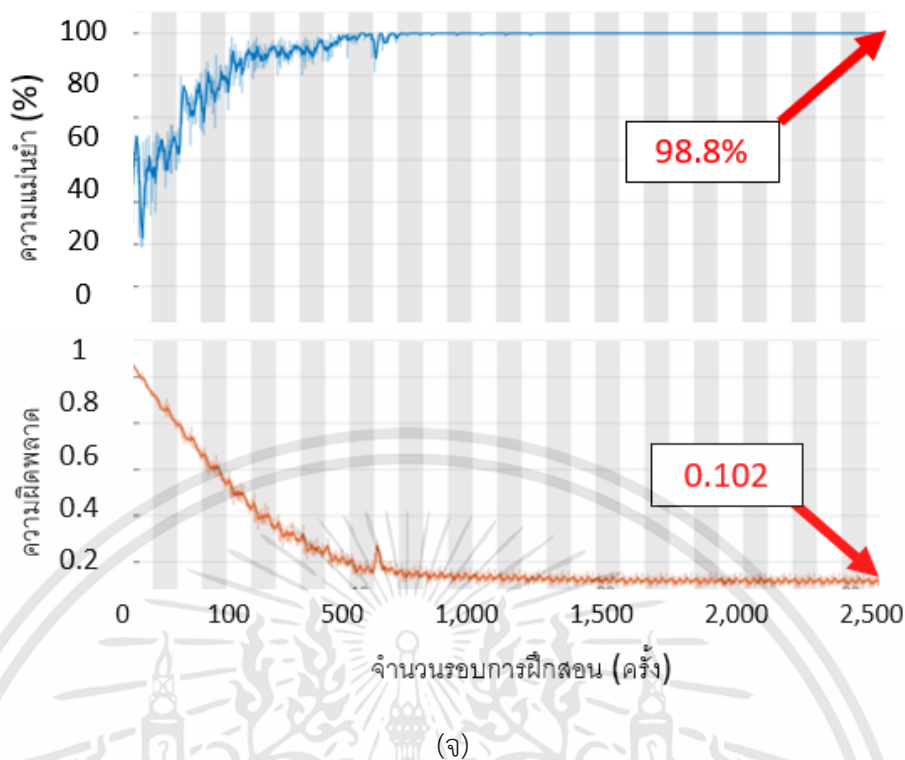


(ค)



(ง)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.4 (ก) กราฟผลการทดลองครั้งที่ 1 (ข) กราฟผลการทดลองครั้งที่ 2 (ค) กราฟผลการทดลองครั้งที่ 3 (ง) กราฟผลการทดลองครั้งที่ 4 (จ) กราฟผลการทดลองครั้งที่ 5

4.3 การเปรียบเทียบโมเดลแต่ละชนิด

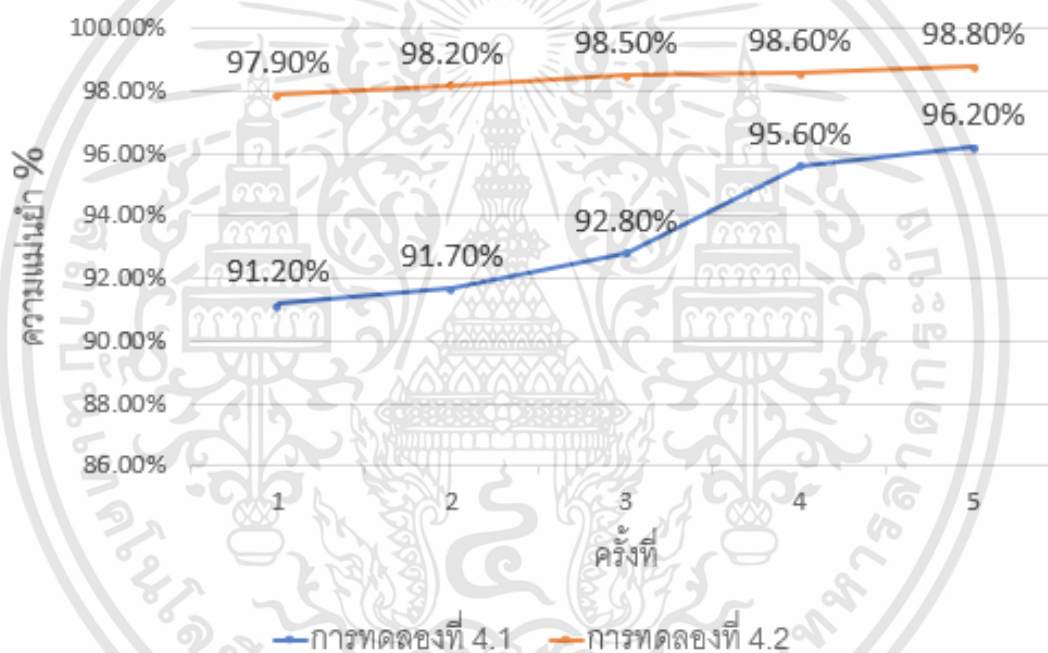
หลังจากทำการทดลองที่ 4.1 และ 4.2 จะเห็นได้ว่า ค่าความแม่นยำของโมเดลที่ 4.2 ที่ดีที่สุดมีมากกว่าโมเดลที่ 4.1 โดยเปรียบเทียบตามตารางที่ 4.11 และ 4.12 และกราฟรูปที่ 4.5 และ 4.6

ตารางที่ 4.11 ค่าความแม่นยำ และค่าความผิดพลาดของการทดลองที่ 4.1

ครั้งที่	ค่าความแม่นยำ	ค่าความผิดพลาด
1	91.2%	0.236
2	91.7%	0.224
3	92.8%	0.212
4	95.6%	0.122
5	96.2%	0.115

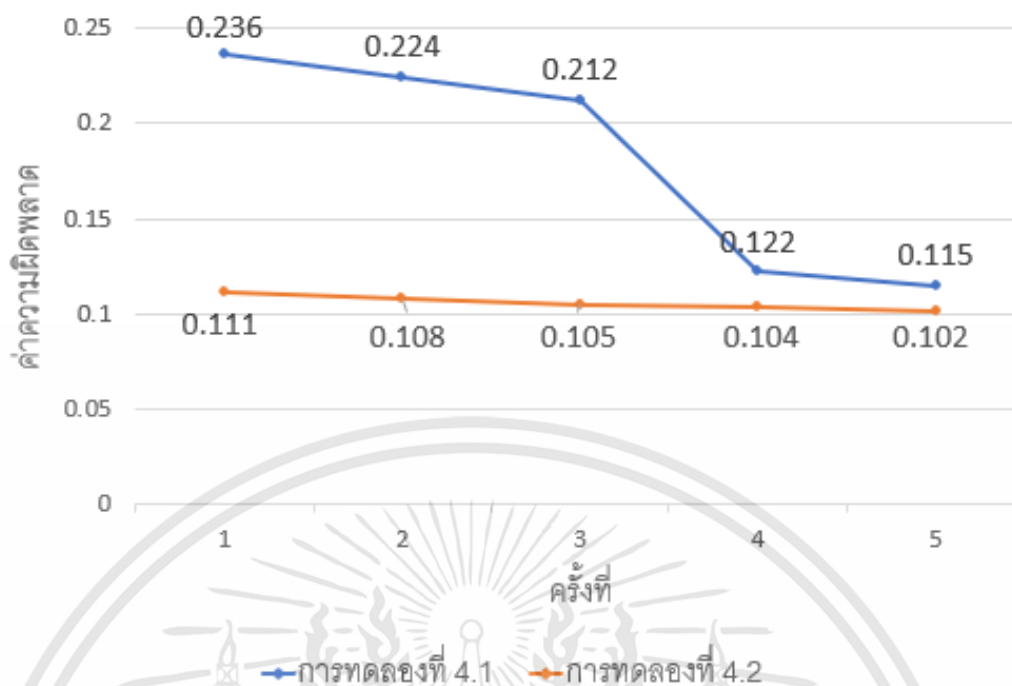
ตารางที่ 4.12 ค่าความแม่นยำ และค่าความผิดพลาดของการทดลองที่ 4.2

ครั้งที่	ค่าความแม่นยำ	ค่าความผิดพลาด
1	97.9%	0.111
2	98.2%	0.108
3	98.5%	0.105
4	98.6%	0.104
5	98.8%	0.102



รูปที่ 4.5 กราฟเปรียบเทียบความแม่นยำของการทดลองที่ 4.1 และ 4.2 (%)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.6 กราฟเปรียบเทียบความผิดพลาดของการทดลองที่ 4.1 และ 4.2

4.4 การตรวจสอบซ้ำด้วยชุดทดสอบ

เมื่อได้โมเดลที่ดีที่สุดจากการเปรียบเทียบจะทำการตรวจสอบภาพที่ถูกตรวจจับตำหนิจากการประมวลผลขั้นต้น ซึ่งจะแยกออกมาเป็น 3 ประเภท โดยมีภาพทั้งหมด ชุดละ 100 ภาพรวมทั้งหมด 300 ภาพ และผลที่ได้จะแสดงในตารางที่ 4.13

ตารางที่ 4.13 ค่าความแม่นยำของการทดสอบโมเดลจากการทดลองที่ 4.2 ครั้งที่ 5

ชนิดของรูปภาพ	จำนวนที่ตรวจ	ภาพที่ตรวจถูก	ภาพที่ตรวจผิด	ความแม่นยำ
รอยขีดข่วน	100	85	15	85%
หลุม	100	89	11	89%
แผ่นทองแดงปกติ	100	100	0	100%
รวม	300	274	26	91.33%

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

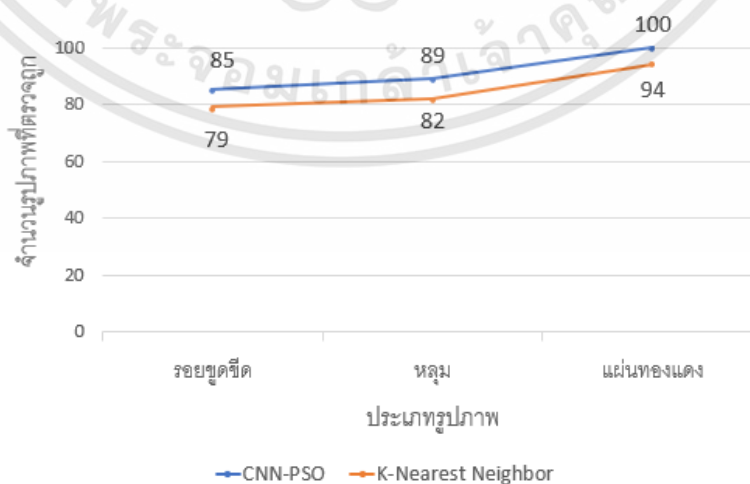
หลังจากนั้นผู้วิจัยได้นำภาพชุดเดียวกันทำการฝึกสอนและการตรวจวัดด้วยวิธีเพื่อนบ้านใกล้เคียง โดยกำหนดค่า $K=3$ และใช้ระยะห่างแบบยูคลิด (Euclidean distance) ในการจำแนก ผลที่ได้จะเป็นดังตารางที่ 4.14

ตารางที่ 4.14 ค่าความแม่นยำของการทดสอบวิธีเพื่อนบ้านใกล้เคียง

ชนิดของรูปภาพ	จำนวนที่ตรวจ	ภาพที่ตรวจถูก	ภาพที่ตรวจผิด	ความแม่นยำ
รอยชุดขีด	100	79	21	79%
หลุม	100	82	18	82%
แผ่นทองแดงปกติ	100	94	6	94%
รวม	300	255	45	85.00%

4.5 สรุปผลการทดลอง

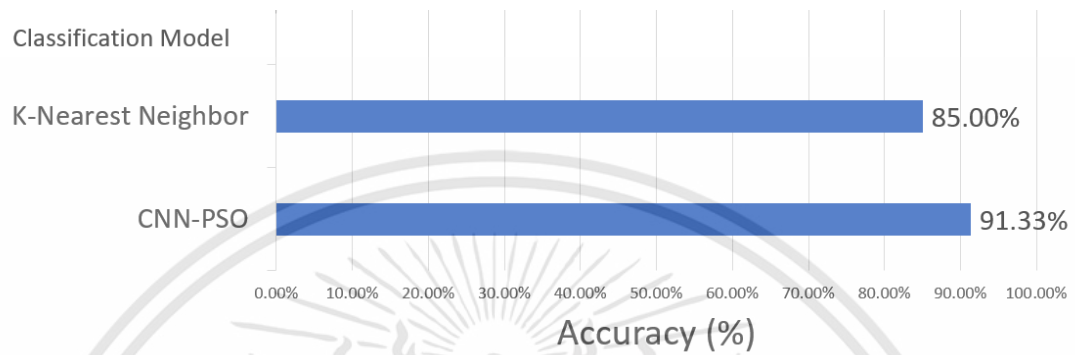
จากการทดลองด้วยการตรวจสอบซ้ำในหัวข้อที่ 4.4 เมื่อนำตารางที่ 4.13 และ 4.14 มาเขียนกราฟในรูปที่ 4.7 จะเห็นว่าในการจำแนกประเภทของรอยชุดขีด โมเดลโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันตอบถูกถึง 85 ภาพ ในขณะที่วิธีเพื่อนบ้านใกล้เคียงตอบถูกเพียง 79 ภาพ สำหรับภาพรอยตำหนิแบบหลุม โมเดลโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันสามารถตอบถูกถึง 89 ภาพ ในขณะที่วิธีเพื่อนบ้านใกล้เคียงกลับตอบถูกเพียงแค่ 82 ภาพ และในชุดภาพสุดท้าย โมเดลโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันสามารถตอบถูกทั้งหมด 100 ภาพ ส่วนวิธีเพื่อนบ้านใกล้เคียงกลับตอบถูกเพียง 94 ภาพ แสดงในรูปที่ 4.13



รูปที่ 4.7 กราฟเส้นตรงแสดงจำนวนที่ตรวจถูกของการทดลองที่ 4.4

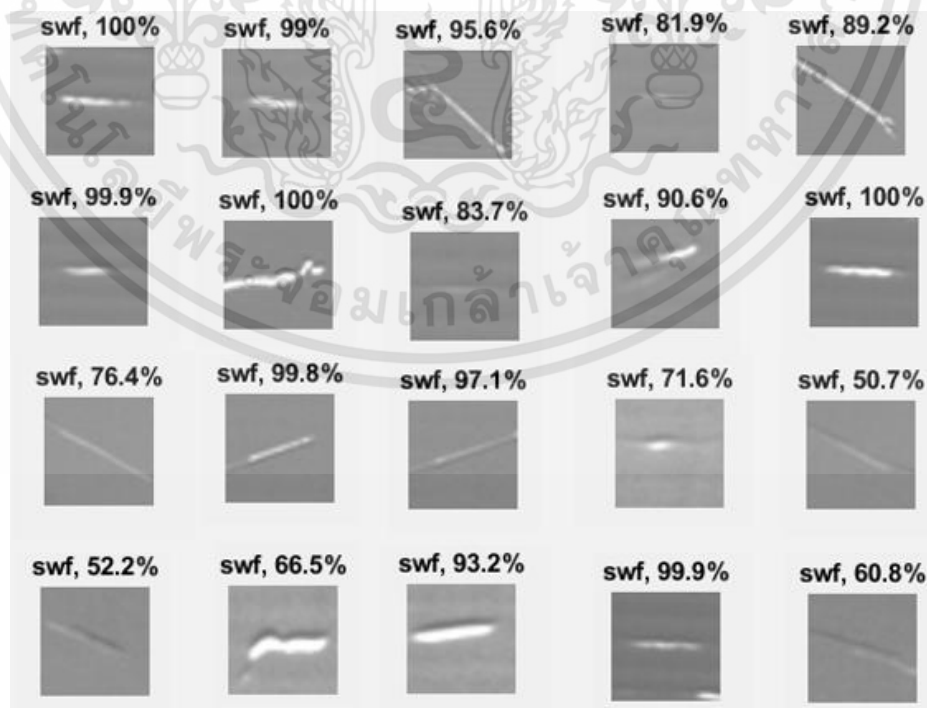
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เมื่อนำผลการตรวจทั้งหมดมาเขียนเป็นเปอร์เซ็นต์รวมและแผนภูมิแท่งที่แสดงดังรูปที่ 4.14 จะเห็นเปอร์เซ็นต์ความแม่นยำรวมทั้งหมด โดยที่โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน มีความแม่นยำถึง 91.33% แต่วิธีเพื่อนบ้านใกล้เคียงมีความแม่นยำเพียง 85.00%



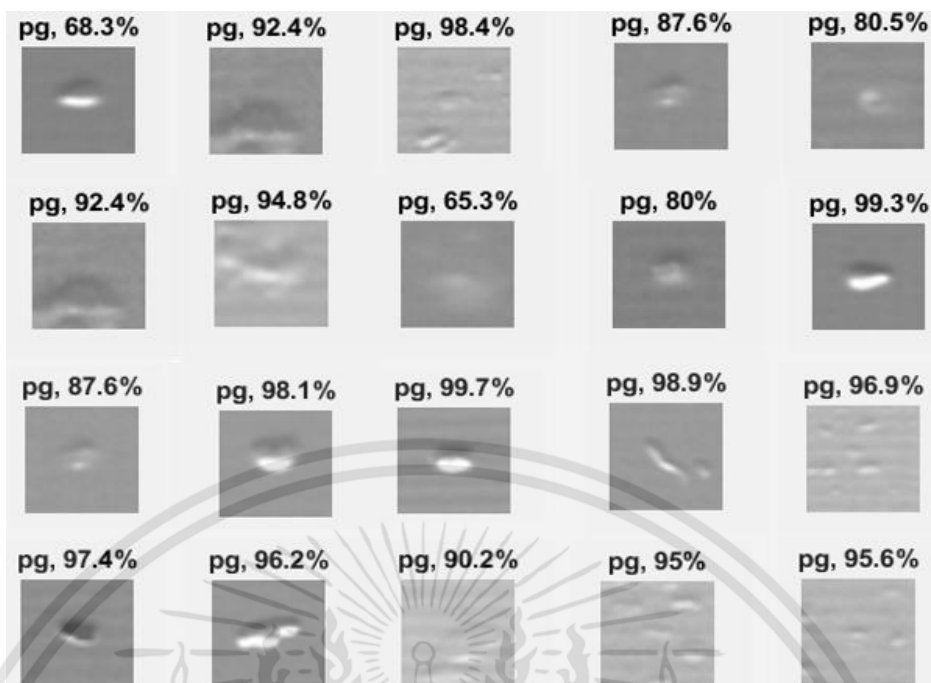
รูปที่ 4.8 แผนภูมิแท่งเปรียบเทียบค่าความแม่นยำรวมระหว่าง 2 วิธี

รูปที่ 4.9 เป็นรูปตัวอย่างจาก 300 รูป โดยมีรูปของแต่ละประเภทที่ผ่านการตรวจซ้ำด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน

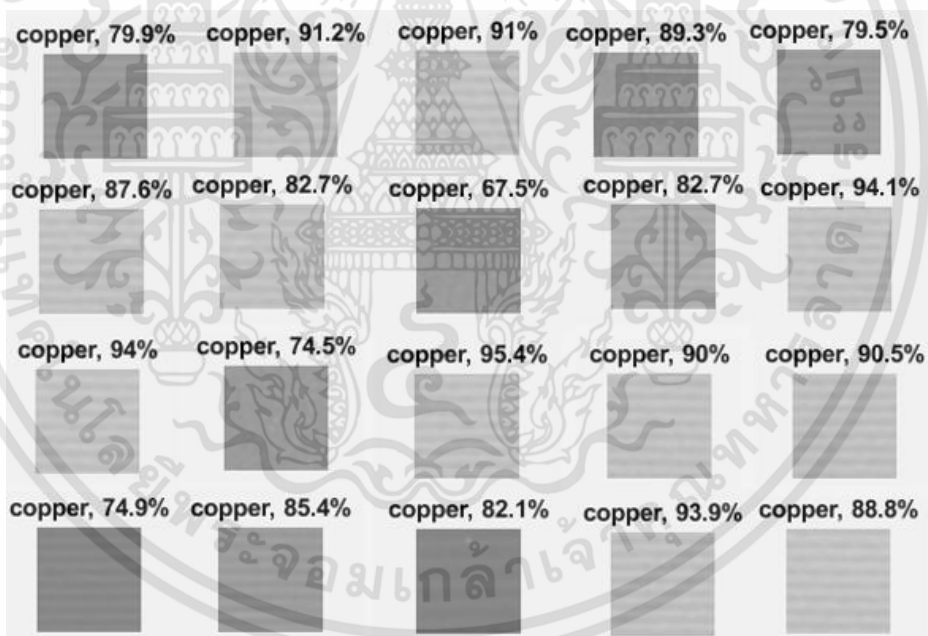


(ก)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



(ข)



(ค)

รูปที่ 4.9 (ก) ตำหนิแบบรอยขีดข่วน (ข) ตำหนิแบบหลุม (ค) แผ่นทองแดงที่มีความโค้งงอ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

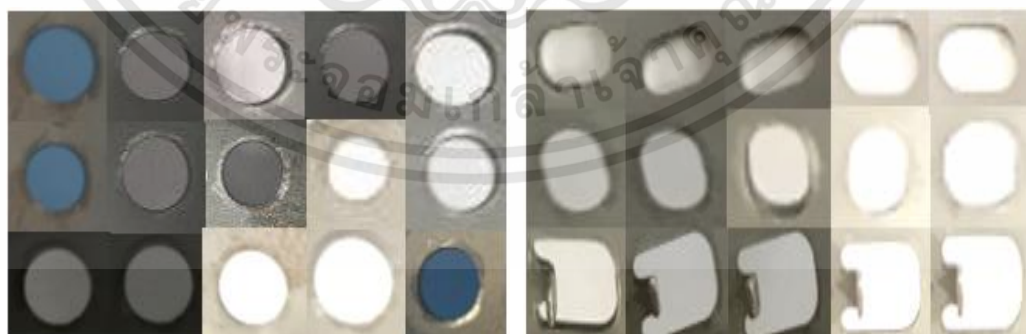
4.6 การทดลองตรวจสอบรูบนชิ้นงาน

เพื่อทดสอบสมรรถนะของโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันที่สร้างขึ้นว่ามีความสามารถในการจำแนกหรือตรวจสอบประเภทของรูปภาพลักษณะอื่นอีกหรือไม่ ผู้ทดลองได้ทำการนำชิ้นส่วนโลหะที่ขึ้นรูปมาเป็นตัววัดผลความสามารถของโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน โดยทำการให้แสงในมุมและความเข้มที่ต่างกัน และปรับระยะของกล้องที่ถ่ายกับวัตถุโดยเปลี่ยนตำแหน่งใหม่จนได้ภาพลักษณะที่ต่างกันดังรูปที่ 4.10



รูปที่ 4.10 ลักษณะของชิ้นงานโลหะขึ้นรูปแต่ละความเข้มของแสง

จากนั้นทำการถ่ายภาพเพื่อเก็บใช้ในชุดฝึกสอน และทำการกำหนดจุดสนใจเพื่อคัดแยกรูวงกลมที่ต้องการตรวจสอบ โดยมีจำนวน 2,000 ภาพ และรูประเภทอื่นๆอีก 2,000 ภาพ ดังรูปที่ 4.11



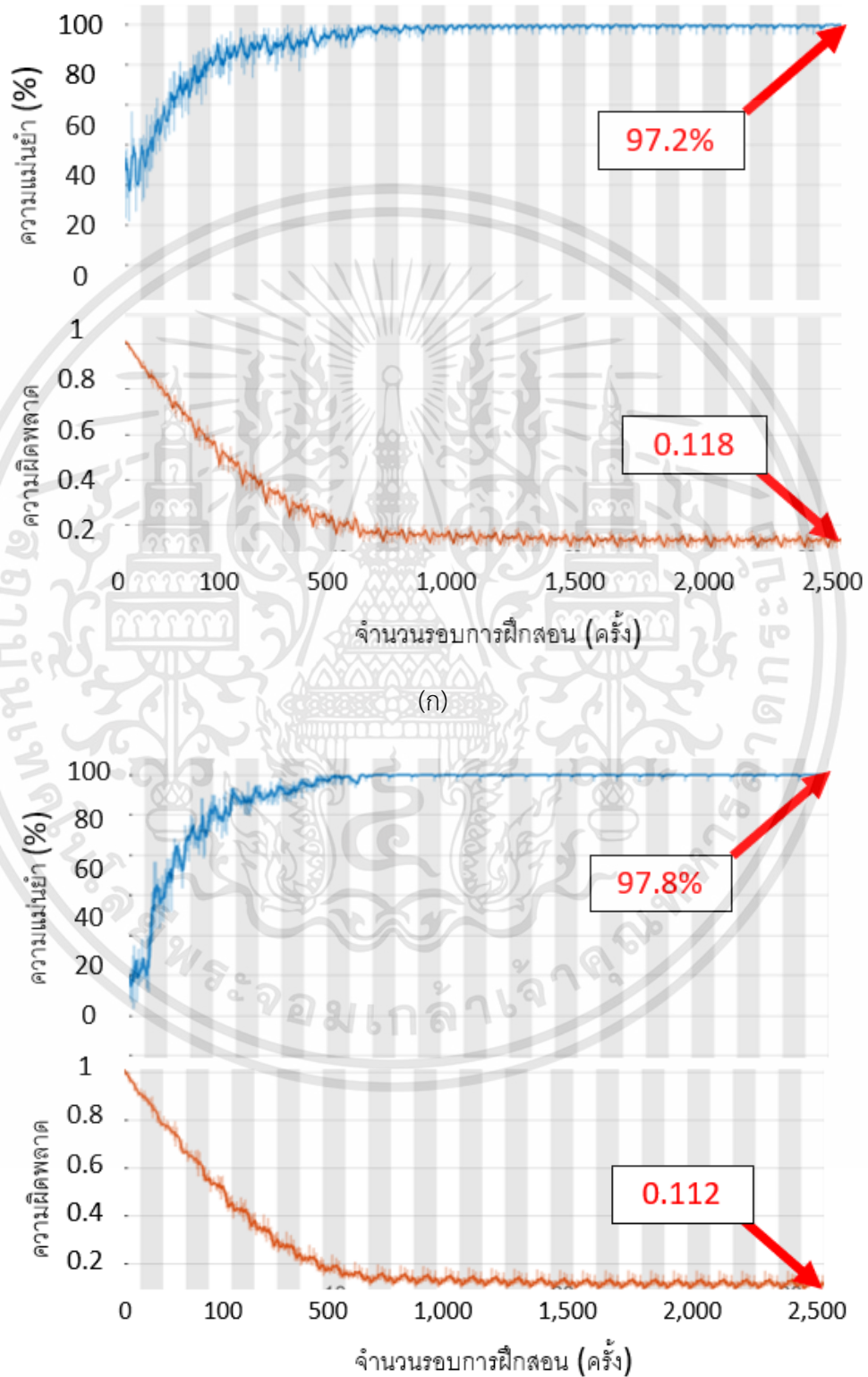
(ก)

(ข)

รูปที่ 4.11 (ก) รูปของรูวงกลมที่ต้องการตรวจสอบ (ข) รูประเภทอื่นๆ

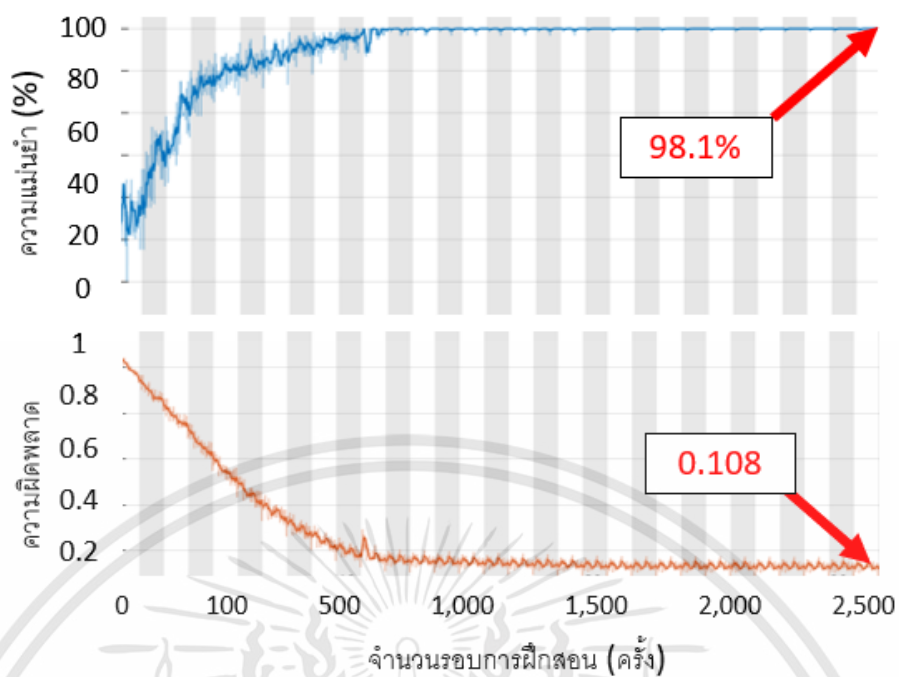
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ขั้นตอนต่อไปทำการฝึกสอนด้วยค่าพารามิเตอร์ของการทดลองที่ 4.2 โดยทำการทดลองทั้งหมด 5 ครั้ง จะได้กราฟของความผิดพลาดและความแม่นยำดังรูปที่ 4.12(ก)-(จ) และผลในตารางที่ 4.15

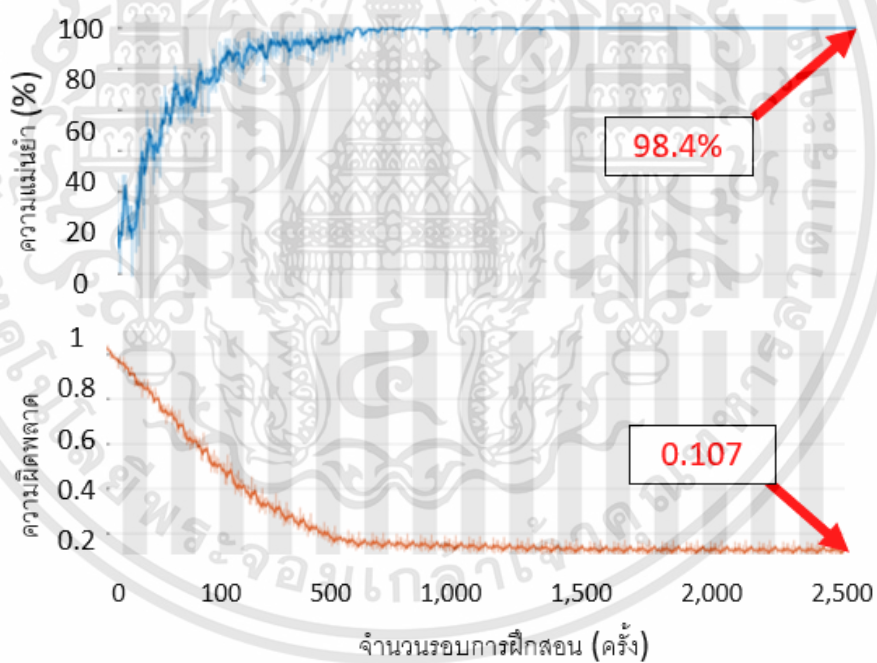


(ข)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

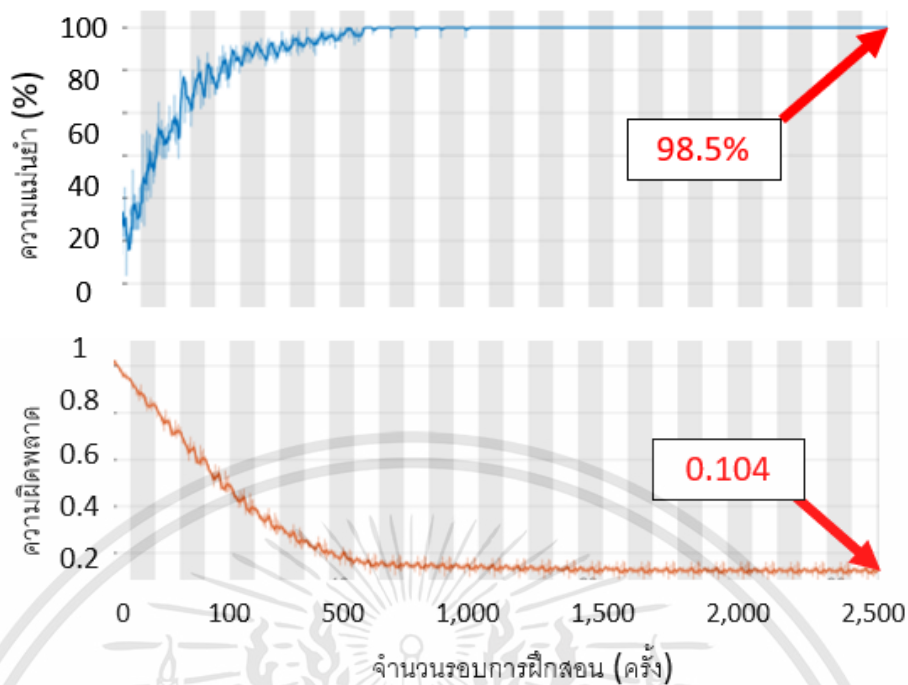


(ค)



(ง)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



(จ)

รูปที่ 4.12 (ก) กราฟผลการทดลองครั้งที่ 1 (ข) กราฟผลการทดลองครั้งที่ 2 (ค) กราฟผลการทดลองครั้งที่ 3 (ง) กราฟผลการทดลองครั้งที่ 4 (จ) กราฟผลการทดลองครั้งที่ 5

ตารางที่ 4.15 ค่าความแม่นยำ และค่าความผิดพลาดของการทดลองที่ 4.6

ครั้งที่	ค่าความแม่นยำ	ค่าความผิดพลาด
1	97.2%	0.118
2	97.8%	0.112
3	98.1%	0.108
4	98.4%	0.107
5	98.5%	0.104

หลังจากนั้นจะลองนำไปจำแนกรูปบนชิ้นงานที่ทำการตรวจสอบจากการประมวลผลขั้นต้น ซึ่งจะแยกออกมาเป็น 2 ประเภท คือ ภาพรูวงกลม และภาพรูประเภทอื่นๆ โดยมีภาพทั้งหมดชุดละ 100 ภาพรวมทั้งหมด 200 ภาพ และผลที่ได้จะแสดงในตารางที่ 4.16

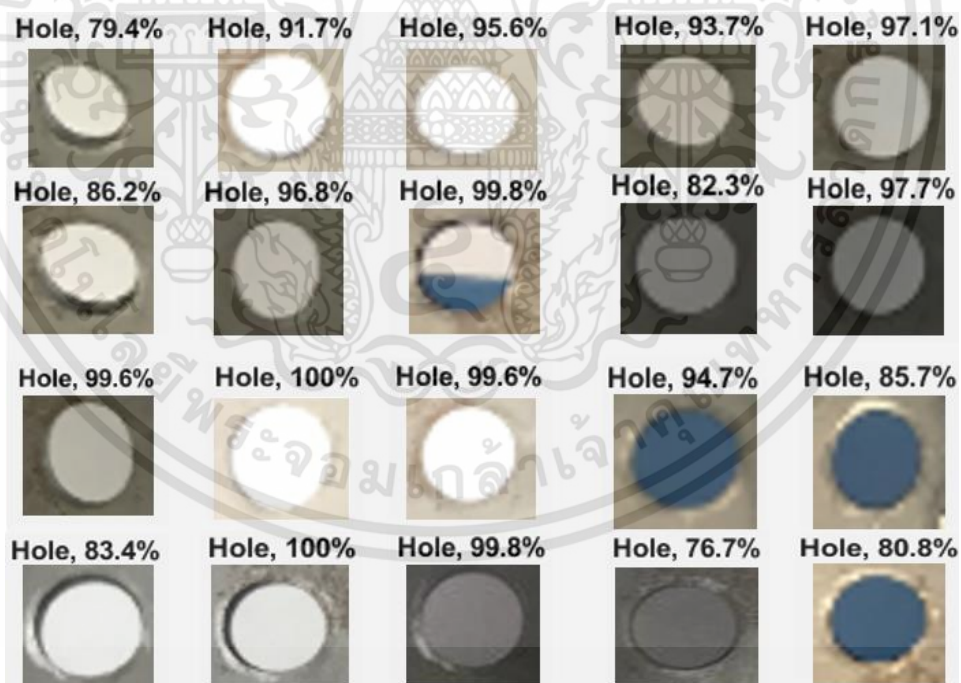
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.16 ค่าความแม่นยำของการทดสอบโมเดลจากการทดลองที่ 4.6

ชนิดของรูปภาพ	จำนวนที่ตรวจ	ภาพที่ตรวจถูก	ภาพที่ตรวจผิด	ความแม่นยำ
รูวงกลม	100	92	8	92%
รูประเภทอื่นๆ	100	88	12	88%
รวม	200	180	20	90.00%

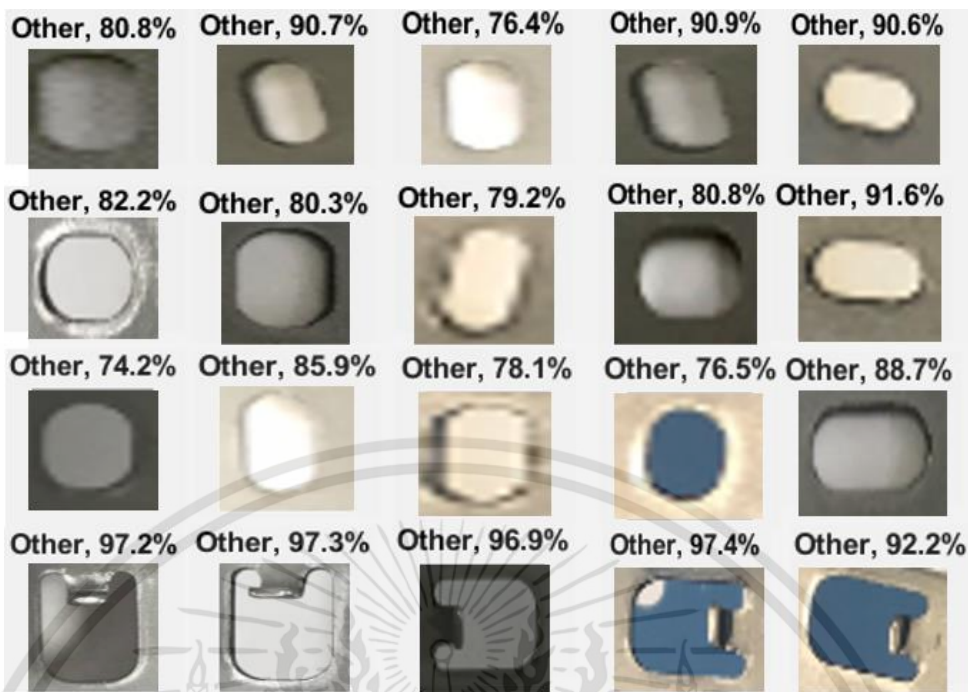
ผลปรากฏว่าโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันที่สร้างขึ้นสามารถจำแนกประเภทของรูปที่ถ่ายจากชิ้นงานได้อย่างดีเยี่ยม โดยในรูปรูวงกลมที่มีความสว่างของไฟที่ต่างกันทั้งหมด 100 รูป สามารถจำแนกได้ถูกต้องถึง 92 รูป และ รูประเภทอื่นๆที่ไม่จำเป็นสำหรับการตรวจสอบทั้งหมด 100 รูป สามารถจำแนกได้ถูกต้องถึง 88 รูป

รูปที่ 4.13 เป็นรูปตัวอย่างจาก 200 รูป โดยมีรูปแต่ละประเภทที่ผ่านการตรวจซ้ำด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน



(ก)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



(ข)

รูปที่ 4.13 (ก) รูวงกลม (ข) รูปประเภอื่น ๆ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สรุปผลการทดลอง ข้อเสนอแนะ และแนวทางการพัฒนา

งานวิจัยและวิทยานิพนธ์เล่มนี้ได้ทำการศึกษาและทดลองเกี่ยวกับการออกแบบและพัฒนา ระบบตรวจจับรอยตำหนิบนแผ่นทองแดงลามิเนต โดยมีเป้าหมายคือสร้างระบบทดลองเบื้องต้น สำหรับศึกษาความเป็นไปได้ของการติดตั้งระบบและใช้งานจริงบนกระบวนการตรวจสอบของ ภาคอุตสาหกรรม โดยไม่จำเป็นต้องมีผู้เชี่ยวชาญในการตรวจคัดพื้นผิวของแผ่นทองแดง ซึ่งจากการ ทดลองศึกษาพบว่าชุดตรวจสอบที่ติดตั้งบนกระบวนการตรวจคัดแผ่นทองแดงสามารถเก็บภาพของ รอยตำหนิขนาดเล็กที่สุดที่มีขนาด 125 ไมครอน ไปจนถึงรอยตำหนิที่มีขนาดใหญ่ได้อย่างถูกต้อง แม่นยำส่งผลให้สามารถนำภาพไปใช้ในขั้นตอนการประมวลผลทางภาพเบื้องต้น และการประมวลผล ทางภาพขั้นสูงได้อย่างมีประสิทธิภาพ

ในส่วนของโปรแกรมการตรวจจับได้แบ่งออกเป็น 2 ขั้นตอน คือ การประมวลผลภาพ เบื้องต้น และ การจำแนกประเภทของรูปภาพด้วยการประมวลผลขั้นสูง โดยการประมวลผลภาพ เบื้องต้น มีกระบวนการตั้งแต่ การปรับปรุงคุณภาพด้วยการกรองสัญญาณรบกวนจากตัวกรองแบบ เกาส์ (Gaussian's Filter) การตรวจจับขอบของรูปภาพด้วยตัวกรองแบบโซเบล (Sobel's Filter) การแปลงภาพเป็นภาพสองระดับ (Threshold segmentation) การปรับปรุงคุณภาพของภาพสอง ระดับ (Binary morphology) การวิเคราะห์อนุภาค (Particle analysis) และการสร้างกรอบจุดสนใจ (Region of interest) จากกระบวนการที่กล่าวมาข้างต้น สามารถตรวจคัดภาพที่เกิดตำหนิบนแผ่น ทองแดงลามิเนตได้อย่างครบถ้วน แต่ยังไม่ถูกต้องสมบูรณ์เนื่องมาจากปัญหาความโค้งงอของแผ่น ทองแดงส่งผลให้ภาพที่ตรวจคัดมาได้มีมากเกินความจริง (False positive) ส่งผลให้มีการพัฒนาใน ส่วนของการจำแนกประเภทของรูปภาพด้วยการประมวลผลขั้นสูง

การประมวลผลขั้นสูงที่ผู้วิจัยเลือกใช้เพื่อการคัดแยกประเภทของรูปภาพ คือ การใช้โครงข่าย ประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน (Convolution Neural Network) ในการแยกประเภท โดยข้อดีของ วิธีการนี้คือตัวโมเดลที่สร้างขึ้นสามารถแก้ไขและคัดแยกคุณลักษณะ (Feature extraction) จากภาพ ที่ใช้ฝึกสอน (Training set) ได้ ซึ่งเป็นการลดความผิดพลาดในการเลือกและเขียนโปรแกรมใน ส่วนของการคัดแยกคุณสมบัติสำหรับทำการแยกประเภทโดยผู้ใช้ เนื่องจากคุณสมบัติบางประเภทไม่ สามารถตีความออกมาได้ ดังนั้นโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันจึงมีความเหมาะสมกับงาน ประเภทนี้ เพราะความสามารถของโครงข่ายประสาทเทียมจะแบ่งการทำงานออกเป็น 2 ส่วนคือ ส่วน คัดแยกคุณลักษณะที่สามารถปรับเปลี่ยนได้โดยมีตัวกรองที่สามารถเปลี่ยนค่าน้ำหนักภายในได้เมื่อมี

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ความผิดพลาด (Loss) เกิดขึ้นจากการเรียนรู้ (Training) และส่วนที่ใช้สร้างขอบเขตหรือการตัดสินใจที่ซับซ้อนซึ่งนำมารองรับกับชุดของการคัดแยกคุณลักษณะ โดยค่าความผิดพลาดจากการจำแนกประเภทจะถูกแทนด้วยสมการ (Softmax-Cross entropy Loss) ซึ่งสามารถแบ่งการตัดสินใจออกเป็นความน่าจะเป็นสำหรับการคัดแยกได้ ด้วยเหตุนี้ค่าความผิดพลาดจะถูกนำไปคำนวณย้อนกลับ (Back propagation) เพื่อแก้ไขค่าน้ำหนักในตัวกรองด้วยวิธีการปรับตามการถดถอยของความลาดชันเกรเดียนต์ (Gradient descent) ทำให้ตัวกรองที่ใช้คัดแยกคุณลักษณะสามารถปรับเปลี่ยนตามชุดฝึกสอน และส่งผลให้จำแนกประเภทของภาพที่ป้อนเข้ามาได้อย่างมีความแม่นยำ

นอกจากนี้ในส่วนของการสร้างโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันและการกำหนดตัวพารามิเตอร์ต่างๆ สามารถใช้เทคนิคการหาค่าเหมาะสมสูงสุดแบบฝูงอนุภาค (Particle swarm optimization) มาช่วยในการตัดสินใจโดยใช้ค่าฟิตเนตเป็นความแม่นยำของโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันที่สร้างขึ้นแล้วทำการวนซ้ำจนกว่าจะได้ค่าความแม่นยำที่มากที่สุด ส่งผลให้สามารถกำหนดพารามิเตอร์อย่างละเอียดได้ดีกว่าการกำหนดคร่าวๆโดยผู้ทดลอง

5.1 สรุปผลการทดลอง

การออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันสำหรับการคัดแยกประเภทรูปภาพสามชนิด คือ รอยตำหนิประเภทรอยขีดข่วน รอยตำหนิประเภทหลุม และแผ่นทองแดงที่สะท้อนแสงเกินค่าเทรชโวลที่ต้งไว้ ได้ทำการทดสอบด้วยผลจากชุดของรูปภาพที่ แบ่งออกเป็น 2 ชุด คือ ชุดฝึกสอน และ ชุดทดสอบ หลังจากนั้นจึงทำการนำไปจำแนกรูปภาพที่เตรียมไว้ 3 ประเภท ประเภทละ 100 รูป เพื่อทดสอบการใช้งานจริง โดยเปรียบเทียบกับผลการคัดแยกด้วยวิธีการหาเพื่อนบ้านที่ใกล้เคียงแล้วนำไปทดลองกับชุดรูปภาพประเภทอื่นคือ การจำแนกภาพรูของชิ้นส่วนโลหะและรูปภาพอื่นบนชิ้นงานเพื่อทดสอบสมรรถนะของโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันอีกด้วย

จากผลการทดลองในส่วนของการออกแบบเลเยอร์และพารามิเตอร์นั้น การทดลองที่ 4.1 ได้ทำการทดลองเบื้องต้นโดยผู้ทดลองได้กำหนดขอบเขตของพารามิเตอร์ อ้างอิงจากค่าความแม่นยำและความถูกต้องของโครงข่ายประสาทเทียมที่สร้างขึ้น หลังจากนั้นในการทดลองที่ 4.2 ผู้ทดลองได้ใช้ขอบเขตของค่าพารามิเตอร์ทั้งหมด 7 ค่าที่กำหนดขึ้นในการทดลองที่ 4.1 มาเป็นขอบเขตของค่าอนุภาคในการทดลองที่ 4.2 และให้ฟิตเนตฟังก์ชันเป็นค่าความแม่นยำของการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน ผลที่ได้คือเมื่อทดสอบไปครบ 20 รอบ ค่าฟิตเนตฟังก์ชันไม่มีการเปลี่ยนแปลง โดยเป็นค่ามากที่สุดอยู่ที่ 0.986535 หลังจากนั้นผู้ทดลองได้นำค่าพารามิเตอร์ดังกล่าว

ทดสอบซ้ำกับชุดฝึกสอนและชุดทดสอบเดิมทั้งหมด 5 ครั้ง พบว่ามีความใกล้เคียงกัน และค่าความแม่นยำมากที่สุดอยู่ที่ 98.8% และค่าความผิดพลาดที่ 0.102

หลังจากเลือกโมเดลที่เหมาะสมได้แล้วนำไปทดลองโดยการนำไปจำแนกรูปภาพที่เตรียมไว้ 3 ประเภท ประเภทละ 100 รูป เพื่อทดสอบการใช้งานจริงและทำการทดลองเทียบกับวิธีการหาเพื่อนบ้านที่ใกล้เคียง โดยผลที่ได้จากการทดลองด้วยโมเดลที่ 4.2 มีความแม่นยำถึง 91.33% แต่วิธีการหาเพื่อนบ้านที่ใกล้เคียง มีความแม่นยำเพียง 85.00%

นอกจากนี้ในการทดลองที่ 4.6 ผู้วิจัยได้ทำการทดลองจำแนกรูปภาพของรูวงกลม และรูปประเภทอื่นบนชิ้นงานโลหะขึ้นรูปด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันที่สร้างขึ้น โดยการนำไปฝึกสอนจากชุดฝึกสอนแล้วทดสอบด้วยรูปทั้งหมดประเภทละ 100 รูป ผลที่ได้คือโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันสามารถจำแนกรูวงกลมได้อย่างถูกต้อง และมีความแม่นยำถึง 90.00% ซึ่งใกล้เคียงกับการทดลองที่ 4.4 จึงสามารถบอกได้ว่าวิธีการใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน ที่สร้างขึ้นจากการเลือกค่าพารามิเตอร์ด้วยวิธีหาค่าสูงสุดแบบอนุภาค มีความเหมาะสมในการนำไปใช้คัดแยกประเภทกับรูปภาพที่ไม่สามารถคัดแยกคุณลักษณะโดยการเลือกและเขียนคำสั่งออกมาได้ ทำให้สามารถลดความผิดพลาดและความยุ่งยากจากการติดตั้งอุปกรณ์ในการสร้างข้อจำกัดของการเก็บภาพซึ่งมีความยากหากต้องการให้ภาพที่ถ่ายมีความเหมือนหรือใกล้เคียงกันทุกครั้ง และยังสามารถแก้ปัญหาการตรวจผิดที่มีเกินความเป็นจริง (Over reject) จากแผ่นทองแดงที่โค้งงอผิดลักษณะได้อีกด้วย

5.2 ข้อเสนอแนะและข้อควรระวัง

1. ในการออกแบบระบบการถ่ายภาพ หากสามารถเพิ่มกล้องไลน์สแกนที่สามารถเก็บภาพในปริภูมิสี่หรือสามารถติดตั้งกล้องและไฟที่มุมต่างกันเพื่อเพิ่มชุดข้อมูลสำหรับออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมที่สามารถจำแนกประเภทได้ละเอียดขึ้นกว่าเดิม
2. ผู้พัฒนาและใช้งานโครงข่ายประสาทเทียมควรคำนึงเสมอว่าคำตอบที่ได้จากโมเดลนั้นไม่ใช่คำตอบประเภทถูกหรือผิด ใช่หรือไม่ใช่ แต่เป็นคำตอบที่ถูกเปลี่ยนเป็นค่าความน่าจะเป็นส่งผลให้มีความยืดหยุ่นในการทำงาน ในทางกลับกันงานบางประเภทไม่สามารถให้คำตอบเป็นการทำนายหรือค่าความน่าจะเป็นได้
4. ในส่วนของการฝึกสอน หากมีชุดข้อมูลสำหรับการฝึกสอนที่มากขึ้นหรือละเอียดขึ้น อาจส่งผลให้ใช้เวลาฝึกสอนนาน เพราะฉะนั้นอาจจะมีการปรับเปลี่ยนหรือเพิ่มโครงสร้างบางอย่าง และกำหนดพารามิเตอร์หรือกระบวนการเรียนรู้ด้วยวิธีอื่นเพื่อให้สอดคล้องกับชุดข้อมูลที่เพิ่มขึ้นได้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

5. ชุดฝึกสอนในการใช้กับโครงข่ายประสาทเทียมมีข้อควรระวังในการจัดชุดข้อมูลที่ถูกต้องและแม่นยำ ไม่เช่นนั้นแล้วหากมีการจัดชุดข้อมูลที่ไม่ถูกต้องจะไม่สามารถฝึกสอนให้โครงข่ายประสาทเทียมทำงานได้อย่างถูกต้อง และชุดโครงข่ายประสาทเทียมที่ออกแบบเฉพาะเพื่อให้ทำงานได้ในบาง

5.3 แนวทางการพัฒนา

จากการทดลองพบว่าความผิดพลาดที่เกิดขึ้นจากการจำแนกประเภทของรูปภาพในการทดสอบที่ 4.4 ส่วนใหญ่เกิดขึ้นมาจากภาพที่ใช้ทดสอบมีความกำกวมทำให้ค่าความแม่นยำสำหรับจำแนกภาพนั้นมีค่าต่ำ เนื่องมาจากไม่มีภาพลักษณะนี้อยู่ในส่วนของชุดฝึกมากพอที่จะให้โมเดลเรียนรู้การตัดแยกของภาพดังกล่าวส่งผลให้เกิดความผิดพลาดในการแยกประเภท ดังนั้นหากสามารถเพิ่มจำนวนตัวอย่างการฝึกสอน ก็จะสามารถลดความผิดพลาดได้ แต่ในทางกลับกันก็จะเพิ่มระยะเวลาในการฝึกสอนด้วย เพราะฉะนั้นในงานวิจัยภายภาคหน้า หากผู้วิจัยสามารถปรับปรุงชุดภาพที่ใช้ฝึกสอนหรือชุดภาพสำหรับทดสอบ โดยเพิ่มความกำกวมจากการใส่ภาพที่มีวัตถุที่ต้องการจำแนกหลายสิ่งลงไปเพื่อที่จะให้ตัวโมเดลคำนวณความน่าจะเป็นเทียบกับพื้นที่ของภาพก็จะสามารถลดความผิดพลาดพร้อมทั้งทำการตรวจจับวัตถุบางอย่างในภาพขนาดใหญ่ขึ้นได้ด้วย นอกจากนี้เลเยอร์หรือชั้นของโครงข่ายประสาท สามารถปรับเปลี่ยนการวางตัวหรือเพิ่มการตัดสินใจบางอย่างลงไป ก็จะสามารถเพิ่มสมรรถนะของโมเดลได้อีกด้วย

เอกสารอ้างอิง

- [1] เว็บไซต์: <http://joyofmusic.info/wp-content/uploads/2017/12/we-also-one-of-the-leading-copper-sheets-dealer-in-these-sheet-used-for-temple-brass-metal-gauge-thickness-chart.jpg>
- [2] เว็บไซต์: <https://www.indiamart.com/proddetail/printed-circuit-boards-4261331033.html>
- [3] เว็บไซต์: http://www.pinsdaddy.com/solder-defects-void_ESn4v5OTaVCyUGmBxGETfKOtHEsz7r2XkyFh2HjjZfK/
- [4] Pernkopf, F., & O’Leary, P. “Image acquisition techniques for automatic visual inspection of metallic surfaces.” NDT and E International., vol.36(8), pp. 609–617, 2003.
- [5] Zhang, X., Liang, R., Ding, Y., Chen, J., Duan, D., & Zong, G. “The system of copper strips surface defects inspection based on intelligent fusion.” IEEE international conference on automation and logistics. ICAL., pp. 476–480, 2008
- [6] Abuazza, A., Brabazon, D., & El-Baradie, M. “Analysis of surface defects using a novel developed fiber-optics laser scanning system.” Journal of Materials Processing Technology, vol.143, pp. 875–879, 2003.
- [7] Abuazza, A., Brabazon, D., & El-Baradie, M. “Multi-beam fibre-optic laser scanning system for surface defect recognition.” Journal of Materials Processing Technology, vol.155, pp. 2065–2070, 2004.
- [8] Kerchel, S., Kisner, R., Klein, M., Bacher, G., & Pouet, B. “In-process detection of weld defects using laser-based ultrasound. Environment Sensors II.” In Proceedings of SPIE., vol. 3852, 1999.
- [9] Boerner, H., & Strecker, H. “Automated x-ray inspection of aluminum castings.” IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol.10(1), pp 79–91., 1988

- [10] Mery, D., & Filbert, D. “Automated flaw detection in aluminum castings based on the tracking of potential defects in a radioscopic image sequence.” IEEE Transactions on Robotics and Automation, vol.18(6), pp 890–901., 2002.
- [11] Naso, D. B. T., & Pantaleo,. “A fuzzy-logic based optical sensor for online weld defect-detection.” IEEE Transactions on Industrial Informatics, vol.1, pp 259–273., 2005.
- [12] Piironen, T., Silven, O., Pietikainen, M., Laitinen, T., & Strommer E. “An automated visual inspection system for rolled metal surfaces.” In Proceedings of vision’ 89 conference, pp. 615–623., 1989
- [13] Piironen, T., Silven, O., Pietikainen, M., Laitinen, T., & Strommer, E. “Automated visual inspection of rolled metal surfaces.” Machine Vision and Applications, vol.3(4), pp. 247–254., 1990
- [14] J. L. Raheja, S. Kumar, and A. Chaudhary, “Fabric defect detection based on glcm and gabor filter: A comparison,” Optik – International Journal for Light and Electron Optics, vol.124, no. 23, pp. 6469 –6474, 2013.
- [15] Z. Xue-wu, D. Yan-qiong, L. Yan-yun, S. Ai-ye, and L. Rui-yu, “A vision inspection system for the surface defects of strongly reflected metal based on multi-class svm,” Expert Systems with Applications, vol. 38, no. 5, pp. 5930 – 5939, 2011.
- [16] D. Yapi, M. Mejri, M. S. Allili, and N. Baaziz, “A learning-based approach for automatic defect detection in textile images,” IFAC Papers Online, vol. 48, no. 3, pp. 2423 – 2428, 2015,
- [17] Kang, G.-W., & Liu, H.-B..“Surface defects inspection of cold rolled strips based on neural network.” In Proceedings of 2005 international conference on machine learning and cybernetics., vol. 8, pp. 5034–5037., 2005.

- [18] R. B. Girshick, J. Donahue, T. Darrell, and J. Malik, "Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation," CoRR, vol. abs/1311.2524, 2013.
- [19] D. Soukup and R. Huber-Mörk, "Convolutional neural networks for steel surface defect detection from photometric stereo images," in Advances in Visual Computing, Springer International Publishing, vol.8887, pp. 668–677.2014
- [20] J. Masci, U. Meier, D. Ciresan, J. Schmidhuber, and G. Fricout, "Steel defect classification with max-pooling convolutional neural networks," in The 2012 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN),. pp. 1–6., 2012.
- [21] Wang, Y. Sun, B. Xue and M. Zhang, "Evolving Deep Convolutional Neural Networks by Variable-Length Particle Swarm Optimization for Image Classification," 2018 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC), Rio de Janeiro, 2018, pp. 1-8.
- [22] เว็บไซต์: http://www.avicon.pl/sites/default/files/slideshow_beat.png
- [23] เว็บไซต์: <http://www.binasanat.com/post-28/>
- [24] เว็บไซต์: https://www.sourcesecurity.com/datasheets/basler-rul1024-57gm-ip-camera/co-3637-ga/runner_8_1101_web.pdf
- [25] เว็บไซต์: <https://www.ptgrey.com/Content/Images/uploaded/TAN-Images/TAN35/image009.png>
- [26] เว็บไซต์: <http://greenworldsolutions.eu/home/wp-content/uploads/strutturaled.jpg>
- [27] เว็บไซต์: <https://i1.wp.com/jeanvitor.com/wp-content/uploads/2017/07/6zX2c.png?w=364&ssl=1>
- [28] เว็บไซต์: https://developer.nvidia.com/sites/default/files/pictures/2018/convolutional_neural_network.png
- [29] เว็บไซต์: https://www.superdatascience.com/wp-content/uploads/2018/08/CNN_Step4_Img1.png

- [30] เว็บไซต์: http://cs231n.github.io/assets/nn1/neuron_model.jpeg
- [31] เว็บไซต์: http://cs231n.github.io/assets/nn1/neural_net2.jpeg
- [32] เว็บไซต์: <https://thigiacmaytinh.com/wp-content/uploads/2018/05/kernel-300x206.png>
- [33] เว็บไซต์: <http://cs231n.github.io/assets/cnn/maxpool.jpeg>
- [34] เว็บไซต์: https://encrypted-tbn0.gstatic.com/images?q=tbn:ANd9GcSy5wEcTlMQfFGjO2v_gURmWfh7vxfrq_aS07VaAlqbGz-1iP_x
- [35] เว็บไซต์: <https://www.mathworks.com/videos/introduction-to-deep-learning-what-are-convolutional-neural-networks--1489512765771.html>



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



iceast 2018

The 4th International Conference on Engineering,
Applied Sciences and Technology



"Exploring Innovative Solutions
for Smart Society"

Swissôtel Resort Phuket Patong Beach
Phuket, Thailand

July 4-7, 2018

iceast2018@kmitl.ac.th

www.iceast.org



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ทางการค้า



ไม่อนุญาตให้นำไปใช้เพื่อวัตถุประสงค์ทางการค้า และต้องแจ้งเจ้าของลิขสิทธิ์ทุกครั้งที่ได้รับอนุญาต

A Convolutional Neural Network for Segmentation of Background Texture and Defect on Copper Clad Lamination Surface

Harn Sison, Poom Konghuayrob, Somyot Kaitwanidvilai
Faculty of Engineering, King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang
Bangkok 10520, Thailand
harn.sison@gmail.com

Abstract—This research interprets the design and test process of copper clad lamination surface defects detection. The system was included four following stages: image acquisition, image pre-processing and segmentation, convolutional neural network design and image classification. Image processing method and pattern recognition algorithm are utilized in the system. First, the author applies the smoothing filters to eliminate noise from the images and segmenting a defect from background texture. Then, the convolutional neural network architecture is created to learn local feature of defect and background texture. Finally, defect and background images from segmentation step are collected and fed into a convolutional neural network to train and perform the classification task. The classification results demonstrate that the proposed method can re-checked false positive detect from the conventional Sobel edge detection, Hence the accuracy was increased from 78.1% to 98.2%.

Index Terms—Image processing, Convolutional neural network, Surface defect detect, Copper clad lamination

I. INTRODUCTION

In present, copper sheet has been widely used as a raw material in an electronics industry, in other words quality of the sheet directly affects to efficiency of the final product. In Thailand, copper clad lamination industries still use a human to classify and analysis a copper, Therefore the human brain have an excellent defect classification. However, the physical performance such as tired and drowsy are cause an error during work hours. For this reason, it is necessary to develop a machine vision system that are easy to operate and high accurate for detect and classify them on the copper clad lamination manufacturing line.

In [1] a machine vision was described for an automated visual on-line metal strip inspection system which is based on morphological preprocessing and combined statistical and structural defect recognition. Then [2] represented a real-time visual inspection on copper strip system that used the moment invariants to pick the characters of typical defects which eigenvector is identified with the RBF neural networks. However, in Copper Clad Lamination production line, the copper sheet size is huge 1.5meter in height and width, while a smallest defect size is 1.25×10^{-4} meter. Therefore, the

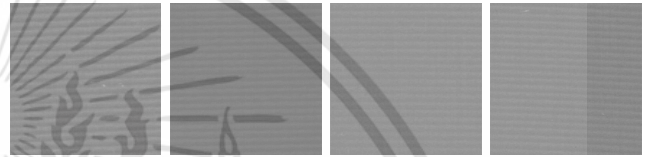


Fig. 1. Background texture of copper.

method is required a high-resolution image and proper image processing technique to extract a defect from background.

More importantly, image segmentation is an important step. [3] binary threshold segmentation method was implemented. In order to search the border of the intensity ranges of defects and background by analyzing the histogram between the background and defective regions. As well as [4] the Otsu method is improved by the weighted object variance (WOV) for segmented a defect from background.

Furthermore, the copper sheet has background texture like a textile because of textile layer in the copper sheet. For textural analysis [5] a Gabors filter and GLCM are used for defect detect in textile and it has a high accuracy result. Likewise, [6] the defects on metal sheet was detected and extracted feature by the Gabors filter. Also [7] a SVM classification with feature extract from wavelet and spectral domain is able to classify the 7-difference class defect. Moreover [8] use a multi-scale contourlet image to extract a significant feature Bayes classifier, a machine learning method to learn a feature of defect in textile images and can achieve the goal of classification and detection.

However, [3], [4], [5], [6], [7] cannot perform in the large area of image. Due to, non-uniformed lighting and difference texture characteristic caused by bended copper sheet in “Fig. 1”.Therefore, the feature selection by human were not covered the uncertainty of texture feature.

Considering, the [9] research, convolutional neural network is use for object detection task from a many of difference rich feature object. Due to convolutional layers in convolutional neural network can extract the local feature and adapt the filter weight by the neural network learning phase. Moreover, [10]

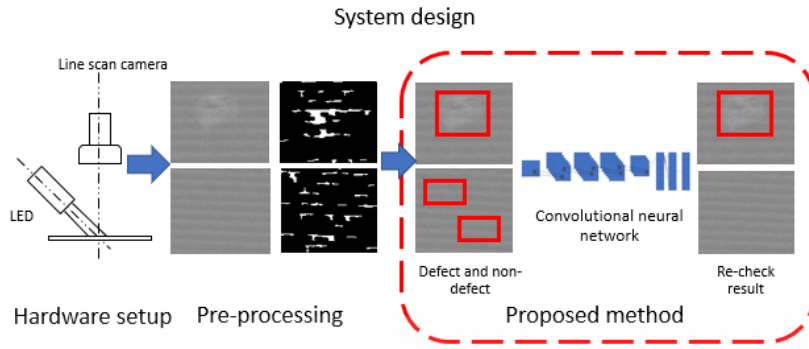


Fig. 2. Proposed concept.

+1	0	-1
+2	0	-2
+1	0	-1

(a)

+1	+2	+1
0	0	0
-1	-2	-1

(b)

Fig. 3. Filter masks (a) G_x (b) G_y .

used CNN for learn a local feature for defect classification of steel surface with photometric stereo image. In addition, [11] is use Max-Pooling CNN for the same task as use in steel defect classification.

In this paper, proposed method is focus on the two main steps. First, image segmentation by Sobel edge filter [12] and binary threshold for extract the region of interest. After segmented, the images are separate in two parts 1. the correct detected defect 2. the fault detected background. So, the second step is the step for re-check a false detection. By this step, well-trained CNN network by dataset of defect and background were used to classify the segmented image. As a result, accuracy of defect detection was increased.

II. PROPOSED CONCEPT AND DESIGN

The concept of proposed software was designed and composed of three major steps. Initial step is pre-process for smoothing and enhancing the image to reduce the noise. After that, the filters were applied to segment the image to extract the regions of interest. Hence, the non-uniform lighting from the bended copper sheet was prevented. At the second step, the Convolution neural network architecture has been designed and train using the defect and background dataset. Finally, the interested image was classified via the convolution neural network in terms of background copper and defect. The developed process of the system is shown in “Fig. 2”.

III. METHODOLOGY

A. Sobel edge detect filter

Sobel operation was selected as edge detection filter. Due to the best result in [13], The filter itself is contained with two masks, G_x and G_y for convolute an input images and give the output of edge detection in horizontal and vertical. The “Fig. 3” shows the masks of Sobel edge operation.

B. Convolutional neural network

Convolutional Neural Networks (CNN) are the neural networks consisted of 2 dimensions convolution layers, these layers are executed to extract local feature by each kernel in the hidden layers. The kernel of the layer is applied in a neural network in term of weight. After trained the network these kernels are changed appropriately to a given task. In additional, the weights in CNN are shared together in the same layer. As a result, the number of parameters are not grow as in multi-layer neural networks.

- Convolutional Layer: this layer performs a convolution filtered and computed a dot product between the input images X and a kernel filters W , by providing another set of image output H . Each hidden layer contains a set of filters N and filter size F . To proceed the convolution, filters can be moved with a stride S and add padding number P to the edge of the input images as shown in “(1)” below.

$$H = \sum_{N=0}^{F_x} \sum_{N=1}^{F_y} W * X \quad (1)$$

- Rectified Linear Unit (ReLU) layer: A ReLU layer is used for threshold operation to each pixel of the input, where choose only positive value and set the negative value to zero as equivalent to the “(2)” below.

$$f(x) = \max(0, x) \quad (2)$$

- Max Pooling Layer: this layer reduces the dimensions of the input image by dividing into square regions and select the maximum of each region to perform feature selection.
- Fully connected Layer: in this process, the input image, weight and bias are combined in 1D feature vector before performing the classification. Furthermore, the answer of the given problem is required to be 0 to 1 or as a probability by performing the 1D feature vector using Softmax and cross entropy function. Hence loss function is calculated as given “(3)”. While L_i is an error of loss function, s_{yi} is a score of predictable class, j is number of class in dataset and s_j is score of the other class.

$$L_i = -\log\left(\frac{e^{s_{yi}}}{\sum_j e^{s_j}}\right) \quad (3)$$

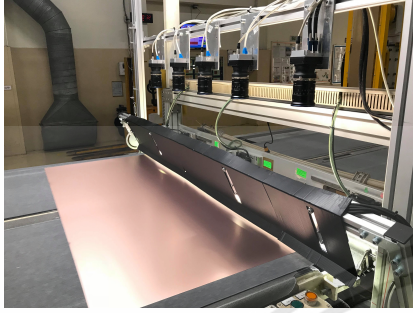


Fig. 4. An On-line multi-camera system for Copper Clad Lamination Defect Detection.

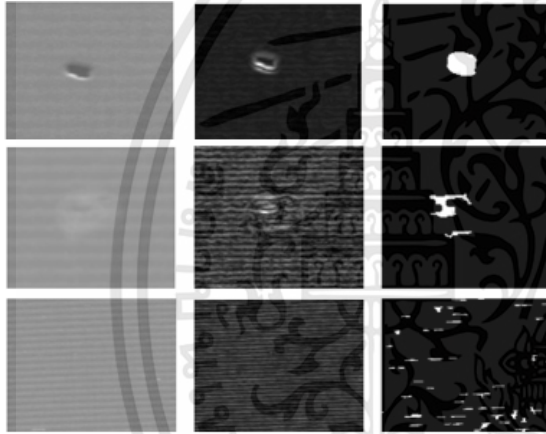


Fig. 5. Filter images and binary threshold images.

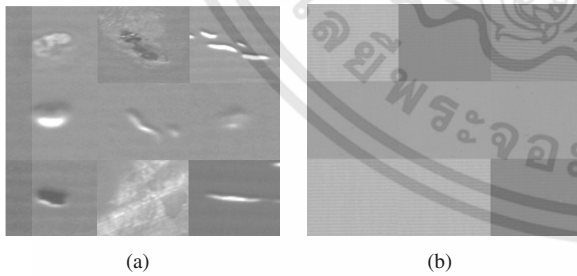


Fig. 6. (a) Defect class images. (b) Background class images.

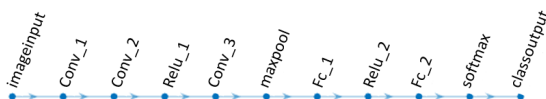


Fig. 7. Convolution neural network graph.

IV. EXPERIMENT AND RESULT

The inspection system shows in “Fig. 4” includes 5 Basler line scan camera raL8192-12gm, Intensity line light LED, and 3 Industrial desktop computers consist of intel(R) Core(TM) i7-7770 CPU @ 3.60GHZ 16GB RAM are applied on a conveyor belt, which size of copper sheet is 1.5-meter height and width and move speed is 0.8 meter per second.

In this section, the gray scale images was selected from one of five camera which is 8192x256 pixels with 8-bit gray scale and was used for a defect characteristic analyze. The process was divided in to three steps: 1 Preprocess and segmentation; 2 Design and train a CNN; 3 Re-check false detection.

A. Preprocessing and segmentation

Preprocessing is to enhance and remove noise from the image before performing an edge detection and binary thresholding for image segmentation. All the procedures were implemented following these step Gaussian smoothing, Sobel edge detect and Binary thresholding. “Fig. 5” shows the output images from this step.

B. Train the Convolutional neural network

After the segmentation, 4,600 obtained images were divided in to two classes 1. The defect class and 2. The background class. Furthermore, the images were separated into training data set and testing data set. Training set has 2,000 defect class images shown in “Fig. 6(a)” and 2,000 copper backgrounds class images shown in “Fig. 6(b)”. Similarly, test data set has 300 defect class images and 300 copper backgrounds class images.

In this paper, the proposed network was constructed as show in “Fig. 7”. The image input layer size is 32x32 pixel. Conv_1, Conv_2 and Conv_3 are same parameters, 32 filters, 5x5 size, 1 channel, stride 1, padding 2. Maxpool parameters are 3x3 size, stride 2.

C. Training result

In the training process, 4,000 images were used to train the neural networks. Hence, it has categorized two classes consist of 2,000 images per class. Likewise, 600 images were used for testing the networks. This image set contained two classes, each class consist of 300 images per class. Moreover, the training parameters have defined as Stochastic gradient decent with 0.9 momentum, initial learning rate is 0.001, learning rate update schedule by piecewise with drop factor 0.1, learning drop period 8, Epoch 100, Mini-batch size 128 and L2 regularization 0.04. Training and testing was performed 5-times with the datasets. Consequently, the results are shown as “Table. I” below, the highest accuracy was achieved at the 4th trained network and “Fig. 8” shows the training progress of the network.

D. Re-check false positive detect

After convolutional neural network was created, 100 images correctly detect and false detect from conventional edge detection and binary threshold segmentation are fed through the

networks for re-check the detected defect. “Fig. 9” is shown the re-check step of the segmented area. Hence, the accuracy of defect detect was shown in “Table. II” below and it was increased from 78.1% to 98.2%.

TABLE I
TRAINING RESULT

Training (Times)	Epoch (Times)	Iteration (Times)	Accuracy (%)
1	100	3000	91.3%
2	80	2400	94.7%
3	60	1800	96.2%
4	30	900	98.2%
5	30	900	97.4%

TABLE II
RE-CHECK RESULT

Number of images	Edge detection	CNN
100	78.1%	98.2%

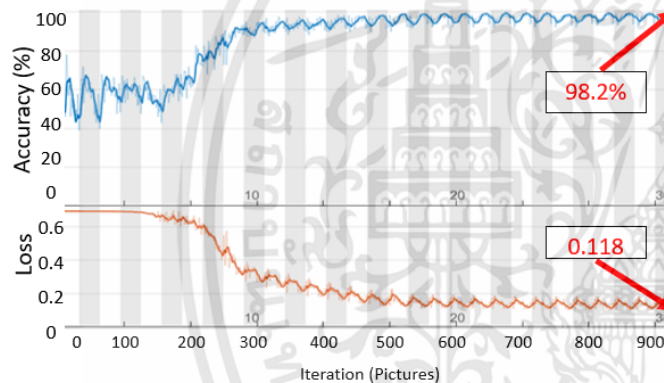


Fig. 8. Training progress.

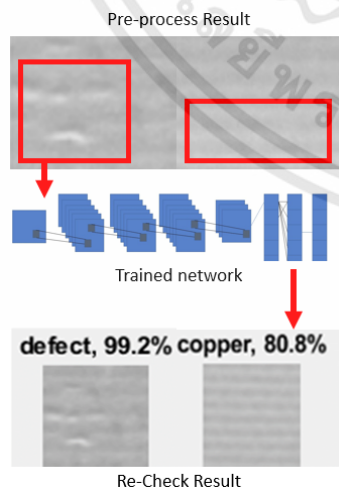


Fig. 9. Re-check defect and background images.

V. CONCLUSION

The proposed method was performed by Convolutional neural network classification. Defect segmentation from enhance images and binary thresholding has advantage of reducing computational resource in another step. In additional, the classification of selected region is use for re-check the fault detection from non-uniform lighting. Convolutional neural network used for local feature extraction is better than human feature selection for training a linear classifier because defects and backgrounds have similar feature. As a result, the proposed method accuracy was increased 20.1% from the conventional method. In the future, the author goal is to apply this method for classification defect types for analysis the cause of the defect problem.

ACKNOWLEDGMENT

This paper and production line is support by Faculty of Engineering, King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang and Thai Laminate Manufacturer (TLM).

REFERENCES

- [1] T. Piironen, O. Silven, M. Pietikäinen, T. Laitinen, and E. Strömmer, “Automated visual inspection of rolled metal surfaces,” *Machine Vision and Applications*, vol. 3, no. 4, pp. 247–254, Sep 1990.
- [2] P. Wang, X. Zhang, Y. Mu, and Z. Wang, “The copper surface defects inspection system based on computer vision,” in *2008 Fourth International Conference on Natural Computation*, vol. 3, Oct 2008, pp. 535–539.
- [3] M. Aminzadeh and T. Kurfess, “Automatic thresholding for defect detection by background histogram mode extents,” *Journal of Manufacturing Systems*, vol. 37, pp. 83 – 92, 2015.
- [4] X. cui Yuan, L. shen Wu, and Q. Peng, “An improved otsu method using the weighted object variance for defect detection,” *Applied Surface Science*, vol. 349, pp. 472 – 484, 2015.
- [5] J. L. Raheja, S. Kumar, and A. Chaudhary, “Fabric defect detection based on glm and gabor filter: A comparison,” *Optik - International Journal for Light and Electron Optics*, vol. 124, no. 23, pp. 6469 – 6474, 2013.
- [6] C. Tikhe and J. Chitode, “Metal surface inspection for defect detection and classification using gabor filter,” *International Journal of Innovative Research in Science, Engineering and Technology*, vol. 3, no. 6, pp. 13 702–9, 2014.
- [7] Z. Xue-wu, D. Yan-qiong, L. Yan-yun, S. Ai-ye, and L. Rui-yu, “A vision inspection system for the surface defects of strongly reflected metal based on multi-class svm,” *Expert Systems with Applications*, vol. 38, no. 5, pp. 5930 – 5939, 2011.
- [8] D. Yapi, M. Mejri, M. S. Allili, and N. Baaziz, “A learning-based approach for automatic defect detection in textile images,” *IFAC-PapersOnLine*, vol. 48, no. 3, pp. 2423 – 2428, 2015, 15th IFAC Symposium on Information Control Problems in Manufacturing.
- [9] R. B. Girshick, J. Donahue, T. Darrell, and J. Malik, “Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation,” *CoRR*, vol. abs/1311.2524, 2013.
- [10] D. Soukup and R. Huber-Mörk, “Convolutional neural networks for steel surface defect detection from photometric stereo images,” in *Advances in Visual Computing*, G. Bebis, R. Boyle, B. Parvin, D. Koracin, R. McMahan, J. Jerald, H. Zhang, S. M. Drucker, C. Kambhamettu, M. El Choubassi, Z. Deng, and M. Carlson, Eds. Cham: Springer International Publishing, 2014, pp. 668–677.
- [11] J. Masci, U. Meier, D. Ciresan, J. Schmidhuber, and G. Fricout, “Steel defect classification with max-pooling convolutional neural networks,” in *The 2012 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, June 2012, pp. 1–6.
- [12] I. Sobel, “An isotropic 3x3 image gradient operator,” 02 2014.
- [13] G. N. Chaple, R. D. Daruwala, and M. S. Gofane, “Comparisons of robert, prewitt, sobel operator based edge detection methods for real time uses on fpga,” in *2015 International Conference on Technologies for Sustainable Development (ICTSD)*, Feb 2015, pp. 1–4.