

การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของวิธีการประมวลผลภาพอะไหล่เครื่องจักร
ด้วยวิธีการเรียนรู้ของเครื่องและการเรียนรู้เชิงลึก

EFFICIENCY COMPARISON OF MACHINE PARTS IMAGE PROCESSING
METHOD USING MACHINE LEARNING AND DEEP LEARNING
METHODS



การค้นคว้าอิสระนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร
ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิทยาการข้อมูลและการวิเคราะห์
ศูนย์วิเคราะห์ข้อมูลดิจิทัลอัจฉริยะพระจอมเกล้าลาดกระบัง
คณะวิทยาศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
ปีการศึกษา 2566

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

EFFICIENCY COMPARISON OF MACHINE PARTS IMAGE PROCESSING
METHOD USING MACHINE LEARNING AND DEEP LEARNING
METHODS



AN INDEPENDENT STUDY SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT OF THE
REQUIREMENT FOR THE DEGREE OF MASTER OF SCIENCE
IN DATA SCIENCE AND ANALYTICS
KMUTL DIGITAL ANALYTICS AND INTELLIGENCE CENTER SCHOOL OF SCIENCE
KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG
2023

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



COPYRIGHT 2023

SCHOOL OF SCIENCE

KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRAB

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หัวข้อการค้นคว้าอิสระ	การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของวิธีการประมวลผลภาพอะไหล่เครื่องจักรด้วยวิธีการเรียนรู้ของเครื่องและการเรียนรู้เชิงลึก
ชื่อนักศึกษา	นายสุริยะ เฉียบแหลม
รหัสประจำตัว	64605120
ปริญญา	วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต (วิทยาการข้อมูลและกาวิเคราะห์) ศูนย์วิเคราะห์ข้อมูลดิจิทัลอัจฉริยะพระจอมเกล้าลาดกระบัง
พ.ศ.	2566
อาจารย์ที่ปรึกษาการค้นคว้าอิสระ	รองศาสตราจารย์สายชล ลินสมบูรณ์ทอง

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มีจุดประสงค์เพื่อศึกษาและเปรียบเทียบการทำนายความถูกต้องจากภาพถ่ายอะไหล่เครื่องจักรจากภาพถ่ายในเว็บไซด์แบ่งออกได้เป็น 4 ประเภทคือ สปริงและโช้คกันสั่น อุปกรณ์ท่อและสายยาง อุปกรณ์เครื่องที่แนวตรง และอุปกรณ์เครื่องที่แบบหมุน รวม 1,104 ภาพ เปรียบเทียบกับภาพถ่ายที่ได้จากกล้องโทรศัพท์เคลื่อนที่ 200 ภาพ ใช้วิธีทำนายความถูกต้องด้วย 2 ขั้นตอนวิธี ขั้นตอนวิธีตอนแรกคือ วิธีการเรียนรู้ของเครื่อง โดยใช้แบบจำลอง 2 แบบคือ แบบจำลองป่าสุ่ม และแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน เปรียบเทียบกับภาพถ่ายที่ผ่านการประมวลผลภาพ 3 รูปแบบคือ ภาพสีเทา การหาขอบภาพวิธีแคนนี่ และการหาขอบภาพวิธีแพรวิต และขั้นตอนวิธีที่สองคือ ขั้นตอนวิธีการเรียนรู้เชิงลึก โดยใช้แบบจำลอง 3 แบบคือ แบบจำลองโครงข่ายประสาทเชิงลึก แบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน และแบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมแดนซ์121 แบบปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์ เปรียบเทียบกับภาพถ่ายที่ผ่านการประมวลผลภาพ 4 รูปแบบคือ ภาพสี ภาพสีเทา การหาขอบภาพวิธีแคนนี่ และการหาขอบภาพวิธีแพรวิต และนำมาเปรียบเทียบประสิทธิภาพโดยใช้ค่าความเที่ยง ค่าเรียกคืน ค่าคะแนนเอฟ1 และค่าความแม่นยำ

คำสำคัญ : การประมวลผลภาพ ภาพสีเทา การหาขอบภาพ

Independent Study Title	EFFICIENCY COMPARISON OF MACHINE PARTS IMAGE PROCESSING METHOD USING MACHINE LEARNING AND DEEP LEARNING METHODS
Students	Suriya Chieblame
Student ID	64605120
Degree	Master of Science (Data Science and Analytics) KMITL-Digital Analytics and Intelligence Center
Year	2023
Independent Study Advisor	Assoc.Prof.Saichon Sinsomboonthong

Abstract

The objective of this research is to study and compare the accuracy of predicting machine parts from product photos in 4 categories springs and shock absorbers, pipes and rubber, linear machine parts, and rotating machine parts. A total of 1,104 photos were compared with 200 photos taken from a mobile phone camera. The accuracy prediction was done using two methods. The first method involves machine learning using 2 models. The first random forest model and the support vector machine model, compared with Image processed in three formats grayscale images, Canny edge detection, and Prewitt edge detection. The second method involves deep learning using three models. The first deep neural network model, convolutional neural network model, and Dense Convolutional Network 121 Hyper Parameter, compared with image processed in four formats color images, grayscale images, Canny edge detection, and Prewitt edge detection. The performance was compared using precision, recall, F-score, and average accuracy values.

กิตติกรรมประกาศ

งานวิจัยเรื่อง การทำนายความถูกต้องด้วยวิธีการประมวลผลภาพสินค้าประเภทอะไหล่เครื่องจักร ด้วยวิธีการเรียนรู้ของเครื่องและการเรียนรู้เชิงลึก สามารถดำเนินการจนประสบความสำเร็จลุล่วงไปด้วยดี เนื่องจากได้รับความอนุเคราะห์และสนับสนุนเป็นอย่างดียิ่งจาก รศ.สายชล สินสมบุรณ์ทอง อาจารย์ที่ปรึกษาการค้นคว้าอิสระที่ได้กรุณาให้คำปรึกษา ให้ความรู้ ข้อคิดข้อเสนอแนะ และปรับปรุงแก้ไข ข้อบกพร่องต่างๆ จนกระทั่งงานวิจัยครั้งนี้สำเร็จเรียบร้อยด้วยดี ผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณเป็นอย่างสูงไว้ ณ ที่นี้

ขอขอบคุณผู้บริหารบริษัทธุรกิจเชิงพาณิชย์อิเล็กทรอนิกส์ ที่อนุญาตให้เข้าถึงข้อมูลรูปภาพอะไหล่เครื่องจักรที่ใช้ในงานวิจัยครั้งนี้

ขอขอบคุณอาจารย์และเพื่อนคณะวิทยาศาสตร์สาขาวิทยาการข้อมูลและการวิเคราะห์ทุกท่านที่ให้ความรู้และช่วยเหลือในการวิจัยครั้งนี้

ขอขอบคุณครอบครัวที่ให้ความอนุเคราะห์เวลา งบประมาณและความสะดวกในการทำวิจัยครั้งนี้
สุดท้ายนี้ผู้วิจัยหวังว่างานวิจัยฉบับนี้จะเป็นประโยชน์สำหรับหน่วยงานที่เกี่ยวข้อง และผู้สนใจศึกษาต่อไป

นายสุริยะ เฉียบแหลม

สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย	ก
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ	ค
กิตติกรรมประกาศ	จ
สารบัญ	ฉ
สารบัญตาราง	ญ
สารบัญรูป	ฎ
บทที่ 1 บทนำ	1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา	1
1.2 วัตถุประสงค์	3
1.3 ขอบเขตการศึกษา	3
1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ	4
1.5 นิยามศัพท์	4
บทที่ 2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	5
2.1 การประมวลผลภาพ	5
2.1.1 ภาพดิจิทัล	5
2.1.1.1 ภาพสี	8
2.1.1.2 ภาพสีเทา	9
2.1.1.3 ภาพสองระดับ	9
2.1.3 ฟังก์ชันเกาส์เซียน	10
2.2 การหาขอบภาพ	11
2.2.1 วิธีเพอร์วิต	11
2.2.2 วิธีแคนนี่	12
2.3 การเรียนรู้ของเครื่อง	16
2.3.1 วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน	17
2.3.2 วิธีป่าสุ่ม	18
2.4 การเรียนรู้เชิงลึก	18
2.4.1 วิธีโครงข่ายประสาทเชิงลึก	18
2.4.2 โครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน	19

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
2.4.3 วิธีคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดชน์121 แบบปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์	22
2.5 มาตรฐานประสิทธิภาพ	24
2.5.1 เมทริกซ์ความสับสน	24
2.5.2 ค่าความแม่นยำ	25
2.5.3 ค่าความเที่ยง	26
2.5.4 ค่าเรียกคืน	26
2.5.5 ค่าคะแนนเอฟ1	26
2.5.6 ค่าสูญเสีย	26
2.6 การวิเคราะห์ค่าสหสัมพันธ์เพียร์สัน	26
2.6.1 ความสัมพันธ์เชิงบวก	27
2.6.2 ความสัมพันธ์เชิงลบ	27
2.6.3 การทดสอบสมมุติฐานเกี่ยวกับค่าความสัมพันธ์	28
2.6 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	29
บทที่ 3 วิธีดำเนินงานวิจัย	31
3.1 กระบวนการนำเข้าสู่ข้อมูล	31
3.2 กระบวนการหาขอบภาพ	33
3.3 การออกแบบและการพัฒนาวิธีสำหรับสร้างแบบจำลองทำนายผลภาพสำหรับการเรียนรู้ของเครื่อง	36
3.4 การออกแบบและการพัฒนาวิธีสำหรับสร้างแบบจำลองทำนายผลภาพสำหรับการเรียนรู้เชิงลึก	37
3.5 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลอง	40
3.6 การหาปัจจัยที่ส่งผลกระทบต่อการทำนายภาพประเภทอะไหล่เครื่องจักร	40
3.7 เครื่องมือที่ใช้ในการวิจัย	41
บทที่ 4 ผลการวิจัยและการอภิปรายผล	42
4.1 ผลการวิเคราะห์การประมวลผลภาพ	42
4.1.1 การทำให้ภาพพร่ามัวด้วยวิธีเกาส์เซียน	42
4.1.2 ภาพสี	43
4.1.3 ภาพสีเทา	43

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
4.1.4 วิธีการหาขอบภาพ	44
4.2 การแปลงข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบที่สามารถประมวลผลได้	45
4.3 ผลการวิเคราะห์ผลลัพธ์การเรียนรู้ของเครื่อง	46
4.3.1 ภาพสีเทาและการเรียนรู้ของเครื่องด้วยวิธีป่าสุ่ม	46
4.3.2 การหาขอบภาพด้วยวิธีแคนนี่และการเรียนรู้ของเครื่องด้วยวิธีป่าสุ่ม	47
4.3.3 การหาขอบภาพด้วยวิธีเพรวิตและการเรียนรู้เครื่องด้วยวิธีป่าสุ่ม	50
4.3.4 ภาพสีเทาและการเรียนรู้ของเครื่องด้วยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน	51
4.3.5 การหาขอบภาพด้วยวิธีแคนนี่และการเรียนรู้ของเครื่องด้วยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน	53
4.3.6 การหาขอบภาพด้วยวิธีเพรวิตและการเรียนรู้ของเครื่องด้วยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน	55
4.3.7 สรุปผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของขั้นตอนวิธีการเรียนรู้ของเครื่อง	57
4.4 ผลการวิเคราะห์การเรียนรู้เชิงลึก	58
4.4.1 ภาพสีและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเชิงลึก	58
4.4.2 ภาพสีเทาและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเชิงลึก	61
4.4.3 การหาขอบภาพด้วยวิธีแคนนี่และการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเชิงลึก	64
4.4.4 การหาขอบภาพด้วยวิธีเพรวิตและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเชิงลึก	67
4.4.5 ภาพสีและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน	70
4.4.6 ภาพสีเทาและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน	73
4.4.7 การหาขอบภาพด้วยวิธีแคนนี่และการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน	76
4.4.8 การหาขอบภาพด้วยวิธีเพรวิตและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน	79
4.4.9 ภาพสีและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดชน์ 121 แบบปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์	82

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
4.4.10 ภาพสีเทาและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน สถาปัตยกรรมเดชน์ 121 แบบปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์	85
4.4.11 การหาขอบภาพด้วยวิธีแคนนี่และการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธี โครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดชน์ 121 แบบปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์	88
4.4.12 การหาขอบภาพด้วยวิธีเพรวิตและการเรียนรู้เชิงลึกด้วย วิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดชน์ 121 แบบปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์	91
4.4.13 สรุปผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของขั้นตอนวิธีการเรียนรู้เชิงลึก	94
4.5 ผลการพิสูจน์ปัจจัยที่ส่งผลกระทบต่อการทำนายภาพประเภทอะไหล่เครื่องจักร	95
4.6 การอภิปรายผลการวิจัย	97
บทที่ 5 สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ	99
5.1 สรุปผลการวิจัย	99
5.2 ข้อเสนอแนะ	100
5.2.1 ข้อเสนอแนะในการนำผลวิจัยไปใช้	100
5.2.1 ข้อเสนอแนะเพื่อเป็นแนวทางให้ผู้ที่สนใจศึกษาเพิ่มเติม	100
เอกสารอ้างอิง	101
ภาคผนวก ก	103
ภาคผนวก ข	105
ภาคผนวก ค	108
ภาคผนวก ง	110
ประวัติผู้เขียน	117

สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
3.1 การกำหนดตัวแปรตาม	34
4.5 ประสิทธิภาพการทำนายของภาพสีเทาและการเรียนรู้ของเครื่องด้วยวิธีป่าสุ่ม	46
4.6 ประสิทธิภาพการทำนายของการหาขอบภาพด้วยวิธีแคนนี่และการเรียนรู้ของเครื่องด้วยวิธีป่าสุ่ม	48
4.7 ประสิทธิภาพการทำนายของการหาขอบภาพด้วยวิธีเพรวิตและการเรียนรู้ของเครื่องด้วยวิธีป่าสุ่ม	50
4.8 ประสิทธิภาพการทำนายของภาพสีเทาและการเรียนรู้ของเครื่องด้วยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน	52
4.9 ประสิทธิภาพการทำนายของการหาขอบภาพด้วยวิธีแคนนี่และการเรียนรู้ของเครื่องด้วยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน	50
4.10 ประสิทธิภาพการทำนายของการหาขอบภาพด้วยวิธีเพรวิตและการเรียนรู้ของเครื่องด้วยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน	55
4.11 ประสิทธิภาพการทำนายโดยเฉลี่ยด้วยแบบจำลองวิธีป่าสุ่มและวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน	57
4.12 ประสิทธิภาพการทำนายของภาพสีและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเชิงลึก	59
4.13 ประสิทธิภาพการทำนายของภาพสีเทาและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเชิงลึก	62
4.14 ประสิทธิภาพการทำนายของการหาขอบภาพด้วยวิธีแคนนี่และการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเชิงลึก	65
4.15 ประสิทธิภาพการทำนายของการหาขอบภาพด้วยวิธีเพรวิตและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเชิงลึก	68
4.16 ประสิทธิภาพการทำนายของภาพสีและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน	71
4.17 ประสิทธิภาพการทำนายของภาพสีเทาและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเชิงลึก	74

สารบัญตาราง (ต่อ)

ตารางที่	หน้า
4.18 ประสิทธิภาพการทำนายของการหาขอบภาพด้วยวิธีแคนนี่และการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน	77
4.19 ประสิทธิภาพการทำนายของการหาขอบภาพด้วยวิธีเพอร์วิตและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน	80
4.20 ประสิทธิภาพการทำนายของภาพสีและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดชน์ 121 แบบปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์	83
4.21 ประสิทธิภาพการทำนายของภาพสีเทาและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดชน์ 121 แบบปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์	86
4.22 ประสิทธิภาพการทำนายของการหาขอบภาพด้วยวิธีแคนนี่และการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดชน์ 121 แบบปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์	89
4.23 ประสิทธิภาพการทำนายของการหาขอบภาพด้วยวิธีเพอร์วิตและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดชน์ 121 แบบปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์	91
4.24 ประสิทธิภาพโดยเฉลี่ยการทำนายด้วยแบบจำลองวิธีโครงข่ายประสาทเชิงลึก วิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน และวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดชน์ 121 แบบปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์	93

สารบัญรูป

รูปที่	หน้า
2.1 การประมวลผลภาพและผลลัพธ์ในรูปแบบต่างๆ	6
2.2 แบบจำลองสี RGB โดยการนิยามสีซึ่งเกิดจากการผสมสีเข้าด้วยกัน	8
2.3 การบวกสีกันในแบบจำลองแม่สี RGB	9
2.4 การเปลี่ยนจากภาพสีเป็นภาพสีเทาโดยการแปลงค่าสี และเปลี่ยนจากภาพสีเทาไปเป็นภาพสองระดับโดยการค้นหาขอบภาพ	10
2.5 ตารางกำหนดค่าของของเพอร์วิต	11
2.6 ผลลัพธ์การหาขอบภาพ และผลลัพธ์การคำนวณหาผลต่างของสัญญาณ	13
2.7 การเปรียบเทียบค่าสูงสุดในทิศทางความลาดชัน	14
2.8 ผลลัพธ์การหาขอบภาพด้วยวิธีต่างๆ	15
2.9 ตัวอย่างการหาขอบภาพด้วยวิธีต่างๆ จากภาพที่มีสัญญาณรบกวน	15
2.10 เวกเตอร์ซัพพอร์ต	17
2.11 โครงข่ายประสาทเชิงลึก	20
2.12 การจำแนกรูปภาพออกเป็น จมูก ตา และขน ของสุนัข	20
2.13 ระดับชั้นของโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน	20
2.14 ขั้นตอนการทำงาน Convolution neural network	21
2.15 การเชื่อมโยงกันสมบูรณ์	22
2.16 ภาพสถาปัตยกรรม Dense Convolutional Network	23
2.17 การปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์	24
2.18 ตาราง Confusion Matrix	25
2.19 ความสัมพันธ์เชิงบวกและความสัมพันธ์เชิงลบ	27
3.1 ขั้นตอนกระบวนการนำเข้าข้อมูล	31
3.2 แสดงตัวอย่างของรูปภาพที่ได้จากดึงข้อมูลผ่านเว็บไซต์	32
3.3 ภาพแต่ละชนิดที่ถูกแบ่งไปแต่ละแฟ้ม	33
3.4 แสดงการปรับภาพสีเป็นภาพสีเทา	34
3.5 แสดงการแปลงให้อยู่ในรูปแบบที่คอมพิวเตอร์สามารถประมวลผลได้	35

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
3.6 ขั้นตอนวิธีการเรียนรู้ของเครื่องสำหรับการสร้างแบบจำลองทำนายผลภาพ 6 แบบ	36
3.7 ขั้นตอนวิธีการเรียนรู้เชิงลึกสำหรับการสร้างแบบจำลองทำนายผลภาพ 12 แบบ	38
3.8 ขั้นตอนในการหาปัจจัยที่ส่งผลกระทบต่อการทำนาย 4 ขั้นตอน	40
4.1 เปรียบเทียบภาพต้นฉบับ (ก) และภาพพรั้มัว (ข)	42
4.2 เปรียบเทียบภาพต้นฉบับและภาพสีเทา	43
4.3 การหาขอบภาพด้วยวิธีการแคนนี่	44
4.4 ภาพผลลัพธ์การหาขอบภาพด้วยวิธีเพรวิต	45
4.5 ผลลัพธ์ของรูปหลังจากปรับค่าให้อยู่ในรูปแบบของอาร์เรย์	45
4.6 ผลลัพธ์ของภาพที่อยู่ในรูปแบบ 1 มิติ	46
4.7 เมทริกซ์ความสับสนของภาพสีเทาและการเรียนรู้ของเครื่องด้วยวิธีป่าสุ่ม	47
4.8 เมทริกซ์ความสับสนของการหาขอบภาพด้วยวิธีแคนนี่และการเรียนรู้ของเครื่องด้วยวิธีป่าสุ่ม	49
4.9 เมทริกซ์ความสับสนของการหาขอบภาพด้วยวิธีเพรวิตและการเรียนรู้ของเครื่องด้วยวิธีป่าสุ่ม	51
4.10 เมทริกซ์ความสับสนของภาพสีเทาและการเรียนรู้ของเครื่องด้วยวิธีซัพพอร์ต เวกเตอร์แมชชีน	52
4.11 เมทริกซ์ความสับสนของการหาขอบภาพด้วยวิธีแคนนี่และการเรียนรู้ของเครื่อง ด้วยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน	54
4.12 เมทริกซ์ความสับสนของการหาขอบภาพด้วยวิธีเพรวิตและการเรียนรู้ของเครื่องด้วย วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน	56
4.13 อัตราการเรียนรู้ของภาพสีและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเชิงลึก	58
4.14 ค่าสูญเสียกับจำนวนรอบของภาพสีและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเชิงลึก	58
4.15 เมทริกซ์ความสับสนของภาพสีและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเชิงลึก	60
4.16 อัตราการเรียนรู้ของภาพสีเทาและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเชิงลึก	61
4.17 ค่าสูญเสียกับจำนวนรอบของภาพสีเทาและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่าย ประสาทเชิงลึก	61
4.18 เมทริกซ์ความสับสนของภาพสีเทาและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเชิงลึก	63

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
4.19 อัตราการเรียนรู้ของการหาขอบภาพด้วยวิธีแคนนี่ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเชิงลึก	64
4.20 ค่าสูญเสียกับจำนวนรอบของการหาขอบภาพด้วยวิธีแคนนี่ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเชิงลึก	64
4.21 เมตริกซ์ความสับสนของการหาขอบภาพด้วยวิธีแคนนี่และการเรียนรู้เชิงลึกด้วย วิธีโครงข่ายประสาทเชิงลึก	66
4.22 อัตราการเรียนรู้ของการหาขอบภาพด้วยวิธีเพรวิตด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเชิงลึก	67
4.23 ค่าสูญเสียกับจำนวนรอบของการหาขอบภาพด้วยวิธีเพรวิตด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเชิงลึก	67
4.24 เมตริกซ์ความสับสนของการหาขอบภาพด้วยวิธีเพรวิตและการเรียนรู้เชิงลึกด้วย วิธีโครงข่ายประสาทเชิงลึก	69
4.25 อัตราการเรียนรู้ของภาพสีและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเชิงลึก	70
4.26 ค่าสูญเสียกับจำนวนรอบของภาพสีและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเชิงลึก	70
4.27 เมตริกซ์ความสับสนของภาพสีและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเชิงลึก	72
4.28 อัตราการเรียนรู้ของภาพสีเทาและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเชิงลึก	73
4.29 ค่าสูญเสียกับจำนวนรอบของภาพสีเทาและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่าย ประสาทเชิงลึก	73
4.30 เมตริกซ์ความสับสนของภาพสีเทาและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเชิงลึก	75
4.31 อัตราการเรียนรู้ของการหาขอบภาพด้วยวิธีแคนนี่ด้วยวิธีการเรียนรู้เชิงลึกด้วย วิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน	76
4.32 ค่าสูญเสียกับจำนวนรอบของการหาขอบภาพด้วยวิธีแคนนี่ด้วยวิธีการเรียนรู้เชิงลึกด้วย วิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน	76
4.33 เมตริกซ์ความสับสนของการหาขอบภาพด้วยวิธีแคนนี่ด้วยวิธีการเรียนรู้เชิงลึกด้วย วิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน	78
4.34 อัตราการเรียนรู้ของการหาขอบภาพด้วยวิธีเพรวิตและการเรียนรู้เชิงลึกด้วย วิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน	79
4.35 ค่าสูญเสียกับจำนวนรอบของการหาขอบภาพด้วยวิธีเพรวิตและการเรียนรู้เชิงลึกด้วย วิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน	79

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
4.36 เมทริกซ์ความสับสนของการหาขอบภาพด้วยวิธีเพรวิตและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน	81
4.37 อัตราการเรียนรู้ของภาพสีและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดชน์ 121 แบบปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์	82
4.38 ค่าสูญเสียกับจำนวนรอบของภาพสีและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดชน์ 121 แบบปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์	82
4.39 เมทริกซ์ความสับสนของภาพสีและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดชน์ 121 แบบปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์	84
4.40 อัตราการเรียนรู้ของภาพสีเทาและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดชน์ 121 แบบปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์	85
4.41 ค่าสูญเสียกับจำนวนรอบของภาพสีเทาและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดชน์ 121 แบบปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์	85
4.42 เมทริกซ์ความสับสนของภาพสีเทาและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดชน์ 121 แบบปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์	87
4.43 อัตราการเรียนรู้ของการหาขอบภาพด้วยวิธีแคนนี่และการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดชน์ 121 แบบปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์	88
4.44 ค่าสูญเสียกับจำนวนรอบของการหาขอบภาพด้วยวิธีแคนนี่และการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดชน์ 121 แบบปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์	88
4.45 เมทริกซ์ความสับสนของการหาขอบภาพด้วยวิธีแคนนี่และการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดชน์ 121 แบบปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์	90

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
4.46 อัตราการเรียนรู้ของการหาขอบภาพด้วยวิธีเพรวิตและวิธีการเรียนรู้เชิงลึกด้วย วิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดนซ์ 121 แบบปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์	91
4.48 ค่าสูญเสียกับจำนวนรอบของการหาขอบภาพด้วยวิธีเพรวิตและวิธีการเรียนรู้เชิงลึก ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดนซ์ 121 แบบปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์	91
4.49 เมตริกซ์ความสับสนของการหาขอบภาพด้วยวิธีเพรวิตและวิธีการเรียนรู้เชิงลึกด้วย วิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดนซ์ 121 แบบปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์	93

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

ในการใช้งานจริง พาณิชย์อิเล็กทรอนิกส์ (E-commerce) มีบทบาทสำคัญในด้านธุรกรรมออนไลน์เชิงพาณิชย์เพื่อเพิ่มการซื้อและขายผลิตภัณฑ์ผ่านทางอินเทอร์เน็ต พาณิชย์อิเล็กทรอนิกส์เกี่ยวข้องกับ 5 ขั้นตอน ได้แก่ การรับรู้ปัญหา การค้นหาข้อมูล การประเมินสินค้าทางเลือกอื่น การตัดสินใจซื้อ และการตัดสินใจก่อนซื้อและหลังการซื้อระหว่างกระบวนการตัดสินใจของผู้บริโภค การรับรู้ปัญหาคือการที่เราได้รับรู้ถึงความต้องการทางด้านการบริการหรือผลิตภัณฑ์ รวมไปถึงการชักจูงการตัดสินใจ ทั้งภายในและภายนอกเพื่อให้ผู้บริโภคสามารถรับรู้ถึงความต้องการของตนเองได้ การที่เราจะรับรู้ได้ เราต้องการข้อมูลเพื่อทำความเข้าใจว่าผลิตภัณฑ์จะตอบสนองความต้องการของผู้บริโภคได้ การประมวลผลภาพ (image processing) เกี่ยวข้องกับการเปลี่ยนแปลงและการวิเคราะห์ข้อมูลภาพ โดยทั่วไปแล้วการประมวลผลภาพคือการปรับปรุงภาพจนกว่าผลที่ปรากฏต่อเรานั้นน่าดึงดูดที่สุด ทุกวันนี้ ปัญหาต่างๆ เช่น การจัดประเภทผลิตภัณฑ์สำหรับธุรกรรมออนไลน์เชิงพาณิชย์มีความต้องการมากขึ้น ปัญหาเหล่านี้แก้ไขได้ด้วยการประมวลผลภาพด้วยขั้นตอนวิธี (Algorithm) การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) การเรียนรู้ของเครื่องเป็นเครื่องมืออยู่ในระบบปัญญาประดิษฐ์ที่มีความสามารถในการเรียนรู้และปรับปรุงระบบจากประสบการณ์โดยไม่ต้องตั้งโปรแกรมไว้อย่างชัดเจน เมื่อสร้างขั้นตอนวิธีที่ดี มีความสามารถ ระบบก็จะสามารถใช้ขั้นตอนวิธีนั้นเรียนรู้ได้ด้วยตัวเองอย่างมีประสิทธิภาพ

งานวิจัยทางด้านการประมวลผลภาพมีอยู่หลายงานวิจัย ได้แก่ Myagila K. and Kilavo H. (2021) ได้ศึกษาเกี่ยวกับการทำนายภาษามือเพื่อใช้กับผู้พิการทางการได้ยินมาเปรียบเทียบกับวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine) และวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน (Convolutional neural network) วัดผลด้วยค่าความเที่ยง (Precision) ค่าเรียกคืน (Recall) ค่าคะแนนเอฟ1 (F1-score) ค่าความแม่นยำ (Accuracy) และค่าการสูญเสีย (Loss) ผลการศึกษาพบว่าวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันให้ค่าความแม่นยำสูงสุดคือ 96% รองลงมาคือวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนให้ค่าความแม่นยำ 95% ในปีถัดมา Swamy et al. (2022) ได้ศึกษาเกี่ยวกับการทำนายโรคจากภาพ CT Scan ของชุดข้อมูลจากผู้ที่ได้รับผลกระทบจากโรคโควิด 19 กล่าวถึงการนำภาพถ่ายเอ็กซ์เรย์คอมพิวเตอร์ (Computed Tomography Scan) มาทำการเปรียบเทียบกับวิธีโครงข่ายประสาทเชิงลึก

(Deep Neural Network) วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน วิธีป่าสุ่ม (Random Forest) วิธีต้นไม้ตัดสินใจ (Decision Tree) วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) วิธีเพื่อนบ้านใกล้สุด k ตัว (K Nearest Neighbor) วิธีนาอิวเบสแบบเกาส์เซียน (Gaussian Naive Bayes) วิธี Gradient Boosting และวิธีการถดถอยลอจิสติก (Logistics Regression) วัดผลด้วยค่าความเที่ยง ค่าคะแนนเอฟ1 ค่าความแม่นยำ ค่าความจำเพาะ (Specificity) ค่าความไว (Sensitivity) อัตราบวกเท็จ (False Positive Rate) อัตราลบเท็จ (False Negative Rate) อัตราบวกจริง (True Positive Rate) และอัตราลบจริง (True Negative Rate) ผลการศึกษาพบว่าวิธีโครงข่ายประสาทเชิงลึกให้ค่าความแม่นยำสูงสุดคือ 97 % รองลงมาคือวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน 92 % วิธีป่าสุ่ม 89 % วิธีต้นไม้ตัดสินใจ 88 % วิธีโครงข่ายประสาทเทียม 81 % วิธีเพื่อนบ้านใกล้สุด k ตัว 80 % วิธีนาอิวเบสแบบเกาส์เซียน 74 % Gradient Boosting 73 % และ 68 % และงานวิจัยของ Nandakumar et al. (2022) ได้ศึกษาเกี่ยวกับการนำภาพ CT Scan ของดวงตามนุษย์มาทำนายความผิดปกติที่เกิดจากโรคเบาหวาน จากชุดข้อมูลของผู้ป่วยที่ได้มาจากระบบของ Kaggle ในปี 2015 มาเปรียบเทียบกับวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดนซ์121 (Dense Convolutional Network 121) วิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดนซ์169 (Dense Convolutional Network 169) และวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดนซ์121 แบบปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์ วัดผลด้วยค่าการสูญเสีย ค่าความแม่นยำ ค่าความเที่ยง ค่าเรียกคืน (Recall) ค่าคะแนนเอฟ1 ผลการศึกษาพบว่าวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดนซ์121 แบบปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์ ให้ค่าความแม่นยำสูงสุดคือ 93.51% รองลงมาคือโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดนซ์169 ให้ค่าความแม่นยำ 89.19% และ 83.90 % และในปีเดียวกัน Harkat et al. (2022) ได้ศึกษาเกี่ยวกับการนำภาพไฟป่าที่ได้จากภาพถ่ายดาวเทียมระยะใกล้นำมาทำนายแยกประเภทของไฟป่า เพื่อช่วยให้นักดับเพลิงเข้าไปดับในจุดที่ต้องการเพื่อลดการลุกลามของไฟได้อย่างมีประสิทธิภาพ มาเปรียบเทียบกับวิธีป่าสุ่ม วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน วิธีตารางการตัดสินใจ (Decision Table) และวิธีนาอิวเบส วัดผลด้วยค่าความแม่นยำ ค่าความไว ค่าความจำเพาะ ค่าความเที่ยง ค่าการเรียกคืน ค่าคะแนนเอฟ1 และค่าเฉลี่ยเรขาคณิต (Geometric Mean) ผลการศึกษาพบว่าวิธีป่าสุ่มให้ค่าความแม่นยำสูงสุดคือ 96.6 % รองลงมาคือวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนให้ค่าความแม่นยำ 96.21 % วิธีตารางการตัดสินใจ ให้ค่าความแม่นยำ 80.2 % และวิธีนาอิวเบสให้ค่าความแม่นยำ 79.3 และอีกงานวิจัย Alshayegi et al. (2022) ได้ศึกษาเกี่ยวกับการนำภาพถ่ายอุณหภูมิความร้อนของฝ่าเท้ามาทำนายหาประเภทของโรคเบาหวาน มาเปรียบเทียบกับวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน วิธีXGBoost วิธีป่าสุ่ม วิธีโครงข่ายประสาทความน่าจะเป็น (Probabilistic Neural Network) วิธีเพื่อนบ้านใกล้สุด k ตัว และวิธีตารางการตัดสินใจ

วัดผลด้วยค่าความแม่นยำ ค่าความไว ค่าความจำเพาะ ค่าทำนายผลบวก (Positive Predictive Value) และค่าทำนายผลลบ (Negative Predictive Value) ผลการศึกษาพบว่าวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนให้ค่าความแม่นยำสูงสุดคือ 97.81 % วิธีXGBoost ให้ค่าความแม่นยำ 91.18 % วิธีป่าสุ่มให้ค่าความแม่นยำ 87.88 % วิธีโครงข่ายประสาทความน่าจะเป็นให้ค่าความแม่นยำ 85.29 % วิธีเพื่อนบ้านใกล้สุด k ตัว ให้ค่าความแม่นยำ 82.35 % และวิธีตารางการตัดสินใจให้ค่าความแม่นยำ 82.35 %

ดังนั้นผู้วิจัยจึงมีความสนใจในการวิเคราะห์ภาพถ่ายอะไหล่เครื่องจักรมาเพื่อแยกประเภทตามที่ต้องการได้ ซึ่งผู้วิจัยตัดสินใจในขั้นตอนวิธีการเรียนรู้ของเครื่องด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเชิงลึกจากงานวิจัยของ Swamy et al (2022) วิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันจากงานวิจัยของ Myagila K. and Kilavo H. (2021) วิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดชน์121 แบบปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์จากงานวิจัยของ Nandakumar et al (2022) วิธีป่าสุ่มจากงานวิจัยของ Harkat et al (2022) และวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนจากงานวิจัยของ Alshayegi et al (2022) เป็นขั้นตอนในการทำนาย โดยใช้วิธีการเปรียบเทียบประสิทธิภาพด้วยค่าความเที่ยง ค่าเรียกคืน ค่าคะแนนเอฟ1 ค่าความแม่นยำเฉลี่ย

1.2 วัตถุประสงค์

- 1) เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพการหาขอบภาพโดยวิธีแคนนี่และวิธีเพรวิต ด้วยขั้นตอนวิธีการเรียนรู้ของเครื่องโดยวิธีป่าสุ่ม และวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน และขั้นตอนวิธีเรียนรู้เชิงลึกโดยวิธีโครงข่ายประสาทเชิงลึก วิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน และวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดชน์121 แบบปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์
- 2) เพื่อศึกษาปัจจัยเกี่ยวกับประเภทของภาพถ่ายอะไหล่เครื่องจักรที่ส่งผลกระทบต่อหมวดหมู่ของภาพสินค้า

1.3 ขอบเขตการศึกษา

ข้อมูลรูปภาพอะไหล่เครื่องจักรจากคลังข้อมูลแบ่งออกได้ทั้งหมด 4 ประเภทดังนี้

- 1) อุปกรณ์เคลื่อนที่แนวเส้นตรง ประกอบด้วยภาพ 195 ภาพ
- 2) อุปกรณ์เคลื่อนที่แบบหมุน ประกอบด้วยภาพ 313 ภาพ
- 3) สปริงและโซ่คั่นสั้น ประกอบด้วยภาพ 334 ภาพ
- 4) อุปกรณ์ท่อและสายยาง ประกอบด้วยภาพ 244 ภาพ

ข้อมูลรูปภาพอะไหล่เครื่องจักรรวมทั้งหมด 1086 ภาพ จากงานวิจัยของ Xiong et al. (2021) และงานวิจัย Wang et al. (2022) ทำการแบ่งข้อมูลเป็น 2 ชุด ชุดข้อมูลฝึกฝน 70% และชุดข้อมูลทดสอบ 20% โดยตัวแปรอิสระจำนวน 10 ตัวประกอบด้วยรูปภาพที่เป็นชุดข้อมูลเรียนรู้โดยมี ค่าความสว่าง (Brightness Value) การวางแนวของรูปภาพที่สัมพันธ์กับแกนและคอลัมน์ (Orientation) ความเร็ว ISO ของกล้อง (ISO Speed Ratings) โหมดวัดแสง (Metering Mode) ค่าความเร็วชัตเตอร์ (Shutter Speed Value) ค่าความสูง (Image Height) ค่าความกว้าง (Image Width) ตำแหน่งของส่วนประกอบของสีที่สัมพันธ์กับความสว่าง (YCbCr Positioning) ค่ารับแสงของเลนส์ (Aperture Value) และเวลาที่เปิดรับแสง (Exposure Time) ส่วนตัวแปรตามประกอบด้วยประเภทของอะไหล่เครื่องจักร 4 ประเภท คือ อุปกรณ์เคลื่อนที่แนวเส้นตรง อุปกรณ์ระบบเคลื่อนที่แบบหมุน สปริงและโซ่กันสั่น และอุปกรณ์ท่อและสายยาง วิธีการเปรียบเทียบประสิทธิภาพโดยใช้การเรียนรู้เครื่องทั้งหมด 2 วิธี คือ วิธีป่าสุ่ม และวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ส่วนการเรียนรู้เชิงลึก 3 วิธี คือ วิธีโครงข่ายประสาทเชิงลึก วิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน และวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเด่น 121 แบบปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์ แล้ววัดประสิทธิภาพด้วยค่าความเที่ยง ค่าเรียกคืน ค่าคะแนนเอฟ1 ค่าความแม่นยำ และค่าการสูญเสีย

1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

- 1) ทำให้ทราบถึงวิธีการเรียนรู้ของเครื่องที่มีประสิทธิภาพสูงสุด
- 2) ทำให้ทราบถึงวิธีการเรียนรู้เชิงลึกที่มีประสิทธิภาพสูงสุด
- 3) ทำให้ทราบถึงปัจจัยที่ส่งผลกระทบต่อการทำนายภาพประเภทอะไหล่เครื่องจักร

1.5 นิยามศัพท์

1) พาณิชย์อิเล็กทรอนิกส์ (E-commerce) หมายถึง การทำธุรกรรมเชิงพาณิชย์ผ่านสื่ออิเล็กทรอนิกส์ในทุกๆ ช่องทางที่เป็นอิเล็กทรอนิกส์ เช่น การซื้อขายสินค้าและบริการ การโฆษณาผ่านสื่ออิเล็กทรอนิกส์ ได้แก่ โทรศัพท์ โทรทัศน์ วิทยุ หรืออินเทอร์เน็ต เป็นต้น (สมใจและปรัชญนันท์, 2553)

2) การประมวลผลภาพ (Image Processing) หมายถึง เทคโนโลยีดิจิทัลของการประมวลผลภาพด้วยคอมพิวเตอร์เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของภาพและการประเมินคุณภาพของรูปภาพ โดยการดำเนินการทางคณิตศาสตร์ เป็นต้น (Huang et al., 1971)

บทที่ 2

ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

บทนี้กล่าวถึงทฤษฎีที่เกี่ยวข้องที่นำมาประยุกต์ใช้ในการเรียนรู้ของเครื่องกับการทำนายความถูกต้องด้วยวิธีการประมวลผลภาพอะไหล่เครื่องจักร

2.1 การประมวลผลภาพ (Image Processing)

การประมวลผลภาพคือ วิธีการหรือขั้นตอนวิธีในการนำภาพมาประมวลผล แล้วส่งผลลัพธ์ ออกเป็นภาพอีกภาพหนึ่ง ซึ่งประกอบด้วย การแสดงผลและการพิมพ์ เช่น การแสดงผลออกที่จอ CRT/LCD การพิมพ์ออกเครื่องพิมพ์แบบเลเซอร์หรือแบบหมึกพิมพ์ การเปลี่ยนแปลงและการแก้ไขภาพ เช่น การตกแต่งภาพ การตัดต่อแก้ไขภาพ การปรับปรุงภาพให้ดีขึ้น เช่น การปรับความสว่าง การทำให้ภาพคมชัด การทำให้ภาพมีรายละเอียดมากขึ้นกว่าเดิม การค้นหาองค์ประกอบหรือลักษณะเด่นภายในภาพ เช่น การค้นหาขอบภาพ การค้นหามุมของวัตถุ การสกัดเอาคุณลักษณะของพื้นผิวของภาพ การบีบอัดภาพ เช่น การบีบอัดข้อมูลภาพแบบ JPG, J2K

วิธีการเหล่านี้ถูกสร้างขึ้นมาเพื่อทำให้ภาพที่นำมาประมวลผลมีคุณภาพดีขึ้นหรือแย่ลง เช่น การทำภาพถ่ายให้คมชัดหรือสว่างมากขึ้นกว่าเดิม หรือการทำให้บางส่วนของภาพ (ขูดเหล่าหรือบุหรี) เสียหายหรือพรางมัว หากภาพนั้นไม่สามารถฉายในโทรทัศน์ได้ การทำให้ไฟล์ภาพมีขนาดเล็กลง การสกัด (Extract) เอาลักษณะเด่นหรือองค์ประกอบของภาพออกมา เช่น ขอบภาพ มุมของวัตถุ เพื่อใช้ในการรู้จำต่อไป (สนั่น, 2556)

2.1.1 ภาพดิจิทัล (Digital Image) ก่อนที่จะเริ่มสร้างขั้นตอนวิธี ผู้วิจัยได้เริ่มศึกษาเกี่ยวกับภาพดิจิทัลก่อนเป็นอันดับแรก และต้องศึกษาให้รู้ว่าเมื่อนำเข้ามาประมวลผลในรูปแบบของโปรแกรมแล้วจะมีลักษณะแบบใด โดยเริ่มจากภาพดิจิทัล ซึ่งภาพดิจิทัลเกิดจากการเปลี่ยนภาพที่ได้จากการสะท้อนแสง (Light Reflection) ลงบนเซ็นเซอร์รับภาพ (Image Sensor) ซึ่งเป็นอุปกรณ์ที่ไวต่อการรับแสง (Photo Sensitive Devices) เช่น CCD/CMOS ให้เป็นข้อมูลภาพทางด้านดิจิทัล ซึ่งภาพที่เรามองเห็นบนจอภาพหรือบนกระดาษเกิดจากการผสมสีเข้าด้วยกัน เช่น จอภาพใช้การผสมสีจากแบบจำลอง (Model) สี RGB ซึ่งเป็นการผสมสี แดง เขียว และน้ำเงิน เข้าด้วยกัน เพื่อให้ได้สีตามที่ต้องการ เครื่องพิมพ์แบบฉีดหมึก

(Ink Jet) ใช้การผสมสีจากแบบจำลองสี CMYK โดยอาศัยหลักการดูดซับแสง (Light Absorption) ซึ่งจุดภาพแต่ละจุดถูกเรียกว่า พิกเซล (Pixel) โดยเมื่อนำพิกเซลมาเรียงกันเป็นรูปทรงสี่เหลี่ยม (หรือรูปทรงใดๆ) จะทำให้เกิดเป็นภาพขึ้นมา แสดงว่าภาพเกิดจากการนำพิกเซลมาเรียงต่อกันเพื่อให้เกิดเป็นภาพ ดังนั้นคุณภาพของภาพที่สร้างขึ้นมา จึงขึ้นอยู่กับคุณภาพของแต่ละพิกเซล การประมวลผลภาพเป็นการนำตัวเลขในแต่ละพิกเซลมาวิเคราะห์และประมวลผล โดยอาจมีการวิเคราะห์เพียงแค่จุดเดียวหรือการวิเคราะห์เป็นกลุ่มพิกเซล หรือการวิเคราะห์ทั้งภาพ ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้จากการประมวลผล หากมองในมุมมองของการคำนวณผลลัพธ์อาจเป็นเมทริกซ์ (Matrix) เวกเตอร์ (Vector) หรือสเกลาร์ (Scalar) ในมุมมองของการแสดงผลผลลัพธ์ที่ได้ อาจเป็นภาพอีกหนึ่งภาพ อาจเป็นกราฟหรืออาจเป็นค่าสีก็ได้ ทั้งนี้ขึ้นอยู่กับวิธีการที่ใช้ในการคำนวณและการแสดงผล ดังรูปที่ 2.1



รูปที่ 2.1 การประมวลผลภาพและผลลัพธ์ในรูปแบบต่างๆ

จากรูปที่ 2.1 แสดงตัวอย่างผลลัพธ์จากการประมวลผล ภาพในรูปแบบเมทริกซ์ = ภาพเวกเตอร์ = กราฟ และ สเกลาร์ = ค่าสี

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เมื่อพิจารณาเป็นตัวเลขที่แสดงในรูปของเมทริกซ์ ดังนั้นสามารถนิยามเมทริกซ์ของภาพได้ดังสมการที่ (2.1)

$$A = \begin{bmatrix} a_{0,0} & \dots & a_{0,N-1} \\ \dots & \dots & \dots \\ a_{M-1,0} & \dots & a_{M-1,N-1} \end{bmatrix} \quad (2.1)$$

จากสมการที่ 2.1 เมื่อ A คือเมทริกซ์ของภาพ สมาชิกคือ $a_{i,j}$ ซึ่งมีตัวแปร i และ j เป็นดัชนีของเมทริกซ์ A โดย i เป็นดัชนีของแถว (Row) และ j เป็นดัชนีของสดมภ์ (Column) ดังนั้นหากเราต้องการเข้าถึงข้อมูลภาพแถวที่ 3 สดมภ์ที่ 2 สามารถอ้างถึงได้โดย $a_{3,2}$ อย่างไรก็ตาม เราสามารถนิยามภาพเป็นฟังก์ชันสองมิติ ซึ่งแสดงอยู่ในรูปแบบ

$$f(x, y) \in (0, \infty) \quad (2.2)$$

จากสมการที่ 2.2 เมื่อ $f(x, y)$ มีค่ามากกว่า 0 และมีขอบเขต ดังนั้น $f(x, y)$ คือค่าตัวเลขของภาพ ณ ตำแหน่ง (x, y) ซึ่งตัวเลขนี้หากพิจารณาเป็นเซ็นเซอร์รับภาพ ก็คือแรงดันไฟฟ้า หากพิจารณาเป็นภาพสี ก็คือค่าสีที่ผสมจากสีแดง เขียว น้ำเงิน หากพิจารณาเป็นภาพสีเทา ก็คือค่าความเข้มของแสง $f(x, y)$ เป็นฟังก์ชันของภาพที่เกิดจากการที่แสงตกกระทบลงบนวัตถุ แล้วสะท้อนแสงออกมา แสงที่สะท้อนออกมาจะไปฉายลงบนเซ็นเซอร์รับภาพ ดังนั้นภาพจึงมีองค์ประกอบอยู่สองส่วนคือ แสง (Illumination) ที่ตกกระทบลงบนวัตถุ และแสงที่สะท้อน (Reflection) ออกมาจากวัตถุ ดังนั้นฟังก์ชัน $f(x, y)$ จึงเขียนในรูปที่รวมทั้งสององค์ประกอบเข้าด้วยกันได้ดังนี้

$$f(x, y) = i(x, y)r(x, y) \quad (2.3)$$

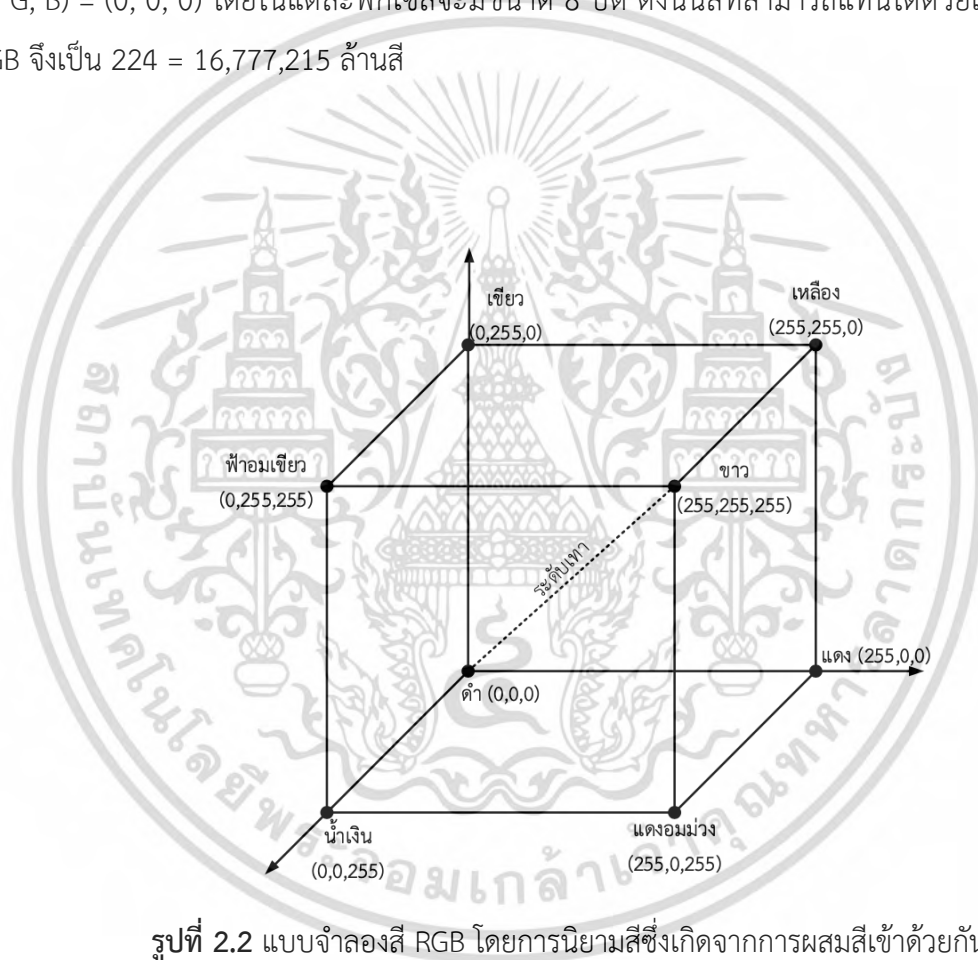
เมื่อ $i(x, y) \in (0, \infty) \quad (2.4)$

และ $r(x, y) \in (0, 1) \quad (2.5)$

จากสมการที่ 2.3 มีความหมายว่า ฟังก์ชัน $f(x, y)$ จะต้องประกอบด้วย แสง $i(x, y)$ และการสะท้อนแสงของวัตถุ $r(x, y)$ จะขาดอย่างใดอย่างหนึ่งไม่ได้ หากไม่มีแหล่งกำเนิดแสง ก็จะไม่มีการตกกระทบที่วัตถุ จะทำให้ $i(x, y) \approx 0$ ถึงแม้ว่าวัตถุนั้นจะมีพื้นผิวที่สะท้อนแสงก็ตาม เราก็จะมองไม่เห็นวัตถุนั้น ในทำนองเดียวกัน หากวัตถุนั้นมีพื้นผิวที่ไม่สะท้อนแสงออกมาเลยจะทำให้ $r(x, y) \approx 0$ ถึงแม้จะมีแสงมาตกกระทบที่พื้นผิวของวัตถุก็ตาม เราก็ไม่สามารถมองเห็นวัตถุได้

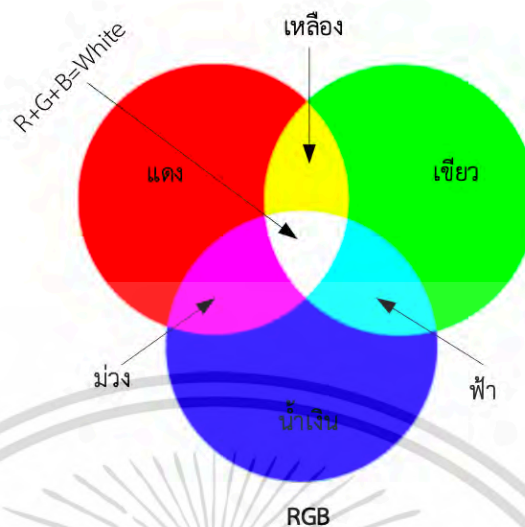
ภาพที่ถูกนำมาคำนวณด้วยการประมวลผลภาพมีหลายรูปแบบ ซึ่งโดยทั่วไปที่พบมีได้สามแบบ คือ ภาพสี (Color Image) ภาพสีเทา (Gray Level Image) และภาพสองระดับ (Binary Image)

2.1.1.1 ภาพสี (Color Image) คือภาพในแต่ละพิกเซลที่ประกอบด้วยแม่สี แดง เขียว และน้ำเงิน (RED GREEN BLUE) หรือเรียกสั้นๆว่า RGB คือแบบจำลองสีแบบบวก เนื่องจากการผสมแม่สี แดง เขียว และน้ำเงินเข้าด้วยกัน เพื่อสร้างสีต่างๆ ขึ้นมา สีที่แสดงในแต่ละจุดแทนด้วย (R, G, B) เมื่อ R, G, B มีค่าอยู่ในช่วง 0 ถึง 255 ดังนั้นสีม่วงเกิดจากการผสมสีแดงและน้ำเงินเข้าด้วยกัน จะได้ $(R, G, B) = (255, 0, 255)$ สีขาวเกิดจากการผสมสีแดง เขียว และน้ำเงินเข้าด้วยกัน จะได้ $(R, G, B) = (255, 255, 255)$ สีเขียวเกิดจาก $(R, G, B) = (0, 255, 0)$ และสีดำเกิดจากไม่มีสีใดผสมอยู่เลยจะได้ $(R, G, B) = (0, 0, 0)$ โดยในแต่ละพิกเซลจะมีขนาด 8 บิต ดังนั้นสีที่สามารถแทนได้ด้วยแบบจำลองสี RGB จึงเป็น $224 = 16,777,215$ ล้านสี



รูปที่ 2.2 แบบจำลองสี RGB โดยการนิยามสีซึ่งเกิดจากการผสมสีเข้าด้วยกัน

จากรูปที่ 2.2 แสดงแบบจำลองสี RGB ซึ่งเป็นแบบจำลองที่เกิดจากการผสมแม่สีเข้าด้วยกัน หากมีการผสมแม่สีแดง เขียว และน้ำเงินเท่าๆ กันจะทำให้ไม่มีสี เป็นความเข้มของแสง ซึ่งก็คือจะเป็นค่าสีเทานั้นเอง จุดประสงค์หลักของการสร้างแบบจำลองสี RGB คือเพื่อใช้ในการรับภาพ แสดงภาพ และเป็นตัวแทนของภาพในอุปกรณ์อิเล็กทรอนิกส์ เช่น โทรทัศน์ หรือคอมพิวเตอร์ เป็นต้น



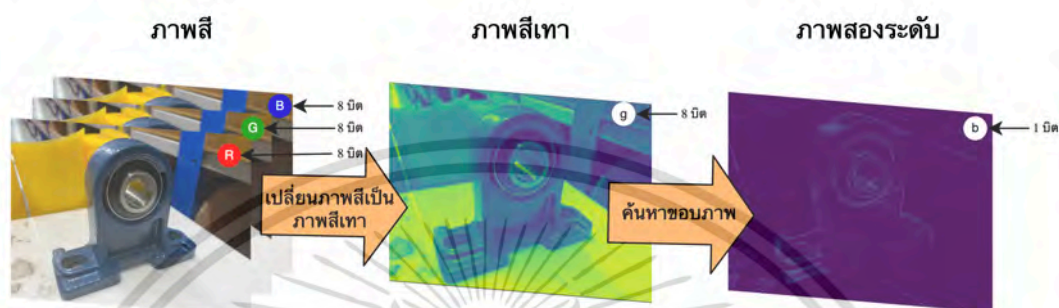
รูปที่ 2.3 การบวกสีกันในแบบจำลองแม่สี RGB

จากรูปที่ 2.3 แสดงความสัมพันธ์แบบจำลองสี RGB กับจอภาพที่แสดงสีโดยการผสมสี แดง เขียว และน้ำเงิน เป็นการบวกสี เช่น การบวกสีแดงและสีเขียวจะทำให้เกิดสีเหลือง และการบวกกันของสีแดง เขียว และน้ำเงิน จะทำให้เกิดสีขาว เป็นต้น

2.1.1.2 ภาพสีเทา (Gray level Image) คือภาพที่ไม่มีสี เป็นภาพที่แสดงถึงระดับความเข้มของแสง ซึ่งแต่ละพิกเซลจะ ประกอบด้วยตัวเลขเพียงหนึ่งตัว โดยทั่วไปแต่ละพิกเซลจะมีขนาด 8 บิต (1 ไบต์) และสามารถแสดง ระดับความเข้มของแสงได้ 256 ระดับ จากมืด (สีดำ) ซึ่งมีค่าเป็น 0 ไปจนถึงสว่าง (สีขาว) ซึ่งมีค่าเป็น 255 ภาพสีเทาเป็นรูปแบบภาพที่ถูกนำมาใช้ในการประมวลผลภาพมากที่สุด เนื่องจากมีขนาดเล็กเมื่อเทียบกับภาพสี และยังสามารถเก็บรายละเอียดของพื้นผิว (Texture) ของวัตถุ ภายในภาพได้เป็นอย่างดี ซึ่งพื้นผิวของวัตถุภายในภาพเป็นรายละเอียดที่จำเป็นต่อการวิเคราะห์ภาพ

2.1.1.3 ภาพสองระดับ (Binary Image) คือภาพที่ผ่านกระบวนการหาขอบภาพมาแล้ว จะมีลักษณะที่ต่างจากภาพสีเทาคือจะเป็นเส้นวาดแสดงเฉพาะสิ่งที่เราสนใจ ตัวอย่างเช่น ภาพดอกไม้ที่มีเบื้องหลังเป็นวิวทิวทัศน์ต่างๆ หลังจากผ่านกระบวนการหาขอบภาพแล้ว จะได้ภาพที่เป็นลักษณะของดอกไม้อย่างเดียว ส่วนทิวทัศน์จะถูกตัดออก ขึ้นอยู่กับวิธีในการหาขอบภาพแต่ละวิธี จะกล่าวในหัวข้อถัดไป ส่วนผลที่ได้จะมีลักษณะเหมือนกันคือ แต่ละพิกเซลจะมีเพียง 2 รหัส คือ ขาว และ ดำ โดยแทนเป็นรหัส 0 หรือ 1 ภาพสองระดับก็ถูกนำมาใช้ในการวิเคราะห์ภาพเช่น เดียวกัน แต่เนื่องจากมีแค่สอง

ระดับ ดังนั้นรายละเอียดของภาพจึงหายไป มีเพียงแต่ภาพโครงร่างของวัตถุเท่านั้น อย่างไรก็ตาม ภาพสองระดับอาจเป็นผลลัพธ์ที่เกิดจากการทำการประมวลผลภาพก็ได้ เช่น การหาขอบภาพ และการแยกวัตถุออกจากพื้นหลัง



รูปที่ 2.4 การเปลี่ยนจากภาพสีเป็นภาพสีเทาโดยการแปลงค่าสี และเปลี่ยนจากภาพสีเทาไปเป็นภาพสองระดับโดยการค้นหาขอบภาพ

จากรูปที่ 2.4 แสดงตัวอย่างการเปลี่ยนภาพสีเป็นภาพสีเทา และการเปลี่ยนจากภาพสีเทาเป็นภาพสองระดับ ภาพสีเทาอาจเกิดจากการเปลี่ยนจากภาพสี และภาพสองระดับอาจเกิดจากการนำภาพสีเทามาสกัดเอาลักษณะเด่น

2.1.2 ฟังก์ชันเกาส์เซียน (Gaussian Function) คือการทำให้ภาพเบลอ เป็นฟังก์ชันที่สำคัญมากเป็นอันดับต้นๆ ของการประมวลผลภาพคือ ฟังก์ชันเกาส์เซียน โดยตั้งตามชื่อคาร์ล เฟรเดริช เกาส์ (Carl Friedrich Gauss) ซึ่งนับได้ว่าเป็นนักคณิตศาสตร์ที่สำคัญมากคนหนึ่งของโลก สมการของฟังก์ชันเกาส์เซียนแสดงดังสมการที่ 2.6

$$g(x) = ae^{-\frac{(x-b)^2}{2c^2}} \quad (2.6)$$

จากสมการที่ 2.6 เมื่อ $e = 2.71828$ คือตัวเลขของออยเลอร์ (Euler's number) ตัวแปร a คือค่าความสูงสูงสุดของ เส้นโค้งของกราฟ ตัวแปร b คือ ตำแหน่งจุดศูนย์กลางของกราฟเกาส์เซียน และตัวแปร c ควบคุม ความกว้างของกราฟเกาส์เซียน เมื่อวาดกราฟของฟังก์ชันเกาส์เซียน ผลลัพธ์ที่ได้จะเป็นรูปประฆังคว่ำ โดยจะมีค่าสูงที่สุด ณ จุดกึ่งกลางของกราฟ ซึ่งกำหนดโดยตัวแปร b แล้วจะมีค่าลดลงทั้งสองทางในทิศทาง $\pm\infty$ ในมุมมองทางสถิติ ฟังก์ชันเกาส์เซียนเป็นการแจกแจงความน่าจะเป็นแบบปรกติของตัวแปรที่เกิดแบบสุ่ม ซึ่งมีแนวโน้มที่จะเกิดใกล้กับค่าเฉลี่ย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.2 การหาขอบภาพ (Edge Detection)

การหาขอบภาพคือการค้นหาค่าที่ต่อเนื่อง (Discontinuity) ของค่าสีเทาภายในภาพ ซึ่งบริเวณที่มีค่าสีเทาที่ไม่ต่อเนื่องคือบริเวณที่เป็นรอยต่อระหว่างวัตถุกับพื้นหลัง หรือ บริเวณที่เป็นรายละเอียดภายในภาพ ซึ่งโดยทั่วไปค่าสีเทา ณ บริเวณนั้นจะมีค่าไม่คงที่ มีการเปลี่ยนแปลง

ตัวดำเนินการสำหรับหาขอบภาพ (Operator for Edge Detection) การหาขอบภาพเป็นการคำนวณหาความไม่ต่อเนื่องของค่าสีเทา ซึ่งมีนักวิจัยหลายท่านได้คิดค้นไว้ เช่น วิธีโรเบิร์ต วิธีเพรวิต และวิธีโซเบล ซึ่งเป็นวิธีที่ใช้กันทั่วไป เนื่องจากให้ผลลัพธ์ในระดับที่ดี อย่างไรก็ตาม หากต้องการใช้วิธีที่มีความทนทานต่อสัญญาณรบกวน วิธีแคนนี่จะให้ผลลัพธ์ที่ดีกว่า ในหัวข้อต่อไปจะอธิบายถึงวิธีการเหล่านี้

2.2.1 วิธีเพรวิต (Prewitt Operator) เป็นการนำข้อมูล 8 พิกเซลรอบตัวตำแหน่ง (x, y) มาหาผลต่าง ซึ่งจะทำให้ตารางมีขนาด 3×3 กำหนดให้

$$\frac{\partial f}{\partial x} = [f(x+1, y-1) + cf(x+1, y) + f(x+1, y+1)] - [f(x-1, y-1) + cf(x, y-1) + f(x-1, y+1)] \quad (2.7)$$

และ

$$\frac{\partial f}{\partial y} = [f(x-1, y+1) + cf(x, y+1) + f(x+1, y+1)] - [f(x-1, y-1) + cf(x, y-1) + f(x+1, y-1)] \quad (2.8)$$

จากสมการที่ 2.7 และ สมการที่ 2.8 เมื่อ c คือค่าคงที่ ทำหน้าที่เป็นน้ำหนักที่กำหนดให้กับจุดกึ่งกลางของแกน x หรือแกน y หาก c มีค่ามาก ก็จะเป็นการเน้นน้ำหนักไปที่จุดกึ่งกลาง หากกำหนดให้ $c = 1$ จะได้การกำหนดค่าของเพรวิต แสดงดังรูปที่ 2.5

-1	0	1	-1	-1	-1
-1	0	1	0	0	0
-1	0	1	1	1	1
G_x			G_y		

รูปที่ 2.5 ตารางกำหนดค่าของเพรวิต

จากรูปที่ 2.5 จะเห็นได้ว่าตารางการกำหนดค่าของเพอร์วิตเป็นการหาความแตกต่างในแนวแกน x สำหรับ G_x ซึ่งเมื่อนำค่าที่กำหนดจากตารางไปทำผลคูณจุดแล้ว จะเป็นการนำข้อมูลภาพทางด้านขวาไปลบกับข้อมูลภาพทางด้านซ้าย สำหรับค่าที่กำหนดจากตาราง G_y จะเป็นการนำข้อมูลด้านล่างไปลบกับข้อมูลด้านบน หากค่าสีเทาบริเวณรอบๆ ตัว มีความแตกต่างทั้งในแนวแกน x และแกน y จะทำให้ผลของการหาผลต่างมีค่าสูง

2.2.2 วิธีแคนนี่ (Canny Edge Detection) เป็นวิธีการที่ถูกพัฒนาขึ้นมาในปี 1986 ซึ่งวิธีการนี้มีหลายขั้นตอน เพื่อช่วยให้การหาขอบภาพมีประสิทธิภาพมากที่สุด วิธีการที่แคนนี่นำเสนอได้ปรับปรุงมาจากหลายวิธีในยุคนั้น แคนนี่ได้กำหนดบรรทัดฐานในการหาขอบภาพว่าวิธีการที่ดีที่สุดจะต้องสามารถทำได้ตามบรรทัดฐานเหล่านี้

1) การค้นหาที่ดี (Good Detection) ซึ่งเป็นบรรทัดฐานที่กำหนดว่าจะต้องค้นหาขอบภาพที่แท้จริงได้ ไม่ผิดพลาด และไม่ควรจะค้นหาขอบภาพที่ไม่ใช่ขอบภาพจริงๆ (Spurious Edge)

2) การระบุตำแหน่งที่ดี (Good Localization) บรรทัดฐานนี้เป็นการกำหนดว่าขอบภาพที่ค้นหาได้จากภาพจะต้องมีระยะห่างจากขอบภาพจริงๆ น้อยที่สุด ซึ่งจะได้ตำแหน่งของขอบภาพที่ถูกต้องมากที่สุด

3) ขอบภาพเดี่ยว (One Edge Pixel) บรรทัดฐานนี้กำหนดมาเพื่อให้ได้ขอบภาพเพียงขอบภาพเดียว หากบริเวณนั้นได้ผลตอบสนองเป็นสองพิกเซล เราจะต้องเลือกเอาพิกเซลใดพิกเซลหนึ่งเป็นขอบภาพ ดังนั้นพิกเซลที่ถูกเลือกจะต้องเป็นพิกเซลที่แท้จริง บรรทัดฐานนี้สอดคล้องกับบรรทัดฐานแรก

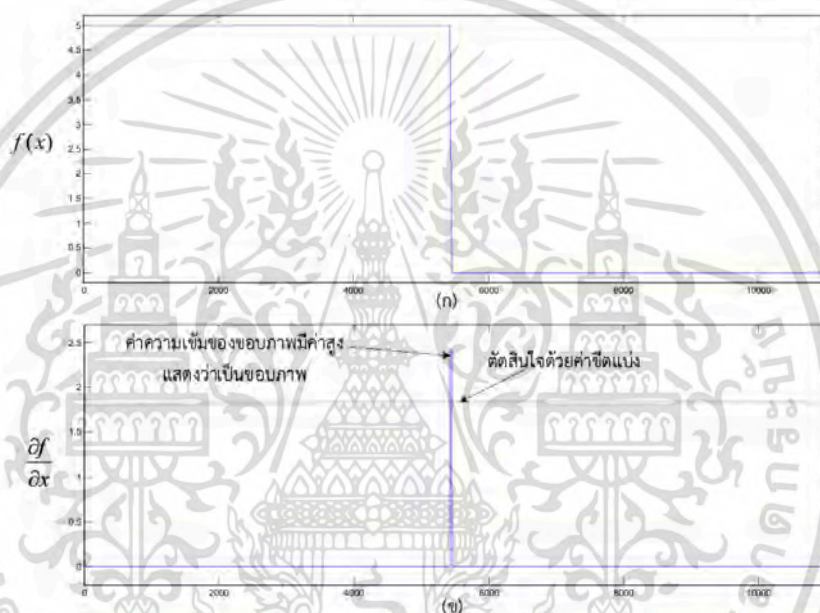
เพื่อให้บรรลุเป้าหมาย แคนนี่ได้ใช้เทคนิคหลายอย่างเข้ามาช่วย เพื่อทำให้ได้ขอบภาพที่ดีที่สุด และได้อธิบายแนวคิดไว้ในบทความของแคนนี่ในปี ค.ศ. 1986 ในรูปของสัญญาณ เช่น การลด สัญญาณรบกวนด้วยเกาส์เซียน ซึ่งจะช่วยให้อสัญญาณรบกวนลดลงไป และทำให้พิกเซลที่ไม่ใช่ขอบภาพจริงๆ หายไปด้วย จากนั้นหาผลต่างด้วยอนุพันธ์ เช่น หาผลต่างด้วยสมการของโซเบล ซึ่งการลดสัญญาณรบกวนด้วยเกาส์เซียนและการหาผลต่างด้วยอนุพันธ์ สามารถใช้อนุพันธ์เกาส์เซียน (Gaussian Derivative) แทนที่ได้ หลังจากนั้นทำการขจัดพิกเซลที่ไม่ใช่ขอบภาพด้วยเทคนิคการขจัดที่ไม่ใช่ค่าสูงสุด (Non-Maximal Suppression) วิธีการนี้มีส่วนช่วยให้พิกเซลที่ไม่ใช่ขอบภาพจริงหายไป สุดท้าย ตัดสินใจความเป็นขอบภาพด้วยการทำขีดแบ่งด้วยฮิสเทอรีซิส (Thresholding with Hysteresis) ซึ่งวิธีนี้จะทำให้ได้ขอบภาพที่แข็งแรง (มีค่าความเข้มของขอบภาพสูง) และขอบภาพที่ไม่แข็งแรงมากนัก แต่อยู่ติดกับขอบภาพที่แข็งแรง ก็จะกลายเป็นขอบภาพ ส่วนขอบภาพที่อ่อนแอจะถูกละทิ้ง วิธีการทั้งหมดนี้จะมีส่วน

ช่วยให้การหาขอบภาพของแคนนี้มีประสิทธิภาพเป็นอย่างยิ่ง ขั้นตอนการหาขอบภาพด้วยวิธีแคนนี้มีทั้งหมด 3 ขั้นตอนดังนี้

- 1) คำนวณหาค่าความเข้มของขอบภาพ และทิศทางของความลาดชัน โดยหาผลต่างจากสมการ

$$\nabla f = \left[\frac{\partial f}{\partial x}, \frac{\partial f}{\partial y} \right] \quad (2.9)$$

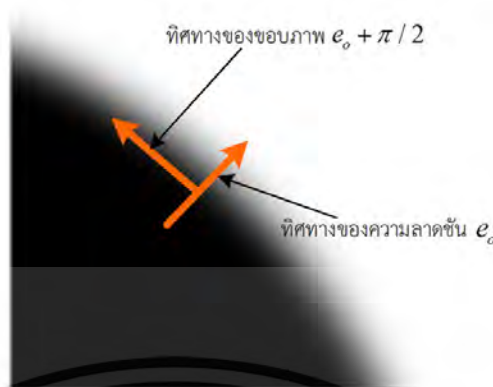
จากสมการที่ 2.9 เป็นการหาผลต่างในแนวแกน x และแกน y ผลของการคำนวณหาผลต่างในแนวแกน x แสดงดังรูปที่ 2.6



รูปที่ 2.6 ผลลัพธ์การหาขอบภาพ และผลลัพธ์การคำนวณหาผลต่างของสัญญาณ

จากรูปที่ 2.6 ผลลัพธ์จากภาพ (ก) คือสัญญาณที่เป็นขอบภาพเป็นขั้นบันได และภาพ (ข) คือผลลัพธ์การคำนวณหาผลต่างของสัญญาณ $\frac{\partial f}{\partial x}$

- 2) จัดฟิสิกเซลที่ไม่ใช่ขอบภาพด้วยเทคนิคการจัดที่ไม่ใช่ค่าสูงสุด การทำให้ขอบบางโดยพิจารณาจากทิศทางความลาดชัน เป็นแนวคิดที่เกิดจากข้อเท็จจริงที่ว่าฟิสิกเซลที่จะมีค่าความเข้มของขอบภาพสูงจะต้องเป็นฟิสิกเซลที่อยู่ตำแหน่งของขอบภาพ และมีค่าสูงต่อเนื่องในทิศทางของขอบภาพ ($e_0 + \pi/2$) นอกจากนั้นค่าความเข้มจะลดลงไปตามทิศทางความลาดชัน (e_0) และเป็นฟิสิกเซลที่อยู่ในทิศทางที่ตั้งฉากกับขอบภาพ ซึ่งก็คือทิศทางความลาดชัน ดังแสดงในรูปที่ 2.7

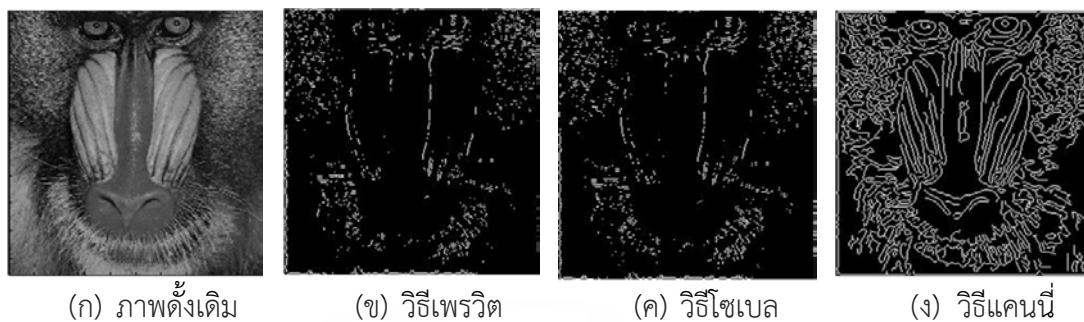


รูปที่ 2.7 การเปรียบเทียบค่าสูงสุดในทิศทางความลาดชัน

จากรูปที่ 2.7 การทำให้ขอบบางโดยพิจารณาจากทิศทางความลาดชัน เป็นแนวคิดที่เกิดจากข้อเท็จจริงที่ว่าพิกเซลที่จะมีค่าความเข้มของขอบภาพสูงจะต้องเป็นพิกเซลที่อยู่ตำแหน่งของขอบภาพ และมีค่าสูงต่อเนื่องในทิศทางของขอบภาพ ($e_0 + \pi/2$) นอกจากนี้ค่าความเข้มจะลดลงไปตามทิศทางความลาดชัน (e_0) และเป็นพิกเซลที่อยู่ในทิศทางที่ตั้งฉากกับขอบภาพ ซึ่งก็คือทิศทางความลาดชันนั่นเอง

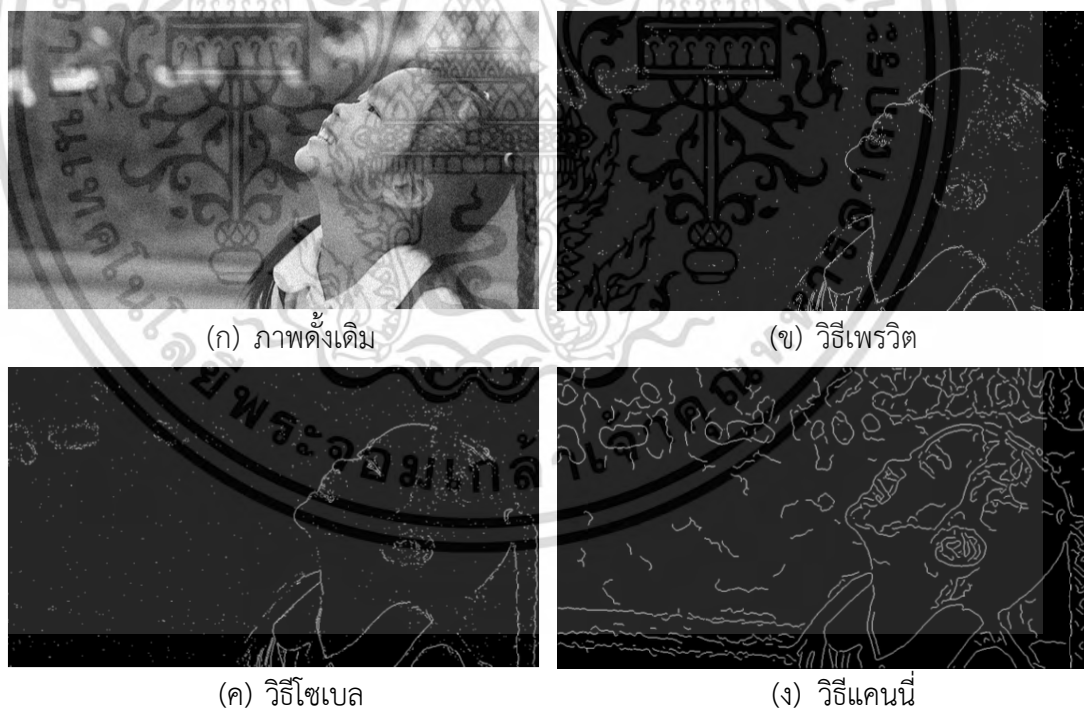
3) ตัดสินใจความเป็นขอบภาพโดยทำขีดแบ่งด้วยฮิสเทอรีซิส (Thresholding with Hysteresis) ขั้นตอนนี้เป็น การตัดสินใจด้วยการกำหนดค่าขีดแบ่ง หากพิกเซลใดที่มีค่าความเข้มของขอบภาพมากกว่าค่าขีดแบ่ง ก็จะทำให้พิกเซลนั้นเป็นขอบภาพ ดังนั้นแค่นี้จึงได้กำหนดค่าขีดแบ่งเป็น 2 ค่าคือ τ_L และ τ_H โดยที่ $\tau_H > \tau_L$ และ $\tau_L > 0$ เมื่อ τ_H คือค่าขีดแบ่งสูง พิกเซลที่มีค่าความเข้มของขอบภาพมากกว่า τ_H จะถือว่าเป็นขอบภาพที่แข็งแรง พิกเซลที่มีค่าความเข้มของขอบภาพน้อยกว่า τ_L จะถือว่าเป็นขอบภาพที่อ่อนแอ ให้ขจัดทิ้งไป ส่วนพิกเซลที่อยู่ระหว่าง τ_L และ τ_H ให้ตัดสินใจอีกครั้ง

ผลลัพธ์ได้คือขอบภาพที่เชื่อมต่อกันเป็นเค้าโครงรูป การหาขอบภาพด้วยวิธีแค่นี้ได้ผลลัพธ์ที่ดีมาก เพราะมีการลดสัญญาณรบกวนขจัดพิกเซลที่ไม่ใช่ขอบภาพ และค้นหาขอบภาพที่เชื่อมติดกัน ตัวอย่างการหาขอบภาพด้วยวิธีต่างๆ แสดงดังรูปที่ 2.8 และรูปที่ 2.9 โดยที่ผลลัพธ์การหาขอบภาพด้วยวิธีเพอร์วิตและโซเบลแสดงดังรูปที่ 2.8 และรูปที่ 2.9 (ข) และ (ค) ตามลำดับ ส่วนรูปที่ 2.8 และรูปที่ 2.9 (ง) เป็นผลลัพธ์การหาขอบภาพด้วยวิธีแค่นี้



รูปที่ 2.8 ผลลัพธ์การหาขอบภาพด้วยวิธีต่างๆ

จากรูปที่ 2.8 เป็นการเปรียบเทียบการหาขอบภาพด้วยวิธีการต่างๆ โดยภาพ (ก) คือภาพดั้งเดิมที่เป็นภาพสีเทา ส่วนภาพ (ข) จากภาพสีเทาคือภาพผลลัพธ์การหาขอบภาพด้วยวิธีเพรวิต ภาพ (ค) คือผลลัพธ์การหาขอบภาพด้วยวิธีโซเบล และภาพ (ง) คือผลลัพธ์การหาขอบภาพด้วยวิธีแคนนี่ ตามลำดับ หากเปรียบเทียบกับผลลัพธ์ของวิธีแคนนี่แล้ว ผลลัพธ์ที่ได้จากวิธีแคนนี่จะดีกว่ามาก จะได้เส้นขอบภาพที่เชื่อมต่อกัน ถึงแม้จะมีสัญญาณรบกวน ก็ยังได้ผลลัพธ์ที่ดี



รูปที่ 2.9 ตัวอย่างการหาขอบภาพด้วยวิธีต่างๆ จากภาพที่มีสัญญาณรบกวน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากรูปที่ 2.9 เป็นการเปรียบเทียบการหาขอบภาพด้วยวิธีการต่างๆ โดยภาพ (ก) คือภาพสีเทาที่มีสัญญาณรบกวนแบบเกาส์เซียน ส่วนภาพ (ข) คือผลลัพธ์การหาขอบภาพด้วยวิธีเพรวิต ภาพ (ค) คือผลลัพธ์การหาขอบภาพด้วยวิธีโซเบล และภาพ (ง) คือผลลัพธ์การหาขอบภาพวิธีแคนนี่ หากเปรียบเทียบผลลัพธ์วิธีเพรวิต และโซเบลแล้ว ผลลัพธ์ของวิธีเพรวิตและวิธีโซเบลจะดีกว่ามาก โดยจะได้คุณลักษณะของภาพที่เราต้องการมากที่สุด

2.3 การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning)

การเรียนรู้ของเครื่อง คือ การออกแบบโปรแกรมให้สามารถเรียนรู้และพัฒนาตนเองได้จากประสบการณ์ หลักการของการเรียนรู้ของเครื่องคือการนำข้อมูลชุดฝึกฝนและข้อมูลที่ส่งออกมาป้อนเข้าไปให้กับ คอมพิวเตอร์เพื่อสอนให้คอมพิวเตอร์เรียนรู้และทำให้เกิดการพัฒนาประสบการณ์ของตัวโปรแกรม เป็น การสร้างแบบจำลองการเรียนรู้ให้คอมพิวเตอร์สามารถทำนายหรือตัดสินใจได้ด้วยตนเองอย่างอัตโนมัติ คล้ายมนุษย์ การเรียนรู้ของเครื่องแบ่งออกได้เป็น 3 ประเภทหลักๆ ดังต่อไปนี้ (อรพิน, 2564)

1) การเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised Learning) คือ การนำข้อมูลชุดฝึกฝนมาสอนคอมพิวเตอร์ ซึ่งข้อมูลชุดฝึกฝนแต่ละตัวจะมีเลเบล (Label) กำกับอยู่ว่าข้อมูลแต่ละตัวมีเลเบลเป็นอะไร จากนั้นคอมพิวเตอร์ก็จะสร้างแบบจำลองการเรียนรู้ขึ้นมา ดังนั้นเมื่อมีข้อมูลใหม่ๆ ถูกป้อนเข้ามา การเรียนรู้ของเครื่องก็จะสามารถทำนายได้ว่าข้อมูลนั้นจะมีผลลัพธ์เป็นอย่างไร

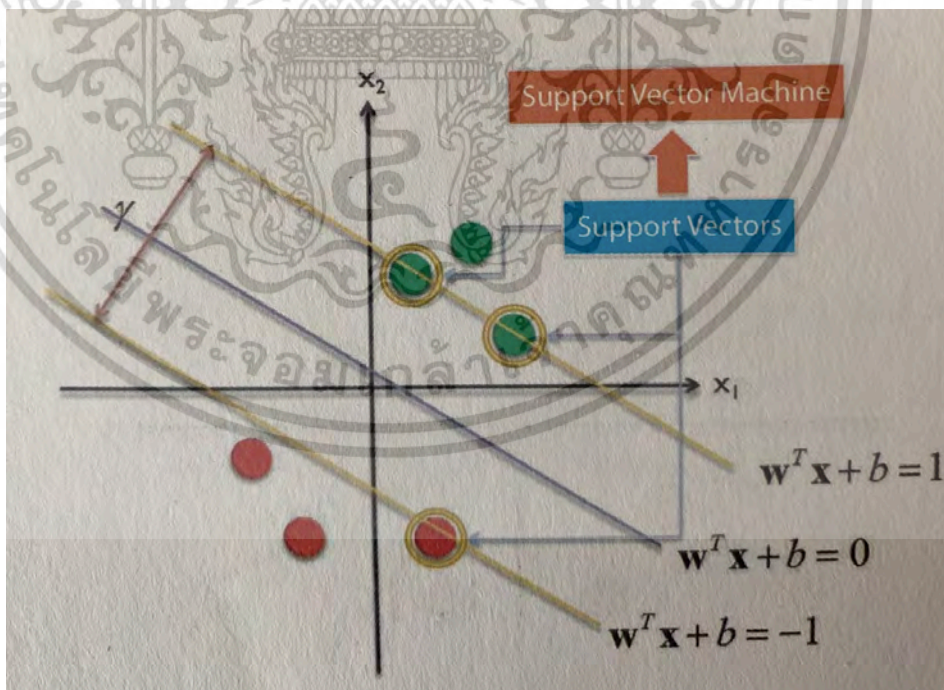
2) การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน (Unsupervised Learning) คือ การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน ดังนั้นจะไม่มีเลเบลกำกับข้อมูลหรือเป้าหมาย (Target) ใดๆ มาสอนให้กับคอมพิวเตอร์ แต่คอมพิวเตอร์จะต้องนำข้อมูลชุดฝึกฝนมาสำรวจด้วยตนเองว่าข้อมูลใดบ้างที่มีคุณลักษณะ รูปแบบ หรือโครงสร้างคล้ายคลึงกัน จากนั้นนำข้อมูลมาจัดเป็นกลุ่มของข้อมูลเดียวกัน ดังนั้นเมื่อมีข้อมูลใหม่ๆ ถูกป้อนเข้ามา ก็จะสามารถทำนายได้ว่าข้อมูลใหม่นั้นจัดอยู่ในกลุ่มใด

3) การเรียนรู้แบบลองผิดลองถูก (Reinforcement Learning) คือ การเรียนรู้แบบลองผิดลองถูก และพิจารณาว่าพฤติกรรมนั้นเป็นสิ่งที่ต้องการหรือไม่ ถ้าเป็นสิ่งที่ต้องการจะให้ค่าเป็นบวก ถ้าเป็นสิ่งที่ไม่ต้องการจะให้ค่าเป็นลบ ซึ่งคอมพิวเตอร์จะต้องเรียนรู้ด้วยการทดลองไปเรื่อยๆ จนกระทั่งได้แบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่องที่ทำนายหรือตัดสินใจผลลัพธ์ที่ดีที่สุดออกมา

2.3.1 วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine) ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน เป็นเครื่องมือที่ใช้ในการจำแนก(Classification) เนื่องจากมีการจดจำข้อมูลที่อยู่บริเวณขอบของแต่ละคลาส หรือเรียกว่า เวกเตอร์ซัพพอร์ต (Support Vector) อีกทั้งยังรองรับปริภูมิที่มีข้อมูลเป็นแบบเชิงเส้น และแบบไม่เชิงเส้นก็ได้ โดยการอาศัยฟังก์ชันเคอร์เนล (Kernel Function) ในการลดความซับซ้อนของข้อมูลโดยการส่ง (Mapping) ไปยังปริภูมิพิเศษที่มีความเป็นเชิงเส้น ทั้งนี้ปริภูมิพิเศษดังกล่าวอาจสร้างได้จริง หรือเป็นเพียงนามธรรมได้ด้วยการอาศัยกลวิธีเชิงเคอร์เนล (Kernel Trick) ภายในปริภูมิผลคูณภายใน (ปริญา, 2562)

1) ระนาบเกิน (Hyperplane) ในปริภูมิ 1 มิติ สามารถใช้จุดเพื่อแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 คลาส ในปริภูมิ 2 มิติ สามารถใช้เส้นเพื่อแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 คลาส และในปริภูมิ 3 มิติ สามารถใช้ระนาบเพื่อแบ่งข้อมูลออกเป็น 3 คลาส

2) ระนาบเกินแบบบัญญัติ (Canonical Hyperplane) ในซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ระยะขอบ (Margin) ที่มากที่สุดระหว่างคลาสหนึ่งกับอีกคลาสหนึ่ง ถูกใช้เป็นบรรทัดฐานในการตัดสินใจเลือกระนาบเกินที่เหมาะสมที่สุด และเวกเตอร์ข้อมูลที่อยู่บริเวณขอบของแต่ละคลาสจะถูกเรียกว่า เวกเตอร์ซัพพอร์ต ดังแสดงดังรูปที่ 2.10



รูปที่ 2.10 เวกเตอร์ซัพพอร์ต

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากรูปที่ 2.10 ค่าของ γ คือระยะขอบ และข้อมูลบริเวณขอบของแต่ละคลาสที่อยู่ภายในเครื่องหมายวงกลมทั้งหมดคือ เวกเตอร์ซัพพอร์ต และเป็นที่มาของชื่อ ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

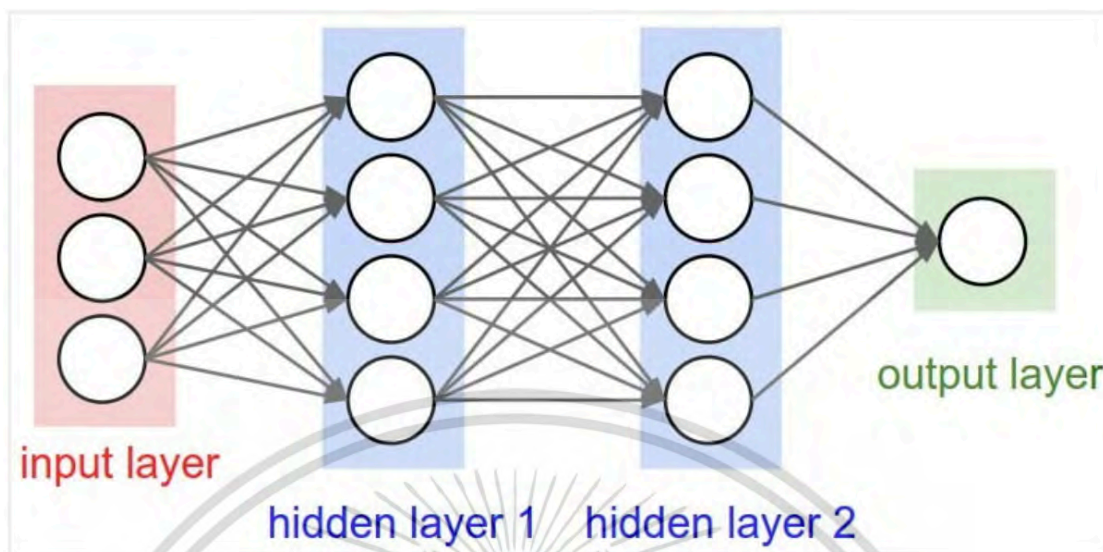
2.3.2 วิธีป่าสุ่ม (Random Forests) วิธีป่าสุ่มพัฒนาขึ้นมาโดย (Tim Kam, 1995) เป็นการสุ่มเลือกคุณลักษณะต่างๆ ของชุดข้อมูล จากนั้นนำเอาชุดข้อมูลและคุณลักษณะเหล่านี้มาทำการสร้างแบบจำลองการทำนายด้วยเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจ (Decision Tree) หลายๆ ต้น และเลือกใช้แบบจำลองที่ได้ประสิทธิภาพดีที่สุด โดยรูปแบบของการป่าสุ่มประกอบด้วย 3 ปัจจัยหลัก

- 1) ต้นไม้ในทุกต้นจะถูกฝึกสอน (Train) ด้วยการนำข้อมูลย่อยจากข้อมูลหลัก
 - 2) เมื่อต้นไม้มีขนาดใหญ่ขึ้นก็จะสามารถหาโหนด (Node) ในแต่ละโหนดที่อยู่กิ่งที่ดีที่สุดโดยใช้หลักการสุ่ม เลือกคุณลักษณะจาก N คุณลักษณะ
 - 3) ต้นไม้แต่ละต้นจะไม่มีภารกิจ แต่ทำให้ต้นไม้มีขนาดใหญ่ขึ้นไปเรื่อยๆ จนได้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุด
- หลังจากการสร้างป่าแล้ว ทำการให้คะแนน (Vote) โดยต้นไม้ภายในป่า หากต้นไม้ต้นใดได้คะแนนสูงสุดก็จะนำเอาต้นไม้ที่ออกมาสร้างเป็นแบบจำลอง (กูริพัทธ์, 2559)

2.4 การเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning)

การเรียนรู้เชิงลึกเป็นโครงข่ายประสาทเทียมแบบหนึ่งที่มีจะใช้ในการแก้ปัญหาในงาน เช่น การแยกประเภทภาพ (Image Classification) การตรวจจับใบหน้า (Face Detection) และการวิเคราะห์ความรู้สึก (Sentiment Analysis) ซึ่งในการเรียนรู้ได้เราจะต้องมีข้อมูลเพื่อมาเป็นพื้นฐานของการเรียนรู้ในแต่ละแบบจำลอง (ณัฐโชติ, 2564)

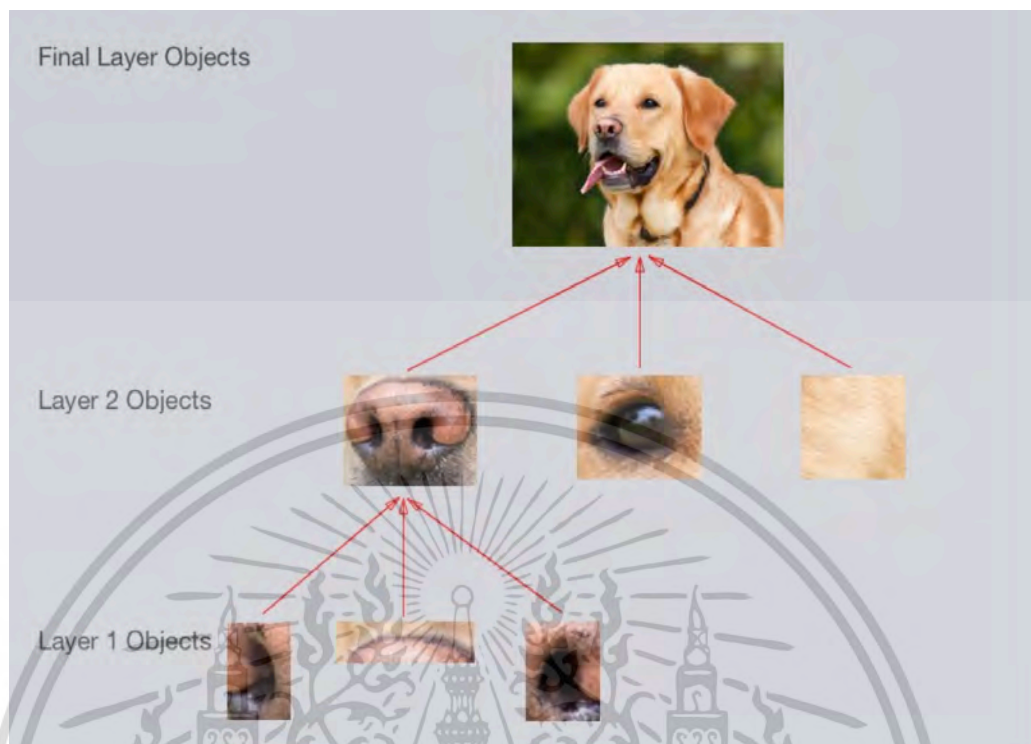
2.4.1 วิธีโครงข่ายประสาทเชิงลึก (Deep Neural Network) เป็นระบบโครงข่ายประสาทเทียมที่มีชั้นซ่อน (Hidden Layer) มากกว่า 1 ชั้น โดยแต่ละโหนด (Node) ในชั้นซ่อนมีการเชื่อมโยงและการจัดระดับความสำคัญของชั้นข้อมูลเข้า (Input Layer) เพื่อกำหนดผลลัพธ์ ดังนั้นเมื่อกำหนดจำนวนของชั้นซ่อนให้เหมาะสมก็จะได้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุด



รูปที่ 2.11 โครงข่ายประสาทเชิงลึก

จากรูปที่ 2.11 แสดงให้เห็นว่าชั้นซ่อนมีมากกว่า 1 ชั้น เปรียบเสมือนเซลล์ประสาทจำนวนมาก มีหน้าที่ในการประมวลผล รับข้อมูลจากชั้นข้อมูลเข้า และส่งข้อมูลที่ประมวลผลเสร็จแล้วไปยังชั้นข้อมูลออก (Output Layer) ข้อดีของการส่งข้อมูลแบบนี้คือในแต่ละชั้นสามารถที่จะมีค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight) ค่าความเอนเอียงของข้อมูล (Bias) และฟังก์ชันกระตุ้น (activation function) ที่เป็นอิสระต่อกันได้

2.4.2 วิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Network) เป็นการเรียนรู้เชิงลึกชนิดหนึ่ง โดยจะจำลองการมองเห็นของมนุษย์ที่ประมวลผลรูปภาพ จากการมองเห็นที่ส่วนย่อยของภาพนั้น ซึ่งจะเหมาะกับงานประเภทจำแนกข้อมูลของรูปภาพ จดจำเสียง การตรวจจับวัตถุ และอื่นๆ ตัวอย่างดังเช่น รูปที่ 2.12



รูปที่ 2.12 การจำแนกรูปภาพออกเป็น จมูก ตา และขน ของสุนัข

จากรูปที่ 2.12 แสดงให้เห็นถึงการกรองหรือเรียกว่าตัวกรองเคอร์เนล (Kernel Filter) คือการสกัดลักษณะพิเศษซึ่งเป็นส่วนย่อยของรูปภาพออกมาเพื่อจะทำให้ทราบได้ว่ารูปภาพนั้นเป็นรูปภาพของสิ่งใด

โครงข่ายประสาทเทียมประกอบด้วยหลายชั้น (Multi Layer) ได้แก่ ชั้นข้อมูลเข้า (Input Layer) ชั้นซ่อน (Hidden Layer) และชั้นแสดงข้อมูลออก (Output Layer) ตามลำดับ

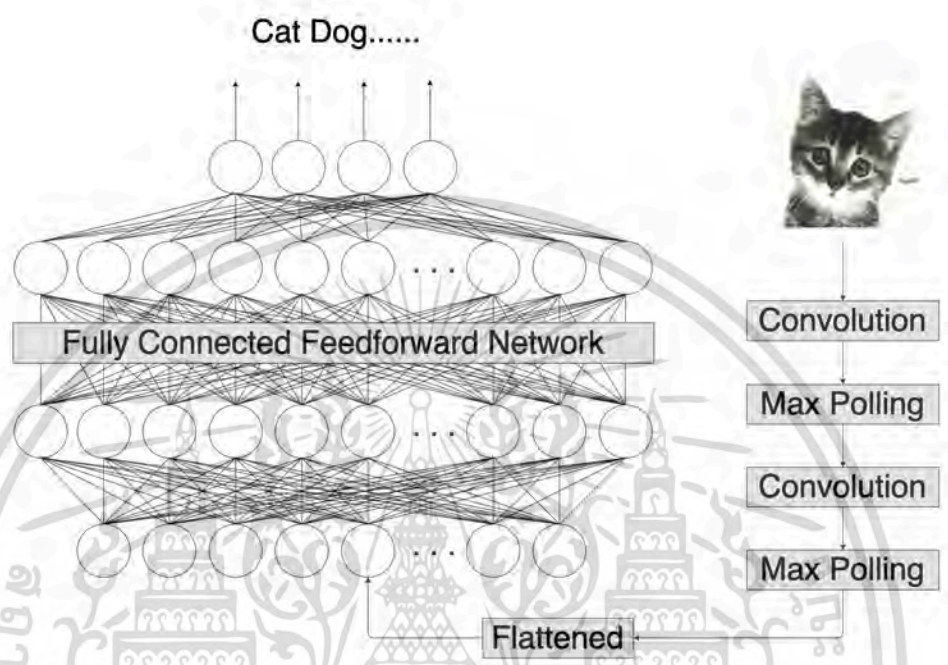


รูปที่ 2.13 ระดับชั้นของโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน

จากรูปที่ 2.13 โครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน มีการเพิ่มการกรอง (Filter/Kernel) หรือการสกัดลักษณะพิเศษเข้าไปในข้อมูลเข้าเพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่เรียกว่าการทำคอนโวลูชัน (Convolution) ประกอบด้วยชั้นคอนโวลูชัน (Convolution Layer) ชั้นดึง (Polling Layer) และชั้นเชื่อมโยงแบบสมบูรณ์ (Full-Connected Layer) ซึ่งชั้นเชื่อมโยงแบบสมบูรณ์นี้ประกอบด้วยชั้นซ่อน และชั้นผลลัพธ์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โดยปกติขั้นตอนการทำงานโครงข่ายประสาทเทียมจะเริ่มจากข้อมูลเข้า เข้าสู่ชั้นคอนโวลูชัน ชั้นพูลลิ่งสลับกันไป จนถึงชั้นเชื่อมโยงแบบสมบูรณ์และชั้นข้อมูลออกตามลำดับ ดังภาพที่ 2.14



รูปที่ 2.14 ขั้นตอนการทำงานโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน

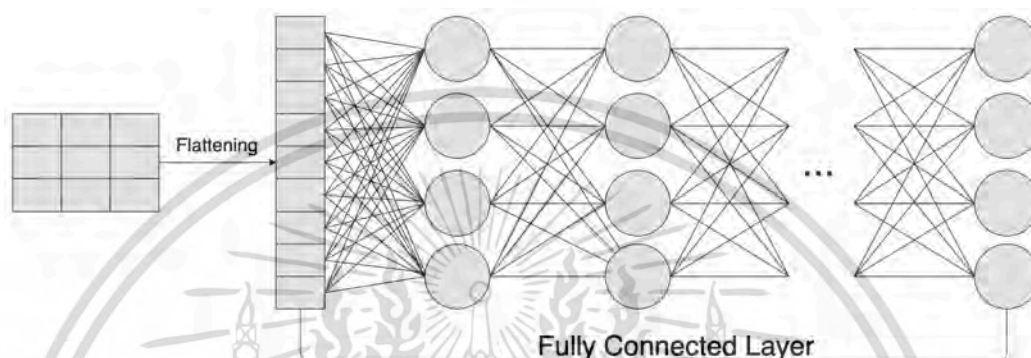
จากรูปที่ 2.14 แสดงขั้นตอนการทำงานของโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน โดยมีรายละเอียดดังนี้

1. ระดับชั้นคอนโวลูชัน (Convolutional Layer : CONV) ในระดับชั้นนี้จะมีค่าพารามิเตอร์ (Parameter) ดังนี้
 - 1.1 Convolutional Filters/Kernels จะมีค่าเท่ากับ 2 x 2 พิกเซล (ความกว้างและความสูง)
 - 1.2 Convolution Operation ตัวดำเนินการของคอนโวลูชัน เช่น การกำหนดขนาดค่าก้าว (Stride) และการเสริมเต็ม (Padding)
 - 1.2.1 การกำหนดค่าก้าว เป็นการกำหนดการเคลื่อนที่ของตัวกรอง
 - 1.2.2 การเสริมเต็ม เป็นการขยายขอบเขตของข้อมูลเข้าทุกด้านด้านละเท่าๆ กัน เพื่อที่จะทำให้ตัวกรองสามารถเลื่อนตามขอบของรูปภาพได้
2. ระดับชั้นพูลลิ่ง (Pooling Layer : POOL) เป็นการทำเพื่อลดมิติของข้อมูลให้เล็กลง แต่ยังคงคุณสมบัติของข้อมูลสำคัญไว้ ทำให้การคำนวณและการจัดการทำได้ง่ายขึ้น การพูลลิ่งสามารถมีหลาย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

แบบ เช่น การพูลลิ่งโดยใช้ฟังก์ชันค่าเฉลี่ย (Average Pooling) หรือการพูลลิ่งโดยใช้ฟังก์ชันค่าสูงสุด (Max Pooling)

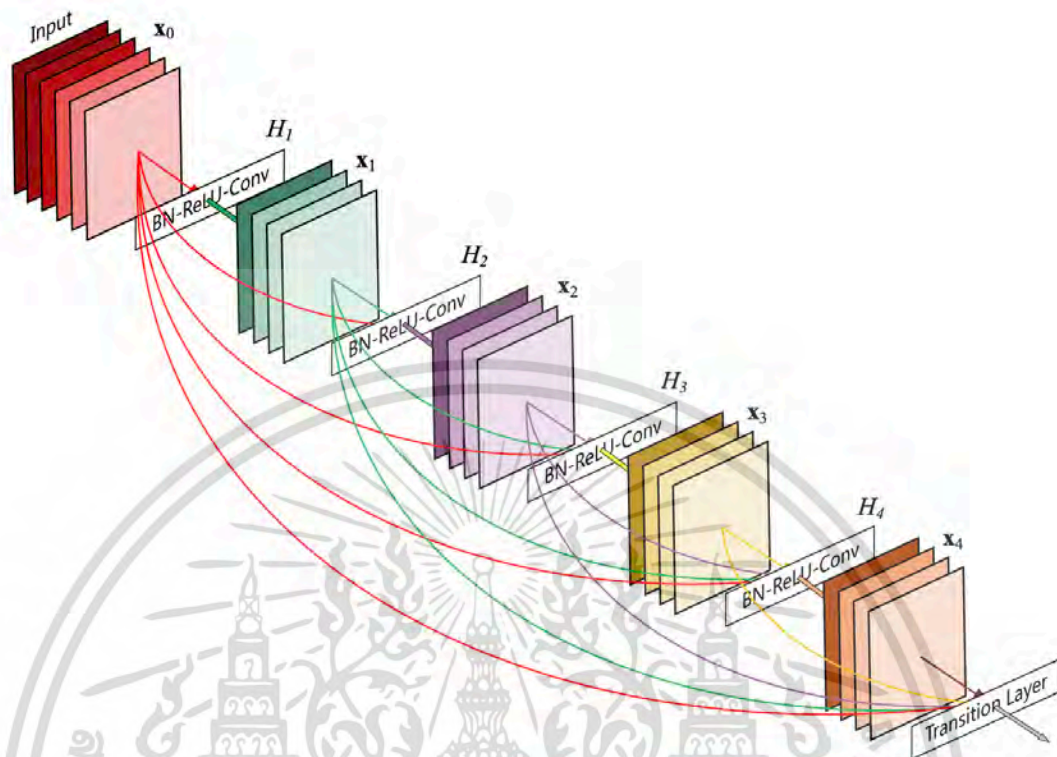
3. ระดับชั้นเชื่อมต่อแบบสมบูรณ์ (Fully Connected Layer : FC) คือระดับชั้นทำหน้าที่เปลี่ยนแปลงรูปร่างจากข้อมูลภาพที่มี แสดงดังภาพที่ 2.15



รูปที่ 2.15 การเชื่อมโยงกันสมบูรณ์

จากรูที่ 2.15 การเชื่อมโยงแบบสมบูรณ์ แสดงลักษณะ n มิติ ไปเป็น 1 มิติ โดยทำการจัดเรียงแต่ละแถวมาเชื่อมต่อกันหรือการจัดเรียงลำดับแถว (Flatten)

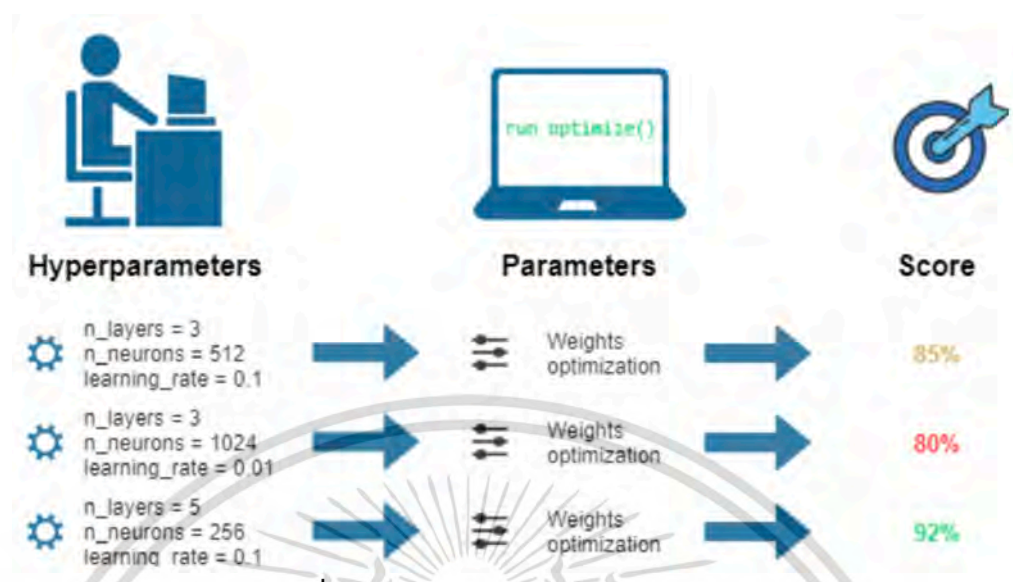
2.4.3 วิธีคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดชน์121 แบบปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์ (Dense Convolutional Network 121 Hyper Parameter) เป็นวิธีการที่ใช้ในการแก้ปัญหาของวิจิตรง่ายประสาทแบบคอนโวลูชันที่จำนวนชั้นมีมากขึ้น ทำให้เกิดเส้นทางของข้อมูลเข้าไปยังชั้นข้อมูลออกเพิ่มขึ้นซึ่งทำให้ข้อมูลบางอย่างสูญหายไป ทำให้ประสิทธิภาพลดลง ดังนั้นวิธีคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดชน์จึงแก้ปัญหานี้โดยการปรับแต่งรูปแบบการเชื่อมโยงระหว่างชั้นให้ง่ายขึ้น โดยแต่ละชั้นจะเชื่อมโยงโดยตรงกับชั้นอื่นๆ ทุกชั้น (Huang, 2016) แสดงดังรูปที่ 2.16



รูปที่ 2.16 ภาพสถาปัตยกรรมโครงข่ายคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดชน์

จากรูปที่ 2.16 แสดงให้เห็นถึงการเชื่อมโยงของสถาปัตยกรรมเดชน์แบบ 5 ชั้น และมีอัตราการเรียนรู้เป็น $k = 4$ ดังแสดงให้เห็นของชั้นสี่เขียว ชั้นสีม่วง ชั้นสีเหลือง และชั้นสีส้ม โดยแต่ละชั้นจะมีการเชื่อมโยงกับชั้นข้อมูลเข้า (Input) ทุกชั้น (เส้นสีแดง)

การปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์ คือการปรับค่าพารามิเตอร์ต่างๆ ที่กำหนดขึ้นเองก่อนจะเข้าสู่กระบวนการเรียนรู้ของแบบจำลอง เช่น การปรับค่าอัตราการเรียนรู้ (Learning Rate) ที่ใช้ในการควบคุมแต่ละขั้นตอนการเรียนรู้ว่าจะต้องปรับค่าถ่วงน้ำหนัก (Weights) ของโครงข่ายประสาทเทียมได้อย่างไร (Yang, and Shami 2020)



รูปที่ 2.17 การปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์

จากรูปที่ 2.17 แสดงการเปรียบเทียบของค่าพารามิเตอร์โดยการกำหนดจำนวนชั้น (n layers) มีค่าเท่ากับ 5 จำนวนเซลล์ประสาท (n neurons) เท่ากับ 256 และอัตราการเรียนรู้ (Learning Rate) มีค่าเท่ากับ 0.1 ตามลำดับ ให้ค่าความแม่นยำที่ดีที่สุดคือ 92 % รองลงมาจะเป็นการกำหนด จำนวนชั้น เท่ากับ 3 จำนวนเซลล์ประสาทเท่ากับ 512 และอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.1 ให้ค่าความแม่นยำคือ 85 %

2.5 มาตรฐานประสิทธิภาพ (Evaluation Metrics)

2.5.1 เมทริกซ์ความสับสน (Confusion Matrix) เป็นเครื่องมือในการประเมินผลลัพธ์ของการทำนาย (Prediction) ที่ทำนายจากแบบจำลองที่สร้างขึ้นในการเรียนรู้ของเครื่องและการเรียนรู้เชิงลึก โดยมีหลักการคือสิ่งที่แบบจำลองทำนายกับสิ่งที่เกิดขึ้นจริง มีสัดส่วนเป็นอย่างไร (Pagon, 2019) ดังแสดงในรูปที่ 2.18

Confusion Matrix

	Actually Positive (1)	Actually Negative (0)
Predicted Positive (1)	True Positives (TPs)	False Positives (FPs)
Predicted Negative (0)	False Negatives (FNs)	True Negatives (TNs)

รูปที่ 2.18 ตาราง เมทริกซ์ความสับสน

จากรูปที่ 2.18 แสดงตารางเมทริกซ์สับสน โดยมีความหมายของแต่ละช่องดังต่อไปนี้

- 1) True Positive (TP) = สิ่งที่ทำนายตรงกับสิ่งที่เกิดขึ้นจริงคือทำนายว่าจริง และสิ่งที่เกิดขึ้นก็คือจริง
- 2) True Negative (TN) = สิ่งที่ทำนายตรงกับสิ่งที่เกิดขึ้นคือทำนายว่าไม่จริง และสิ่งที่เกิดขึ้นก็คือไม่จริง
- 3) False Positive (FP) = สิ่งที่ทำนายไม่ตรงกับสิ่งที่เกิดขึ้น คือทำนายว่าจริง แต่สิ่งที่เกิดขึ้นคือไม่จริง
- 4) False Negative (FN) = สิ่งที่ทำนายไม่ตรงกับที่ที่เกิดขึ้นจริง คือทำนายว่าไม่จริง แต่สิ่งที่เกิดขึ้นคือจริง

2.5.2 ค่าความแม่นยำ (Accuracy) คือการแสดงผลการวัดที่ได้มีความถูกต้องในรูปอัตราส่วนดังสมการที่ 2.10

$$accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \tag{2.10}$$

จากสมการที่ 2.10 ค่าความแม่นยำสามารถคำนวณได้จากผลรวมของ True Positive กับค่า True Negativeหารด้วยผลรวมของทั้งหมดคือ True Positive, True negative, False Positive และ False Negative

2.5.3 ค่าความเที่ยง (Precision) เป็นการเปรียบเทียบการทำนายที่ถูกต้องว่าจริง และก่ิเกิดขึ้นจริง (TP) กับการทำนายว่าจริง แต่สิ่งที่เกิดขึ้นคือไม่จริง (FP) ดังสมการที่ 2.11

$$\text{Precision} = \text{TP} / (\text{TP} + \text{FP}) \quad (2.11)$$

จากสมการที่ 2.11 ค่าความเที่ยงสามารถคำนวณได้จากค่า True Positiveหารด้วยผลบวกของค่า True Positive และ False Positive

2.5.4 ค่าเรียกคืน (Recall) เป็นอัตราส่วนของการค้นพบข้อมูลที่ถูกต้องจากจำนวนข้อมูลที่ถูกต้องทั้งหมด

$$\text{Recall} = \text{TP} / (\text{TP} + \text{FN}) \quad (2.12)$$

จากสมการที่ 2.12 ค่าเรียกคืนสามารถคำนวณได้จากค่า True Positiveหารด้วยผลบวกของค่า True Positive และ False Negative

2.5.5 ค่าคะแนนเอฟ1 (F1-Score) เป็นค่าเฉลี่ยแบบ Harmonic Mean ระหว่างค่าความเที่ยงและค่าเรียกคืน จุดประสงค์ของการสร้างค่าคะแนนเอฟ1 ขึ้นมาเพื่อเป็น Single Metric ที่วัดความสามารถของแบบจำลองดังสมการที่ 2.13

$$\text{F1-Score} = 2 \times (\text{Precision} \times \text{Recall}) / (\text{Precision} + \text{Recall}) \quad (2.13)$$

จากสมการที่ 2.13 ค่าคะแนนเอฟ1 สามารถคำนวณได้จาก 2 คูณกับผลคูณของค่าความเที่ยงและค่าเรียกคืน และหารด้วยผลรวมของค่าความเที่ยงและค่าเรียกคืน

2.5.6 ค่าสูญเสีย (Loss) คือการประเมินผลการทำนายว่ามีความคลาดเคลื่อนจากผลลัพธ์ y มากน้อยเพียงใด $L = \text{Loss}(y, \hat{y})$ โดยที่ L เป็นความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Mean Squared Error)

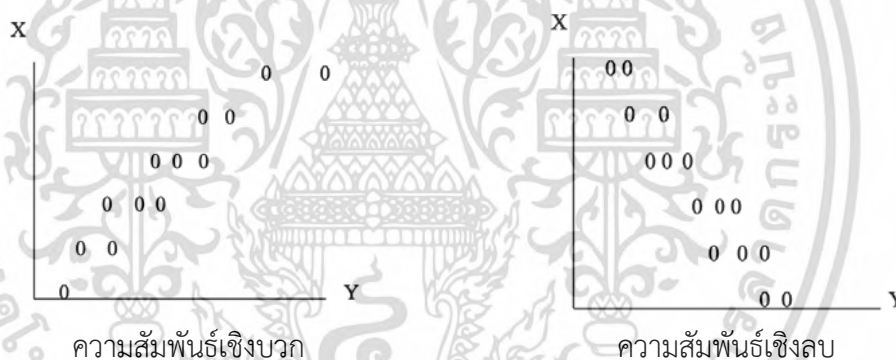
2.6 การวิเคราะห์ค่าสหสัมพันธ์เพียร์สัน (Pearson Product Moment Correlation)

การวิเคราะห์ค่าสหสัมพันธ์เพียร์สันเป็นการวิเคราะห์เพื่อหาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร 2 ตัวแปรว่ามีความสัมพันธ์กันหรือไม่ เช่น คนกินมากน่าจะอ้วนมาก คนออกกำลังกายมากน่าจะแข็งแรงมาก เป็นต้น (ยูทธ, 2549)

ความสัมพันธ์ของตัวแปร 2 ตัว X และ Y อาจจะมีความสัมพันธ์อยู่ในรูปแบบต่างๆ เช่น ความสัมพันธ์ที่มีลักษณะแนวโน้มเป็นเส้นตรง หรือเส้นโค้งพาราโบลา หรือแบบอื่นๆ ก็ได้ แต่ในที่นี้จะกล่าวถึงเฉพาะความสัมพันธ์ที่มีลักษณะแนวโน้มเป็นเส้นตรง ซึ่งแบ่งออกเป็น 2 แบบคือ

2.6.1 ความสัมพันธ์เชิงบวก (Positive Correlation) เป็นความสัมพันธ์ ที่เรียกว่าแปรผันตามกัน กล่าวคือถ้า X มีค่ามากขึ้น ค่าของ Y ก็จะมีแนวโน้มมากขึ้นด้วย แต่ถ้า X มีค่าน้อยลง ค่าของ Y ก็จะมีแนวโน้มน้อยลงด้วย

2.6.2 ความสัมพันธ์เชิงลบ (Negative Correlation) เป็นความสัมพันธ์ ที่เรียกว่า แปรผันกลับกัน หรือแปรผกผัน กล่าวคือ ถ้า X มีค่ามากขึ้น ค่าของ Y ก็จะมีแนวโน้มลดลง แต่ถ้า X มีค่าน้อยลง ค่าของ Y ก็จะมีแนวโน้มเพิ่มขึ้นด้วย



รูปที่ 2.19 ความสัมพันธ์เชิงบวกและความสัมพันธ์เชิงลบ

จากรูปที่ 2.19 รูปซ้ายแสดงความสัมพันธ์เชิงบวก จะสังเกตได้ว่าเมื่อค่า X มีค่ามากขึ้น ค่า Y ก็มีค่ามากขึ้นด้วย รูปขวาความสัมพันธ์เชิงลบ สังเกตได้ว่าเมื่อค่า X มีค่ามาก แต่ค่า Y กลับน้อยลง

การพิจารณาความสัมพันธ์เชิงเส้นตรงของ X และ Y ว่ามีความสัมพันธ์มากน้อยเพียงใดสามารถคำนวณความสัมพันธ์นั้นออกมาเป็นค่าของตัวเลข ในที่นี้จะกล่าวถึงวิธีการของเพียร์สัน ที่เรียกว่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (Correlation Coefficient) ซึ่งมีสูตรในการคำนวณคือ

ให้ r แทน สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ ของข้อมูลตัวแปรคู่ X และ Y ดังนั้นจะได้ว่า

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n X_i Y_i - n\bar{X}\bar{Y}}{\sqrt{[\sum_{i=1}^n X_i^2 - n\bar{X}^2][\sum_{i=1}^n Y_i^2 - n\bar{Y}^2]}} \quad (2.14)$$

$$\text{หรือ } r = \frac{n \sum_{i=1}^n X_i Y_i - (n \sum_{i=1}^n X_i)(n \sum_{i=1}^n Y_i)}{\sqrt{[n \sum_{i=1}^n X_i^2 - (\sum_{i=1}^n X_i)^2][n \sum_{i=1}^n Y_i^2 - (\sum_{i=1}^n Y_i)^2]}} \quad (2.15)$$

$$\text{หรือ } r = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{[\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2][\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2]}} \quad (2.16)$$

จากสมการที่ 2.14 ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (r) จะมีค่าอยู่ระหว่าง -1 ถึง 1

ถ้า $r = 1$ หมายความว่า ตัวแปร X และ Y มีความสัมพันธ์เชิงบวกแบบตามกันโดยสมบูรณ์

ถ้า $r = 0$ หมายความว่า ตัวแปร X และ Y ไม่มีความสัมพันธ์เชิงเส้นตรง

ถ้า $r = -1$ หมายความว่า ตัวแปร X และ Y มีความสัมพันธ์เชิงลบกันโดยสมบูรณ์

2.6.3 การทดสอบสมมติฐานเกี่ยวกับค่าความสัมพันธ์ (สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์) ลักษณะการตั้ง

สมมติฐาน

$H_0: \rho = 0$ (ไม่มีความสัมพันธ์กัน)

$H_1: \rho \neq 0$ (มีความสัมพันธ์กัน)

$H_1: \rho > 0$ (มีความสัมพันธ์กันทางบวก)

$H_1: \rho < 0$ (มีความสัมพันธ์กันทางลบ)

สถิติที่ใช้ทดสอบ

$$t = \frac{r}{\sqrt{\frac{(1-r^2)}{n-2}}} \quad (2.17)$$

และ $df = n-2$

(2.18)

การพิจารณาหาค่าสถิติ t ที่คำนวณได้ไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ ($Sig > \alpha$) นั่นคือยอมรับ H_0 แสดงว่าไม่มีความสัมพันธ์กันระหว่างตัวแปร แต่ถ้าค่า t ที่คำนวณได้มีนัยสำคัญทางสถิติ ($Sig > \alpha$) นั่นคือปฏิเสธ H_0 ยอมรับ H_1 แสดงว่ามีความสัมพันธ์กันระหว่างตัวแปร (สัมพันธ์ทางบวก หรือสัมพันธ์ทางลบ)

2.7 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

จากการศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้อง พบว่ามีงานวิจัยที่ศึกษาเกี่ยวกับการประมวลผลภาพ และการทำนายภาพ งานวิจัยที่เกี่ยวข้องที่ได้ผู้วิจัยทำการศึกษามีรายละเอียดดังต่อไปนี้

งานวิจัยของ Myagila K. and Kilavo H. (2021) ได้ศึกษาเกี่ยวกับการทำนายภาษามือเพื่อใช้กับผู้พิการทางการได้ยินมาเปรียบเทียบกับวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine) และวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน (Convolutional neural network) วัดผลด้วยค่าความเที่ยง (Precision) ค่าเรียกคืน (Recall) ค่าคะแนนเอฟ1 (F1-score) ค่าความแม่นยำ (Accuracy) และค่าการสูญเสีย (Loss) ผลการศึกษาพบว่าวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันให้ค่าความแม่นยำสูงสุดคือ 96% รองลงมาคือวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนให้ค่าความแม่นยำ 95%

งานวิจัยของ Swamy et al. (2022) ได้ศึกษาเกี่ยวกับทำนายโรคจากภาพ CT Scan ของชุดข้อมูลจากผู้ที่ได้รับผลกระทบจากโรคโควิด 19 กล่าวถึงการนำภาพถ่ายเอ็กซเรย์คอมพิวเตอร์ (Computed Tomography Scan) มาทำการเปรียบเทียบกับวิธีโครงข่ายประสาทเชิงลึก (Deep Neural Network) วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine) วิธีป่าสุ่ม (Random Forest) วิธีต้นไม้ตัดสินใจ (Decision Tree) วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) วิธีเพื่อนบ้านใกล้สุด k ตัว (K Nearest Neighbor) วิธีนาอิวเบสแบบเกาส์เซียน (Gaussian Naive Bayes) วิธี Gradient Boosting และวิธีวิธีการถดถอยลอจิสติก (Logistics Regression) วัดผลด้วยค่าความเที่ยง (Precision) ค่าคะแนนเอฟ1 (F1-score) ค่าความแม่นยำ (Accuracy) ค่าความจำเพาะ (Specificity) ค่าความไว (Sensitivity) อัตราบวกเท็จ (False Positive Rate) อัตราลบเท็จ (False Negative Rate) อัตราบวกจริง (True positive rate) และอัตราลบจริง (True Negative Rate) ผลการศึกษาพบว่าวิธีโครงข่ายประสาทเชิงลึกให้ค่าความแม่นยำสูงสุดคือ 97 % รองลงมาวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน 92 % วิธีป่าสุ่ม 89 % วิธีต้นไม้ตัดสินใจ 88 % วิธีโครงข่ายประสาทเทียม 81 % วิธีเพื่อนบ้านใกล้สุด k ตัว 80 % วิธีนาอิวเบสแบบเกาส์เซียน 74 % วิธี Gradient Boosting 73 % และวิธีวิธีการถดถอยลอจิสติก 68 %

Nandakumar et al. (2022) ได้ศึกษาเกี่ยวกับการนำภาพ CT Scan ของดวงตามนุษย์นำมาทำนายความผิดปกติที่เกิดจากโรคเบาหวาน จากชุดข้อมูลของผู้ป่วยที่ได้มาจากระบบของ Kaggle ในปี 2015 มาเปรียบเทียบกับวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเด่น 121 (Dense Convolutional Network 121) วิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเด่น 169 (Dense Convolutional Network 169) และวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเด่น 121 แบบปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์ วัดผลด้วยค่าการสูญเสีย (Loss) ค่าความแม่นยำ ค่าความเที่ยง ค่าเรียกคืน

(Recall) ค่าคะแนนเอฟ1 ผลการศึกษาพบว่าวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรม เดชน121 แบบปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์ให้ค่าความแม่นยำสูงสุดคือ 93.51% รองลงมาคือวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดชน169 ให้ค่าความแม่นยำ 89.19% และ 83.90 % ตามลำดับ

Harkat et al. (2022) ได้ศึกษาเกี่ยวกับการนำภาพไฟป่าที่ได้จากภาพถ่ายดาวเทียมระยะใกล้ นำมาทำนายแยกประเภทของไฟป่า เพื่อช่วยให้นักดับเพลิงเข้าไปดับในจุดที่ถูกต้องเพื่อลดการลุกลามของไฟได้อย่างมีประสิทธิภาพ มาเปรียบเทียบกับวิธีป่าสุ่ม วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน วิธีตารางการตัดสินใจ (Decision Table) และวิธีนาอิวเบส วัดผลด้วยค่าความแม่นยำ ค่าความไว ค่าความจำเพาะ ค่าความเที่ยง ค่าการเรียกคืน ค่าคะแนนเอฟ1 และค่าเฉลี่ยเรขาคณิต (Geometric Mean) ผลการศึกษาพบว่าวิธีป่าสุ่มให้ค่าความแม่นยำสูงสุดคือ 96.6 % รองลงมาคือวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนให้ค่าความแม่นยำ 96.21 % วิธีตารางการตัดสินใจให้ค่าความแม่นยำ 80.2 % และวิธีนาอิวเบสให้ค่าความแม่นยำ 79.3 %

Alshayegi et al. (2022) ได้ศึกษาเกี่ยวกับการนำภาพถ่ายอุณหภูมิความร้อนของฝ่าเท้ามาทำนายหาประเภทของโรคเบาหวาน มาเปรียบเทียบกับวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน วิธีXGBoost วิธีป่าสุ่ม วิธีโครงข่ายประสาทความน่าจะเป็น (Probabilistic Neural Network) วิธีเพื่อนบ้านใกล้สุด k ตัว และวิธีตารางการตัดสินใจ วัดผลด้วยค่าความแม่นยำ ค่าความไว ค่าความจำเพาะ ค่าทำนายผลบวก (Positive Predictive Value) และค่าทำนายผลลบ (Negative Predictive Value) ผลการศึกษาพบว่าวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนให้ค่าความแม่นยำสูงสุดคือ 97.81% รองลงมาคือ วิธีXGBoost ให้ค่าความแม่นยำ 91.18 % วิธีป่าสุ่ม ให้ค่าความแม่นยำ 87.88 % วิธีโครงข่ายประสาทความน่าจะเป็นให้ค่าความแม่นยำ 85.29 % วิธีเพื่อนบ้านใกล้สุด k ตัว ให้ค่าความแม่นยำ 82.35 % และวิธีตารางการตัดสินใจให้ค่าความแม่นยำ 82.35 %

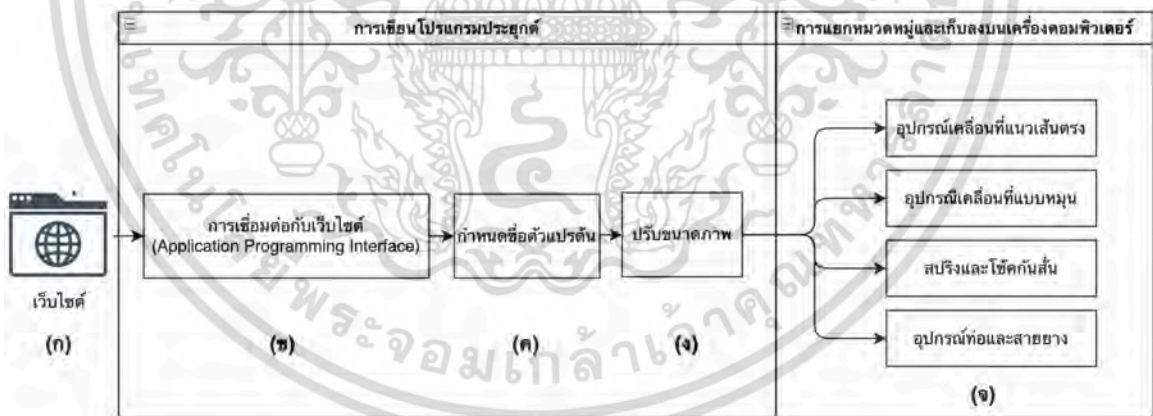
บทที่ 3

วิธีดำเนินงานวิจัย

แนวคิดหลักของงานวิจัยนี้คือการนำเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องและการเรียนรู้เชิงลึกมาประยุกต์ใช้กับการทำนายผลของภาพอะไหล่เครื่องจักรที่อยู่บนเว็บไซต์ สามารถแบ่งกรอบแนวคิดการวิจัยออกเป็น 5 ขั้นตอน ได้แก่ขั้นตอนที่ 1 กระบวนการนำเข้าข้อมูล ขั้นตอนที่ 2 การหาขอบภาพ ขั้นตอนที่ 3 การออกแบบและการพัฒนาขั้นตอนวิธีสำหรับสร้างแบบจำลองทำนายผลภาพ ขั้นตอนที่ 4 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลอง และขั้นตอนที่ 5 เครื่องมือที่ใช้ในการวิจัย โดยมีรายละเอียดดังนี้

3.1 กระบวนการนำเข้าข้อมูล

ขั้นตอนแรกของงานวิจัยคือการนำภาพที่ปรากฏอยู่ในเว็บไซต์บนที่ลงเครื่องคอมพิวเตอร์เพื่อเตรียมนำไปใช้ในการวิเคราะห์ต่อไป ซึ่งแสดงขั้นตอนดังรูปที่ 3.1



รูปที่ 3.1 ขั้นตอนกระบวนการนำเข้าข้อมูล

จากรูปที่ 3.1 แสดงถึงขั้นตอนต่างๆ ในการเตรียมข้อมูลทั้งหมด 3 ขั้นตอน มีรายละเอียดดังต่อไปนี้

ก) เว็บไซต์ การเก็บข้อมูลภาพจากการสำรวจเว็บไซต์ พบว่าภาพที่แสดงอะไหล่เครื่องจักรซึ่งได้ถูกแบ่งออกเป็นหมวดหมู่เชื่อมต่อกับฐานข้อมูลด้วยส่วนต่อประสานโปรแกรมประยุกต์ (Application Programming Interface) หรือเรียกสั้นๆว่า API

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ข) การเชื่อมต่อกับเว็บไซต์ ขั้นตอนนี้เป็นขั้นตอนการเขียนโปรแกรมเพื่อเชื่อมต่อกับฐานข้อมูลภาพผ่านส่วนต่อประสานโปรแกรมประยุกต์

ค) การเก็บข้อมูลภาพลงบนเครื่องคอมพิวเตอร์ จากขั้นตอน (ข) แล้วนำภาพที่ได้มาแบ่งแยกออกเป็นแต่ละแฟ้ม (folder) ทั้งหมด 4 แฟ้ม คือ สปริงและโช้คกันสั่น อุปกรณ์เคลื่อนที่แนวตรง อุปกรณ์เคลื่อนที่แบบหมุน และอุปกรณ์ท่อและสายยาง แสดงดังรูปที่ 3.2 และ 3.3



รูปที่ 3.2 ตัวอย่างของรูปภาพที่ได้จากดึงข้อมูลผ่านเว็บไซต์

จากรูปที่ 3.2 ตัวอย่างของภาพและชื่ออุปกรณ์ทั้ง 4 แบบ ถูกเก็บลงแยกเป็นแฟ้มทั้งหมด 4 แฟ้ม แสดงดังรูปที่ 3.3

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.3 ภาพแต่ละชนิดที่ถูกแบ่งไปแต่ละแฟ้ม

จากรูปที่ 3.3 ภาพที่ได้จากการดึงข้อมูลผ่านเว็บไซต์ ถูกแยกหมวดหมู่ไปในแต่ละแฟ้มเพื่อให้ง่ายต่อการกำหนดชื่อตัวแปรตามซึ่งจะเป็นขั้นตอนต่อไป

3.2 กระบวนการหาขอบภาพ

ขั้นตอนนี้จะเป็นการปรับข้อมูลภาพให้อยู่ในรูปแบบที่คอมพิวเตอร์สามารถนำไปใช้ประมวลผลต่อได้ซึ่งจะประกอบไปด้วยขั้นตอน 5 ขั้นตอนดังนี้

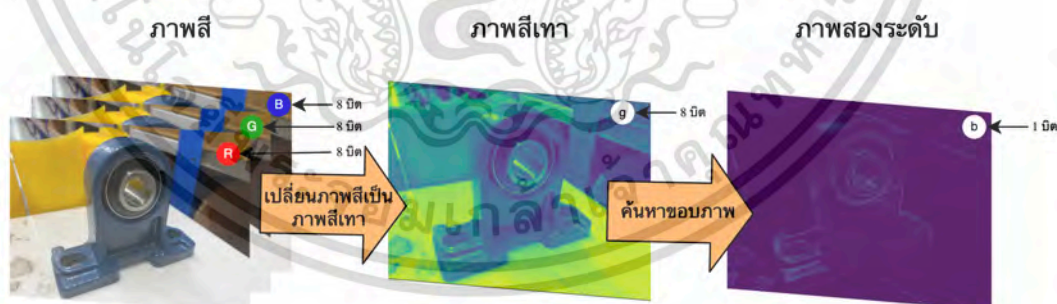
- 1) การกำหนดขนาดรูปภาพ ปรับขนาดภาพด้วยขั้นตอนการประมวลผลภาพ โดยจะปรับให้มีขนาดเท่าๆ กันคือขนาด 200 x 200 พิกเซล
- 2) การกำหนดชื่อตัวแปรตาม เพื่อให้คอมพิวเตอร์สามารถนำไปใช้ประมวลผลต่อได้จะต้องมีการกำหนดชื่อตัวแปรตามคือหมวดหมู่ (category) ซึ่งจะแทนที่ด้วยตัวเลขดังแสดงในตารางที่ 3.1

ตารางที่ 3.1 การกำหนดชื่อแฟ้มและชื่อตัวแปรตาม

ชื่อแฟ้ม	ชื่อตัวแปรตาม
สปริงและโช้คกันสั่น	ภาพที่อยู่ภายใต้แฟ้ม สปริงและโช้คกันสั่น กำหนดให้มีค่าเป็น 0
อุปกรณ์เคลื่อนที่แนวตรง	ภาพที่อยู่ภายใต้แฟ้ม อุปกรณ์เคลื่อนที่แนวตรง กำหนดให้มีค่าเป็น 1
อุปกรณ์เคลื่อนที่แบบหมุน	ภาพที่อยู่ภายใต้แฟ้ม อุปกรณ์เคลื่อนที่แบบหมุน กำหนดให้มีค่าเป็น 2
อุปกรณ์ท่อและสายยาง	ภาพที่อยู่ภายใต้แฟ้ม อุปกรณ์ท่อและสายยาง กำหนดให้มีค่าเป็น 3

จากตารางที่ 3.1 การกำหนดชื่อตัวแปรตามให้เป็นรูปแบบของตัวเลขคือ เลข 0 กำหนดให้กับภาพที่อยู่ภายใต้แฟ้มของสปริงและโช้คกันสั่น เลข 1 สำหรับอุปกรณ์เคลื่อนที่แนวตรง เลข 2 สำหรับอุปกรณ์เคลื่อนที่แบบหมุน และ 3 สำหรับอุปกรณ์ท่อและสายยาง

3) การแปลงภาพสีเป็นภาพสีเทา เพื่อลดมิติของภาพโดยการแปลงจากภาพสีที่มีภาพสีแดง สีเขียว และสีน้ำเงิน (Red, Green, Blue) เปลี่ยนเป็นภาพสีเทา สำหรับในการทดลองนี้จะใช้วิธีการของเกาส์เซียน แสดงดังรูปที่ 3.4



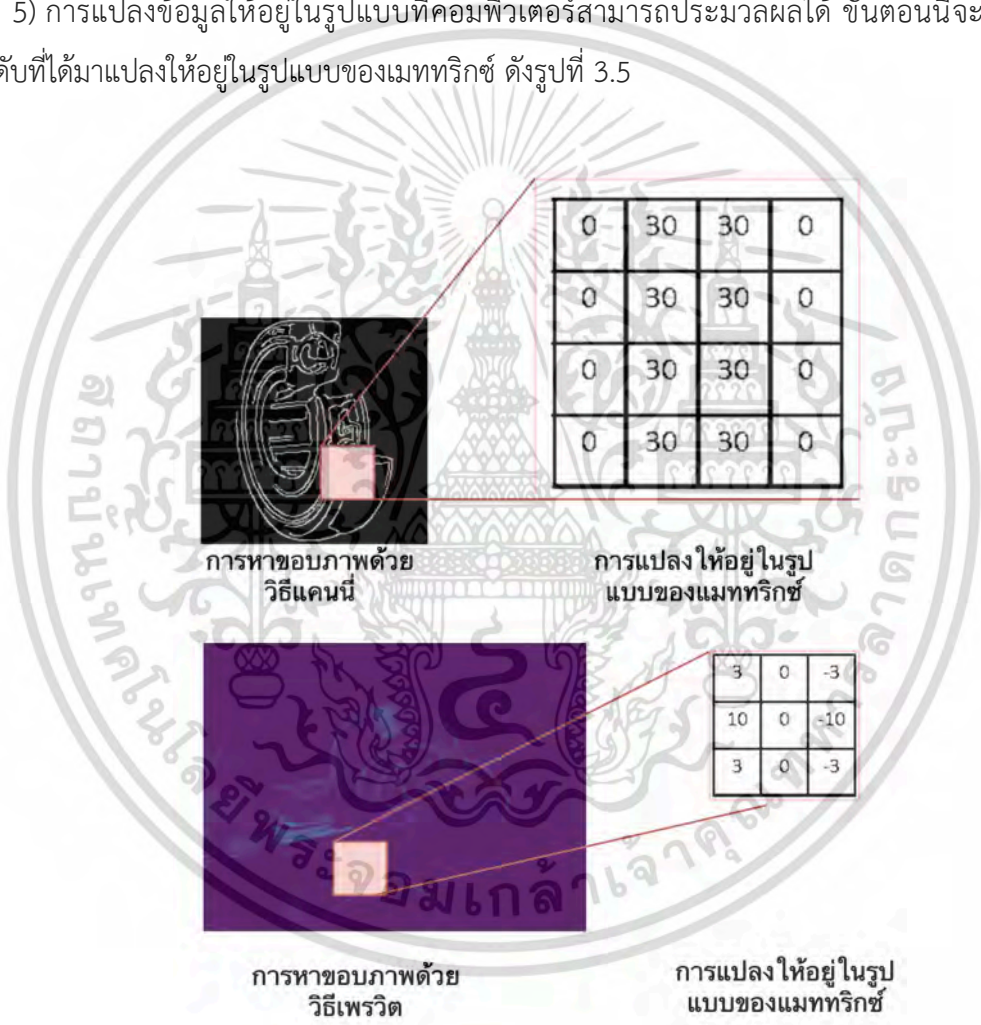
รูปที่ 3.4 การปรับภาพสีเป็นภาพสีเทาและภาพสองระดับ

จากรูปที่ 3.4 การแปลงภาพสีต้นฉบับภาพซ้าย จะสังเกตเห็นว่าในหนึ่งภาพสีจะมีอยู่ 3 ชั้นด้วยกัน คือ ชั้นสีแดง ชั้นสีเขียว และชั้นสีน้ำเงิน ตามลำดับ (RGB) ซึ่งแต่ละชั้นจะมีขนาด 8 บิต รวมทั้งหมดคือ 24 บิต หรือคิดเป็นขนาด 255, 255 และ 255 จากนั้นเมื่อปรับภาพที่ได้ให้อยู่ในรูปสีเทา (ภาพกลาง) แล้ว

ภาพจะเหลือเพียงชั้นเดียวซึ่งก็คือ 8 บิต จากนั้นก็จะเข้าสู่ขั้นตอนการหาขอบภาพด้วยวิธีต่างๆ ดังอธิบายในหัวข้อถัดไป

4) การหาขอบภาพด้วยวิธีแคนนี่และวิธีเพรวิต จากรูปที่ 3.4 การค้นหาขอบภาพให้เป็นภาพสองระดับด้วยวิธีการของแคนนี่ จะทำให้ได้ภาพที่มีมิติน้อยลงและง่ายต่อการนำไปประมวลผลต่อในแบบจำลองต่างๆ ซึ่งในการทดลองนี้จะทำการทดลอง 2 แบบด้วยกันคือ 1 ใช้วิธีแคนนี่ และ 2 ใช้วิธีเพรวิต

5) การแปลงข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบที่คอมพิวเตอร์สามารถประมวลผลได้ ขั้นตอนนี้จะนำภาพสองระดับที่ได้มาแปลงให้อยู่ในรูปแบบของเมทริกซ์ ดังรูปที่ 3.5



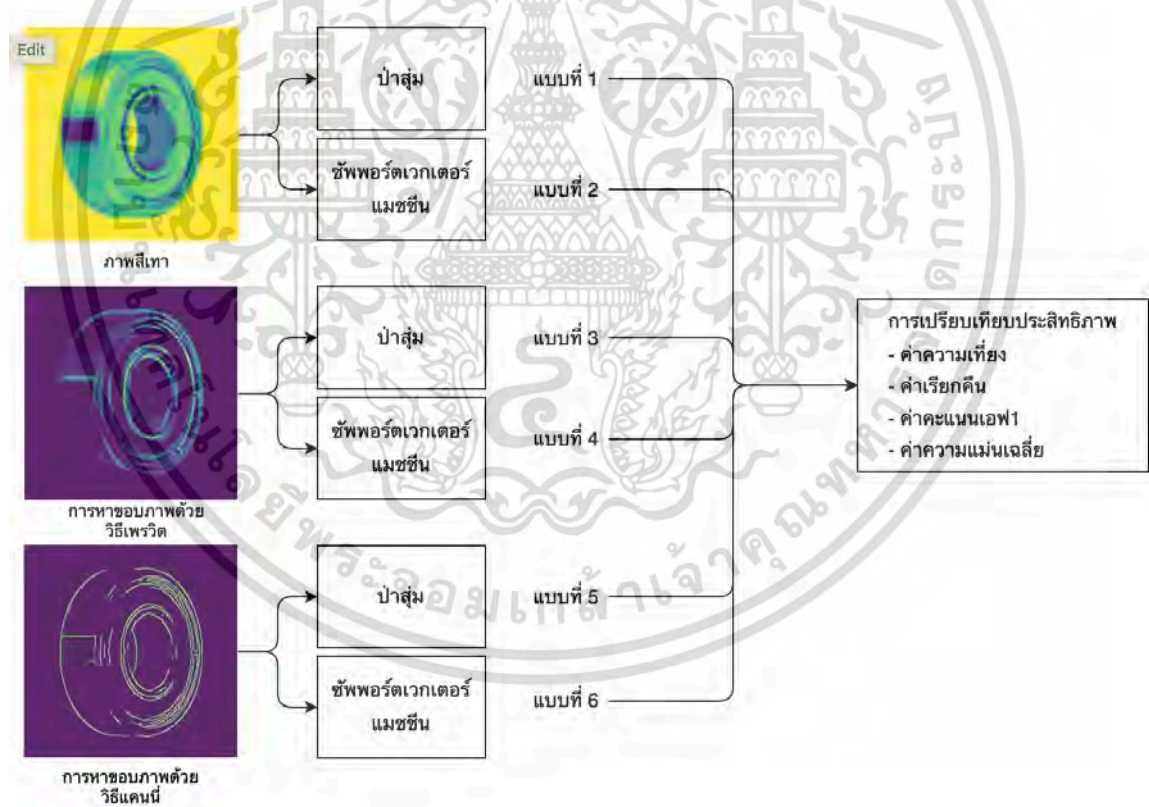
รูปที่ 3.5 การแปลงให้อยู่ในรูปแบบที่คอมพิวเตอร์สามารถประมวลผลได้

จากรูปที่ 3.5 แสดงให้เห็นถึงข้อมูลของภาพที่อยู่ในรูปแบบของเมทริกซ์ ซึ่งข้อมูลภาพที่ได้จะมีชั้นเดียว นั่นก็คือ 8 บิต จะมีค่าตั้งแต่ 0 - 255

3.3 การออกแบบและการพัฒนาขั้นตอนวิธีสำหรับสร้างแบบจำลองทำนายผลภาพสำหรับวิธีการเรียนรู้ของเครื่อง

ในการวิจัยนี้ผู้วิจัยได้ทำการแบ่งการทดลองออกเป็น 6 แบบ เนื่องจากงานวิจัยของ Harkat et al. (2022) ได้มีการทดสอบการทำนายแยกประเภทของไฟฟ้า จากภาพถ่ายดาวเทียมระยะใกล้ มาเปรียบเทียบกับวิธีป่าสุ่ม วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน วิธีตารางการตัดสินใจ และวิธีนาอิวเบส วัตถุผล ด้วยค่าความแม่นยำ ค่าความไว ค่าความจำเพาะ ค่าความเที่ยง ค่าเรียกคืน ค่าคะแนนเอฟ1 และค่าเฉลี่ยเรขาคณิต ผลการศึกษาพบว่าวิธีป่าสุ่มให้ค่าความแม่นยำสูงสุดคือ 96.6 % รองลงมาวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ให้ค่าความแม่นยำ 96.21 % วิธีตารางการตัดสินใจให้ค่าความแม่นยำ 80.2 % และ 79.3 ตามลำดับ

ด้วยการเปรียบเทียบภาพสีเทา การหาขอบภาพด้วยวิธีแคนนี่ และการหาขอบภาพด้วยวิธีเพรวิต แสดงดังรูปที่ 3.6



รูปที่ 3.6 ขั้นตอนวิธีการเรียนรู้ของเครื่องสำหรับการสร้างแบบจำลองทำนายผลภาพ 6 แบบ

จากรูปที่ 3.6 แสดงขั้นตอนวิธีการเรียนรู้ของเครื่องในการสร้างแบบจำลองโดยมีรายละเอียดดังนี้
แบบที่ 1 ภาพสีเทาโดยใช้แบบจำลองป่าสุ่ม โดยกำหนดค่าเคเท่ากับ 80 ที่ขนาดภาพ 200 คูณ 200 พิกเซล

แบบที่ 2 ภาพสีเทาโดยใช้แบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน โดยกำหนดค่า Batch Size เท่ากับ 32 ค่า Epoch เท่ากับ 50 รอบ ที่ขนาดภาพ 200 คูณ 200 พิกเซล

แบบที่ 3 การหาขอบภาพด้วยวิธีแพรวิตโดยใช้แบบจำลองป่าสุ่ม โดยกำหนดค่าเคเท่ากับ 80 ที่ขนาดภาพ 200 คูณ 200 พิกเซล

แบบที่ 4 การหาขอบภาพด้วยวิธีแพรวิตโดยใช้แบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน โดยกำหนดค่า Batch Size เท่ากับ 32 ค่า Epoch เท่ากับ 50 รอบ ที่ขนาดภาพ 200 คูณ 200 พิกเซล

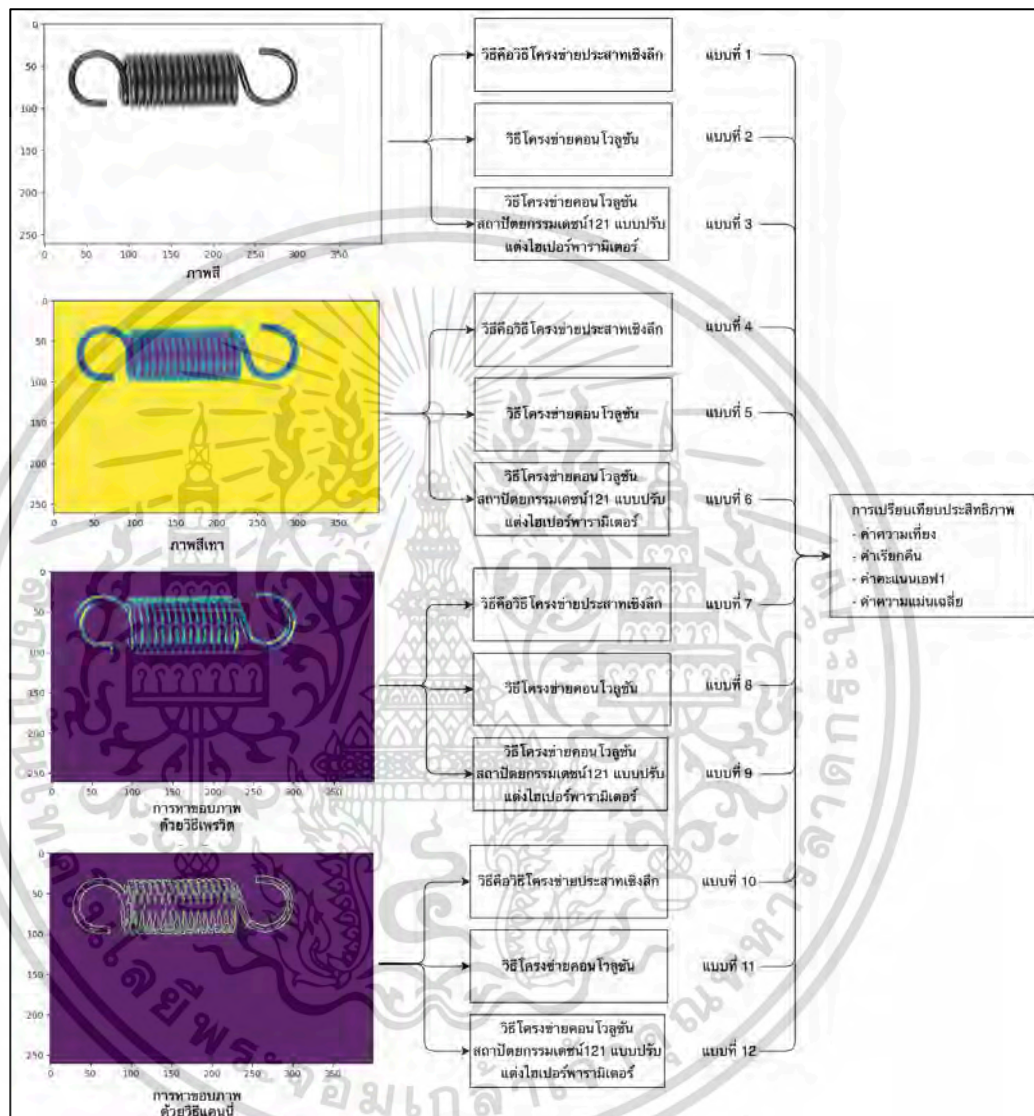
แบบที่ 5 การหาขอบภาพด้วยวิธีแคนนี่โดยใช้แบบจำลองป่าสุ่ม โดยกำหนดค่าเคเท่ากับ 80 ที่ขนาดภาพ 200 คูณ 200 พิกเซล

แบบที่ 6 การหาขอบภาพด้วยวิธีแคนนี่โดยใช้แบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน โดยกำหนดค่า Batch Size เท่ากับ 32 ค่า Epoch เท่ากับ 50 รอบ ที่ขนาดภาพ 200 คูณ 200 พิกเซล

3.4 การออกแบบและการพัฒนาขั้นตอนวิธีสำหรับสร้างแบบจำลองทำนายผลภาพสำหรับวิธีการเรียนรู้เชิงลึก

ในการวิจัยนี้ผู้วิจัยได้ทำการแบ่งการทดลองออกเป็น 12 แบบ โดยที่ต่างจากขั้นตอนวิธีการเรียนรู้ของเครื่อง โดยที่เพิ่มการเปรียบเทียบภาพสีในการพิจารณาเพิ่ม เนื่องจากงานวิจัยของ Nandakumar et al. (2022) ได้ศึกษาเกี่ยวกับการนำภาพ CT Scan ของดวงตามนุษย์นำมาทำนายความผิดปกติที่เกิดจากโรคเบาหวาน ได้นำภาพสีมาทำการเปรียบเทียบร่วมด้วย มาเปรียบเทียบกับวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดชน์121 (Dense Convolutional Network 121) วิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดชน์169 (Dense Convolutional Network 169) และวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดชน์121แบบปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์ วัดผลด้วยค่าการสูญเสีย (Loss) ค่าความแม่นยำ ค่าความเที่ยง ค่าเรียกคืน (Recall) ค่าคะแนนเอฟ1 ผลการศึกษาพบว่าวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดชน์121 แบบปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์ ให้ค่าความแม่นยำสูงสุดคือ 93.51% รองลงมาโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดชน์169 ให้ค่าความแม่นยำ 89.19% และ 83.90 % ตามลำดับ

ด้วยการเปรียบเทียบภาพสี ภาพสีเทา การหาขอบภาพด้วยวิธีแคนนี่ และวิธีการหาขอบภาพด้วยวิธีเพรวิต แสดงดังรูปที่ 3.7



รูปที่ 3.7 ขั้นตอนวิธีการเรียนรู้เชิงลึกสำหรับการสร้างแบบจำลองทำนายผลภาพ 12 แบบ

จากรูปที่ 3.7 แสดงขั้นตอนวิธีการเรียนรู้เชิงลึกในการสร้างแบบจำลองโดยมีรายละเอียดดังนี้

แบบที่ 1 ภาพสีโดยใช้แบบจำลองวิธีโครงข่ายประสาทเชิงลึก โดยกำหนดค่า Batch Size เท่ากับ 32 ค่า Epoch เท่ากับ 50 รอบ ที่ขนาดภาพ 200 คูณ 200 พิกเซล

แบบที่ 2 ภาพสีโดยใช้แบบจำลองวิธีโครงข่ายคอนโวลูชัน โดยกำหนดค่า Batch Size เท่ากับ 32 ค่า Epoch เท่ากับ 50 รอบ ที่ขนาดภาพ 200 คูณ 200 พิกเซล

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

แบบที่ 3 ภาพสี่โดยใช้แบบจำลองวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดชน์121 แบบปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์ โดยกำหนดค่า Batch Size เท่ากับ 32 ค่า Epoch เท่ากับ 50 รอบ ที่ขนาดภาพ 200 คูณ 200 พิกเซล

แบบที่ 4 ภาพสี่เทาโดยใช้แบบจำลองวิธีโครงข่ายประสาทเชิงลึก โดยกำหนดค่า Batch Size เท่ากับ 32 ค่า Epoch เท่ากับ 50 รอบ ที่ขนาดภาพ 200 คูณ 200 พิกเซล

แบบที่ 5 ภาพสี่เทาโดยใช้แบบจำลองวิธีโครงข่ายคอนโวลูชัน โดยกำหนดค่า Batch Size เท่ากับ 32 ค่า Epoch เท่ากับ 50 รอบ ที่ขนาดภาพ 200 คูณ 200 พิกเซล

แบบที่ 6 ภาพสี่เทาโดยใช้แบบจำลองวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดชน์121 แบบปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์ โดยกำหนดค่า Batch Size เท่ากับ 32 ค่า Epoch เท่ากับ 50 รอบ ที่ขนาดภาพ 200 คูณ 200 พิกเซล

แบบที่ 7 การหาขอบภาพด้วยวิธีเพรวิตโดยใช้แบบจำลองวิธีโครงข่ายประสาทเชิงลึก โดยกำหนดค่า Batch Size เท่ากับ 32 ค่า Epoch เท่ากับ 50 รอบ ที่ขนาดภาพ 200 คูณ 200 พิกเซล

แบบที่ 8 การหาขอบภาพด้วยวิธีเพรวิตโดยใช้แบบจำลองวิธีโครงข่ายคอนโวลูชัน โดยกำหนดค่า Batch Size เท่ากับ 32 ค่า Epoch เท่ากับ 50 รอบ ที่ขนาดภาพ 200 คูณ 200 พิกเซล

แบบที่ 9 การหาขอบภาพด้วยวิธีเพรวิตโดยใช้แบบจำลองวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดชน์121 แบบปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์ โดยกำหนดค่า Batch Size เท่ากับ 32 ค่า Epoch เท่ากับ 50 รอบ ที่ขนาดภาพ 200 คูณ 200 พิกเซล

แบบที่ 10 การหาขอบภาพด้วยวิธีแคนนี่โดยใช้แบบจำลองวิธีโครงข่ายประสาทเชิงลึก โดยกำหนดค่า Batch Size เท่ากับ 32 ค่า Epoch เท่ากับ 50 รอบ ที่ขนาดภาพ 200 คูณ 200 พิกเซล

แบบที่ 11 การหาขอบภาพด้วยวิธีแคนนี่โดยใช้แบบจำลองวิธีโครงข่ายคอนโวลูชัน โดยกำหนดค่า Batch Size เท่ากับ 32 ค่า Epoch เท่ากับ 50 รอบ ที่ขนาดภาพ 200 คูณ 200 พิกเซล

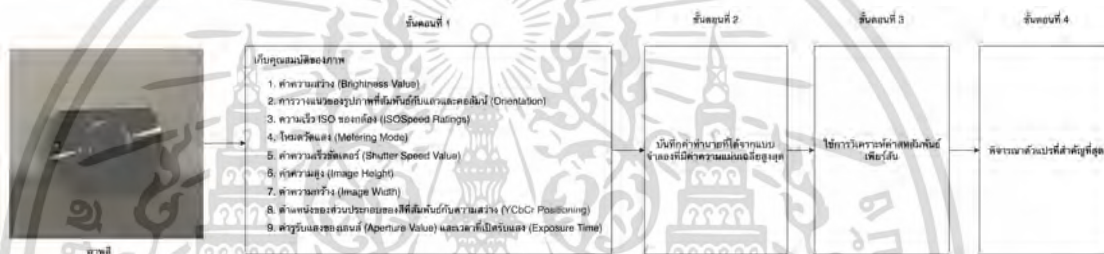
แบบที่ 12 การหาขอบภาพด้วยวิธีแคนนี่โดยใช้แบบจำลองวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดชน์121 แบบปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์ โดยกำหนดค่า Batch Size เท่ากับ 32 ค่า Epoch เท่ากับ 50 รอบ ที่ขนาดภาพ 200 คูณ 200 พิกเซล

3.5 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลอง

ขั้นตอนนี้จะเป็นการเปรียบเทียบแบบจำลองทั้ง 18 รูปแบบด้วยวิธีวัดประสิทธิภาพด้วยค่าความเที่ยง (Precision) ค่าเรียกคืน (Recall) ค่าคะแนนเอฟ1 (F1-Score) และค่าความแม่นยำ (Accuracy) ในที่นี้จะพิจารณาโดยใช้ค่าความแม่นยำเฉลี่ย

3.6 การหาปัจจัยที่ส่งผลกระทบต่อการทำนายภาพประเภทอะไหล่เครื่องจักร

ขั้นตอนนี้เป็นขั้นตอนวิธีการหาปัจจัยที่ส่งผลกระทบต่อการทำนายภาพอะไหล่เครื่องจักรประกอบไปด้วย 4 ขั้นตอน แสดงดังรูปที่ 3.8



รูปที่ 3.8 ขั้นตอนในการหาปัจจัยที่ส่งผลกระทบต่อการทำนาย 4 ขั้นตอน

จากรูปที่ 3.8 แสดงขั้นตอนในการหาปัจจัยที่ส่งผลกระทบต่อการทำนายโดยมีรายละเอียดดังนี้

ขั้นตอนที่ 1 เป็นการนำภาพสีที่ได้จากภาพถ่ายอะไหล่เครื่องจักรซึ่งประกอบไปด้วย ค่าความสว่าง (Brightness Value) การวางแนวของรูปภาพที่สัมพันธ์กับแถวและคอลัมน์ (Orientation) ความเร็ว ISO ของกล้อง (ISO Speed Ratings) โหมดวัดแสง (Metering Mode) ค่าความเร็วชัตเตอร์ (Shutter Speed Value) ค่าความสูง (Image Height) ค่าความกว้าง (Image Width) ตำแหน่งของส่วนประกอบของสีที่สัมพันธ์กับความสว่าง (YCbCr Positioning) ค่ารูรับแสงของเลนส์ (Aperture Value) และเวลาที่เปิดรับแสง (Exposure Time) เก็บไว้ในตัวแปร

ขั้นตอนที่ 2 เป็นการนำค่าที่ทำนายได้จากขั้นตอนวิธีที่มีค่าความแม่นยำเฉลี่ยสูงสุด เก็บไว้ในตัวแปรร่วมกับขั้นตอนที่ 1

ขั้นตอนที่ 3 ใช้การวิเคราะห์ค่าสหสัมพันธ์เพียร์สัน เพื่อหาตัวแปรที่สำคัญที่สุด

ขั้นตอนที่ 4 พิจารณาค่าตัวแปรที่สำคัญที่สุดในรูปแบบของกราฟ

3.7 เครื่องมือที่ใช้ในการวิจัย

เครื่องมือที่ใช้ในการวิจัยประกอบด้วยฮาร์ดแวร์และซอฟต์แวร์ รวมไปถึงโปรแกรมประยุกต์บนระบบคลาวด์ ซึ่งมีรายละเอียดดังนี้

1) ฮาร์ดแวร์ที่ใช้ในการวิจัย

ก. หน่วยประมวลผลกลาง intel 2.3 GHz 8-core intel Core i9 ทำหน้าที่ประมวลผลหลักของการเขียนโปรแกรม

ข. หน่วยความจำหลัก 16 GB 2667 MHz DDR4 ทำหน้าที่เพิ่มความเร็วในการประมวลผลโปรแกรม

ค. หน่วยประมวลผลกราฟิก AMD Radeon Pro 550M 4 GB ทำหน้าที่แสดงผลลัพธ์

2) ระบบปฏิบัติการและโปรแกรมประยุกต์สำหรับพัฒนาแบบจำลอง ประกอบด้วย

ก. ระบบปฏิบัติการ MacOS Ventura 13.0.1 เป็นพื้นฐานของระบบปฏิบัติการเพื่อรองรับโปรแกรมประยุกต์รูปแบบต่างๆ

ข. Visual Studio Code ทำหน้าที่เป็นเครื่องมือการใช้เขียนโปรแกรม

ค. Python 3.0 ใช้ประมวลผลคำสั่งที่เขียนด้วยภาษาโปรแกรมให้เป็นภาษาเครื่อง

ง. Jupyter Notebook extension for Visual Studio Code ทำหน้าที่เป็นเครื่องมือช่วยการเขียนโปรแกรม

3) ระบบโปรแกรมประยุกต์บนคลาวด์

ก. Google Colab ทำหน้าที่เป็นเครื่องมือการใช้เขียนโปรแกรม การประมวลผลภาษา Python สำหรับการวิจัยครั้งนี้ใช้เพื่อประมวลผลคำสั่งการทดลองแบบชั่วคราวเนื่องจากมีข้อจำกัด

ข. Google Drive ใช้ในการเก็บข้อมูลแบบชั่วคราว

บทที่ 4

ผลการวิจัยและการอภิปรายผล

งานวิจัยเรื่องนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาการทำนายซื้อสินค้าจากภาพถ่ายอะไหล่เครื่องจักร มีการนำเข้าข้อมูลโดยการเขียนโปรแกรมประยุกต์ ดึงข้อมูลภาพจากเว็บไซต์ และการนำภาพมาทำให้พรางมัวด้วยวิธีเกาส์เซียน และภาพสีเทา หลังจากนั้นหาขอบภาพ 2 วิธีคือ วิธีแคนนี่ และวิธีเพอร์วิต ต่อมาทำการปรับข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบที่สามารถประมวลผลได้ จากนั้นนำค่าที่ได้มาเข้าวิธีการเรียนรู้ของเครื่อง 2 วิธีคือ วิธีป่าสุ่มและวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน วิธีการเรียนรู้เชิงลึก 3 วิธี คือ วิธีโครงข่ายประสาทเชิงลึก วิธีโครงข่ายคอนโวลูชัน และวิธีโครงข่ายคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดชน121 แบบปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์ ด้วยภาษาไพทอน และนำมาเปรียบเทียบประสิทธิภาพโดยใช้ค่าความแม่นยำ ค่าความเที่ยง ค่าเรียกคืน และค่าคะแนนเอฟ1 ค่าความแม่นยำเฉลี่ย และค่าการสูญเสีย โดยผลการวิเคราะห์ที่ได้นำเสนอตามลำดับดังนี้

4.1 ผลการวิเคราะห์การประมวลผลภาพ

4.1.1 การทำให้ภาพพรางมัวด้วยวิธีเกาส์เซียน วิธีเกาส์เซียนจะทำให้ภาพมีสัญญาณรบกวนได้น้อยลงกล่าวคือจะลดระดับสิ่งผิดปกติในภาพ แต่ผลลัพธ์จะทำให้ภาพพรางมัวเล็กน้อยขึ้นอยู่กับการปรับแต่งการใช้งาน ดังรูปที่ 4.1



(ก)



(ข)

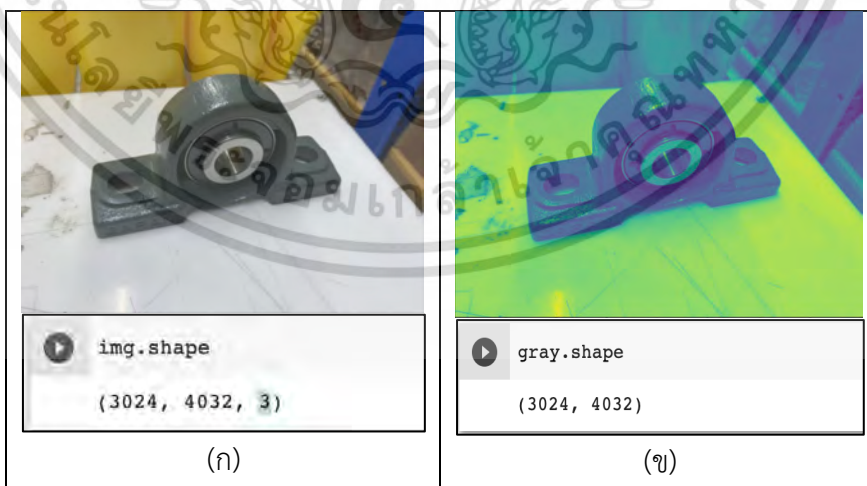
รูปที่ 4.1 เปรียบเทียบภาพต้นฉบับ (ก) และภาพพรางมัว (ข)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากรูปที่ 4.1 แสดงตัวอย่างภาพต้นฉบับ ภาพ (ก) จะมีความไม่คมชัดภาพโดยมีสัญญาณรบกวน และภาพ (ข) หลังผ่านกระบวนการเกาส์เซียนจะสังเกตเห็นว่าสัญญาณรบกวนมีความลดลงอย่างมาก และจะทำให้ภาพมีความพริ้วมัวขึ้นเล็กน้อย

4.1.2 ภาพสี คือภาพในแต่ละพิกเซลที่ประกอบด้วยแม่สี แดง เขียว และน้ำเงิน (RED, GREEN, BLUE) หรือเรียกสั้นๆว่า RGB คือแบบจำลองสีแบบบวก เนื่องจากการผสมแม่สี แดง เขียว และน้ำเงินเข้าด้วยกัน เพื่อสร้างสีต่างๆ ขึ้นมา สีที่แสดงในแต่ละจุดแทนด้วย (R, G, B) เมื่อ R, G, B มีค่าอยู่ในช่วง 0 ถึง 255 ดังนั้นสีม่วงเกิดจากการผสมสีแดงและน้ำเงินเข้าด้วยกัน จะได้ (R, G, B) = (255, 0, 255) สีขาวเกิดจากการผสมสีแดง เขียว และน้ำเงินเข้าด้วยกัน จะได้ (R, G, B) = (255, 255, 255) สีเขียวเกิดจาก (R, G, B) = (0, 255, 0) และสีดำเกิดจากไม่มีสีใดผสมอยู่เลยจะได้ (R, G, B) = (0, 0, 0) โดยในแต่ละพิกเซลจะมีขนาด 8 บิต ดังนั้นสีที่สามารถแทนได้ด้วยแบบจำลองสี RGB จึงเป็น $224 = 16,777,215$ ล้านสี

4.1.3 ภาพสีเทา คือภาพที่ไม่มีสี เป็นภาพที่แสดงถึงระดับความเข้มของแสง ซึ่งแต่ละพิกเซลจะประกอบด้วยตัวเลขเพียงหนึ่งตัวและจะมีขนาดเพียง 8 บิตอยู่ในช่วงตั้งแต่ 0-255 จะมีประโยชน์ต่อขั้นตอนวิธีการเรียนรู้ของเครื่องเนื่องจากมีขนาดเล็ก ดังแสดงตัวอย่างในรูปที่ 4.2



รูปที่ 4.2 เปรียบเทียบภาพต้นฉบับและภาพสีเทา

จากรูปที่ 4.2 แสดงตัวอย่างการเปรียบเทียบภาพต้นฉบับ (ก) เมื่อสังเกตชั้นของภาพจะเห็นได้ว่ามี 3 ชั้น คือ ชั้นสีแดง ชั้นสีเขียว และชั้นสีฟ้า (RGB) และเมื่อผ่านกระบวนการทำให้เป็นภาพสีเทาแล้ว ภาพ (ข) จะสังเกตได้ว่าไม่มีชั้น หมายถึงภาพนี้มีเพียงชั้นเดียวนั่นเอง

4.1.4 วิธีการหาขอบภาพ งานวิจัยนี้ใช้วิธีการหาขอบภาพ 2 วิธีดังนี้

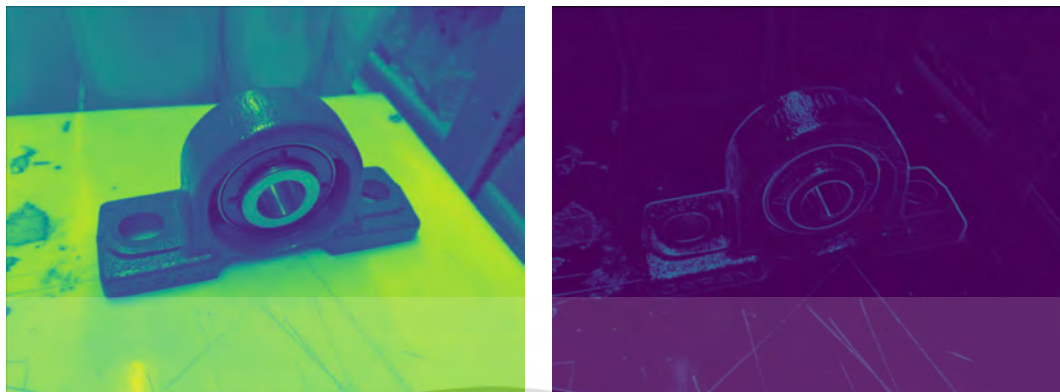
1) **วิธีแคนนี่** วิธีการนี้เป็นวิธีการแปลงภาพให้อยู่ในรูปของเส้นซึ่งจะวาดไปตามแต่ละวัตถุต่างๆ แต่ก่อนจะเข้ากระบวนการของวิธีแคนนี่ จะต้องผ่านการทำให้เป็นภาพพรมัวด้วยวิธีเกาส์เซียน และภาพสีเทาเสียก่อน จากนั้นจึงเข้ากระบวนการหาขอบภาพวิธีแคนนี่ ดังแสดงตัวอย่างในรูปที่ 4.3



รูปที่ 4.3 การหาขอบภาพด้วยวิธีการแคนนี่

จากรูปที่ 4.3 จากขั้นตอนการทำให้ภาพพรมัวภาพ (ก) จากนั้นใช้วิธีการของแคนนี่สำหรับการหาขอบภาพโดยกำหนดค่าความเข้มของขอบภาพ (Hysteresis Thresholding) ต่ำสุดเท่ากับ 10 และสูงสุดเท่ากับ 200 เพื่อให้ได้รายละเอียดของสินค้าทั้งหมดดังแสดงดังภาพ (ข) จะสังเกตได้ว่ารายละเอียดของภาพถูกวาดขึ้นและตัดส่วนที่ไม่จำเป็นออก

2) **วิธีเพรวิต** วิธีการนี้จะปรับรูปภาพให้เป็นลักษณะของภาพคล้ายภาพเอ็กซ์เรย์ โดยจะเก็บรายละเอียดภายในของแต่ละวัตถุต่างๆ แต่เหมือนกับวิธีแคนนี่ คือจะต้องผ่านกระบวนการทำให้เป็นภาพพรมัวด้วยวิธีเกาส์เซียน และภาพสีเทาเสียก่อน จากนั้นจึงเข้ากระบวนการหาขอบภาพด้วยวิธีเพรวิต ดังแสดงตัวอย่างในรูปที่ 4.4



(ก)

(ข)

รูปที่ 4.4 ภาพผลลัพธ์การหาขอบภาพด้วยวิธีเพอร์วิต

จากรูปที่ 4.4 หลังจากขั้นตอนการทำให้ภาพพรมัวภาพ (ก) จากนั้นใช้วิธีเพอร์วิตสำหรับการหาขอบภาพโดยกำหนดค่าเป็นรูปแบบของอาร์เรย์ขนาด 3×3 สำหรับการหาขอบภาพในแนวนอนจะได้ $[-1, 0, 1], [-1, 0, 1], [-1, 0, 1]$ และกำหนดค่าการหาขอบภาพในแนวตั้งเป็น $[1, 1, 1], [0, 0, 0], [-1, -1, -1]$ แสดงดังภาพ (ข) จะสังเกตเห็นได้ว่าภาพที่ได้จากวิธีเพอร์วิตจะเก็บรายละเอียดได้มากขึ้นและมีการตัดส่วนที่ไม่จำเป็นทิ้งออกไป

4.2 การแปลงข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบที่สามารถประมวลผลได้

หลังจากได้ภาพที่ผ่านกระบวนการหาขอบภาพทั้งสองวิธีแล้ว ต้องนำมาปรับให้คอมพิวเตอร์ประมวลผลได้ด้วยการแปลงภาพให้เป็นเมทริกซ์ ซึ่งจะอยู่ในรูปแบบของอาร์เรย์ (Array) ดังรูปที่ 4.5

```
array([[0, 0, 0, ..., 0, 0, 0],
       [0, 0, 0, ..., 0, 0, 0],
       [0, 0, 0, ..., 0, 0, 0],
       ...,
       [0, 0, 0, ..., 0, 0, 0],
       [0, 0, 0, ..., 0, 0, 0],
       [0, 0, 0, ..., 0, 0, 0]]) dtype=uint8)
```

รูปที่ 4.5 ผลของการปรับค่าให้อยู่ในรูปแบบของอาร์เรย์

จากรูปที่ 4.5 คือผลของรูปที่อยู่ในรูปแบบของอาร์เรย์หลังจากผ่านขั้นตอนการหาขอบภาพเสร็จสิ้นแล้ว ข้อมูลจะมีค่าตั้งแต่ 0-1 โดยจะอยู่ในรูปแบบของอาร์เรย์หลายมิติ จะได้ทั้งหมด 200 สดมภ์ (Column)

Label	pixel0	pixel1	pixel2	pixel3	pixel4	pixel5	pixel6	pixel7	pixel8	...	pixel39990	pixel39991	pixel39992	pixel39993
0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	...	0	0	0	0
1	3	0	0	0	0	0	0	0	0	...	0	0	0	0
2	3	0	0	0	0	0	0	0	0	...	0	0	0	0
3	3	0	0	0	0	0	0	0	0	...	0	0	0	0
4	3	0	0	0	0	0	0	0	0	...	0	0	0	0

5 rows × 40001 columns

รูปที่ 4.6 ผลของภาพที่อยู่ในรูปแบบ 1 มิติ

จากรูปที่ 4.6 เพื่อให้สามารถนำข้อมูลชนิดรูปภาพนำไปใช้ประมวลผลต่อสำหรับการเรียนรู้ของเครื่องได้จำเป็นต้องปรับรูปหลายมิติให้อยู่ในรูปแบบ 1 มิติ จะได้สดมภ์ ทั้งหมด 40,000 สดมภ์ รวมกับ สดมภ์ของตัวแปรตาม 1 สดมภ์ จะได้ทั้งหมด 40,001 สดมภ์

4.3 ผลการวิเคราะห์ผลลัพธ์การเรียนรู้ของเครื่อง

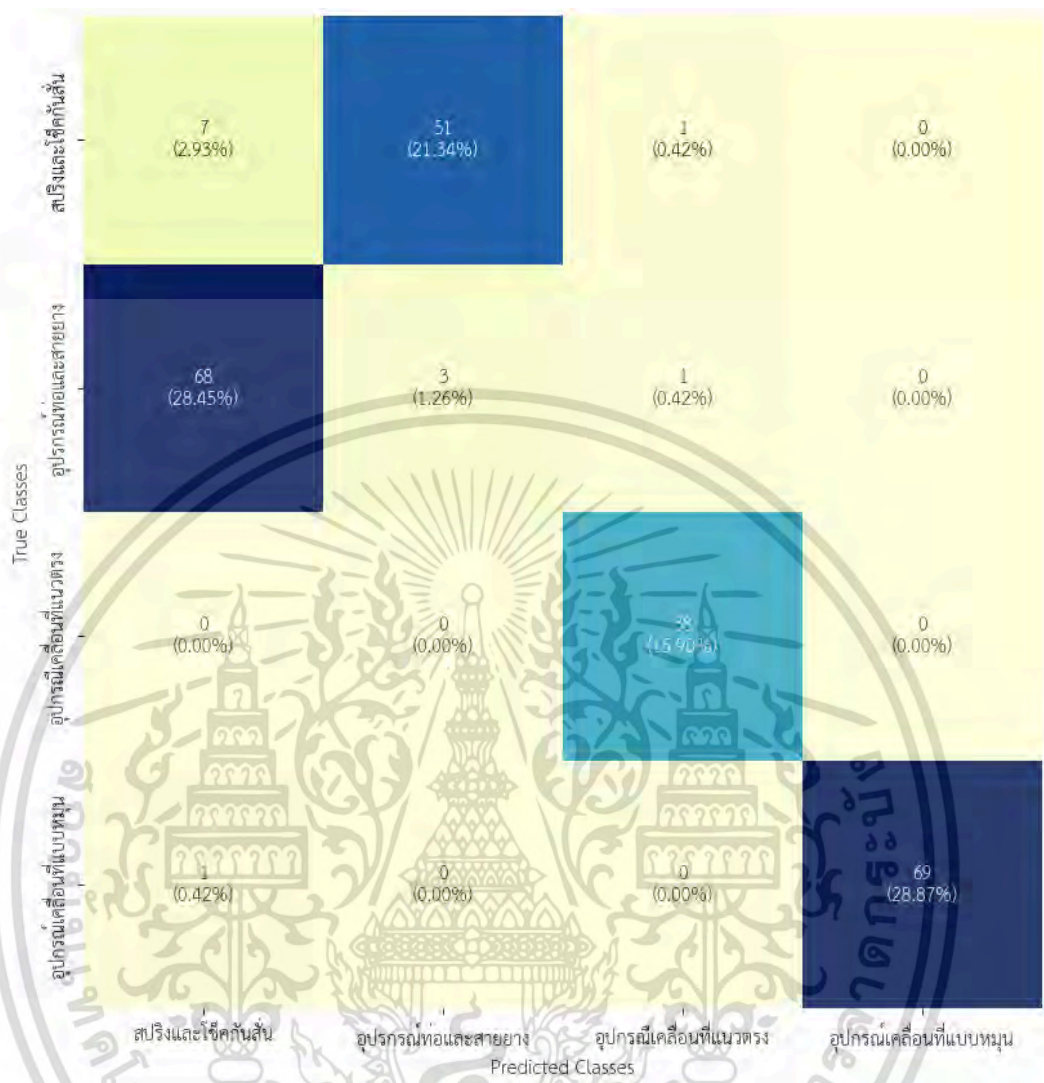
4.3.1 ภาพสีเทาและการเรียนรู้ของเครื่องด้วยวิธีป่าสุ่ม

จากการสร้างแบบจำลองภาพสีเทาและการเรียนรู้ของเครื่องด้วยวิธีป่าสุ่มได้ค่าความเที่ยง ค่าเรียกคืน ค่าคะแนนเอฟ1 และค่าความแม่นยำ ดังตารางที่ 4.5

ตารางที่ 4.5 ประสิทธิภาพการทำนายของภาพสีเทาและการเรียนรู้ของเครื่องด้วยวิธีป่าสุ่ม

อุปกรณ์	ค่าความเที่ยง	ค่าเรียกคืน	ค่าคะแนนเอฟ1	ค่าความแม่นยำ
สปริงและใช้คั่นสัน	0.09	0.12	0.10	0.59
อุปกรณ์ท่อและสายยาง	0.06	0.04	0.05	
อุปกรณ์เคลื่อนที่แนวตรง	0.95	1.00	0.97	
อุปกรณ์เคลื่อนที่แบบหมุน	1.00	0.99	0.99	

จากตารางที่ 4.5 จะพบว่าอุปกรณ์เคลื่อนที่แบบหมุน มีค่าความเที่ยง ค่าเรียกคืน และค่าคะแนนเอฟ1 สูงที่สุดคือ 1.00, 0.99 และ 0.99 ตามลำดับ รองลงมาคืออุปกรณ์เคลื่อนที่แนวตรง มีค่าความเที่ยง ค่าเรียกคืน และค่าคะแนนเอฟ1 คือ 0.95, 1.00 และ 0.97 ตามลำดับ ส่วนค่าความแม่นยำมีค่าเท่ากับ 0.59



รูปที่ 4.7 เมทริกซ์ความสับสนของภาพสี่เทาและการเรียนรู้ของเครื่องด้วยวิธีป่าสุ่ม

จากรูปที่ 4.7 จะพบว่า (TP, FP, TN, FN) ภาพที่ถูกต้องมากที่สุดเป็นอุปกรณ์เครื่องที่แบบหมุน ทำนายได้ถูกต้องจำนวนเท่ากับ 69 ภาพ จากทั้งหมด 211 ภาพ คิดเป็น 28.87% รองลงมา เป็นอุปกรณ์เคลื่อนที่แนวตรงทำนายได้ถูกต้องจำนวนเท่ากับ 38 ภาพ จากทั้งหมด 211 ภาพ คิดเป็น 15.90%

4.3.2 การหาขอบภาพด้วยวิธีแคนนี่และการเรียนรู้ของเครื่องด้วยวิธีป่าสุ่ม

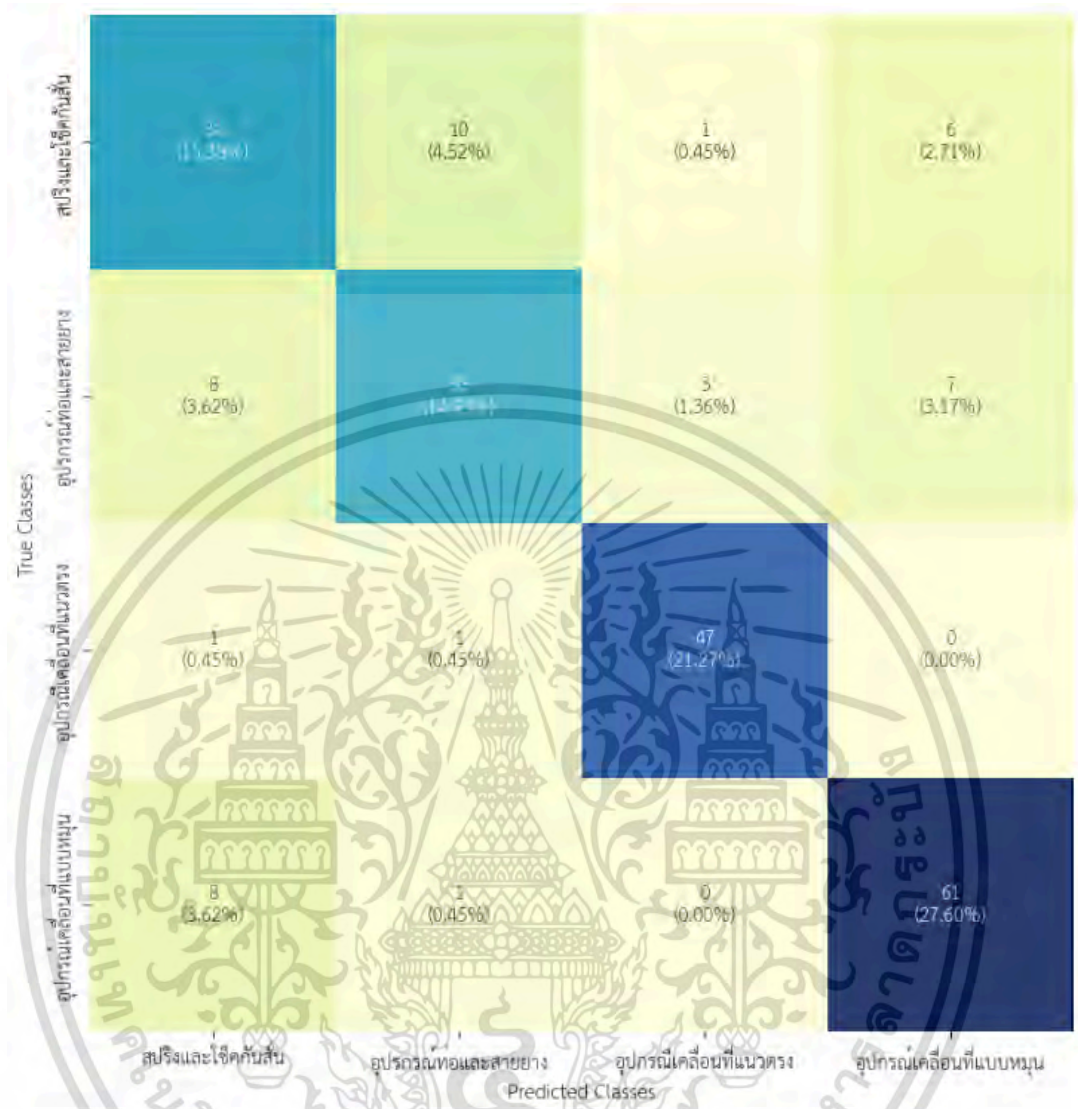
จากการสร้างแบบจำลองการหาขอบภาพด้วยวิธีแคนนี่และการเรียนรู้ของเครื่องด้วยวิธีป่าสุ่มได้ ค่าความเที่ยง ค่าเรียกคืน ค่าคะแนนเอฟ1 และค่าความแม่นยำ ดังตารางที่ 4.6

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.6 ประสิทธิภาพการทำนายของการหาขอบภาพด้วยวิธีแคนนี่และการเรียนรู้ของเครื่องด้วยวิธี
ป่าสุ่ม

อุปกรณ์	ค่าความเที่ยง	ค่าเรียกคืน	ค่าคะแนนเอฟ1	ค่าความแม่นยำเฉลี่ย
สปริงและใช้คั่นสั้น	0.63	0.67	0.65	0.64
อุปกรณ์ท่อและสายยาง	0.79	0.67	0.72	
อุปกรณ์เคลื่อนที่แนวตรง	0.90	0.96	0.93	
อุปกรณ์เคลื่อนที่แบบหมุน	0.81	0.83	0.82	

จากตารางที่ 4.6 จะพบว่าอุปกรณ์เคลื่อนที่แนวตรง มีค่าความเที่ยง ค่าเรียกคืน และค่าคะแนนเอฟ1 สูงที่สุดคือ 0.90, 0.96 และ 0.93 ตามลำดับ รองลงมาคืออุปกรณ์เคลื่อนที่แบบหมุน มีค่าความเที่ยง ค่าเรียกคืน และค่าคะแนนเอฟ1 คือ 0.81, 0.83 และ 0.82 ตามลำดับ ส่วนค่าความแม่นยำมีค่าเท่ากับ 0.64



รูปที่ 4.8 เมทริกซ์ความสับสนของการหาขอบภาพด้วยวิธีแคนนี่และการเรียนรู้ของเครื่องด้วยวิธีป่าสุ่ม

จากรูปที่ 4.8 จะพบว่า ภาพที่ถูกต้องมากที่สุดเป็นอุปกรณ์เครื่องที่แบบหมุน ทำนายได้ถูกต้องจำนวนเท่ากับ 61 ภาพ จากทั้งหมด 211 ภาพ คิดเป็น 27.60% รองลงมาคืออุปกรณ์เคลื่อนที่แนวตรง ทำนายได้ถูกต้องจำนวนเท่ากับ 47 ภาพ จากทั้งหมด 211 ภาพ คิดเป็น 21.27%

4.3.3 การหาขอบภาพด้วยวิธีเพรวิตและการเรียนรู้ของเครื่องด้วยวิธีป่าสุ่ม

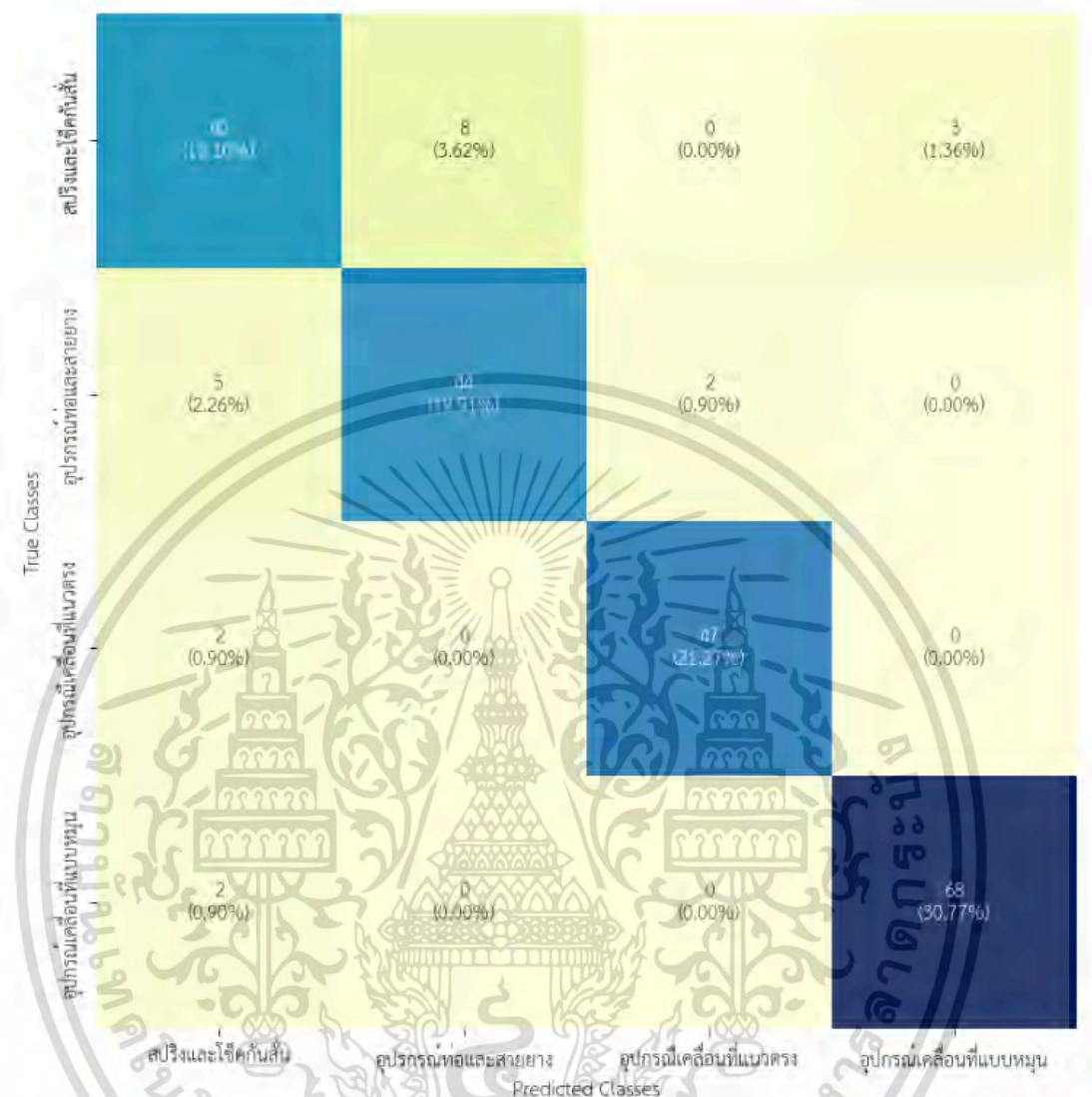
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากการสร้างแบบจำลองวิธีการหาขอบภาพด้วยวิธีเพรวิตและการเรียนรู้ของเครื่องด้วยวิธีป่า
 สุ่ม ได้ค่าความเที่ยง ค่าเรียกคืน ค่าคะแนนเอฟ1 และค่าความแม่นยำ ดังตารางที่ 4.7

ตารางที่ 4.7 ประสิทธิภาพการทำนายของการหาขอบภาพด้วยวิธีเพรวิตและการเรียนรู้ของเครื่องด้วยวิธี
 ป่าสุ่ม

อุปกรณ์	ค่าความเที่ยง	ค่าเรียกคืน	ค่าคะแนนเอฟ1	ค่าความแม่นยำ
สปริงและโซ่กันสั่น	0.91	0.76	0.83	0.79
อุปกรณ์ท่อและสายยาง	0.87	0.92	0.90	
อุปกรณ์เคลื่อนที่แนวตรง	0.94	0.96	0.95	
อุปกรณ์เคลื่อนที่แบบหมุน	0.93	0.99	0.96	

จากตารางที่ 4.7 จะพบว่าอุปกรณ์เคลื่อนที่แนวตรงมีค่าความเที่ยง ค่าเรียกคืน และค่าคะแนน
 เอฟ1 สูงที่สุดคือ 0.94, 0.96 และ 0.95 ตามลำดับ รองลงมาคืออุปกรณ์เคลื่อนที่แบบหมุน มีค่าความ
 เที่ยง ค่าเรียกคืน และค่าคะแนนเอฟ1 คือ 0.93, 0.99 และ 0.96 ตามลำดับ ส่วนค่าความแม่นยำมีค่า
 เท่ากับ 0.79



รูปที่ 4.9 เมทริกซ์ความสับสนของการหาขอบภาพด้วยวิธีเพรวิตและการเรียนรู้ของเครื่องด้วยวิธีป่าสุ่ม

จากรูปที่ 4.9 จะพบว่า อุปกรณ์เครื่องที่แบบหมุน ทำนายได้ถูกต้องมีจำนวนเท่ากับ 68 ภาพ จากทั้งหมด 211 ภาพ คิดเป็น 30.77% รองลงมา คืออุปกรณ์เคลื่อนที่แนวตรงทำนายได้ถูกต้องมีจำนวนเท่ากับ 47 ภาพ จากทั้งหมด 211 ภาพ คิดเป็น 21.27%

4.3.4 ภาพสีเทาและการเรียนรู้ของเครื่องด้วยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

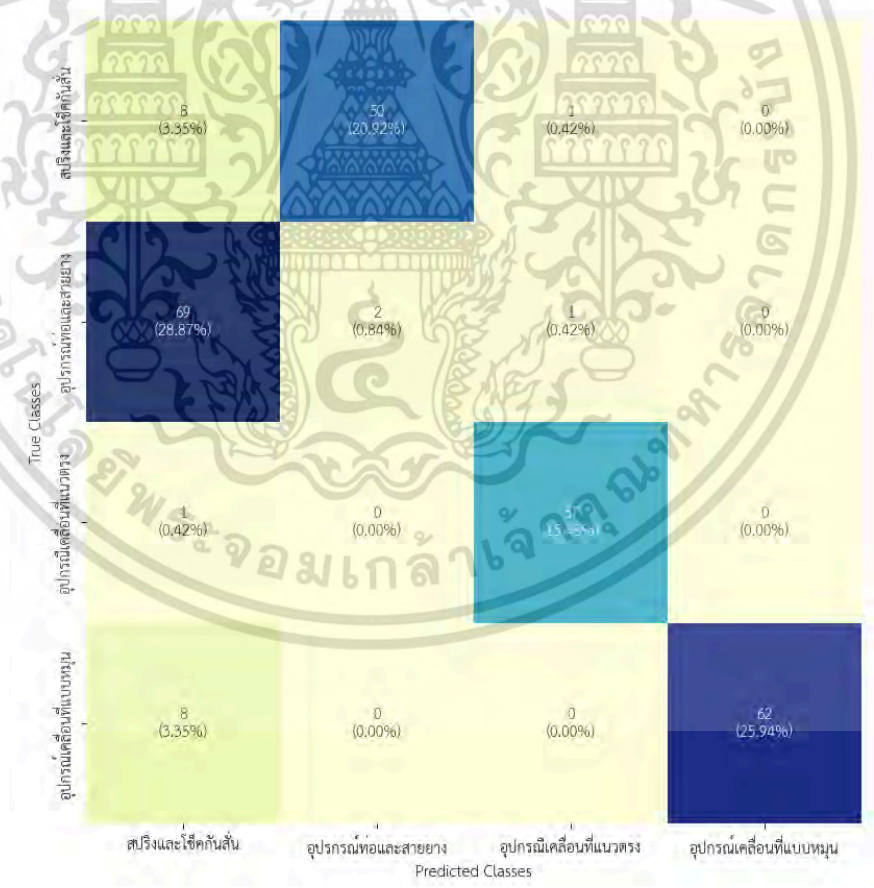
จากการสร้างแบบจำลองวิธีภาพสีเทาและการเรียนรู้ของเครื่องด้วยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ได้ค่าความเที่ยง ค่าเรียกคืน ค่าคะแนนเอฟ1 และค่าความแม่นยำ ดังตารางที่ 4.8

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.8 ประสิทธิภาพการทำนายของภาพสีเทาและการเรียนรู้ของเครื่องด้วยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

อุปกรณ์	ค่าความเที่ยง	ค่าเรียกคืน	ค่าคะแนนเอฟ1	ค่าความแม่นยำเฉลี่ย
สปริงและใช้คั่นสัน	0.09	0.14	0.11	0.46
อุปกรณ์ท่อและสายยาง	0.04	0.03	0.03	
อุปกรณ์เคลื่อนที่แนวตรง	0.95	0.97	0.96	
อุปกรณ์เคลื่อนที่แบบหมุน	1.00	0.89	0.94	

จากตารางที่ 4.8 จะพบว่าอุปกรณ์เคลื่อนที่แบบหมุนมีค่าความเที่ยง ค่าเรียกคืน และค่าคะแนนเอฟ1 สูงที่สุดคือ 1.00, 0.89 และ 0.94 ตามลำดับ รองลงมาคืออุปกรณ์เคลื่อนที่แนวตรง มีค่าความเที่ยง ค่าเรียกคืน และค่าคะแนนเอฟ1 คือ 0.95, 0.97 และ 0.96 ตามลำดับ ส่วนค่าความแม่นยำมีค่าเท่ากับ 0.46



รูปที่ 4.10 เมทริกซ์ความสับสนของภาพสีเทาและการเรียนรู้ของเครื่องด้วยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากรูปที่ 4.10 จะพบว่าภาพที่ถูกต้องมากที่สุดเป็นอุปกรณ์เครื่องที่แบบหมุน ทำนายได้ถูกต้องจำนวนเท่ากับ 62 ภาพ จากทั้งหมด 211 ภาพ คิดเป็น 25.94% รองลงมา คืออุปกรณ์เคลื่อนที่แนวตรง ทำนายได้ถูกต้องจำนวนเท่ากับ 37 ภาพ จากทั้งหมด 211 ภาพ คิดเป็น 15.48%

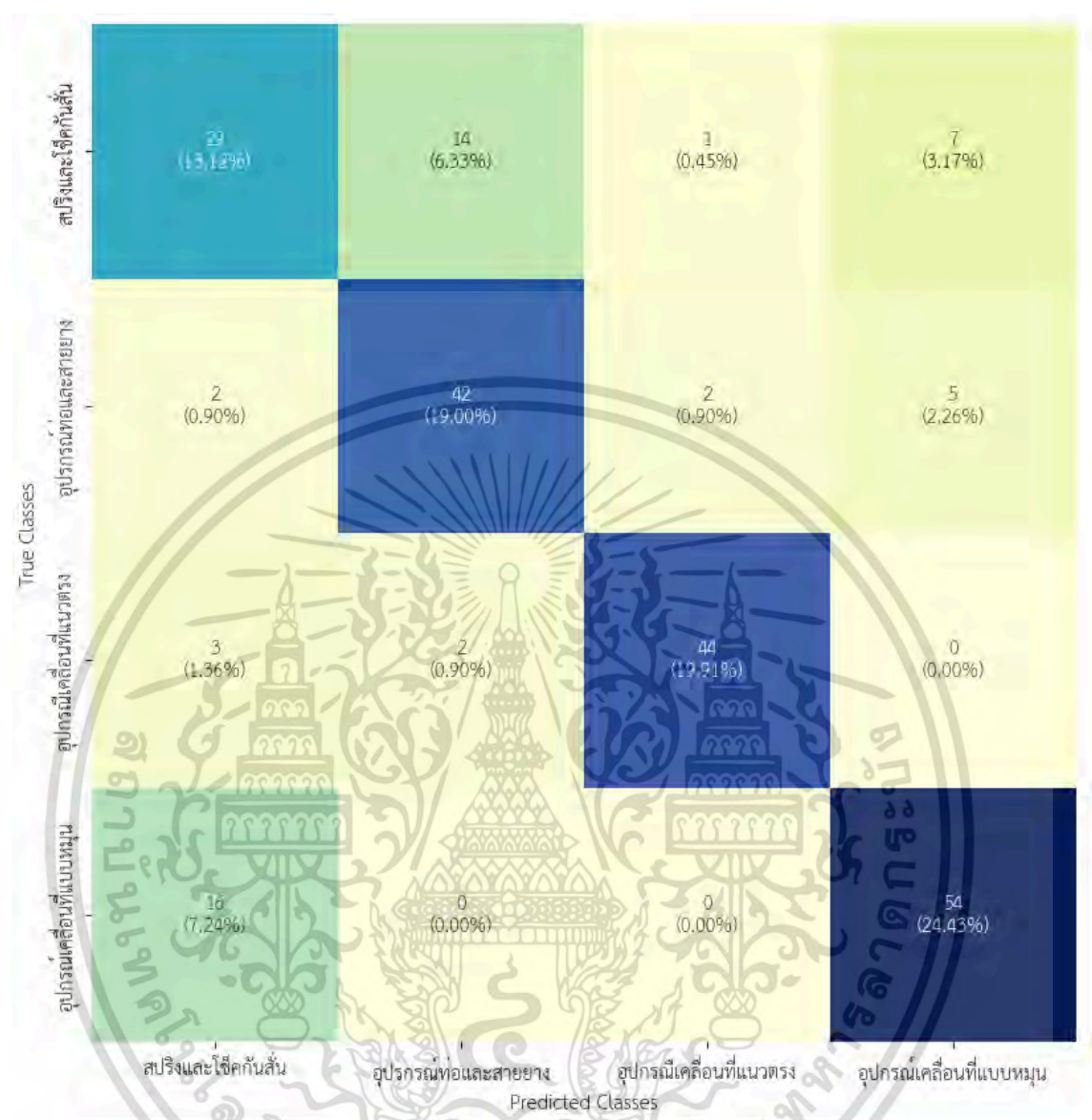
4.3.5 การหาขอบภาพด้วยวิธีแคนนี่และการเรียนรู้ของเครื่องด้วยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

จากการสร้างแบบจำลองการหาขอบภาพด้วยวิธีแคนนี่และการเรียนรู้ของเครื่องด้วยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ได้ค่าความเที่ยง ค่าเรียกคืน ค่าคะแนนเอฟ1 และค่าความแม่นยำ ดังตารางที่ 4.9

ตารางที่ 4.9 ประสิทธิภาพการทำนายของการหาขอบภาพด้วยวิธีแคนนี่และการเรียนรู้ของเครื่องด้วยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

อุปกรณ์	ค่าความเที่ยง	ค่าเรียกคืน	ค่าคะแนนเอฟ1	ค่าความแม่นยำ
สปริงและโซ่คั่นสั้น	0.58	0.57	0.57	0.76
อุปกรณ์ท่อและสายยาง	0.72	0.82	0.77	
อุปกรณ์เคลื่อนที่แนวตรง	0.94	0.90	0.92	
อุปกรณ์เคลื่อนที่แบบหมุน	0.82	0.77	0.79	

จากตารางที่ 4.9 จะพบว่าอุปกรณ์เคลื่อนที่แนวตรงมีค่าความเที่ยง ค่าเรียกคืน และค่าคะแนนเอฟ1 สูงที่สุดคือ 0.94, 0.90 และ 0.92 ตามลำดับ รองลงมาคืออุปกรณ์เคลื่อนที่แบบหมุน มีค่าความเที่ยง ค่าเรียกคืน และค่าคะแนนเอฟ1 คือ 0.82, 0.77 และ 0.79 ตามลำดับ ส่วนค่าความแม่นยำมีค่าเท่ากับ 0.76



รูปที่ 4.11 เมทริกซ์ความสับสนของการหาขอบภาพด้วยวิธีแคนนี่และการเรียนรู้ของเครื่องด้วยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

จากรูปที่ 4.11 จะพบว่าภาพที่ถูกต้องมากที่สุดเป็นอุปกรณ์เครื่องที่แบบหมุน และทำนายได้ถูกต้องมีจำนวนเท่ากับ 54 ภาพ จากทั้งหมด 211 ภาพ คิดเป็น 24.43% รองลงมา คืออุปกรณ์เคลื่อนที่แนวตรง ทำนายได้ถูกต้องจำนวนเท่ากับ 44 ภาพ จากทั้งหมด 211 ภาพ คิดเป็น 19.91%

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

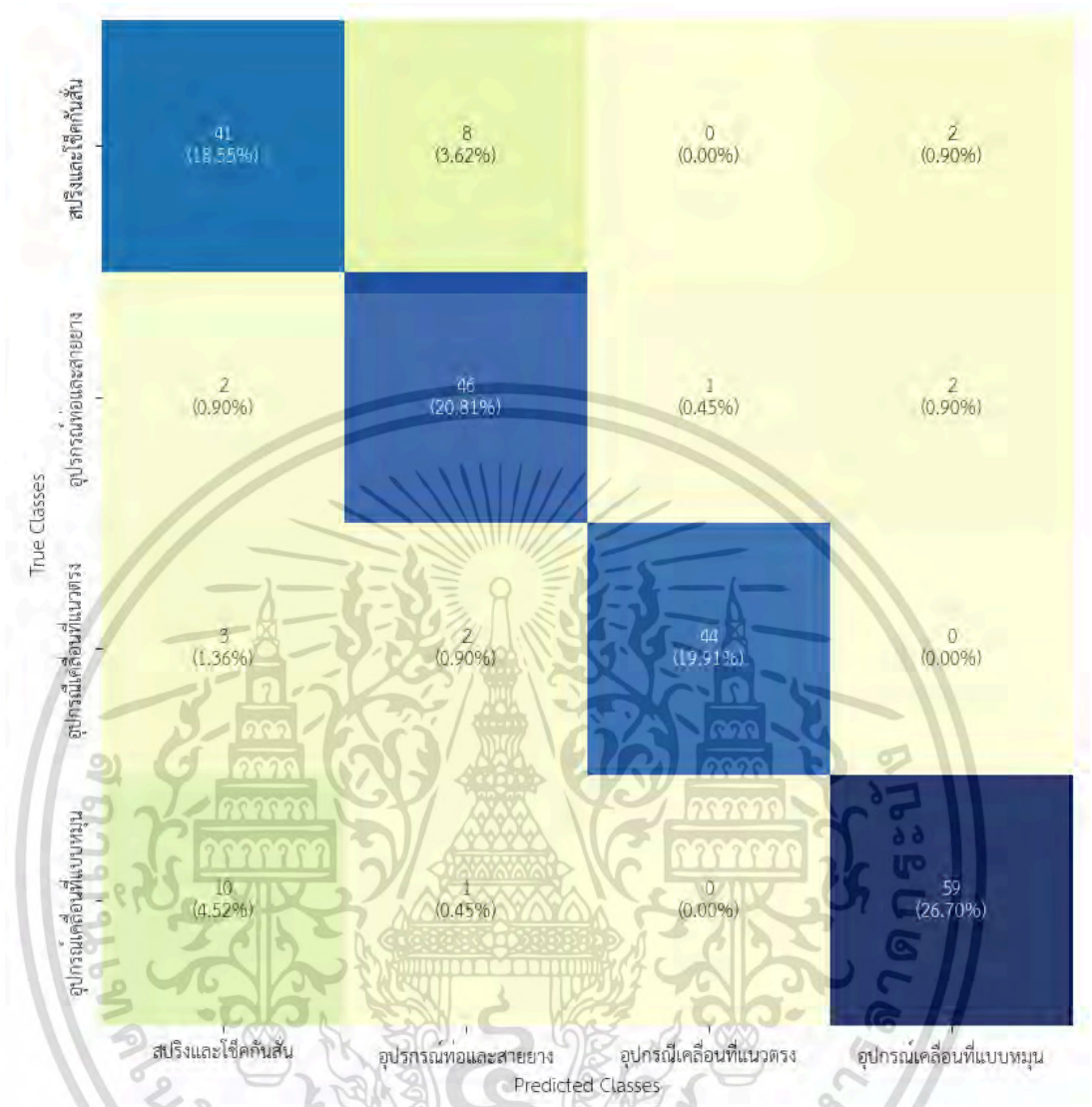
4.3.6 การหาขอบภาพด้วยวิธีเพรวิตและการเรียนรู้ของเครื่องด้วยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

จากการสร้างแบบจำลองวิธีการหาขอบภาพด้วยวิธีเพรวิตและการเรียนรู้ของเครื่องด้วยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ได้ค่าความเที่ยง ค่าเรียกคืน ค่าคะแนนเอฟ1 และค่าความแม่นยำ ดังตารางที่ 4.10

ตารางที่ 4.10 ประสิทธิภาพการทำนายของการหาขอบภาพด้วยวิธีเพรวิตและการเรียนรู้ของเครื่องด้วยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

อุปกรณ์	ค่าความเที่ยง	ค่าเรียกคืน	ค่าคะแนนเอฟ1	ค่าความแม่นยำ
สปริงและใช้คั่นสัน	0.73	0.80	0.77	0.85
อุปกรณ์ท่อและสายยาง	0.81	0.90	0.85	
อุปกรณ์เคลื่อนที่แนวตรง	0.98	0.90	0.94	
อุปกรณ์เคลื่อนที่แบบหมุน	0.94	0.84	0.89	

จากตารางที่ 4.10 จะพบว่าอุปกรณ์เคลื่อนที่แนวตรง มีค่าความเที่ยง ค่าเรียกคืน และค่าคะแนนเอฟ1 สูงที่สุดคือ 0.98, 0.90 และ 0.94 ตามลำดับ รองลงมาคืออุปกรณ์เคลื่อนที่แบบหมุนมีค่าความเที่ยง ค่าเรียกคืน และค่าคะแนนเอฟ1 คือ 0.94, 0.84 และ 0.89 ตามลำดับ ส่วนค่าความแม่นยำมีค่าเท่ากับ 0.85



รูปที่ 4.12 เมทริกซ์ความสับสนของการหาขอบภาพด้วยวิธีเพรวิตและการเรียนรู้ของเครื่องด้วยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

จากรูปที่ 4.12 จะพบว่าภาพที่ถูกต้องมากที่สุดเป็นอุปกรณ์เครื่องที่แบบหมุน และทำนายได้ถูกต้องมีจำนวนเท่ากับ 59 ภาพ จากทั้งหมด 211 ภาพ คิดเป็น 26.70% รองลงมา คืออุปกรณ์ท่อและสายยาง ทำนายได้ถูกต้องจำนวนเท่ากับ 46 ภาพ จากทั้งหมด 211 ภาพ คิดเป็น 20.81%

4.3.7 สรุปผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของวิธีการเรียนรู้ของเครื่อง

จากการทดสอบด้วยแบบจำลอง วิธีป่าสุ่ม และวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน กับประเภทภาพ 3 ประเภทคือ ภาพสีเทา การหาขอบภาพด้วยวิธีแคนนี่ และการหาขอบภาพด้วยวิธีเพอร์วิต ซึ่งให้ผลค่าความเที่ยงเฉลี่ย ค่าเรียกคืนเฉลี่ย ค่าคะแนนเอฟ1 เฉลี่ย และค่าความแม่นยำเฉลี่ย ดังตารางที่ 4.11

ตารางที่ 4.11 ประสิทธิภาพการทำนายโดยเฉลี่ยด้วยแบบจำลองวิธีป่าสุ่มและวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

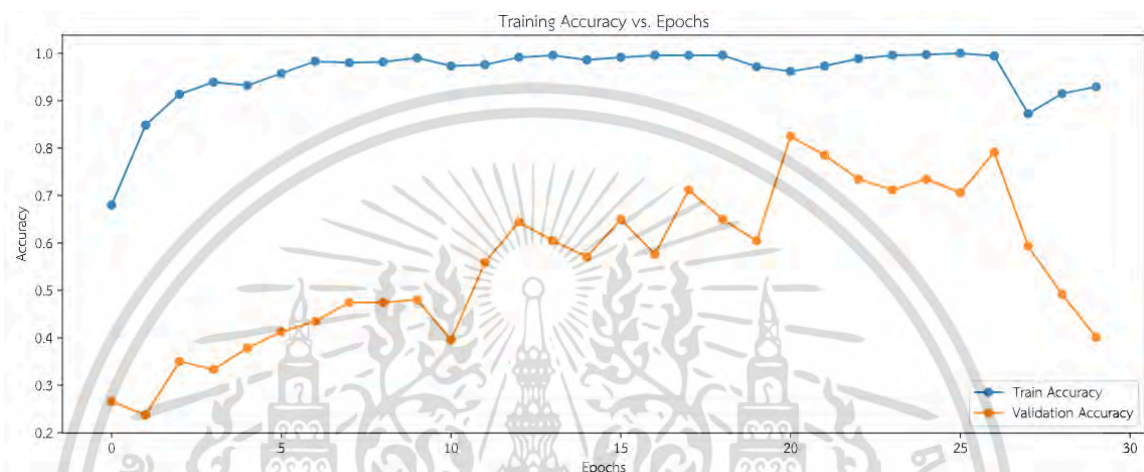
แบบจำลอง	ประเภทภาพ	ค่าความเที่ยงเฉลี่ย	ค่าเรียกคืนเฉลี่ย	ค่าคะแนนเอฟ1 เฉลี่ย	ค่าความแม่นยำเฉลี่ย
วิธีป่าสุ่ม	ภาพสีเทา	0.52	0.53	0.52	0.59
	การหาขอบภาพวิธีแคนนี่	0.78	0.78	0.78	0.64
	การหาขอบภาพวิธีเพอร์วิต	0.91	0.90	0.91	0.91
วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน	ภาพสีเทา	0.52	0.50	0.51	0.46
	การหาขอบภาพวิธีแคนนี่	0.76	0.76	0.76	0.76
	การหาขอบภาพวิธีเพอร์วิต	0.86	0.86	0.86	0.85

จากตารางที่ 4.11 จะเห็นได้ว่าวิธีการหาขอบภาพด้วยวิธีเพอร์วิตและการเรียนรู้ของเครื่องด้วยวิธีป่าสุ่ม มีค่าความเที่ยงเฉลี่ยสูงสุด ค่าเรียกคืนเฉลี่ย ค่าคะแนนเอฟ1 เฉลี่ย และค่าความแม่นยำสูงสุดคือ 0.91, 0.90, 0.91 และ 0.91 ตามลำดับ รองลงมาคือการหาขอบภาพวิธีเพอร์วิตและการเรียนรู้ของเครื่องด้วยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน มีค่าความเที่ยงเฉลี่ย ค่าเรียกคืนเฉลี่ย ค่าคะแนนเอฟ1 เฉลี่ย และค่าความแม่นยำเฉลี่ยคือ 0.86, 0.86, 0.86 และ 0.85 ตามลำดับ

4.4 ผลการวิเคราะห์การเรียนรู้เชิงลึก

4.4.1 ภาพสี่และการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเชิงลึก

จากการสร้างแบบจำลองวิธีด้วยภาพสี่และการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเชิงลึก โดยกำหนดจำนวนรอบการเรียนรู้เท่ากับ 50 รอบ ให้ผลการเรียนรู้เปรียบเทียบกับจำนวนรอบดังรูปที่ 4.13



รูปที่ 4.13 อัตราการเรียนรู้ของภาพสี่และการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเชิงลึก

จากรูปที่ 4.13 แนวแกนตั้งคือค่าความแม่นยำ แนวแกนนอนคือจำนวนรอบทั้งหมด 50 รอบ สีน้ำเงินคือค่าการเรียนรู้ และสีส้มคือค่าการตรวจสอบ จากรูปจะเห็นได้ว่าอัตราการเรียนรู้และการตรวจสอบมีความแม่นยำใกล้เคียงกันมากที่สุดในรอบที่ 25 และเมื่อนำมาเปรียบเทียบกับค่าสูญเสียดังรูปที่ 4.14



รูปที่ 4.14 ค่าสูญเสียกับจำนวนรอบของภาพสี่และการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเชิงลึก

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

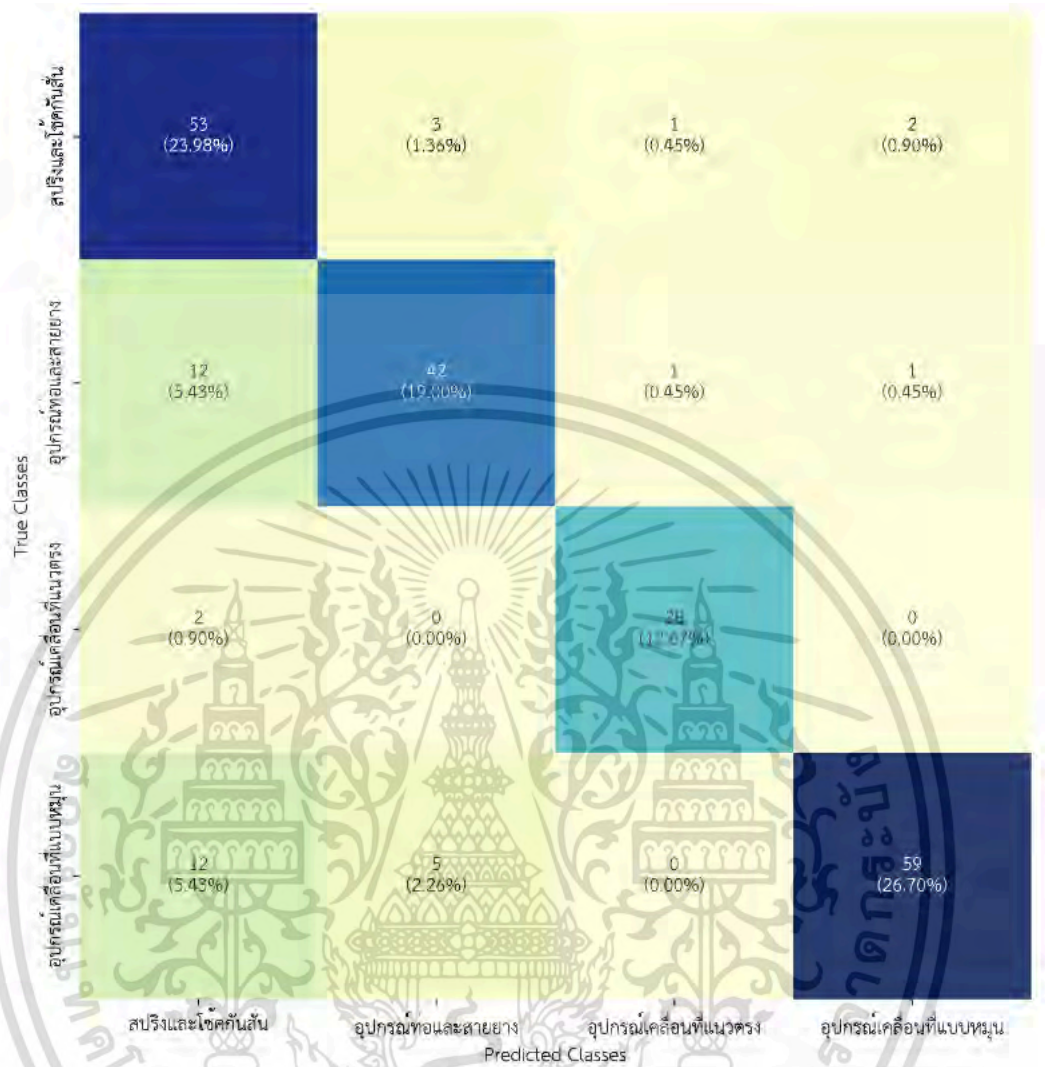
จากรูปที่ 4.14 แนวแกนตั้งคือค่าสูญเสีย แนวแกนนอนคือจำนวนรอบ จากภาพจะเห็นได้ว่าค่าสูญเสียเริ่มเข้าใกล้ 0 ตั้งแต่รอบที่ 20 เป็นต้นไป โดยภาพรวมแล้วยังคงเป็นแบบจำลองที่มีอัตราการเรียนรู้ที่ยังไม่ดีมากนัก

และจากผลการเรียนรู้แบบจำลองภาพสีและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเชิงลึก ได้ค่าความเที่ยง ค่าเรียกคืน ค่าคะแนนเอฟ1 และค่าความแม่นยำ ดังตารางที่ 4.12

ตารางที่ 4.12 ประสิทธิภาพการทำนายของภาพสีและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเชิงลึก

อุปกรณ์	ค่าความเที่ยง	ค่าเรียกคืน	ค่าคะแนนเอฟ1	ค่าความแม่นยำ
สปริงและโซ่กันสั่น	0.67	0.90	0.77	0.82
อุปกรณ์ท่อและสายยาง	0.84	0.75	0.79	
อุปกรณ์เคลื่อนที่แนวตรง	0.93	0.93	0.93	
อุปกรณ์เคลื่อนที่แบบหมุน	0.95	0.78	0.86	

จากตารางที่ 4.12 จะพบว่าอุปกรณ์เคลื่อนที่แบบหมุน มีค่าความเที่ยงสูงสุด และค่าคะแนนเอฟ1 สูงสุดคือ 0.95 และ 0.86 ตามลำดับ รองลงมาสปริงและโซ่กันสั่น มีค่าเรียกคืนสูงสุดคือ 0.90 ส่วนค่าความแม่นยำมีค่าเท่ากับ 0.82



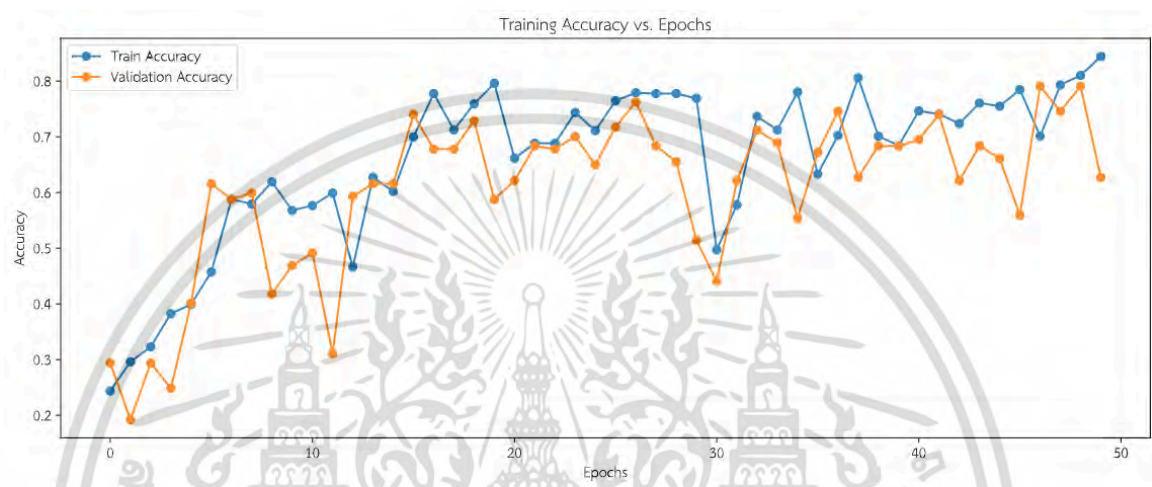
รูปที่ 4.15 เมทริกซ์ความสับสนของภาพสี่และการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเชิงลึก

จากรูปที่ 4.15 จะพบว่าภาพที่ถูกต้องมากที่สุดเป็นอุปกรณ์เครื่องที่แบบหมุนทำนายได้ถูกต้องจำนวนเท่ากับ 59 ภาพ จากทั้งหมด 211 ภาพ คิดเป็น 26.70% รองลงมา คือสปริงและโซ่คั่นสั้นทำนายได้ถูกต้องจำนวนเท่ากับ 53 ภาพ จากทั้งหมด 211 ภาพ คิดเป็น 23.98%

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

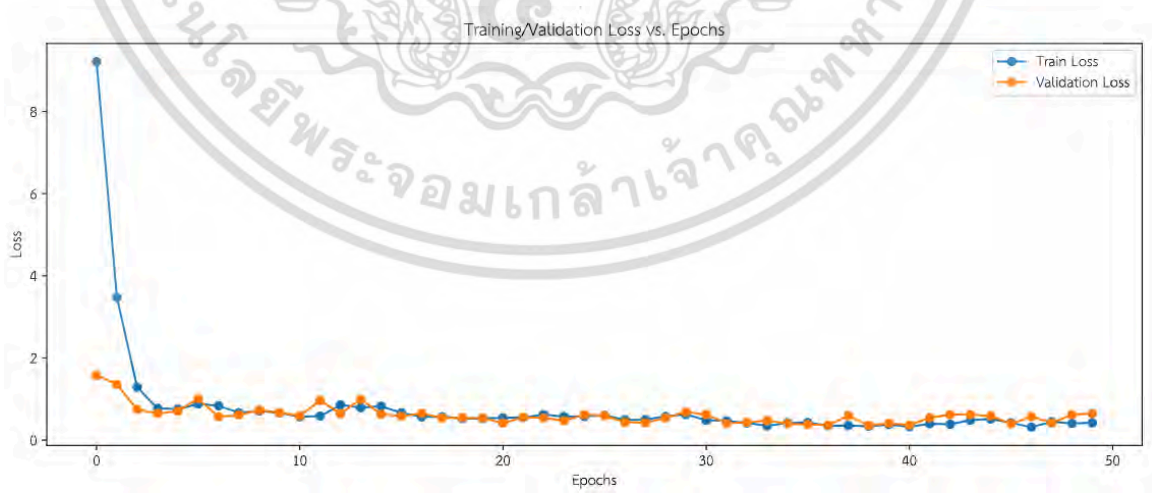
4.4.2 ภาพสีเทาและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเชิงลึก

จากการสร้างแบบจำลองการเรียนรู้ด้วยภาพสีเทาและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเชิงลึก โดยกำหนดจำนวนรอบการเรียนรู้เท่ากับ 50 รอบ ให้ผลการเรียนรู้เปรียบเทียบกับจำนวนรอบดังรูปที่ 4.16



รูปที่ 4.16 อัตราการเรียนรู้ของภาพสีเทาและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเชิงลึก

จากรูปที่ 4.16 แนวแกนตั้งคือค่าความแม่นยำ แนวแกนนอนคือจำนวนรอบทั้งหมด 50 รอบ สีน้ำเงินคือค่าการเรียนรู้ และสีส้มคือค่าการตรวจสอบ จากรูปจะเห็นได้ว่าอัตราการเรียนรู้และการตรวจสอบเริ่มมีความแม่นยำรอบที่ 20 และเมื่อนำมาเปรียบเทียบกับค่าสูญเสียดังรูปที่ 4.17



รูปที่ 4.17 ค่าสูญเสียกับจำนวนรอบของภาพสีเทาและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเชิงลึก

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

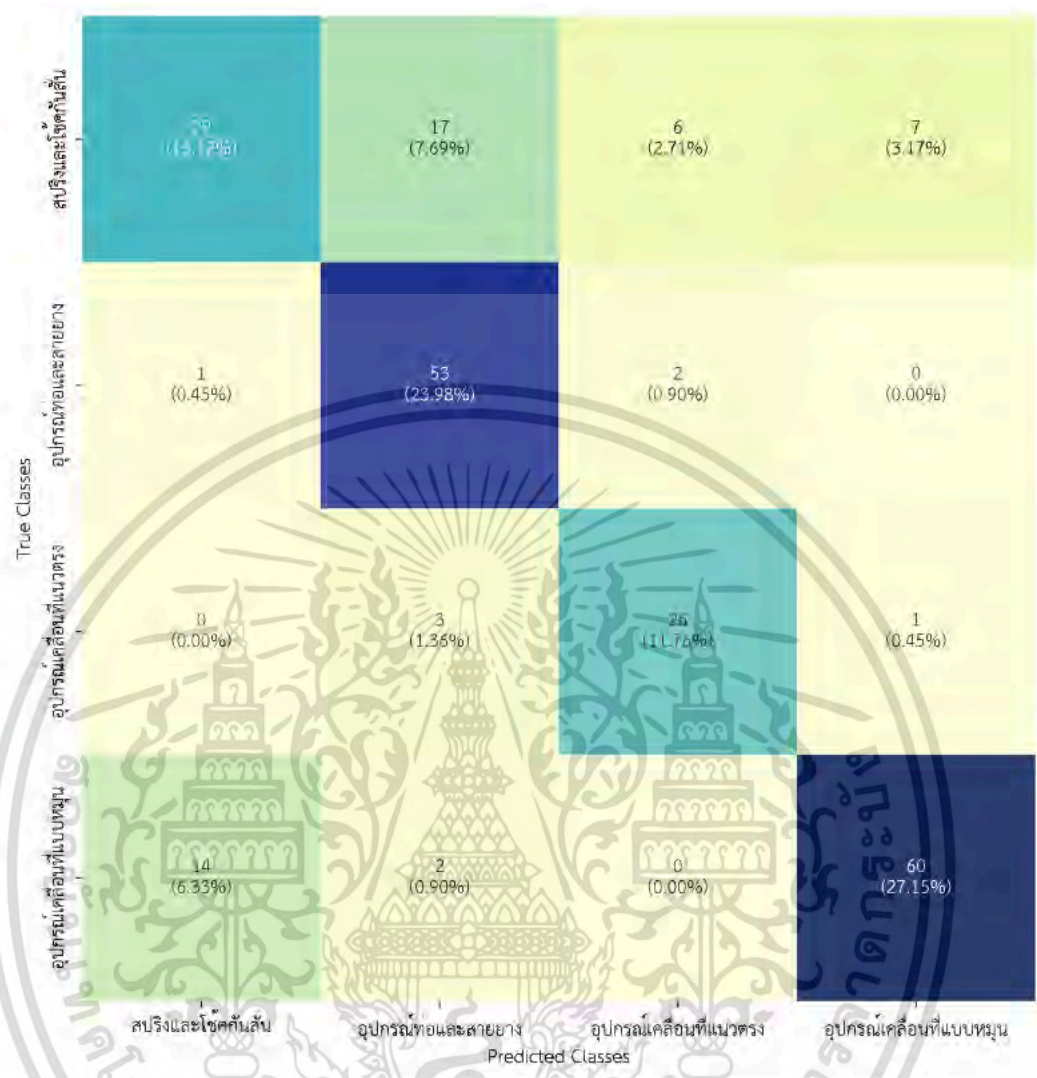
จากรูปที่ 4.17 แนวแกนตั้งคือค่าสูญเสีย แนวแกนนอนคือจำนวนรอบ โดยภาพรวมแล้วค่าสูญเสียมีค่าลดลงอย่างต่อเนื่องจนถึงรอบที่ 20 เริ่มมีความคงที่แต่อัตราการเรียนรู้อยู่คงแกว่งอยู่ถือว่ายังไม่ดีมากนัก

และจากผลการเรียนรู้แบบจำลองภาพสีเทาและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเชิงลึก ได้ค่าความเที่ยง ค่าเรียกคืน ค่าคะแนนเอฟ1 และค่าความแม่นยำ ดังตารางที่ 4.13

ตารางที่ 4.13 ประสิทธิภาพการทำนายของภาพสีเทาและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเชิงลึก

อุปกรณ์	ค่าความเที่ยง	ค่าเรียกคืน	ค่าคะแนนเอฟ1	ค่าความแม่นยำ
สปริงและโซ่คั่นสั้น	0.66	0.49	0.56	0.76
อุปกรณ์ท่อและสายยาง	0.71	0.95	0.81	
อุปกรณ์เคลื่อนที่แนวตรง	0.76	0.87	0.81	
อุปกรณ์เคลื่อนที่แบบหมุน	0.88	0.79	0.83	

จากตารางที่ 4.13 จะพบว่าอุปกรณ์เคลื่อนที่แบบหมุนมีค่าความเที่ยงสูงสุดคือ 0.88 รองลงมาอุปกรณ์ท่อและสายยาง มีค่าเรียกคืนสูงสุด และค่าคะแนนเอฟ1 คือ 0.95 และ 0.81 ตามลำดับ ส่วนค่าความแม่นยำมีค่าเท่ากับ 0.76



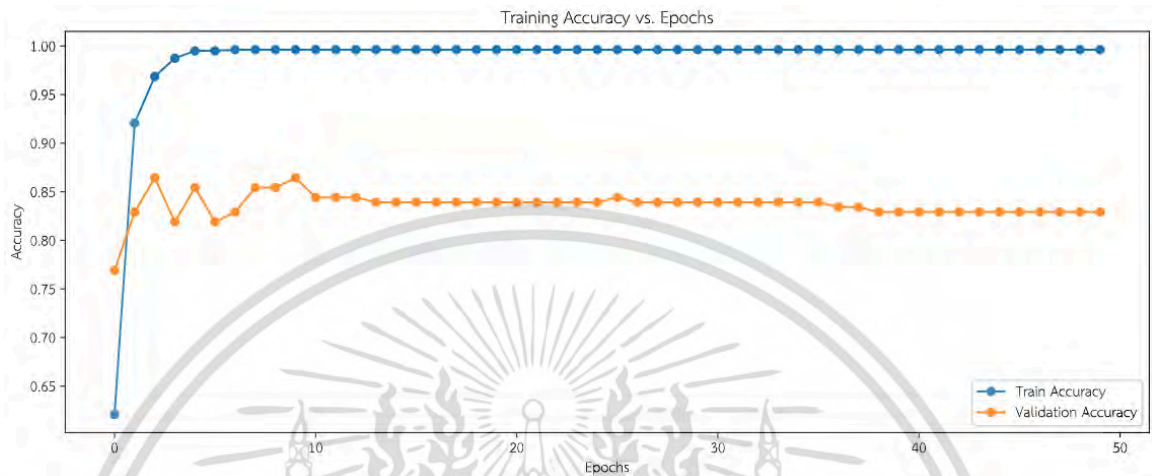
รูปที่ 4.18 เมทริกซ์ความสับสนของภาพสี่เทาและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเชิงลึก

จากรูปที่ 4.15 จะพบว่าภาพที่ถูกต้องมากที่สุดเป็นอุปกรณ์เครื่องที่แบบหมุน ทำนายได้ถูกต้องจำนวนเท่ากับ 60 ภาพ จากทั้งหมด 211 ภาพ คิดเป็น 27.15% รองลงมา คืออุปกรณ์ท่อและสายยาง ทำนายได้ถูกต้องจำนวนเท่ากับ 53 ภาพ จากทั้งหมด 211 ภาพ คิดเป็น 23.98%

4.4.3 การหาขอบภาพด้วยวิธีแคนนี่ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเชิงลึก

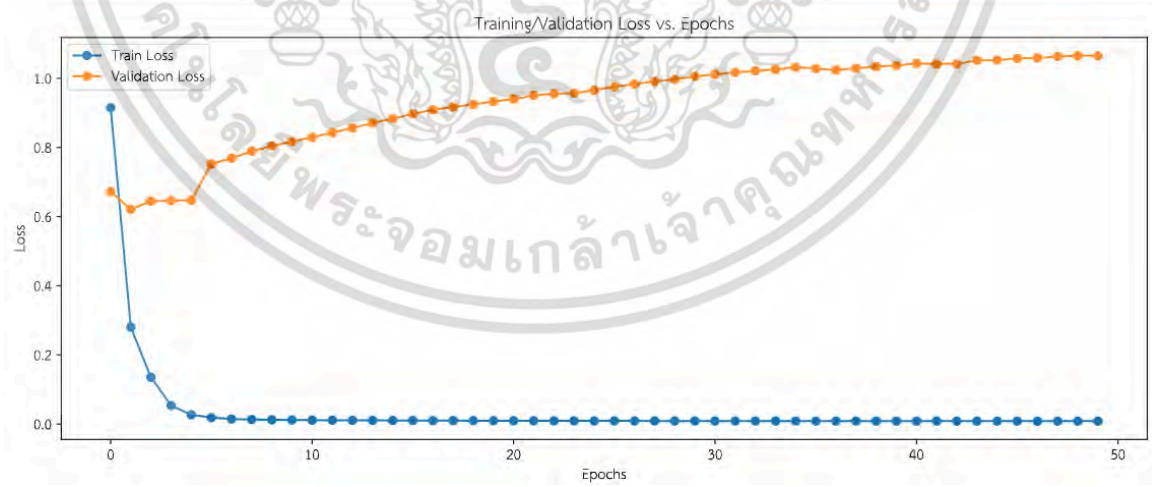
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากการสร้างแบบจำลองการเรียนรู้การหาขอบภาพด้วยวิธีแค่นี้ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเชิงลึก โดยกำหนดจำนวนรอบการเรียนรู้เท่ากับ 50 รอบ ให้ผลการเรียนรู้เปรียบเทียบกับจำนวนรอบดังรูปที่ 4.19



รูปที่ 4.19 อัตราการเรียนรู้ของการหาขอบภาพด้วยวิธีแค่นี้ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเชิงลึก

จากรูปที่ 4.19 แนวแกนตั้งคือค่าความแม่นยำ แนวแกนนอนคือจำนวนรอบทั้งหมด 50 รอบ สีน้ำเงินคือค่าการเรียนรู้ และสีส้มคือค่าการตรวจสอบ จากรูปจะเห็นได้ว่าอัตราการเรียนรู้และการตรวจสอบเริ่มมีความแม่นยำในรอบที่ 1 และเมื่อนำมาเปรียบเทียบกับค่าสูญเสียดังรูปที่ 4.20



รูปที่ 4.20 ค่าสูญเสียกับจำนวนรอบของการหาขอบภาพด้วยวิธีแค่นี้ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเชิงลึก

จากรูปที่ 4.20 แนวแกนตั้งคือค่าสูญเสีย แนวแกนนอนคือจำนวนรอบ เมื่อพิจารณาจากกราฟ โดยภาพรวมแล้วจะพบว่ายิ่งรอบสูงขึ้นค่าการเรียนรู้ก็ลดลงอย่างต่อเนื่อง ในขณะที่ค่าการตรวจสอบ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ลดลงจนถึงจุดๆ หนึ่งแล้ว หลังจากนั้นกลับมีการเพิ่มค่าขึ้นเรื่อยๆ ซึ่งถือว่าเป็น Overfit Learning curve ไม่ควรนำไปใช้งาน และจากผลการเรียนรู้แบบจำลองวิธีโครงข่ายประสาทเชิงลึกและการหาขอบภาพวิธี แคนนี่ ได้ค่าความเที่ยง ค่าเรียกคืน ค่าคะแนนเอฟ1 และค่าความแม่นยำ ดังตารางที่ 4.14

ตารางที่ 4.14 ประสิทธิภาพการทำนายของการหาขอบภาพด้วยวิธีแคนนี่และการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธี โครงข่ายประสาทเชิงลึก

อุปกรณ์	ค่าความเที่ยง	ค่าเรียกคืน	ค่าคะแนนเอฟ1	ค่าความแม่นยำ
สปริงและใช้คั่นสั้น	0.87	0.48	0.62	0.81
อุปกรณ์ท่อและสายยาง	0.77	0.93	0.84	
อุปกรณ์เคลื่อนที่แนวตรง	0.88	0.93	0.90	
อุปกรณ์เคลื่อนที่แบบหมุน	0.80	0.90	0.85	

จากตารางที่ 4.14 จะพบว่าอุปกรณ์เคลื่อนที่แนวตรงมีค่าความเที่ยงสูง ค่าเรียกคืน และค่าคะแนน เอฟ1 สูงที่สุดคือ 0.88, 0.93 และ 0.90 ตามลำดับ รองลงมาสปริงและใช้คั่นสั้นมีค่าความเที่ยง ค่าเรียกคืน และค่าคะแนนเอฟ1 คือ 0.87, 0.48 และ 0.62 ตามลำดับ ส่วนค่าความแม่นยำมีค่าเท่ากับ 0.81

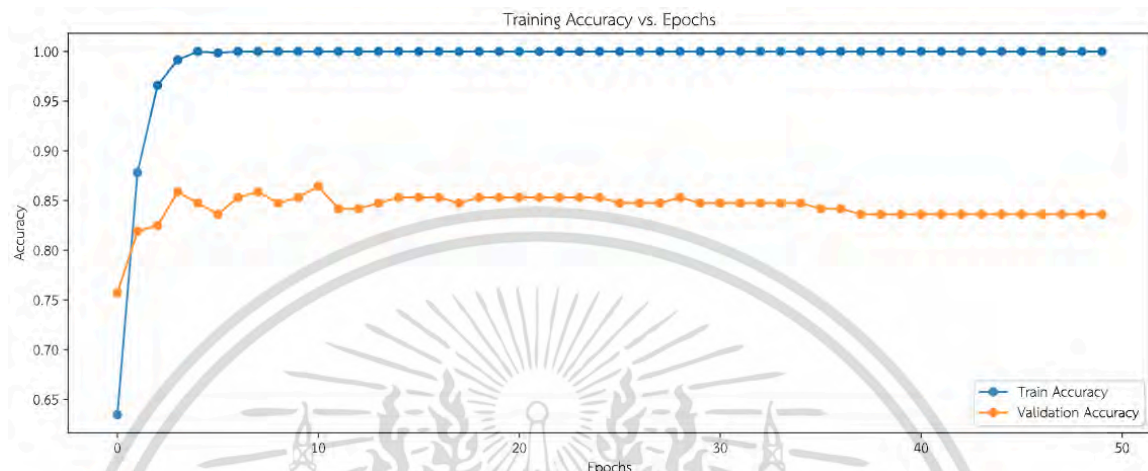


รูปที่ 4.21 เมทริกซ์ความสับสนของการหาขอบภาพด้วยวิธีแคนนี่และการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเชิงลึก

จากรูปที่ 4.18 จะพบว่าภาพที่ถูกต้องมากที่สุดเป็นอุปกรณ์เครื่องที่แบบหมุน และทำนายได้ถูกต้องมีจำนวนเท่ากับ 53 ภาพ จากทั้งหมด 211 ภาพ คิดเป็น 23.98% รองลงมา คือสปริงและโซ่กันสั่น ทำนายได้ถูกต้องจำนวนเท่ากับ 48 ภาพ จากทั้งหมด 211 ภาพ คิดเป็น 21.72%

4.4.4 การหาขอบภาพด้วยวิธีเพรวิตด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเชิงลึก

จากการสร้างแบบจำลองวิธีการหาขอบภาพด้วยวิธีเพรวิตด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเชิงลึก โดยกำหนดจำนวนรอบการเรียนรู้เท่ากับ 50 รอบ ให้ผลการเรียนรู้เปรียบเทียบกับจำนวนรอบดังรูปที่ 4.22



รูปที่ 4.22 อัตราการเรียนรู้ของการหาขอบภาพด้วยวิธีเพรวิตด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเชิงลึก

จากรูปที่ 4.22 แนวแกนตั้งคือค่าความแม่นยำ แนวแกนนอนคือจำนวนรอบทั้งหมด 50 รอบ สีน้ำเงินคือค่าการเรียนรู้ และสีส้มคือค่าการตรวจสอบ จากรูปจะเห็นได้ว่าอัตราการเรียนรู้และการตรวจสอบเริ่มมีความแม่นยำในรอบที่ 1 และเมื่อนำมาเปรียบเทียบกับค่าสูญเสียดังรูปที่ 4.23



รูปที่ 4.23 ค่าสูญเสียกับจำนวนรอบของการหาขอบภาพด้วยวิธีเพรวิตด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเชิงลึก

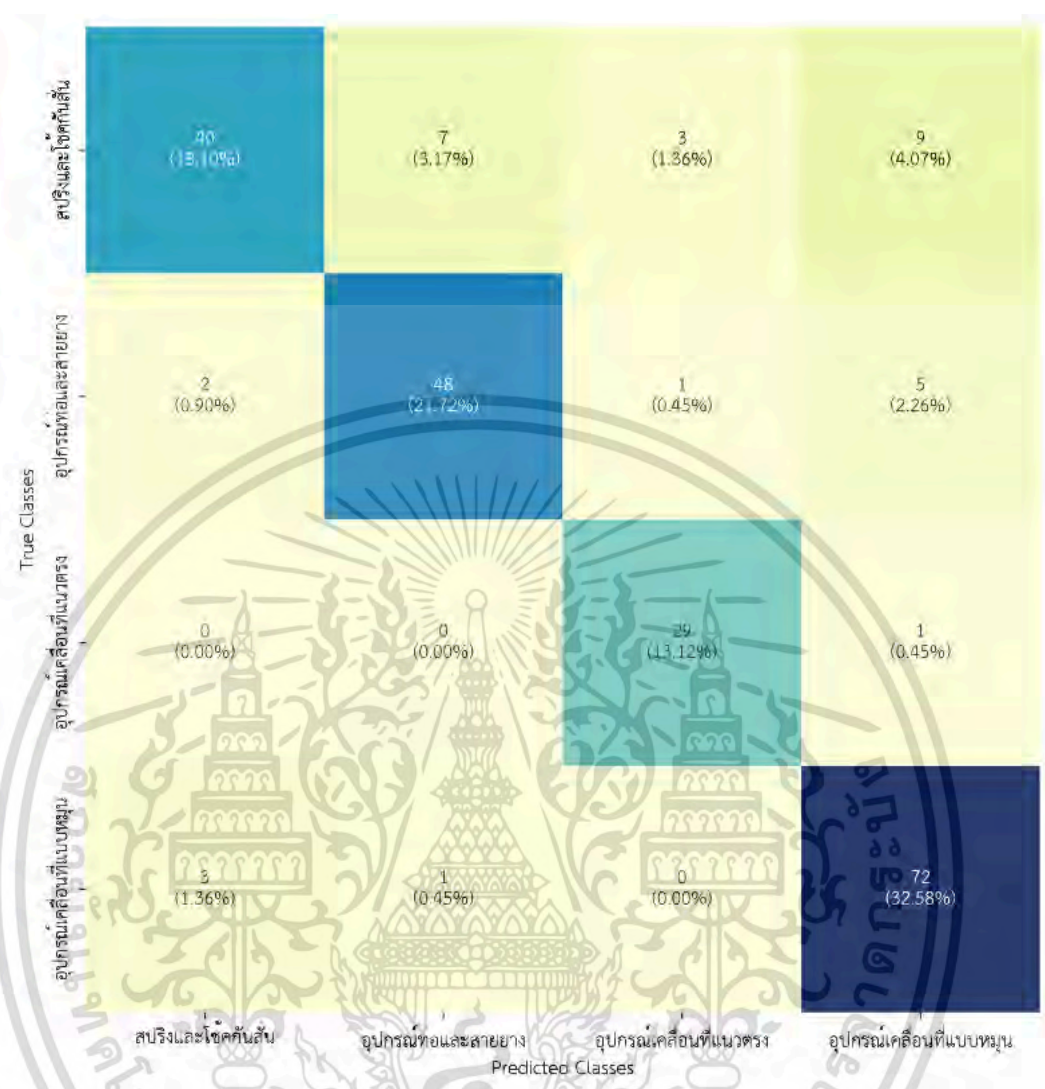
จากรูปที่ 4.23 แนวแกนตั้งคือค่าสูญเสีย แนวแกนนอนคือจำนวนรอบ เมื่อพิจารณาจากกราฟโดยภาพรวมแล้วจะพบว่ายิ่งรอบสูงขึ้นค่าการเรียนรู้กลับลดลงอย่างต่อเนื่อง ในขณะที่ค่าการตรวจสอบ

ลดลงจนถึงจุดๆ หนึ่งแล้ว หลังจากนั้นกลับมีการเพิ่มค่าขึ้นเรื่อยๆ ซึ่งถือว่าเป็น Overfit Learning curve ไม่ควรนำไปใช้งาน และจากผลการเรียนรู้แบบจำลองวิธีโครงข่ายประสาทเชิงลึกด้วยและการหาขอบภาพวิธีเพอร์วิต ได้ค่าความเที่ยง ค่าเรียกคืน ค่าคะแนนเอฟ1 และค่าความแม่นยำ ดังตารางที่ 4.15

ตารางที่ 4.15 ประสิทธิภาพการทำนายของการหาขอบภาพด้วยวิธีเพอร์วิตและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเชิงลึก

อุปกรณ์	ค่าความเที่ยง	ค่าเรียกคืน	ค่าคะแนนเอฟ1	ค่าความแม่นยำ
สปริงและใช้คั่นสั้น	0.89	0.68	0.77	0.86
อุปกรณ์ท่อและสายยาง	0.86	0.86	0.86	
อุปกรณ์เคลื่อนที่แนวตรง	0.88	0.97	0.92	
อุปกรณ์เคลื่อนที่แบบหมุน	0.83	0.95	0.88	

จากตารางที่ 4.15 จะพบว่าสปริงและใช้คั่นสั้นมีค่าความเที่ยงสูงที่สุดคือ 0.89 รองลงมาอุปกรณ์เคลื่อนที่แนวตรง มีค่าเรียกคืนสูงที่สุด และค่าคะแนนเอฟ1 คือ 0.97 และ 0.92 ตามลำดับ ส่วนค่าความแม่นยำมีค่าเท่ากับ 0.86

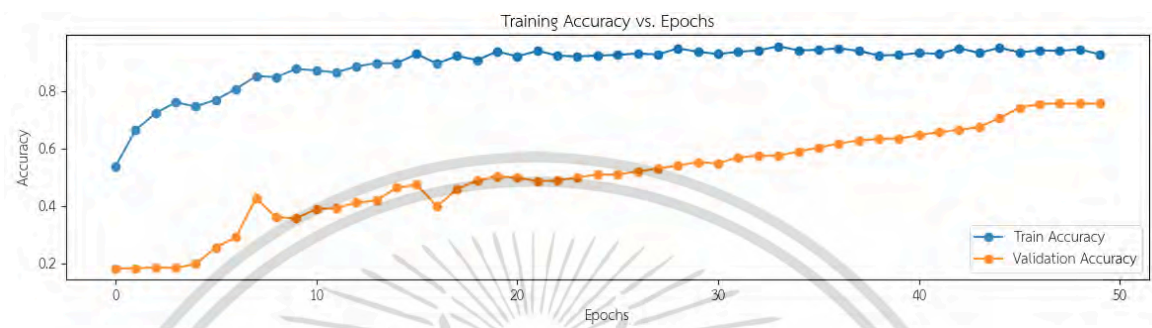


รูปที่ 4.24 เมทริกซ์ความสับสนของการหาขอบภาพด้วยวิธีเพรวิตและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเชิงลึก

จากรูปที่ 4.24 จะพบว่าภาพที่ถูกต้องมากที่สุดเป็นอุปกรณ์เครื่องที่แบบหมุน ทำนายได้ถูกต้องจำนวนเท่ากับ 72 ภาพ จากทั้งหมด 211 ภาพ คิดเป็น 32.58% รองลงมา คือสปริงอุปกรณ์ท่อและสายยางทำนายได้ถูกต้องที่สุดจำนวนเท่ากับ 48 ภาพ จากทั้งหมด 211 ภาพ คิดเป็น 21.72%

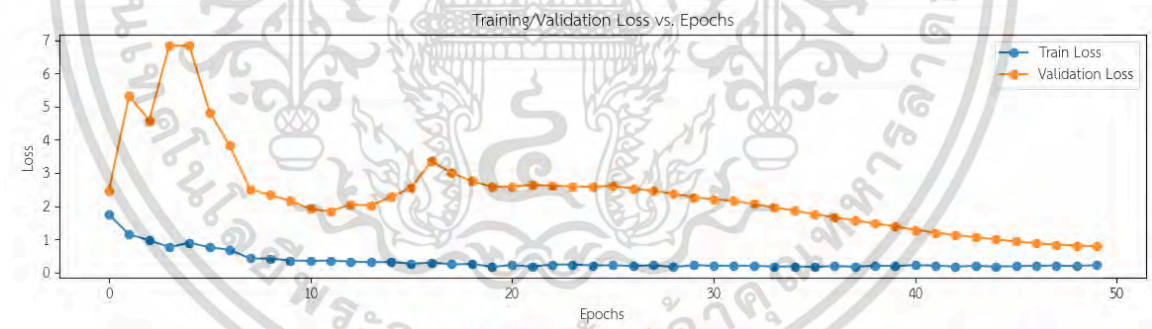
4.4.5 ภาพสีและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน

จากการสร้างแบบจำลองวิธีภาพสีและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเชิงลึก โดยกำหนดจำนวนรอบการเรียนรู้เท่ากับ 50 รอบ ให้ผลการเรียนรู้เปรียบเทียบกับจำนวนรอบดังรูปที่ 4.25



รูปที่ 4.25 อัตราการเรียนรู้ของภาพสีและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเชิงลึก

จากรูปที่ 4.25 แนวแกนตั้งคือค่าความแม่นยำ แนวแกนนอนคือจำนวนรอบทั้งหมด 50 รอบ สีน้ำเงินคือค่าการเรียนรู้ และสีส้มคือค่าการตรวจสอบ จากรูปจะเห็นได้ว่าอัตราการเรียนรู้และการตรวจสอบเริ่มมีความแม่นยำใกล้เคียงกันในรอบที่ 50 และเมื่อนำมาเปรียบเทียบกับค่าสูญเสียดังรูปที่ 4.26



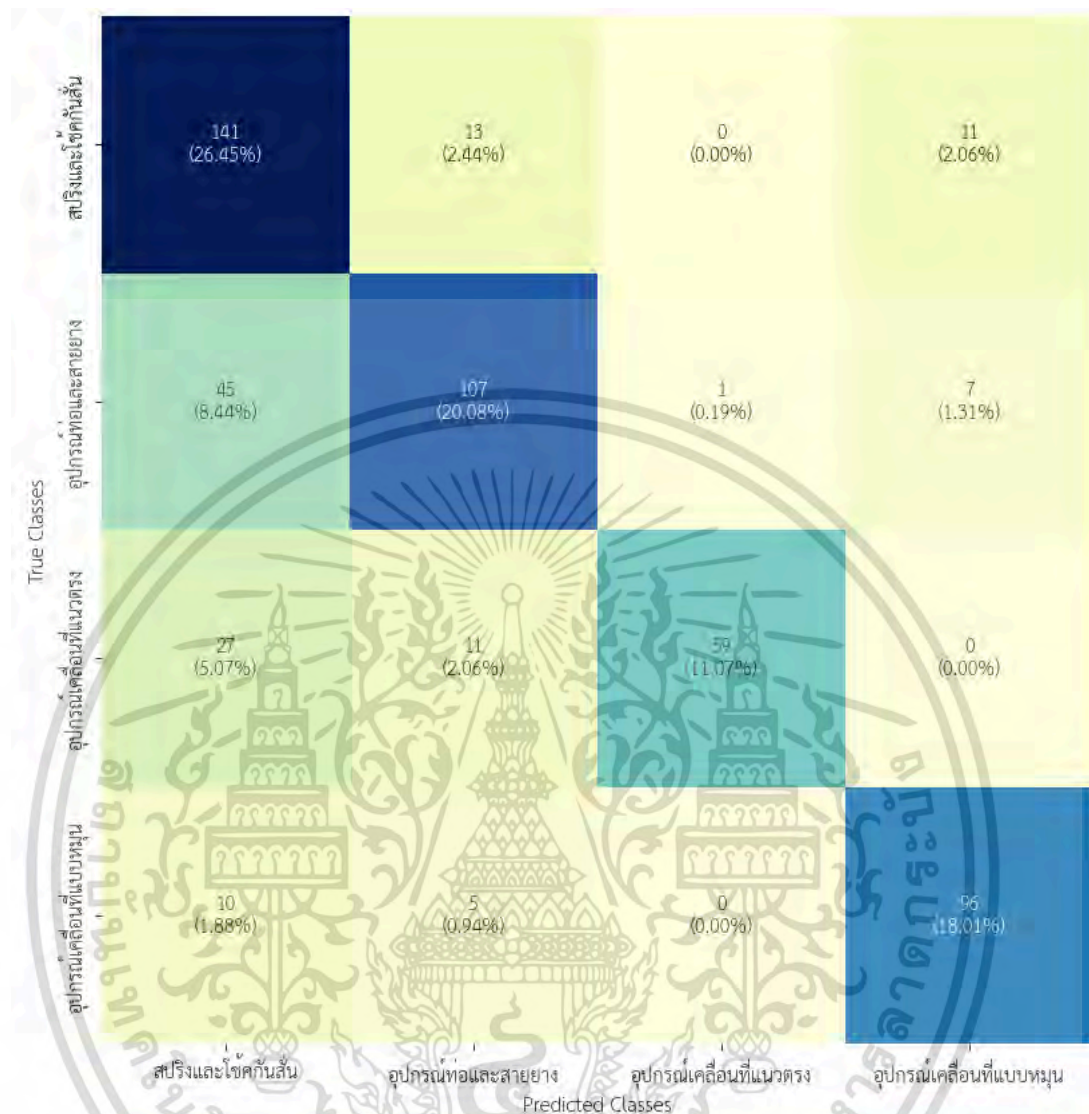
รูปที่ 4.26 ค่าสูญเสียกับจำนวนรอบของภาพสีและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเชิงลึก

จากรูปที่ 4.26 แนวแกนตั้งคือค่าสูญเสีย แนวแกนนอนคือจำนวนรอบ เมื่อพิจารณาจากกราฟโดยภาพรวมแล้วจะพบว่ายิ่งรอบสูงขึ้นค่าการเรียนรู้ลดลงอย่างต่อเนื่องพร้อมกับค่าการตรวจสอบ ซึ่งถือว่าเป็น Good fit Learning curve สามารถนำไปพิจารณาใช้งานได้ และจากผลการเรียนรู้แบบจำลองวิธีโครงข่ายคอนโวลูชันและวิธีภาพสี ได้ค่าความเที่ยง ค่าเรียกคืน ค่าคะแนนเอฟ1 และค่าความแม่นยำเฉลี่ย ดังตารางที่ 4.16

ตารางที่ 4.16 ประสิทธิภาพการทำนายของภาพสีและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน

อุปกรณ์	ค่าความเที่ยง	ค่าเรียกคืน	ค่าคะแนนเอฟ1	ค่าความแม่นยำเฉลี่ย
สปริงและใช้คั่นสั้น	0.63	0.85	0.73	0.76
อุปกรณ์ท่อและสายยาง	0.79	0.67	0.72	
อุปกรณ์เคลื่อนที่แนวตรง	0.98	0.61	0.75	
อุปกรณ์เคลื่อนที่แบบหมุน	0.84	0.86	0.85	

จากตารางที่ 4.16 จะพบว่าอุปกรณ์เครื่องที่แนวตรงมีค่าความเที่ยงสูงสุดคือ 0.98 รองลงมา อุปกรณ์เคลื่อนที่แบบหมุน มีค่าเรียกคืนสูงสุด และค่าคะแนนเอฟ1 คือ 0.86 และ 0.85 ตามลำดับ ส่วนค่าความแม่นยำมีค่าเท่ากับ 0.76

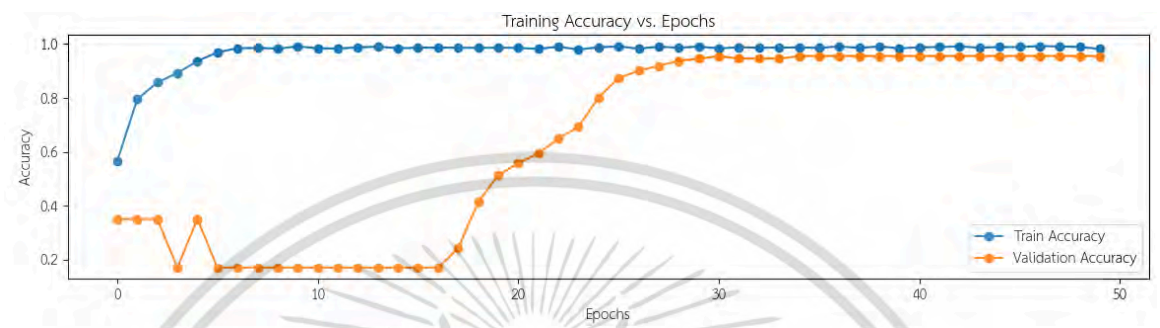


รูปที่ 4.27 เมทริกซ์ความสับสนของภาพสีและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเชิงลึก

จากรูปที่ 4.27 จะพบว่า ภาพที่ถูกต้องมากที่สุดเป็นอุปกรณ์เครื่องที่แบบหมุน ทำนายได้ถูกต้องมีจำนวนเท่ากับ 96 ภาพ จากทั้งหมด 533 ภาพ คิดเป็น 18.01% รองลงมา คือสปริงและโซ่ค้ำกันสั่นทำนายได้ถูกต้องจำนวนเท่ากับ 141 ภาพ จากทั้งหมด 533 ภาพ คิดเป็น 26.45%

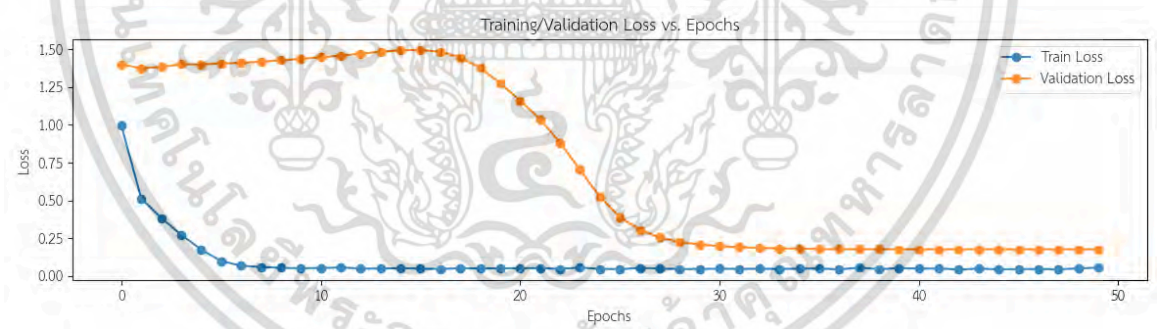
4.4.6 ภาพสี่เทาและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน

จากการสร้างแบบจำลองวิธีภาพสี่เทาและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเชิงลึก โดยกำหนดจำนวนรอบการเรียนรู้เท่ากับ 50 รอบ ให้ผลการเรียนรู้เปรียบเทียบกับจำนวนรอบดังรูปที่ 4.28



รูปที่ 4.28 อัตราการเรียนรู้ของภาพสี่เทาและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเชิงลึก

จากรูปที่ 4.28 แนวแกนตั้งคือค่าความแม่นยำ แนวแกนนอนคือจำนวนรอบทั้งหมด 50 รอบ สีน้ำเงินคือค่าการเรียนรู้ และสีส้มคือค่าการตรวจสอบ จากรูปจะเห็นได้ว่าอัตราการเรียนรู้และการตรวจสอบเริ่มมีความแม่นยำสูงที่สุดตั้งแต่รอบที่ 28 เป็นต้นไป และเมื่อนำมาเปรียบเทียบกับค่าสูญเสียดังรูปที่ 4.29



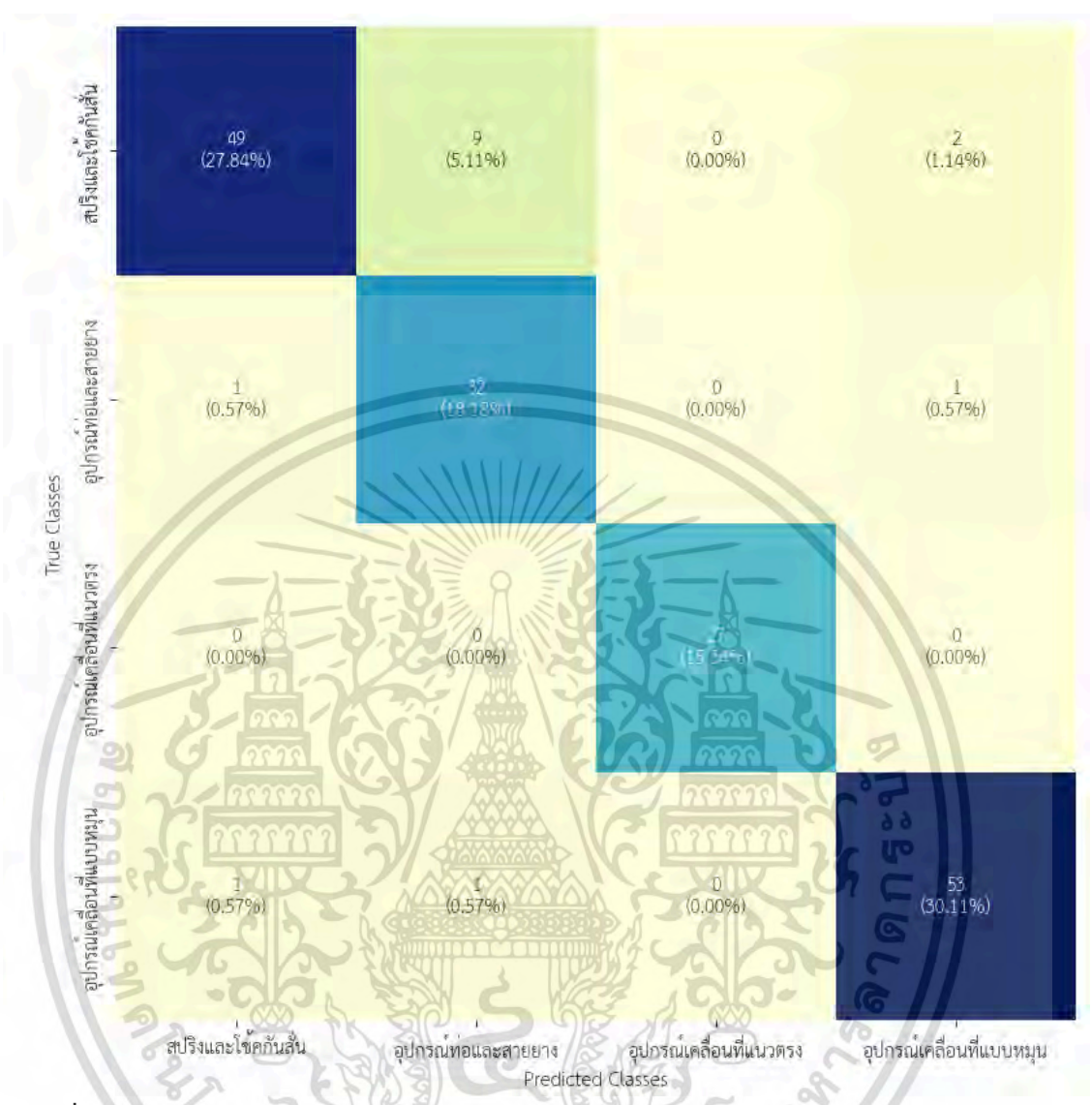
รูปที่ 4.29 ค่าสูญเสียกับจำนวนรอบของภาพสี่เทาและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเชิงลึก

จากรูปที่ 4.29 แนวแกนตั้งคือค่าสูญเสีย แนวแกนนอนคือจำนวนรอบ เมื่อพิจารณาจากกราฟโดยภาพรวมแล้วจะพบว่ายิ่งรอบสูงขึ้นค่าการเรียนรู้ลดลงอย่างต่อเนื่องพร้อมกับค่าการตรวจสอบ ซึ่งถือว่าเป็น Good fit Learning curve สามารถนำไปพิจารณาใช้งานได้ และจากผลการเรียนรู้แบบจำลองวิธีโครงข่ายคอนโวลูชันและวิธีภาพสี่เทา ได้ค่าความเที่ยง ค่าเรียกคืน ค่าคะแนนเอฟ1 และค่าความแม่นยำ ดังตารางที่ 4.17

ตารางที่ 4.17 ประสิทธิภาพการทำนายของภาพสีเทาและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเชิงลึก

อุปกรณ์	ค่าความเที่ยง	ค่าเรียกคืน	ค่าคะแนนเอฟ1	ค่าความแม่นยำเฉลี่ย
สปริงและใช้คั่นสั้น	0.92	0.89	0.90	0.93
อุปกรณ์ท่อและสายยาง	0.95	0.95	0.95	
อุปกรณ์เคลื่อนที่แนวตรง	0.90	0.90	0.90	
อุปกรณ์เคลื่อนที่แบบหมุน	0.94	0.97	0.95	

จากตารางที่ 4.17 จะพบว่าอุปกรณ์เครื่องที่แบบหมุนมีค่าความเที่ยงสูงสุด ค่าเรียกคืน และค่าคะแนนเอฟ1 สูงที่สุด คือ 0.94, 0.97 และ 0.95 ตามลำดับ รองลงมาอุปกรณ์เคลื่อนที่แนวตรงมีค่าความเที่ยง ค่าเรียกคืน และค่าคะแนนเอฟ1 คือ 0.90, 0.90 และ 0.90 ตามลำดับ ส่วนค่าความแม่นยำมีค่าเท่ากับ 0.93

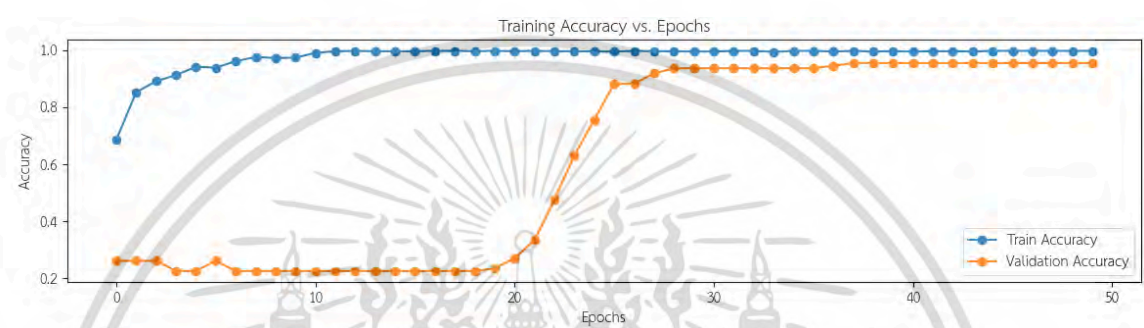


รูปที่ 4.30 เมทริกซ์ความสับสนของภาพสี่เทาและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเชิงลึก

จากรูปที่ 4.24 จะพบว่าภาพที่ถูกต้องมากที่สุดเป็นอุปกรณ์เครื่องที่แบบหมุน และทำนายได้ถูกต้องจำนวนเท่ากับ 53 ภาพ จากทั้งหมด 211 ภาพ คิดเป็น 30.11% รองลงมา คือสปริงและโซ่กันสั่น ทำนายได้ถูกต้องจำนวนเท่ากับ 49 ภาพ จากทั้งหมด 211 ภาพ คิดเป็น 27.84%

4.4.7 การหาขอบภาพด้วยวิธีแคนนี่และการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน

จากการสร้างแบบจำลองวิธีการหาขอบภาพด้วยวิธีแคนนี่ด้วยวิธีการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน โดยกำหนดจำนวนรอบการเรียนรู้เท่ากับ 50 รอบ ให้ผลการเรียนรู้เปรียบเทียบกับจำนวนรอบดังรูปที่ 4.31



รูปที่ 4.31 อัตราการเรียนรู้ของการหาขอบภาพด้วยวิธีแคนนี่ด้วยวิธีการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน

จากรูปที่ 4.31 แนวแกนตั้งคือค่าความแม่นยำ แนวแกนนอนคือจำนวนรอบทั้งหมด 50 รอบ สีน้ำเงินคือค่าการเรียนรู้ และสีส้มคือค่าการตรวจสอบ จากรูปจะเห็นได้ว่าอัตราการเรียนรู้และการตรวจสอบเริ่มมีความแม่นยำใกล้เคียงตั้งแต่รอบที่ 28 เป็นต้นไป และเมื่อนำมาเปรียบเทียบกับค่าสูญเสียดังรูปที่ 4.32



รูปที่ 4.32 ค่าสูญเสียกับจำนวนรอบของการหาขอบภาพด้วยวิธีแคนนี่ด้วยวิธีการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน

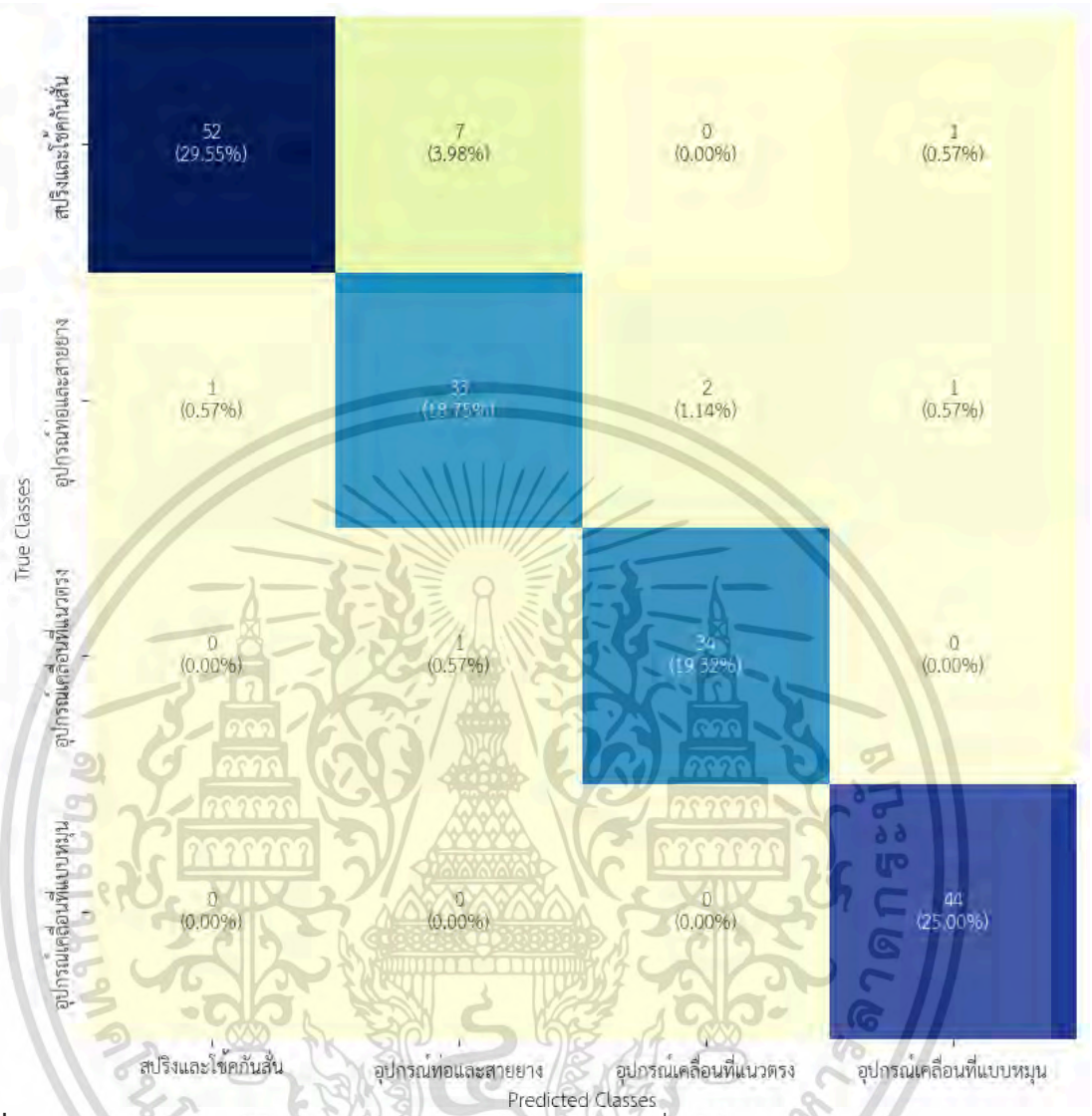
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากรูปที่ 4.32 แนวแกนตั้งคือค่าสูญเสีย แนวแกนนอนคือจำนวนรอบ เมื่อพิจารณาจากกราฟ โดยภาพรวมแล้วจะพบว่ายิ่งรอบสูงขึ้นค่าการเรียนรู้ลดลงอย่างต่อเนื่องส่วนค่าการตรวจสอบสูงขึ้นเล็กน้อยหลังจากรอบที่ 30 ซึ่งถือว่าขั้นตอนวิธีนี้อาจเกิด Over fit Learning curve ได้ไม่ควรพิจารณาใช้งาน และจากผลการเรียนรู้แบบจำลองวิธีโครงข่ายคอนโวลูชันและใช้การหาขอบภาพวิธีแค่นี้ ได้ค่าความเที่ยง ค่าเรียกคืน ค่าคะแนนเอฟ1 และค่าความแม่นยำ ดังตารางที่ 4.18

ตารางที่ 4.18 ประสิทธิภาพการทำนายของการหาขอบภาพด้วยวิธีแค่นี้ด้วยวิธีการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน

อุปกรณ์	ค่าความเที่ยง	ค่าเรียกคืน	ค่าคะแนนเอฟ1	ค่าความแม่นยำ
สปริงและโซ่คั่นสั้น	0.91	0.89	0.90	0.93
อุปกรณ์ท่อและสายยาง	0.87	0.95	0.91	
อุปกรณ์เคลื่อนที่แนวตรง	0.95	1.00	0.97	
อุปกรณ์เคลื่อนที่แบบหมุน	0.97	0.91	0.94	

จากตารางที่ 4.18 จะพบว่าอุปกรณ์เครื่องที่แบบหมุนมีค่าความเที่ยงสูงที่สุดคือ 0.97 รองลงมา อุปกรณ์เคลื่อนที่แนวตรง มีค่าเรียกคืนสูงที่สุด และค่าคะแนนเอฟ1 คือ 1.00 และ 0.97 ตามลำดับ ส่วนค่าความแม่นยำมีค่าเท่ากับ 0.93

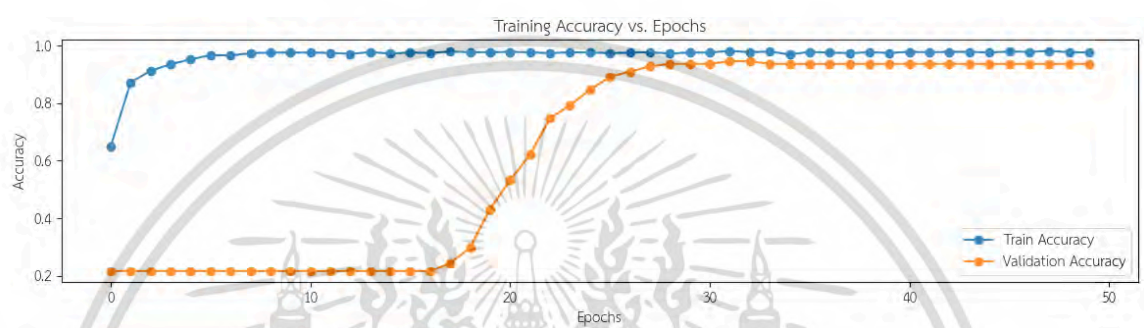


รูปที่ 4.33 เมทริกซ์ความสับสนของการหาขอบภาพด้วยวิธีแคนนี่ด้วยวิธีการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน

จากรูปที่ 4.33 จะพบว่าภาพที่ถูกต้องมากที่สุดเป็นสปริงและโซ่กันสั่นทำนายได้ถูกต้องจำนวนเท่ากับ 52 ภาพ จากทั้งหมด 211 ภาพ คิดเป็น 29.55% รองลงมา คืออุปกรณ์เคลื่อนที่แบบหมุน ทำนายได้ถูกต้องจำนวนเท่ากับ 44 ภาพ จากทั้งหมด 211 ภาพ คิดเป็น 25%

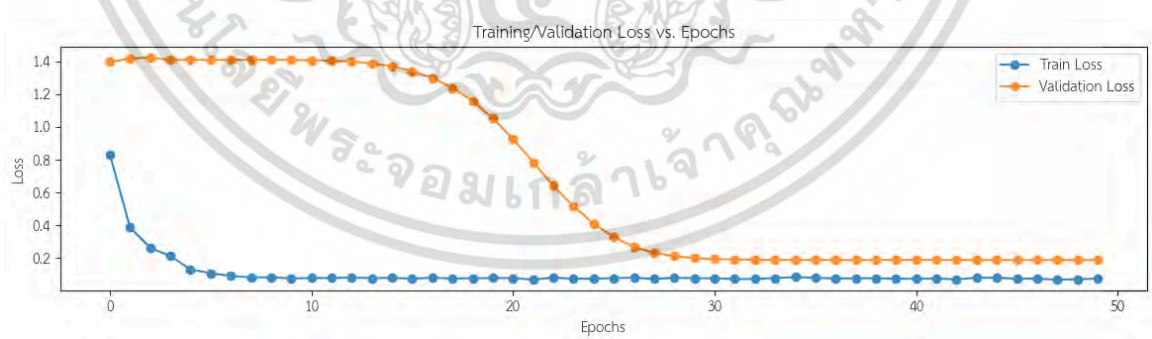
4.4.8 การหาขอบภาพด้วยวิธีเพรวิตและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน

จากการสร้างแบบจำลองวิธีการหาขอบภาพด้วยวิธีเพรวิตและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน โดยกำหนดจำนวนรอบการเรียนรู้เท่ากับ 50 รอบ ให้ผลการเรียนรู้เปรียบเทียบกับจำนวนรอบดังรูปที่ 4.34



รูปที่ 4.34 อัตราการเรียนรู้ของการหาขอบภาพด้วยวิธีเพรวิตและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน

จากรูปที่ 4.34 แนวแกนตั้งคือค่าความแม่นยำ แนวแกนนอนคือจำนวนรอบทั้งหมด 50 รอบ สีน้ำเงินคือค่าการเรียนรู้ และสีส้มคือค่าการตรวจสอบ จากรูปจะเห็นได้ว่าอัตราการเรียนรู้และการตรวจสอบเริ่มมีความแม่นยำตั้งแต่รอบที่ 28 เป็นต้นไป และเมื่อนำมาเปรียบเทียบกับค่าสูญเสียดังรูปที่ 4.35



รูปที่ 4.35 ค่าสูญเสียกับจำนวนรอบของการหาขอบภาพด้วยวิธีเพรวิตและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน

จากรูปที่ 4.35 แนวแกนตั้งคือค่าสูญเสีย แนวแกนนอนคือจำนวนรอบ เมื่อพิจารณาจากกราฟโดยภาพรวมแล้วจะพบว่ายิ่งรอบสูงขึ้นค่าการเรียนรู้ลดลงอย่างต่อเนื่องพร้อมกับค่าการตรวจสอบ ซึ่งถือ

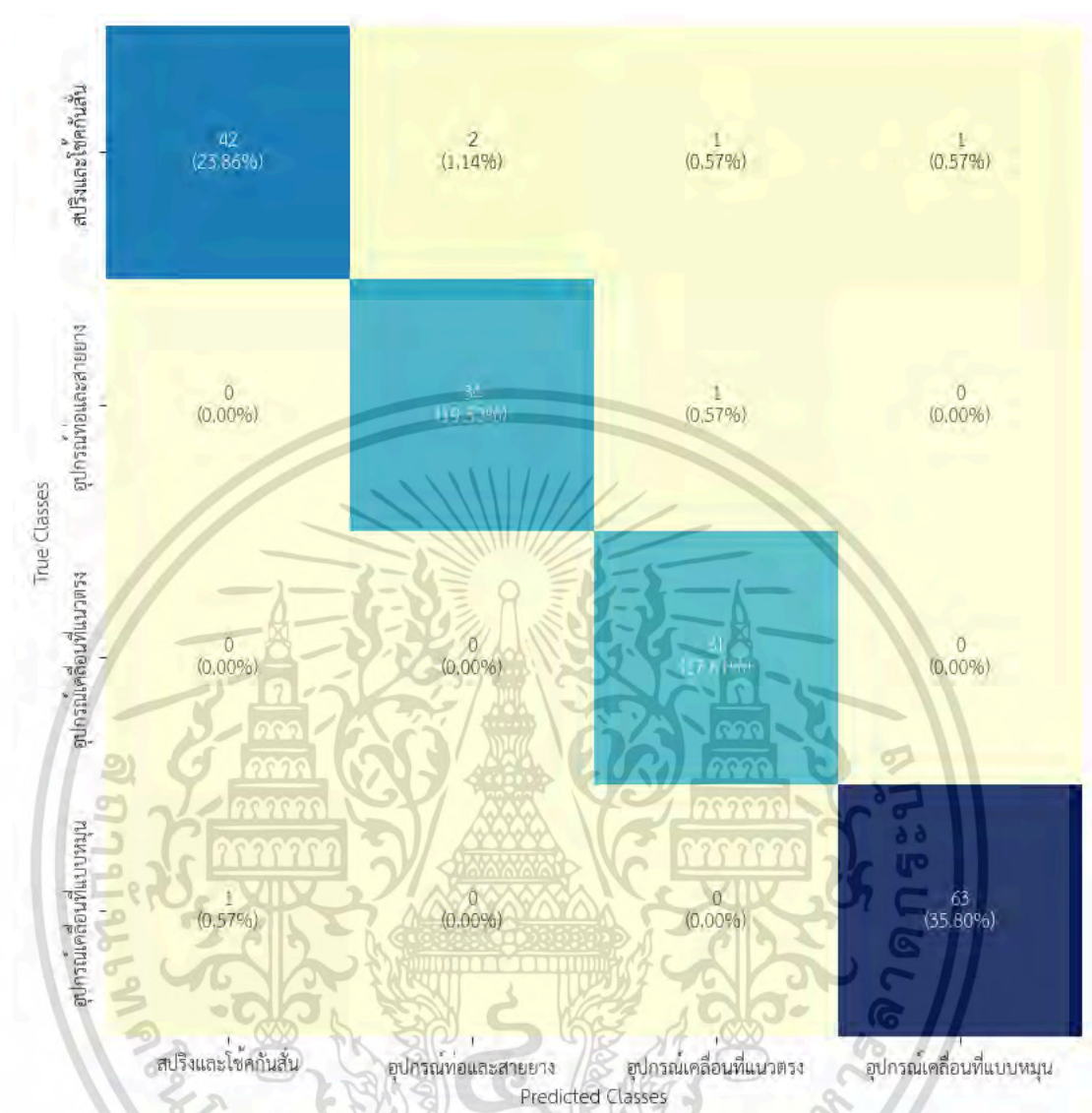
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ว่าเป็น Good fit Learning curve สามารถนำไปพิจารณาใช้งานได้ และจากผลการเรียนรู้แบบจำลองวิธี
โครงข่ายคอนโวลูชันและใช้การหาขอบภาพวิธีเพรวิต ได้ค่าความเที่ยง ค่าเรียกคืน ค่าคะแนนเอฟ1 และ
ค่าความแม่นยำเฉลี่ย ดังตารางที่ 4.19

ตารางที่ 4.19 ประสิทธิภาพการทำนายของการหาขอบภาพด้วยวิธีเพรวิตและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธี
โครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน

อุปกรณ์	ค่าความเที่ยง	ค่าเรียกคืน	ค่าคะแนนเอฟ1	ค่าความแม่นยำเฉลี่ย
สปริงและใช้คั่นสั้น	0.88	0.91	0.90	0.91
อุปกรณ์ท่อและสายยาง	0.91	0.83	0.87	
อุปกรณ์เคลื่อนที่แนวตรง	0.91	0.91	0.91	
อุปกรณ์เคลื่อนที่แบบหมุน	0.94	0.97	0.95	

จากตารางที่ 4.19 จะพบว่าอุปกรณ์เครื่องที่แบบหมุนมีค่าความเที่ยงสูงสุด ค่าเรียกคืน และค่า
คะแนนเอฟ1 สูงสุดคือ 0.94, 0.97 และ 0.95 ตามลำดับ รองลงมาอุปกรณ์เคลื่อนที่แนวตรงมีค่าความ
เที่ยง ค่าเรียกคืน และค่าคะแนนเอฟ1 คือ 0.91, 0.91 และ 0.91 ตามลำดับ ส่วนค่าความแม่นยำมีค่า
เท่ากับ 0.91



รูปที่ 4.36 เมทริกซ์ความสับสนของการหาขอบภาพด้วยวิธีเพรวิตและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน

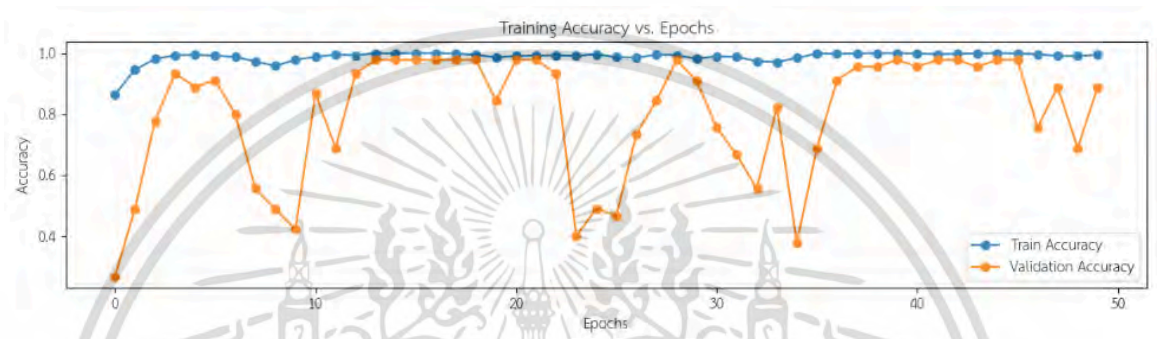
จากรูปที่ 4.36 จะพบว่า ภาพที่ถูกต้องมากที่สุดเป็นอุปกรณ์เคลื่อนที่แบบหมุนทำนายได้ถูกต้องจำนวนเท่ากับ 63 ภาพ จากทั้งหมด 211 ภาพ คิดเป็น 35.80% รองลงมา เป็นสปริงและโซ่ค้ำกันสั้นทำนายได้ถูกต้องจำนวนเท่ากับ 42 ภาพ จากทั้งหมด 211 ภาพ คิดเป็น 26.86%

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.4.9 ภาพสีและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดชน์

121 แบบปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์

จากการสร้างแบบจำลองวิธีภาพสีและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดชน์ 121 แบบปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์ โดยกำหนดจำนวนรอบการเรียนรู้เท่ากับ 50 รอบ ให้ผลการเรียนรู้เปรียบเทียบกับจำนวนรอบดังรูปที่ 4.37



รูปที่ 4.37 อัตราการเรียนรู้ของภาพสีและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดชน์ 121 แบบปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์

จากรูปที่ 4.37 แนวแกนตั้งคือค่าความแม่นยำ แนวแกนนอนคือจำนวนรอบทั้งหมด 50 รอบ สีน้ำเงินคือค่าการเรียนรู้ และสีส้มคือค่าการตรวจสอบ จากรูปจะเห็นได้ว่าอัตราการเรียนรู้และการตรวจสอบเริ่มมีความแม่นยำอยู่ในช่วงที่ 13 จนถึง 18 และเมื่อนำมาเปรียบเทียบกับค่าสูญเสียดังรูปที่ 4.38



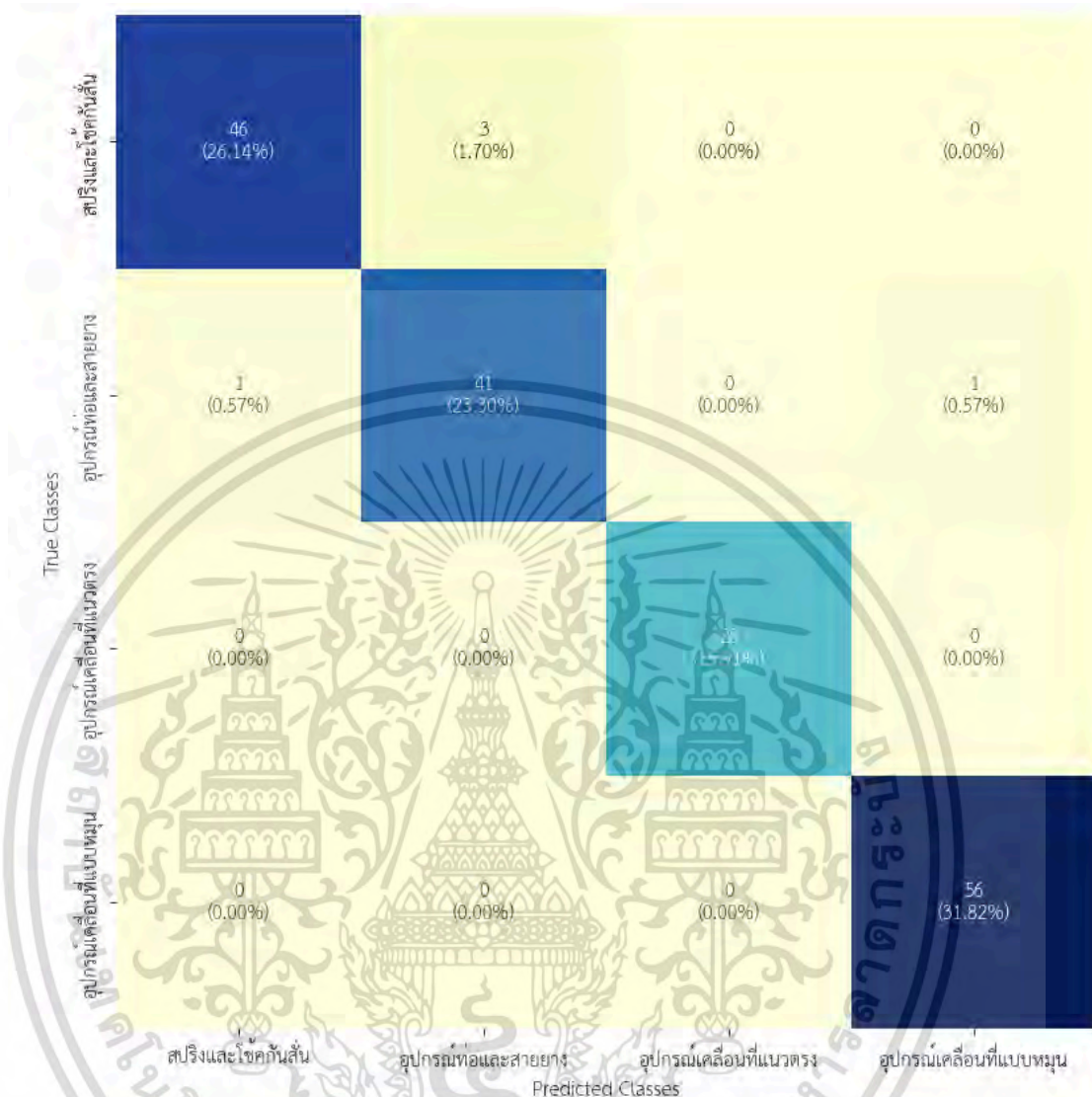
รูปที่ 4.38 ค่าสูญเสียกับจำนวนรอบของภาพสีและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดชน์ 121 แบบปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์

จากรูปที่ 4.38 แนวแกนตั้งคือค่าสูญเสีย แนวแกนนอนคือจำนวนรอบ เมื่อพิจารณาจากกราฟ โดยภาพรวมแล้วจะพบว่ายิ่งรอบสูงขึ้นค่าการเรียนรู้ลดลงอย่างต่อเนื่องพร้อมกับค่าการตรวจสอบ แต่เมื่อพิจารณาจากอัตราการเรียนรู้เพิ่มพบว่าค่าการตรวจสอบยังคงแกว่งไปมาอยู่ ซึ่งถือว่าขั้นตอนวิธีนี้อาจเกิด Under fit Learning curve ได้ ซึ่งไม่ควรนำไปพิจารณาใช้งานได้ และจากผลการเรียนรู้แบบจำลอง ภาพสีและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดชน์ 121 แบบ ปรับแต่งไฮเปอร์ ได้ค่าความเที่ยง ค่าเรียกคืน ค่าคะแนนเอฟ1 และค่าความแม่นยำ ดังตารางที่ 4.20

ตารางที่ 4.20 ประสิทธิภาพการทำนายของภาพสีและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทแบบ คอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดชน์ 121 แบบปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์

อุปกรณ์	ค่าความเที่ยง	ค่าเรียกคืน	ค่าคะแนนเอฟ1	ค่าความแม่นยำ
สปริงและโซ่คั่นสั้น	0.98	0.94	0.96	0.97
อุปกรณ์ท่อและสายยาง	0.93	0.95	0.94	
อุปกรณ์เคลื่อนที่แนวตรง	1.00	1.00	1.00	
อุปกรณ์เคลื่อนที่แบบหมุน	0.98	1.00	0.99	

จากตารางที่ 4.20 จะพบว่าอุปกรณ์เครื่องที่แนวตรงมีค่าความเที่ยงสูงสุด ค่าเรียกคืน และค่าคะแนนเอฟ1 สูงสุดคือ 1.00, 1.00 และ 1.00 ตามลำดับ รองลงมาอุปกรณ์เคลื่อนที่แบบหมุน มีค่าความเที่ยง ค่าเรียกคืน และค่าคะแนนเอฟ1 คือ 0.98, 1.00 และ 0.99 ตามลำดับ ส่วนค่าความแม่นยำมีค่าเท่ากับ 0.97

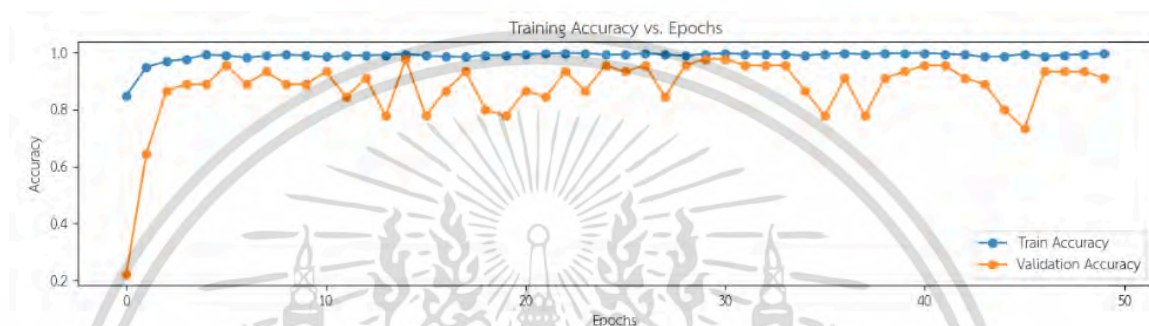


รูปที่ 4.39 เมทริกซ์ความสับสนของภาพสีและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน สถาปัตยกรรมเดชน์ 121 แบบปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์

จากรูปที่ 4.39 จะพบว่าภาพที่ถูกต้องมากที่สุดเป็นอุปกรณ์เคลื่อนที่แบบหมุนทำนายได้ถูกต้องจำนวนเท่ากับ 56 ภาพ จากทั้งหมด 211 ภาพ คิดเป็น 31.82% รองลงมา คือสปริงและโซ่กันสั่นทำนายได้ถูกต้องจำนวนเท่ากับ 46 ภาพ จากทั้งหมด 211 ภาพ คิดเป็น 26.14%

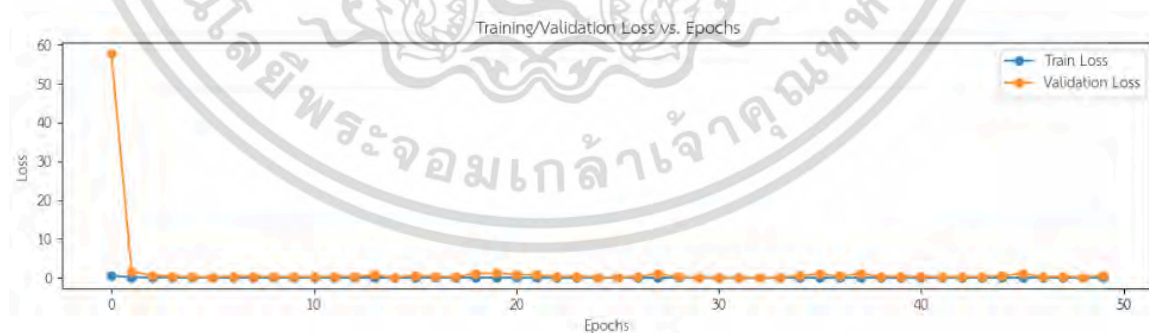
4.4.10 ภาพสีเทาและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรม เดชน์ 121 แบบปรับแต่งไฮเปอร์

จากการสร้างแบบจำลองวิธีภาพสีเทาและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดชน์ 121 แบบปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์ โดยกำหนดจำนวนรอบการเรียนรู้เท่ากับ 50 รอบ ให้ผลการเรียนรู้เปรียบเทียบกับจำนวนรอบดังรูปที่ 4.40



รูปที่ 4.40 อัตราการเรียนรู้ของภาพสีเทาและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดชน์ 121 แบบปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์

จากรูปที่ 4.40 แนวแกนตั้งคือค่าความแม่นยำ แนวแกนนอนคือจำนวนรอบทั้งหมด 50 รอบ สีน้ำเงินคือค่าการเรียนรู้ และสีส้มคือค่าการตรวจสอบ จากรูปจะเห็นได้ว่าอัตราการเรียนรู้และการตรวจสอบเริ่มมีความแม่นยำอยู่ที่รอบ 29 และเมื่อนำมาเปรียบเทียบกับค่าสูญเสียดังรูปที่ 4.41



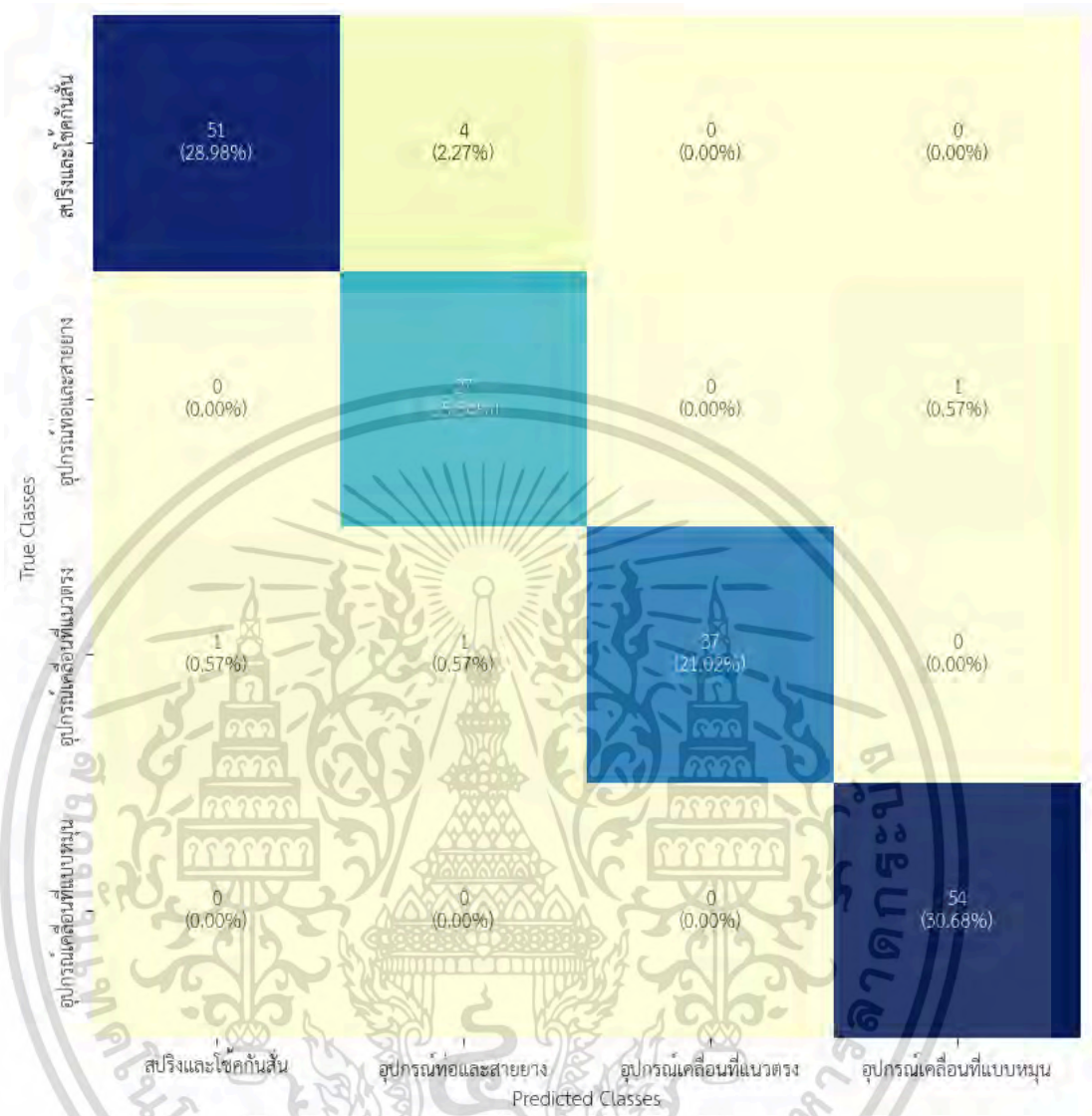
รูปที่ 4.41 ค่าสูญเสียกับจำนวนรอบของภาพสีเทาและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดชน์ 121 แบบปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์

จากรูปที่ 4.41 แนวแกนตั้งคือค่าสูญเสีย แนวแกนนอนคือจำนวนรอบ เมื่อพิจารณาจากกราฟ โดยภาพรวมแล้วจะพบว่ายิ่งรอบสูงขึ้นค่าการเรียนรู้ลดลงอย่างต่อเนื่องพร้อมกับค่าการตรวจสอบ แต่เมื่อพิจารณาจากอัตราการเรียนรู้เพิ่มพบว่าค่าการตรวจสอบยังคงแกว่งไปมาเล็กน้อยอยู่ ซึ่งถือว่าขั้นตอนวิธีนี้อาจเกิด Under fit Learning curve ได้ ซึ่งไม่ควรนำไปพิจารณาใช้งานได้ และจากผลการเรียนรู้แบบจำลองภาพสีและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดชน์ 121 แบบปรับแต่งไฮเปอร์ ได้ค่าความเที่ยง ค่าเรียกคืน ค่าคะแนนเอฟ1 และค่าความแม่นยำ ดังตารางที่ 4.21

ตารางที่ 4.21 ประสิทธิภาพการทำนายของภาพสีเทาและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดชน์ 121 แบบปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์

อุปกรณ์	ค่าความเที่ยง	ค่าเรียกคืน	ค่าคะแนนเอฟ1	ค่าความแม่นยำ
สปริงและใช้คั่นสั้น	0.98	0.93	0.95	0.96
อุปกรณ์ท่อและสายยาง	0.84	0.96	0.90	
อุปกรณ์เคลื่อนที่แนวตรง	1.00	0.95	0.97	
อุปกรณ์เคลื่อนที่แบบหมุน	0.98	1.00	0.99	

จากตารางที่ 4.21 จะพบว่าอุปกรณ์เครื่องที่แนวตรงมีค่าความเที่ยงสูงสุด ค่าเรียกคืน และค่าคะแนนเอฟ1 สูงสุดคือ 1.00, 0.95 และ 0.97 ตามลำดับ รองลงมาอุปกรณ์เคลื่อนที่แบบหมุนมีค่าความเที่ยง ค่าเรียกคืน และค่าคะแนนเอฟ1 คือ 0.98, 1.00 และ 0.99 ตามลำดับ ส่วนค่าความแม่นยำมีค่าเท่ากับ 0.96

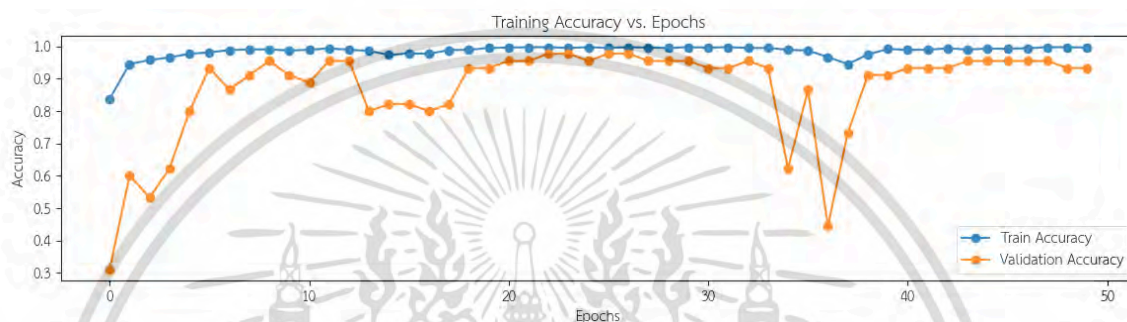


รูปที่ 4.42 เมทริกซ์ความสับสนของภาพสี่เทาและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดชน์ 121 แบบปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์

จากรูปที่ 4.42 จะพบว่าภาพที่ถูกต้องมากที่สุดเป็นอุปกรณ์เคลื่อนที่แบบหมุน และทำนายได้ถูกต้องมีจำนวนเท่ากับ 54 ภาพ จากทั้งหมด 211 ภาพ คิดเป็น 30.68% รองลงมา คือสปริงและโซ่กันสั่น ทำนายได้ถูกต้องจำนวนเท่ากับ 51 ภาพ จากทั้งหมด 211 ภาพ คิดเป็น 28.98%

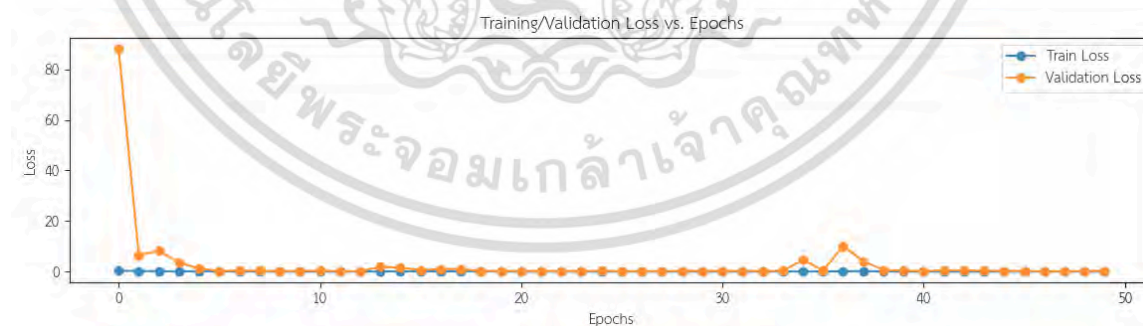
4.4.11 การหาขอบภาพด้วยวิธีแค่นี้และการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเด่น 121 แบบปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์

จากการสร้างแบบจำลองวิธีการหาขอบภาพด้วยวิธีแค่นี้และการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเด่น 121 แบบปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์ โดยกำหนดจำนวนรอบการเรียนรู้เท่ากับ 50 รอบ ให้ผลการเรียนรู้เปรียบเทียบกับจำนวนรอบดังรูปที่ 4.43



รูปที่ 4.43 อัตราการเรียนรู้ของการหาขอบภาพด้วยวิธีแค่นี้และการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเด่น 121 แบบปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์

จากรูปที่ 4.43 แนวแกนตั้งคือค่าความแม่นยำ แนวแกนนอนคือจำนวนรอบทั้งหมด 50 รอบ สีน้ำเงินคือค่าการเรียนรู้ และสีส้มคือค่าการตรวจสอบ จากรูปจะเห็นได้ว่าอัตราการเรียนรู้และการตรวจสอบเริ่มมีความแม่นยำอยู่ในช่วงที่ 25 จนถึง 30 และเมื่อนำมาเปรียบเทียบกับค่าสูญเสียดังรูปที่ 4.44



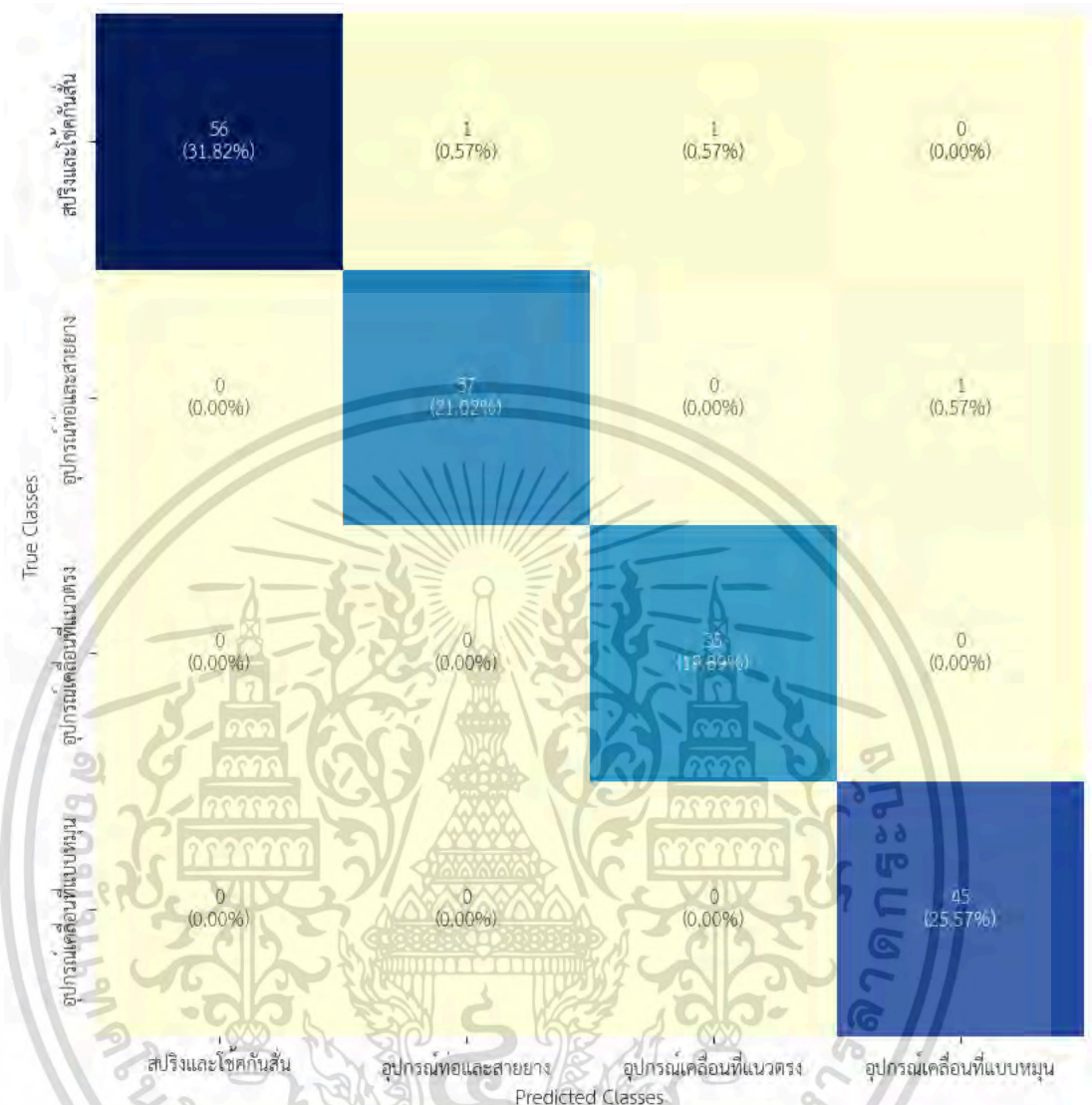
รูปที่ 4.44 ค่าสูญเสียกับจำนวนรอบของการหาขอบภาพด้วยวิธีแค่นี้และการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเด่น 121 แบบปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์

จากรูปที่ 4.44 แนวแกนตั้งคือค่าสูญเสีย แนวแกนนอนคือจำนวนรอบ เมื่อพิจารณาจากกราฟ โดยภาพรวมแล้วจะพบว่ายิ่งรอบสูงขึ้นค่าการเรียนรู้ลดลงอย่างต่อเนื่องพร้อมกับค่าการตรวจสอบ แต่เมื่อพิจารณาจากอัตราการเรียนรู้เพิ่มพบว่าค่าการตรวจสอบยังคงแกว่งไปมาอยู่เล็กน้อย ซึ่งถือว่าขั้นตอนวิธีนี้อาจเกิด Under fit Learning curve ได้ ซึ่งไม่ควรนำไปพิจารณาใช้งานได้ และจากผลการเรียนรู้แบบจำลองวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดชน์ 121 แบบปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์ด้วยและใช้การหาขอบภาพด้วยวิธีแคนนี่ ได้ค่าความเที่ยง ค่าเรียกคืน ค่าคะแนนเอฟ1 และค่าความแม่นยำ ดังตารางที่ 4.22

ตารางที่ 4.22 ประสิทธิภาพการทำนายของการหาขอบภาพด้วยวิธีแคนนี่และการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดชน์ 121 แบบปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์

อุปกรณ์	ค่าความเที่ยง	ค่าเรียกคืน	ค่าคะแนนเอฟ1	ค่าความแม่นยำ
สปริงและใช้กันสั่น	0.94	0.93	0.94	0.96
อุปกรณ์ท่อและสายยาง	0.97	0.97	0.97	
อุปกรณ์เคลื่อนที่แนวตรง	0.93	0.97	0.95	
อุปกรณ์เคลื่อนที่แบบหมุน	0.98	0.98	0.98	

จากตารางที่ 4.22 จะพบว่าอุปกรณ์เครื่องที่แบบหมุนมีค่าความเที่ยงสูงสุด ค่าเรียกคืน และค่าคะแนนเอฟ1 สูงสุดคือ 0.98, 0.98 และ 0.98 ตามลำดับ รองลงมาอุปกรณ์ท่อและสายยางมีค่าความเที่ยง ค่าเรียกคืน และค่าคะแนนเอฟ1 คือ 0.97, 0.97 และ 0.97 ตามลำดับ ส่วนค่าความแม่นยำมีค่าเท่ากับ 0.96



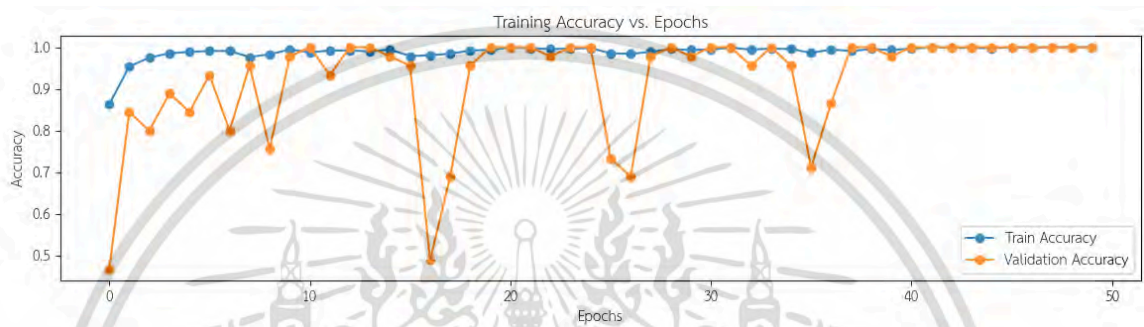
รูปที่ 4.45 เมทริกซ์ความสับสนของการหาขอบภาพด้วยวิธีเคนนี่และการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดชนี่ 121 แบบปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์

จากรูปที่ 4.39 จะพบว่า ภาพที่ถูกต้องมากที่สุดเป็นสปริงและโซ่ค้ำกันสั้นทำนายได้ถูกต้องมีจำนวนเท่ากับ 56 ภาพ จากทั้งหมด 211 ภาพ คิดเป็น 31.82% รองลงมา คืออุปกรณ์เคลื่อนที่แบบหมุน ทำนายได้ถูกต้องจำนวนเท่ากับ 45 ภาพ จากทั้งหมด 211 ภาพ คิดเป็น 25.57%

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

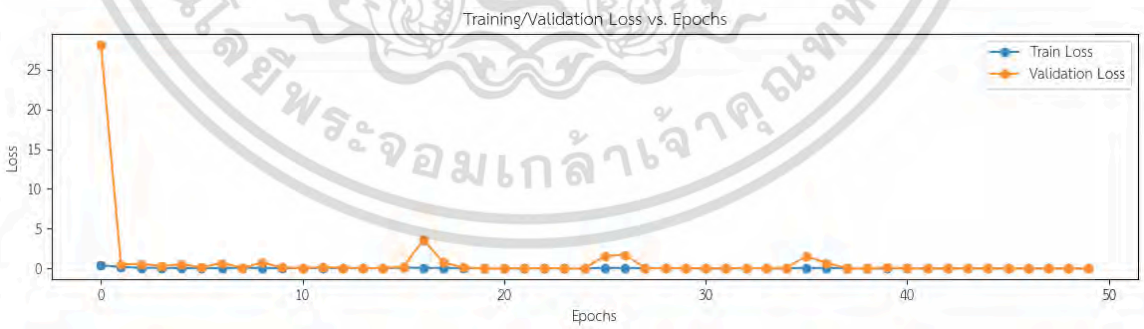
4.4.12 การหาขอบภาพด้วยวิธีเพรวิตและวิธีการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดชน์ 121 แบบปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์

จากการสร้างแบบจำลองวิธีการหาขอบภาพด้วยวิธีเพรวิตและวิธีการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดชน์ 121 แบบปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์ โดยกำหนดจำนวนรอบการเรียนรู้เท่ากับ 50 รอบ ให้ผลการเรียนรู้เปรียบเทียบกับจำนวนรอบดังรูปที่ 4.46



รูปที่ 4.46 อัตราการเรียนรู้ของการหาขอบภาพด้วยวิธีเพรวิตและวิธีการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดชน์ 121 แบบปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์

จากรูปที่ 4.46 แนวแกนตั้งคือค่าความแม่นยำ แนวแกนนอนคือจำนวนรอบทั้งหมด 50 รอบ สีน้ำเงินคือค่าการเรียนรู้ และสีส้มคือค่าการตรวจสอบ จากรูปจะเห็นได้ว่าอัตราการเรียนรู้และการตรวจสอบเริ่มมีความแม่นยำตั้งแต่รอบที่ 40 เป็นต้นไป และเมื่อนำมาเปรียบเทียบกับค่าสูญเสียดังรูปที่ 4.47



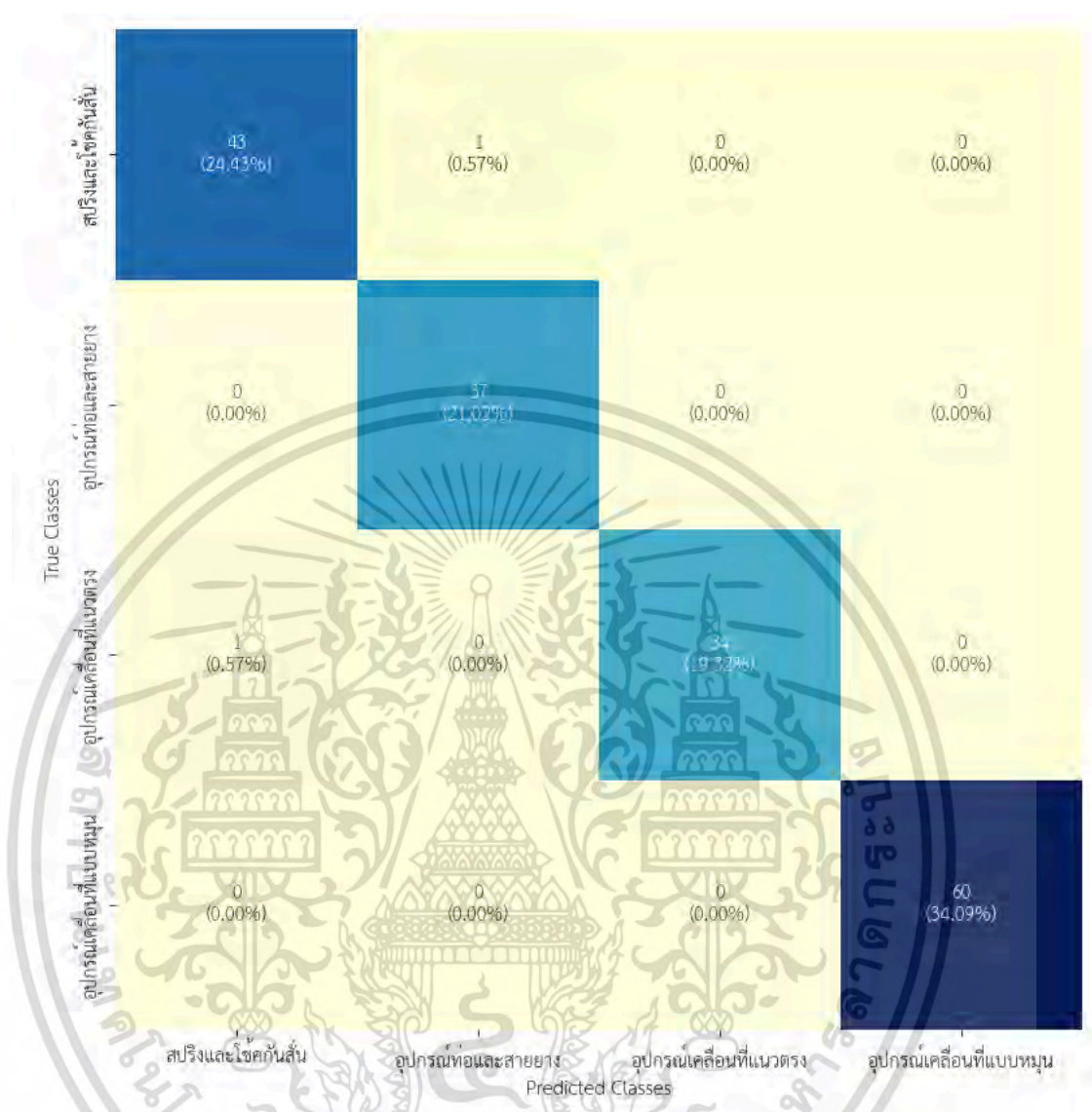
รูปที่ 4.48 ค่าสูญเสียกับจำนวนรอบของการหาขอบภาพด้วยวิธีเพรวิตและวิธีการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดชน์ 121 แบบปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์

จากรูปที่ 4.48 แนวแกนตั้งคือค่าสูญเสีย แนวแกนนอนคือจำนวนรอบ เมื่อพิจารณาจากกราฟ โดยภาพรวมแล้วจะพบว่ายิ่งรอบสูงขึ้นค่าการเรียนรู้ลดลงอย่างต่อเนื่องพร้อมกับค่าการตรวจสอบ ซึ่งถือว่าเป็น Good fit Learning curve สามารถนำไปพิจารณาใช้งานได้ และจากผลการเรียนรู้แบบจำลองวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดชน์ 121 แบบปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์ด้วยและใช้การหาขอบภาพด้วยวิธีแค่นี้ ได้ค่าความเที่ยง ค่าเรียกคืน ค่าคะแนนเอฟ1 และค่าความแม่นยำ ดังตารางที่ 4.23

ตารางที่ 4.23 ประสิทธิภาพการทำนายของการหาขอบภาพด้วยวิธีเพรวิตและวิธีการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดชน์ 121 แบบปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์

อุปกรณ์	ค่าความเที่ยง	ค่าเรียกคืน	ค่าคะแนนเอฟ1	ค่าความแม่นยำ
สปริงและใช้คั่นสั้น	0.98	0.98	0.98	0.99
อุปกรณ์ท่อและสายยาง	0.97	1.00	0.99	
อุปกรณ์เคลื่อนที่แนวตรง	1.00	0.97	0.99	
อุปกรณ์เคลื่อนที่แบบหมุน	1.00	1.00	1.00	

จากตารางที่ 4.23 จะพบว่าอุปกรณ์เครื่องที่แบบหมุนมีค่าความเที่ยงสูงสุด ค่าเรียกคืน และค่าคะแนนเอฟ1 สูงสุดคือ 1.00, 1.00 และ 1.00 ตามลำดับ รองลงมาอุปกรณ์เคลื่อนที่แนวตรงมีค่าความเที่ยง ค่าเรียกคืน และค่าคะแนนเอฟ1 คือ 1.00, 0.97 และ 0.99 ตามลำดับ ส่วนค่าความแม่นยำมีค่าเท่ากับ 0.99



รูปที่ 4.49 เมทริกซ์ความสับสนของการหาขอบภาพด้วยวิธีเพรวิตและวิธีการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดชน์ 121 แบบปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์

จากรูปที่ 4.49 จะพบว่าภาพที่ถูกต้องมากที่สุดเป็นอุปกรณ์เคลื่อนที่แบบหมุนทำนายได้ถูกต้องมีจำนวนเท่ากับ 60 ภาพ จากทั้งหมด 211 ภาพ คิดเป็น 34.09% รองลงมา คือสปริงและโซ่คั่นเส้นทำนายได้ถูกต้องจำนวนเท่ากับ 43 ภาพ จากทั้งหมด 211 ภาพ คิดเป็น 24.43%

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.4.13 สรุปผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของวิธีการเรียนรู้เชิงลึก

จากการทดสอบด้วยแบบจำลองวิธีโครงข่ายประสาทเชิงลึก วิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน และวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดชน์ 121 แบบปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์ กับ ประเภทภาพ 4 ประเภทคือ ภาพสี ภาพสีเทา การหาขอบภาพวิธีแคนนี่ และการหาขอบภาพวิธีเพอร์วิต ซึ่ง ให้ผลค่าความเที่ยงเฉลี่ย ค่าเรียกคืนเฉลี่ย ค่าคะแนนเอฟ1 เฉลี่ย และค่าความแม่นยำเฉลี่ย ดังตารางที่ 4.24

ตารางที่ 4.24 ประสิทธิภาพการทำนายโดยเฉลี่ยด้วยแบบจำลองวิธีโครงข่ายประสาทเชิงลึก วิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน และวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดชน์ 121 แบบปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์

แบบจำลอง	ประเภทภาพ	ค่าความ เที่ยงเฉลี่ย	ค่าเรียกคืน เฉลี่ย	ค่าคะแนน เอฟ1 เฉลี่ย	ค่าความ แม่นยำเฉลี่ย
วิธีโครงข่ายประสาท เชิงลึก	ภาพสี	0.85	0.84	0.84	0.82
	ภาพสีเทา	0.75	0.78	0.75	0.76
	การหาขอบภาพ วิธีแคนนี่	0.83	0.81	0.80	0.81
	การหาขอบภาพ วิธีเพอร์วิต	0.87	0.87	0.86	0.86
วิธีโครงข่ายประสาท แบบคอนโวลูชัน	ภาพสี	0.81	0.75	0.76	0.76
	ภาพสีเทา	0.93	0.93	0.93	0.93
	การหาขอบภาพ วิธีแคนนี่	0.93	0.94	0.93	0.93
	การหาขอบภาพ วิธีเพอร์วิต	0.91	0.91	0.91	0.91

แบบจำลอง	ประเภทภาพ	ค่าความ เที่ยงเฉลี่ย	ค่าเรียกคืน เฉลี่ย	ค่าคะแนน เอฟ1 เฉลี่ย	ค่าความ แม่นยำเฉลี่ย
วิธีโครงข่ายประสาท แบบคอนโวลูชัน สถาปัตยกรรมเดชน์ 121 แบบปรับแต่ง ไฮเปอร์พารามิเตอร์	ภาพสี่	0.97	0.97	0.97	0.97
	ภาพสี่เทา	0.95	0.96	0.95	0.96
	การหาขอบภาพ วิธีแคนนี่	0.95	0.96	0.96	0.96
	การหาขอบภาพ วิธีเพอร์วิต	0.99	0.99	0.99	0.99

จากตารางที่ 4.24 การหาขอบภาพวิธีเพอร์วิตและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดชน์ 121 แบบปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์ มีค่าความเที่ยงเฉลี่ยสูงสุด ค่าเรียกคืนเฉลี่ย ค่าคะแนนเอฟ1 เฉลี่ย และค่าความแม่นยำสูงสุดคือ 0.99, 0.99, 0.99 และ 0.99 ตามลำดับ รองลงมาเป็นวิธีการหาขอบภาพวิธีแคนนี่และวิธีการเรียนรู้เชิงลึกด้วยโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดชน์ 121 แบบปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์ มีค่าความเที่ยงเฉลี่ย ค่าเรียกคืนเฉลี่ย ค่าคะแนนเอฟ1 เฉลี่ย และค่าความแม่นยำคือ 0.95, 0.96, 0.96 และ 0.96 ตามลำดับ

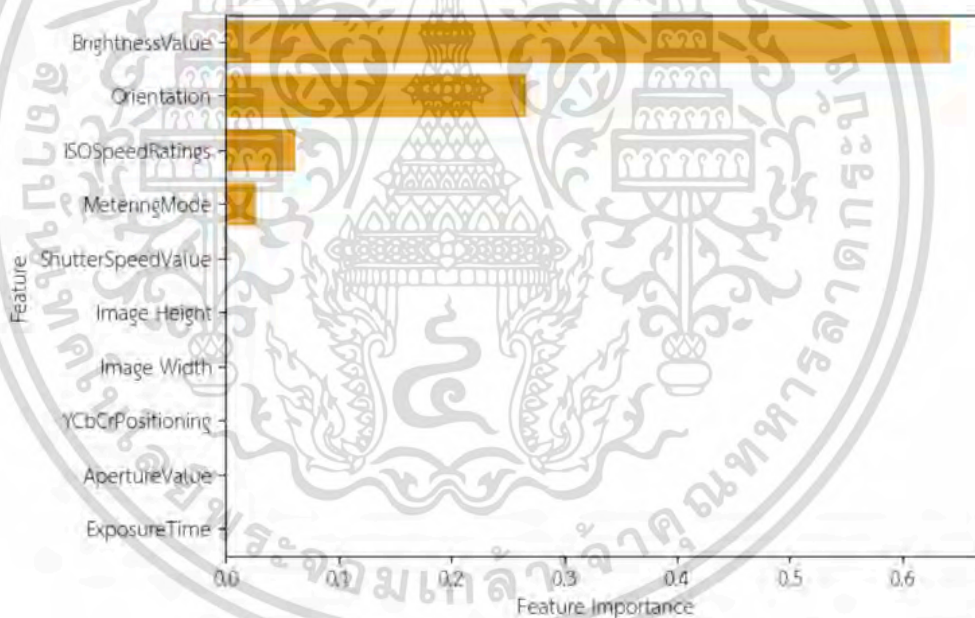
4.5 ผลการพิสูจน์ปัจจัยที่ส่งผลกระทบต่อการทำนายภาพประเภทอะไหล่เครื่องจักร

จากแบบจำลองวิธีการหาขอบภาพวิธีเพอร์วิตและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดชน์ 121 แบบปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์ ซึ่งให้ค่าความแม่นยำสูงสุด และใช้การวิเคราะห์ค่าสหสัมพันธ์เพียร์สัน ได้ผลดังรูปที่ 4.50

BrightnessValue	0.642555
Orientation	0.267061
ISOSpeedRatings	0.062025
MeteringMode	0.027445
ShutterSpeedValue	0.000914
Image Height	0.000000
Image Width	0.000000
YCbCrPositioning	0.000000
ApertureValue	0.000000
ExposureTime	0.000000

รูปที่ 4.50 แสดงค่าปัจจัยที่ส่งผลกระทบต่อการทำนาย

จากรูปที่ 4.50 แสดงค่าปัจจัยที่ส่งผลกระทบต่อการทำนาย ซึ่งได้ค่าสำคัญที่สุดคือค่าความสว่าง รองลงมาคือ ค่าการวางแนวของรูปภาพที่สัมพันธ์กับแกนและสดมภ์ คือ 0.642 และ 0.267 ตามลำดับ และเมื่อแสดงในรูปแบบของกราฟ จะแสดงดังรูปที่ 4.51



รูปที่ 4.51 แสดงค่าปัจจัยที่ส่งผลกระทบต่อการทำนายในรูปแบบของกราฟ

จากรูปที่ 4.51 รูปแสดงให้เห็นถึงค่าความสว่าง ให้ความสำคัญต่อการทำนายสูงที่สุดคิดเป็น 0.64

4.6 การอภิปรายผลการวิจัย

การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่องทั้งหมด 2 วิธีคือ วิธีป่าสุ่ม และวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน กับภาพ 3 ประเภทคือ ภาพสีเทา การหาขอบภาพวิธีแควนนี้ และการหาขอบภาพวิธีเพรวิต รวมกันเป็นทั้งหมด 6 วิธี ผลการศึกษาพบว่า การหาขอบภาพวิธีเพรวิตและการเรียนรู้ของเครื่องด้วยวิธีป่าสุ่ม มีค่าความเที่ยงเฉลี่ย ค่าเรียกคืนเฉลี่ย ค่าคะแนนเอฟ1 เฉลี่ย และค่าความแม่นยำสูงสุดคือ 0.91, 0.90, 0.91 และ 0.91 ตามลำดับ รองลงมาเป็นการหาขอบภาพด้วยวิธีเพรวิตและการเรียนรู้ของเครื่องด้วยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน มีค่าความเที่ยงเฉลี่ย ค่าเรียกคืนเฉลี่ย ค่าคะแนนเอฟ1 เฉลี่ย และค่าความแม่นยำเฉลี่ยคือ 0.86, 0.86, 0.86 และ 0.85 ตามลำดับ ซึ่งไม่สอดคล้องกับงานวิจัยของ Harkat et al. (2022) ที่ศึกษาเกี่ยวกับการนำภาพไฟฟ้าที่ได้จากภาพถ่ายดาวเทียมระยะใกล้นำมาทำนายแยกประเภทของไฟฟ้า ผลการศึกษาพบว่าวิธีภาพสีเทาและการเรียนรู้ของเครื่องด้วยวิธีป่าสุ่ม ให้ค่าความแม่นยำสูงสุด ซึ่งต่างจากงานของผู้วิจัย เนื่องผู้วิจัยได้เพิ่มเติมวิธีการ โดยใช้การหาขอบภาพด้วยวิธีเพรวิตเข้ามาเปรียบเทียบกับซึ่งให้ผลที่ดีกว่าภาพสีเทา

ส่วนการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึกทั้งหมด 3 วิธีคือ วิธีโครงข่ายประสาทเชิงลึก วิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน และวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดชน์ 121 แบบปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์ กับภาพ 4 ประเภทคือ ภาพสี ภาพสีเทา การหาขอบภาพด้วยวิธีแควนนี้ และการหาขอบภาพด้วยวิธีเพรวิต รวมกันเป็นทั้งหมด 12 วิธี ผลการศึกษาพบว่า วิธีการหาขอบภาพวิธีเพรวิตและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดชน์ 121 แบบปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์ มีค่าความเที่ยงเฉลี่ย ค่าเรียกคืนเฉลี่ย ค่าคะแนนเอฟ1 เฉลี่ย และค่าความแม่นยำสูงสุดคือ 0.99, 0.99, 0.99 และ 0.99 ตามลำดับ รองลงมา เป็นวิธีการหาขอบภาพวิธีแควนนี้และวิธีการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดชน์ 121 แบบปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์ มีค่าความเที่ยงเฉลี่ย ค่าเรียกคืนเฉลี่ย ค่าคะแนนเอฟ1 เฉลี่ย และค่าความแม่นยำเฉลี่ยคือ 0.95, 0.96, 0.96 และ 0.96 ตามลำดับ ซึ่งไม่สอดคล้องกับงานวิจัยของ Nandakumar et al. (2022) ที่ได้ศึกษาเกี่ยวกับการนำภาพ CT Scan ของดวงตามนุษย์นำมาทำนายความผิดปกติที่เกิดจากโรคเบาหวาน โดยผลงานวิจัยพบว่าวิธีภาพสีเทาและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดชน์ 121 แบบปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์ ให้ค่าความแม่นยำสูงสุด ซึ่งต่างจากงานของผู้วิจัยเนื่องในงานวิจัยนี้ได้เพิ่มเติมวิธีการโดยใช้การหาขอบภาพวิธีเพรวิตเข้ามาเปรียบเทียบกับซึ่งให้ผลที่ดีกว่าภาพสีเทา

สำหรับการเปรียบเทียบปัจจัยที่ส่งผลกระทบต่อการทำนายภาพประเทอะไหล่เครื่องจักร ผลคือ ค่าความสว่างเป็นปัจจัยที่สำคัญที่สุดต่อการทำนาย รองลงมาคือค่าของการวางแนวของรูปภาพที่สัมพันธ์กับ แกวของสดมภ์



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ

จากการวิจัย ผู้วิจัยได้ศึกษาและค้นคว้าหาขั้นตอนวิธีที่ดีที่สุดในการทำนายภาพถ่ายอะไหล่เครื่องจักร เพื่อนำมาสร้างระบบใหม่ๆ บนเว็บไซต์ และเอื้ออำนวยให้กับผู้ใช้งานได้สะดวกยิ่งขึ้น ได้ผลสรุปดังนี้

5.1 สรุปผลการวิจัย

งานวิจัยนี้ได้ทำการเปรียบเทียบภาพถ่ายอะไหล่เครื่องจักรที่ได้จากคลังข้อมูลภาพที่มีอยู่โดยแบ่งออกเป็น 4 ประเภท คือ สปริงและโช้คกันสั่น อุปกรณ์ท่อและสายยาง อุปกรณ์เครื่องที่แนวตรง และอุปกรณ์เคลื่อนที่แบบหมุน นำมาเปรียบเทียบกับแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่อง ด้วยวิธีการประมวลผลภาพ 3 วิธีคือ ภาพสีเทา การหาขอบภาพด้วยวิธีแคนนี่ และการหาขอบภาพด้วยวิธีเพรวิต จากการศึกษาพบว่าวิธีการหาขอบภาพวิธีเพรวิตและการเรียนรู้ของเครื่องด้วยวิธีป่าสุ่มให้ค่าความเที่ยงเฉลี่ย ค่าเรียกคืนเฉลี่ย ค่าคะแนนเอฟ1 เฉลี่ย และค่าความแม่นยำเฉลี่ยสูงสุด

สำหรับแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึก ผู้วิจัยได้เพิ่มวิธีการประมวลผลภาพจาก 3 วิธี เป็น 4 วิธี คือ ภาพสี ภาพสีเทา การหาขอบภาพด้วยวิธีแคนนี่ และการหาขอบภาพด้วยวิธีเพรวิต จากการศึกษาพบว่าวิธีการหาขอบภาพวิธีเพรวิตและการเรียนรู้เชิงลึกด้วยโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดชน์ 121 แบบปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์ให้ค่าความเที่ยงเฉลี่ย ค่าเรียกคืนเฉลี่ย ค่าคะแนนเอฟ1 เฉลี่ย และค่าความแม่นยำเฉลี่ยสูงสุด

เมื่อนำวิธีการเรียนรู้ของเครื่องและการเรียนรู้เชิงลึกมาเปรียบเทียบกันจะพบว่าวิธีการหาขอบภาพวิธีเพรวิตด้วยโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดชน์ 121 แบบปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์และมีค่าความเที่ยงเฉลี่ย ค่าเรียกคืนเฉลี่ย ค่าคะแนนเอฟ1 เฉลี่ย และค่าความแม่นยำเฉลี่ยสูงสุด

และเมื่อพิจารณาจากปัจจัยที่ส่งผลต่อการทำนายที่สำคัญที่สุดคือค่าความสว่าง รองลงมาคือค่าการวางแนวของรูปภาพที่สัมพันธ์กับแฉกและสดมภ์ ค่าที่ได้ต่างจากค่าอื่นๆมากดังนั้นการบันทึกภาพก่อนเข้าแบบจำลองจึงจำเป็นต้องพิจารณาทั้งสองค่านี้เป็นสำคัญ

5.2 ประโยชน์ที่ได้รับจากงานวิจัยนี้

สามารถนำงานวิจัยนี้ไปสร้างเป็นโปรแกรมประยุกต์ (Application) ในการค้นหาภาพอะไหล่เครื่องจักรผ่านโทรศัพท์มือถือ (Smart Phone)

5.3 ข้อเสนอแนะ

5.2.1 ข้อเสนอแนะในการนำผลวิจัยไปใช้

- 1) ผู้สนใจทางด้านการประมวลผลภาพ ต้องคำนึงถึงปริมาณภาพถ่ายที่นำมาเรียนรู้กับแบบจำลองและความชัดเจนของภาพต้องมีมากพอให้แบบจำลองมีความแม่นยำมากขึ้น
- 2) ภาพถ่ายจากอุปกรณ์เคลื่อนที่ ตัวอย่างเช่น โทรศัพท์มือถือจะต้องผ่านกระบวนการประมวลผลภาพก่อนนำมาใช้กับแบบจำลองโดยการกำจัดสิ่งรบกวน (Noise) การปรับภาพที่ไม่คมชัดหรือการกำจัดภาพพื้นหลัง เพื่อเพิ่มความแม่นยำให้กับขั้นตอนวิธีต่างๆ ได้มากขึ้น
- 3) เพื่อให้มีประโยชน์ในการนำไปใช้จริง ควรเพิ่มวิธีการจำแนก (Classification) ประเภทของอะไหล่เครื่องจักรให้ครอบคลุมมากขึ้น

5.2.2 ข้อเสนอแนะเพื่อเป็นแนวทางให้ผู้สนใจศึกษาเพิ่มเติม

- 1) ข้อมูลภาพที่ผู้วิจัยนำมาใช้นี้เป็นข้อมูลภาพที่ผ่านการปรับความคมชัดให้อยู่ในรูปสมบูรณ์ที่สุดแล้ว ซึ่งช่วยให้แบบจำลองมีความแม่นยำ ดังนั้นควรเพิ่มเติมข้อมูลภาพด้วยภาพหลายแบบซึ่งจะทำให้แบบจำลองมีประสิทธิภาพที่ดีขึ้น



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เอกสารอ้างอิง

- สนใจ สืบเสาะ และ ปรัชญนันท์ นิลสุข. 2553. “E-Commerce การประยุกต์ใช้เพื่อการศึกษา.” *วารสาร วิทยบริการ. 21(3): 38-45.*
- สนั่น ศรีสุข. 2556. การประมวลผลภาพขั้นสูง. 1. : มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีมหานคร.
- อรพิน ประวัตติบริสุทธิ์. 2564. Python สำหรับงาน Data Science Data Visualization และ Machine Learning. กรุงเทพฯ : โปรวิชั่น.
- ภูริพัทธ์ ทองคำ. 2559. “อัลกอริทึมแบบรวมสำหรับเลือกคุณลักษณะของข้อมูล”. วิทยานิพนธ์ มหาบัณฑิต สาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์ คณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี, มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์.
- ปริญญา สงวนสัตย์. 2562. AI สร้างได้ด้วยแมชชีนเลิร์นนิง. นนทบุรี : อดิซี พรีเมียร์.
- ณัฐโชติ พรหมฤทธิ์, สัจจาภรณ์ ไวจรรยา. Fundamental of Deep Learning in Practice. นนทบุรี : อดิซี พรีเมียร์.
- ยุทธ ไกยวรรณ. 2549. สถิติเพื่อการวิจัย. พิมพ์ครั้งที่ 2. กรุงเทพฯ : ศูนย์สื่อเสริมกรุงเทพ.
- Kasian Myagila and Hassan Kilavo 2021. “A Comparative Study on Performance of SVM and CNN in Tanzania Sign Language Translation Using Image Recognition” 453-465. Taylor. DOI: 10.1080/08839514.2021.2005297
- Swamy, S.R. Praveen, S.P. Ahmed, S. Srinivasu, P.N. and Alhumam, A. 2022. “Multi-Features Disease Analysis Based Smart Diagnosis for COVID-19.” *Computer Systems Science and Engineering.* 45(1) : 869–886. Scopus. DOI: 10.32604/csse.2023.029822.
- Nandakumar, R. Saranya, P. Ponnusamy, V. Hazra, S. and Gupta, A. 2022. “Detection of Diabetic Retinopathy from Retinal Images Using DenseNet Models.” *Computer Systems Science and Engineering.* 45(1) : 279-292. Scopus. DOI: 10.32604/csse.2023.028703.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เอกสารอ้างอิง (ต่อ)

- Umer, S. Mohanta, P.P. Rout, K.R. and Pandey, H.M. 2020. “Machine Learning Method for Cosmetic Product Recognition: a Visual Searching Approach.” *Multimedia Tools and Applications*. 80 : 34997–35023. Springer. DOI: 10.1007/s11042-020-09079-y.
- Huang, T.S. Schreiber, W.F. and Tretiak O.J. 1971. “Image Processing.” *Proceedings of the IEEE*. 59(11) : 1586 – 1609. IEEE. DOI: 10.1109/PROC.1971.8491
- Harkat, H. Mascimento, J.M.P Bernardio, A. Farhana, H. and Ahmed, T. 2022. “Fire images classification base on a handcraft approach.” 212 : 118594. Scopus. DOI: 10.1016/j.eswa.2022.118594
- Alshayegi, M.H. Sindhu, S.C. and Abed, S. 2022. “Early Detection of Diabetic Foot Ulcers from Thermal Images Using the Bag of Features Technique.” *Biomedical Signal Processing and Control*. 79(2) : 104143. Scopus. DOI: 10.1016/j.bspc.2022.104143
- Xiong, J. Po, L. Yu, W. Zhou, C Xian, P. and Ou, W. 2022. “CSRNet: Cascaded Selective Resolution Network for Real-Time Semantic Segmentation.” *Expert Systems With Applications*. 211 : 118537. Scopus. DOI: 10.1016/j.eswa.2022.118537
- Wang, J. Li, L. Zheng, S. Zhao, S. Chai, X. Peng, L. Qi, W. and Tong, Q. 2022. “A Detection Method of Bolts on Axlebox Cover Based on Cascade Deep Convolutional Neural Network.” *Computer Modeling in Engineering & Sciences*. 134(3) : 1671-1706. Scopus. DOI: 10.32604/cmescs.2022.022143
- Kanchanatripop, P. and Zhang D. 202 “Adaptive Image Edge Extraction Based on Discrete Algorithm and Classical Canny Operator”. *Symmetry*.
- Yang, L. Shami, A. 2020 “On hyperparameter optimization of machine learning algorithms: Theory and practice” *Neurocomputing*. 415 : 295-316. ELSEVIER.
- Pagon, G. 2019. Confusion Matrix เครื่องมือสำคัญในการประเมินผลลัพท์ของการทำนายใน Machine Learning. [Online].
Available : <https://medium.com/@pagongatchalee/confusion-matrix-เครื่องมือสำคัญในการประเมินผลลัพท์ของการทำนาย>

จากรูปที่ ก.2 ภาพซ้าย (ก) แสดงการจัดเก็บลงบนแฟ้มแต่ละแฟ้มและภาพ (ข)
ตัวอย่างภาพที่อยู่ในแฟ้มชื่อสปริงและโซ้คกันสัน



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ภาคผนวก ข

ตัวอย่างโปรแกรมการประมวลผลภาพในขั้นตอนต่างๆ

ภาคผนวก ข.1 ตัวอย่างโปรแกรมการทำให้ภาพพร่ามัวด้วยวิธีเกาส์เซียน

ขั้นตอนนี้เป็นขั้นตอนในการสร้างภาพพร่ามัวในแต่ละภาพเพื่อเป็นการลบสัญญาณรบกวนออก ดังรูปที่ ข.1

```

1 # remove noise
img_gaussian = cv2.GaussianBlur(img, (5, 5), 0)

# plt.imshow(img_gaussian)
print("Blurred Image")
plt.imshow(img_gaussian)
plt.title('Gaussian Blur', y=1.02, fontsize=12)

Blurred Image
Text(0.5, 1.02, 'Gaussian Blur')
Gaussian Blur
0
500
1000
1500
2000
2500
3000
0 500 1000 1500 2000 2500 3000 3500 4000

```

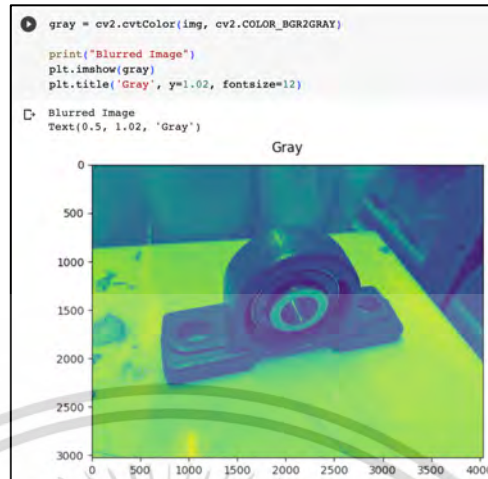


รูปที่ ข.1 โปรแกรมการปรับภาพให้เป็นภาพพร่ามัว

จากรูปที่ ข.1 ตัวอย่างการเขียนโปรแกรมด้วยการใช้ไลบรารี (Library) OpenCV ในการปรับภาพจากต้นฉบับให้เป็นภาพที่พร่ามัว จากภาพจะเห็นได้ว่าภาพมีการพร่ามัวลงเล็กน้อยเนื่องจากเราจะไม่เห็นผลมากนักกับภาพที่มีความคมชัด

ภาคผนวก ข.2 ตัวอย่างโปรแกรมการทำภาพให้เป็นภาพสีเทา

ขั้นตอนนี้เป็นการทำภาพจากภาพพร่ามัวให้เป็นภาพสีเทา ดังรูปที่ ข.2

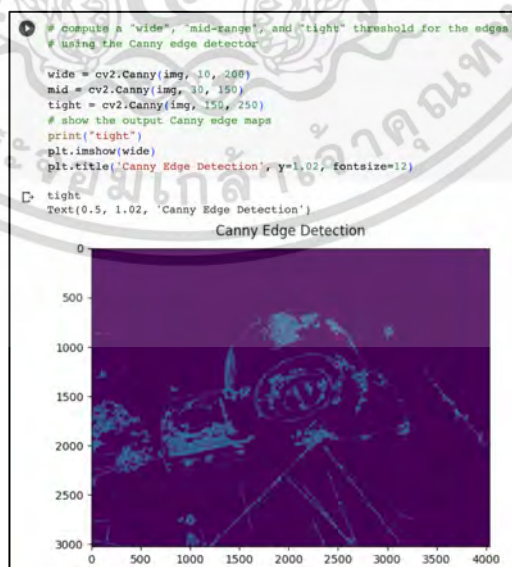


รูปที่ ข.2 โปรแกรมการปรับภาพให้เป็นภาพสีเทา

จากรูปที่ ข.2 การเขียนโปรแกรมโดยการใช้ไลบรารี OpenCV ในการปรับภาพจากภาพพุ่มัวให้เป็นภาพสีเทา จากภาพจะเห็นได้ว่าตัวภาพชิ้นส่วนอะไหล่เครื่องจักรกลายเป็นสีเทา ส่วนรอบนอกที่เห็นเป็นสีออกเหลืองเนื่องมาจาก คอมพิวเตอร์อ่านภาพแบบมีชั้นเดียวทำให้แสดงออกมาคล้ายสีเหลืองแต่ความเป็นจริงแล้วข้อมูลถูกปรับให้เป็น 0 – 255 เรียบร้อยแล้ว

ภาคผนวก ข.3 ตัวอย่างโปรแกรมวิธีการหาขอบภาพวิธีแคนนี่

ต่อจากขั้นตอนของภาพสีเทา ขั้นตอนนี้เป็นขั้นตอนการเก็บคุณลักษณะของภาพให้เด่นชัดขึ้น ก่อนนำไปใช้กับขั้นตอนวิธีการเรียนรู้ของเครื่อง และขั้นตอนวิธีการเรียนรู้เชิงลึก ดังรูปที่ ข.3



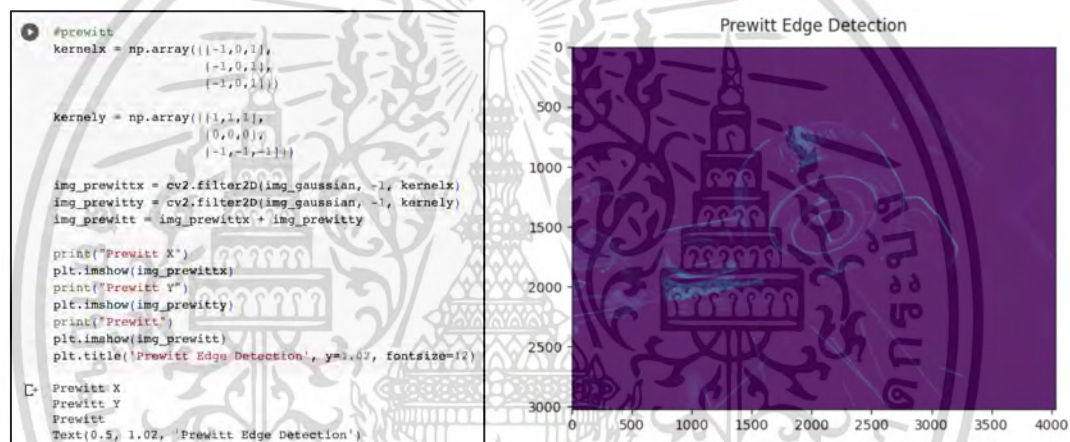
รูปที่ ข.3 โปรแกรมการหาขอบภาพวิธีแคนนี่

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากรูปที่ ข.3 การเขียนโปรแกรมโดยใช้ไลบรารี OpenCV ในการปรับภาพจากภาพสีเทาให้เป็นภาพที่ผ่านกระบวนการหาขอบภาพวิธีแคนนี่แล้ว จากภาพจะเห็นได้ว่าตัวภาพชิ้นส่วนอะไหล่เครื่องจักรกลายเป็นภาพที่คล้ายภาพลายเส้น โดยผู้วิจัยใช้การกำหนดค่าความเข้มของภาพ ต่ำสุดเท่ากับ 10 และสูงสุดเท่ากับ 200

ภาคผนวก ข.4 ตัวอย่างโปรแกรมวิธีการหาขอบภาพวิธีเพรวิต

เป็นอีกขั้นตอนในการหาขอบภาพ ซึ่งจะต่อจากขั้นตอนของภาพสีเทา เป็นขั้นตอนการเก็บคุณลักษณะของภาพให้เด่นชัดขึ้นก่อนนำไปใช้กับขั้นตอนวิธีการเรียนรู้ของเครื่อง และขั้นตอนวิธีการเรียนรู้เชิงลึก ดังรูปที่ ข.4



รูปที่ ข.4 โปรแกรมการหาภาพวิธีเพรวิต

จากรูปที่ ข.4 การเขียนโปรแกรมโดยใช้ไลบรารี OpenCV แต่มีการกำหนดค่าฟิลเตอร์ (filter) ตามสมการของเพรวิต ซึ่งผลที่ได้จะให้ภาพที่มีคุณลักษณะคล้ายภาพเอ็กร์

ภาคผนวก ค

ตัวอย่างโปรแกรมการแปลงข้อมูลภาพให้อยู่ในรูปแบบที่สามารถประมวลผลได้

ภาคผนวก ค.1 ตัวอย่างโปรแกรมการแปลงข้อมูลภาพให้อยู่ในรูปแบบที่สามารถประมวลผลได้

ต่อจากข้อมูลภาพที่เราได้จากขั้นตอนต่างๆ สำหรับการเรียนรู้ของเครื่องเราจำเป็นต้องปรับข้อมูลภาพให้อยู่ในรูปแบบมิติเดียว แสดงดังรูปที่ ค.1

```

Set Label to
• 0 = สบริงและใช้คั่นสัน
• 1 = อุปกรณ์ท่อและสายยาง
• 2 = อุปกรณ์เคลื่อนที่แนวตรง
• 3 = อุปกรณ์เคลื่อนที่แบบหมุน

[12] _value = 0
     folderName = 'สปริงและใช้คั่นสัน'
     folderPath = '/content/drive/MyDrive/KMITL/IS/My IS/Dataset All/'

[13] # List image folder for Training Set
     imagePath = folderPath + folderName + '/'

     training_filepaths=[]
     #Loop save all image file,
     if os.path.isdir(imagePath) == True:
         #List image file
         for ext in ('*.gif', '*.jpeg', '*.jpg', '*.JPG', '*.JPEG'):
             training_filepaths.extend(glob(join(imagePath, ext)))
     len(training_filepaths)

332
• Start convert to CSV Canny

columnNames = list()
train_data = pd.DataFrame()
# columnNames.append('Label')
for i in range(40000):
    pixel = 'pixel'
    pixel += str(i)
    columnNames.append(pixel)

train_data = pd.DataFrame(columns = columnNames)
for filename in training_filepaths:
    img = plt.imread(filename)
    #Edge detection Canny
    imgResult = ConvertoCanny(img)
    width = 200
    height = 200
    dsizes = (width, height)
    img_array = cv2.resize(imgResult, dsizes)
    img_array = (img_array.flatten())
    # add one dimension back to the array and
    # transpose it to have the a row matrix instead of a column matrix
    img_array = img_array.reshape(-1, 1).T
    #Apply to DataFrame

    df = pd.DataFrame(img_array)

    k = 0
    train_data.loc[i] = [df.get_value(0, k) for k in range(40000)]
    i += 1

#Insert Label to First Column.
train_data.insert(loc=0, column='Label', value=_value)
train_data.to_csv(folderPath+folderName+'_canny.csv', index = False)

```

รูปที่ ค.1 ตัวอย่างการปรับภาพวิธีแคนนี่ให้อยู่ในรูปแบบข้อมูลมิติเดียว

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากรูปที่ ค.1 ตัวอย่างการเขียนโปรแกรมจากภาพที่ถูกปรับให้เป็นแบบแคนนี่แล้ว จะสังเกตว่า เริ่มจากการกำหนดตัวแปรตามดังตัวอย่าง ผู้วิจัยกำหนดค่า 0 ให้หมายถึง สปริงและโซ้คกันสั้น ขั้นตอนที่สองคือการวนลูปหาข้อมูลภาพในแฟ้มชื่อว่า สปริงและโซ้คกันสั้น จากนั้นโปรแกรมจะอ่านภาพในลักษณะของข้อมูลดิจิทัล จากนั้นใช้ฟังก์ชัน Transpose เพื่อปรับข้อมูลจากอเรียหลายมิติมาเป็นข้อมูลเพียง 1 แถว สุดท้ายแล้วภาพหนึ่งภาพ เราจะได้ข้อมูล 1 แถวต่อ 40,001 สดมภ์ และทุกๆภาพเราจะเก็บอยู่ในรูปแบบของแฟ้มนามสกุล CSV ดังรูปที่ ค.2



รูปที่ ค.2 ตัวอย่างการเก็บข้อมูลลงในรูปแบบข้อมูลมิติเดียวลงบนแฟ้ม

จากรูปที่ ค.2 ข้อมูลภาพทุกภาพถูกแยกเก็บเข้าแฟ้มโดยจะแบ่งไปตามแต่ละชนิดของภาพคือ

- 1) ภาพสี่เทา ตัวอย่างเช่น สปริงและโซ้คกันสั้น_gray.csv
- 2) ภาพจากการหาขอบภาพวิธีแคนนี่ ตัวอย่างเช่น สปริงและโซ้คกันสั้น_canny.csv
- 3) ภาพจากการหาขอบภาพวิธีเพรวิต ตัวอย่างเช่น สปริงและโซ้คกันสั้น_prewit.csv

ภาคผนวก ง

ตัวอย่างโปรแกรมของขั้นตอนวิธีการเรียนรู้เชิงลึก

ภาคผนวก ง.1 ตัวอย่างโปรแกรมของขั้นตอนวิธีการเรียนรู้เชิงลึก ด้วยแบบจำลองวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดชน 121 แบบปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์
 ขั้นตอนนี้เป็นขั้นตอนการนำข้อมูลภาพที่ได้ผ่านการประมวลผลเรียบร้อยแล้วนำมาเข้าแบบจำลองที่ผู้วิจัยสรุปไว้ว่าเป็นวิธีที่ดีที่สุด โดยจะอธิบายเฉพาะขั้นตอนที่สำคัญ แบ่งเป็น xx ขั้นตอนดังต่อไปนี้

1) ประกาศไลบรารี ที่ต้องการจะใช้เขียนโปรแกรม แสดงดังรูปที่ ง.1



```

import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import matplotlib as mpl
import seaborn as sns
matplotlib inline

import cv2
import os
os.environ['TF_CPP_MIN_LOG_LEVEL'] = '2'
import warnings
warnings.filterwarnings('ignore')

from sklearn.metrics import confusion_matrix, classification_report
from sklearn.preprocessing import LabelBinarizer
from sklearn.model_selection import train_test_split
from keras.callbacks import ModelCheckpoint
from sklearn.utils import shuffle

import time
import copy
from random import shuffle

import tqdm.notebook as tqdm

import tensorflow as tf
from tensorflow.keras.applications.densenet import DenseNet121
from tensorflow.keras.models import Sequential, Model
from tensorflow.keras.layers import Activation, BatchNormalization, Conv2D, Dense, Dropout
from tensorflow.keras.preprocessing.image import ImageDataGenerator
from tensorflow.keras.optimizers import Adam
from tensorflow.keras.losses import CategoricalCrossentropy
from tensorflow.keras.regularizers import l2
from tensorflow.keras.callbacks import ReduceLROnPlateau, EarlyStopping
from tensorflow.keras.applications.mobilenet import MobileNet # MobileNet
from tensorflow.keras.applications.densenet import DenseNet169 # DenseNet169
from tensorflow.keras.applications.densenet import DenseNet121 # DenseNet121
  
```

รูปที่ ง.1 ตัวอย่างภาพการประกาศไลบรารีที่สำคัญ

จากรูปที่ ง.1 สำหรับแบบจำลองวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดชน 121 แบบปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์ ผู้วิจัยได้เรียกใช้งานไลบรารีของ Tensorflow ในการวิจัย

2) กำหนดฟังก์ชันสำหรับเรียกใช้งานการประมวลผลภาพดังรูปที่ ง.2

```
[33] #Create function EDGE dection by Prewit
def converttoPrewit(img):
    # converting to gray scale
    gray = cv2.cvtColor(img, cv2.COLOR_BGR2GRAY)
    # remove noise
    img_gaussian = cv2.GaussianBlur(gray, (5, 5), 0)

    kernely = np.array([[1,1,1],[0,0,0],[-1,-1,-1]])
    kernelx = np.array([[1,0,1],[-1,0,1],[-1,0,1]])
    img_prewittx = cv2.filter2D(img_gaussian, -1, kernelx)
    img_prewitty = cv2.filter2D(img_gaussian, -1, kernely)
    img_prewitt = img_prewittx + img_prewitty

    return img_prewitt

[34] def preprocess_image(image):
    # กำหนดภาพให้เป็นแบบ 3 Shape เนื่องจาก Model DenseNet121 ไม่สามารถรับแบบ 1 Shape ได้
    # Convert grayscale to RGB by replicating the single channel three times
    image_rgb = np.stack((image,) * 3, axis=-1)
    return image_rgb
```

รูปที่ ง.2 กำหนดฟังก์ชันการประมวลผลภาพ

จากรูปที่ ง.2 ผู้วิจัยได้กำหนดฟังก์ชันโดยจะอธิบายเฉพาะฟังก์ชันที่สำคัญได้แก่ ฟังก์ชันการหาขอบภาพวิธีเพรวิต และฟังก์ชันการปรับภาพให้อยู่ในรูปแบบ 3 ชั้น เนื่องจากข้อจำกัดของขั้นตอนวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดชน์ 121 นี้ไม่สามารถใช้ภาพที่เป็นชั้นเดียวในการประมวลผลได้ ตัวอย่างภาพชั้นเดียวเช่น ภาพสีเทา ภาพที่ผ่านขั้นตอนการหาขอบภาพวิธีแคนนี่ และภาพที่ผ่านขั้นตอนการหาขอบภาพวิธีเพรวิต ผู้วิจัยจึงได้ใช้วิธีนำผลลัพธ์ของภาพชั้นเดียวมาทำการซ้อนทับกันให้เป็น 3 ชั้น

3) ขั้นตอนนี้เป็นการรวบรวมข้อมูลรูปภาพมาเก็บไว้ที่ตัวแปร ดังรูปที่ ง.3

```

Ximage = [] # Lists for images data
YLabel = [] # List to store category of image (dress, shirt etc)
Y_col = [] # List to store color of apparel

# Path to dataset
dataset = '/content/drive/MyDrive/KMITL/IS/My IS/Dataset All'

# Loop through all categories in dataset
for folder in os.listdir(dataset):

    # Path to images in certain category
    folder_path = os.path.join(dataset, folder)

    # Loop through all images in category
    if os.path.isdir(folder_path) == True:
        for i in os.listdir(folder_path):

            # Path to certain image (Example: ../input/apparel-images-dataset/bl
            path_to_image = os.path.join(folder_path, i)

            # Reading and resizing image to 200x200 pixels size
            image = cv2.imread(path_to_image)
            imgResult = convertToPrewitt(image)
            imgResult = cv2.resize(imgResult, (input_shape[1], input_shape[0]))
            NewimgResult = preprocess_image(imgResult)

            #Convert image to 3 Channel
            # Add Label
            labels = folder

            # Adding data and labels to lists
            Ximage.append(NewimgResult)
            YLabel.append(labels)
            # Y_col.append(labels[0])

```

รูปที่ ๓.3 ตัวอย่างโปรแกรมการนำข้อมูลภาพมาเก็บไว้ในตัวแปร

จากรูป ๓.3 คือตัวอย่างโปรแกรมที่ใช้วิธีวนลูปหาข้อมูลภาพในแต่ละแฟ้ม มาเก็บไว้ที่ตัวแปรชื่อ Ximage ซึ่งข้อมูลจะอยู่ในรูปของอเรียและตัวแปรตามชื่อ YLabel

4) การเก็บข้อมูลตัวแปรต้นเพื่อการวิเคราะห์ การเก็บข้อมูลตัวแปรต้นนี้จะเป็นการดึงคุณสมบัติของภาพมาเก็บไว้ในชื่อตัวแปรแสดงดังรูปที่ ๓.4

ตัวแปร	ตัวอย่างข้อมูล 1	ตัวอย่างข้อมูล 2	ตัวอย่างข้อมูล 3
Image Height	3024	3024	3024
Image Width	4032	4032	4032
Image Format	JPEG	JPEG	JPEG
Image Mode	RGB	RGB	RGB
Image Is Animated	FALSE	FALSE	FALSE
Frames In Image	1	1	1
Image Name	IMG_4129	IMG_4104	IMG_4216
GPSInfo	2100	2100	2100
ResolutionUnit	2	2	2
ExifOffset	228	228	228
Make	Apple	Apple	Apple
Model	iPhone11	iPhone11	iPhone11
Software	16.1.2	16.1.2	16.1.2
Orientation	1	6	1
DateTime	2023:04:22 16:51:19	2023:04:22 16:38:39	2023:04:22 17:37:37
YCbCrPositioning	1	1	1
XResolution	72	72	72
YResolution	72	72	72
HostComputer	iPhone11	iPhone11	iPhone11
ExifVersion	b'0232'	b'0232'	b'0232'
ShutterSpeedValue	5.643928324	5.643928324	5.643928324
DateTimeOriginal	2023:04:22 16:51:19	2023:04:22 16:38:39	2023:04:22 17:37:37
DateTimeDigitized	2023:04:22 16:51:19	2023:04:22 16:38:39	2023:04:22 17:37:37
ApertureValue	1.695993813	1.695993813	1.695993813
BrightnessValue	2.881576518	2.402985437	1.574182917
ExposureBiasValue	0	0	0
MeteringMode	5	5	5
Flash	16	16	16
FocalLength	4.25	4.25	4.25
ColorSpace	65535	65535	65535
ExifImageWidth	4032	4032	4032
FocalLengthIn35mmFilm	26	26	26
SceneCaptureType	0	0	0
OffsetTime	+07:00	+07:00	+07:00
OffsetTimeOriginal	+07:00	+07:00	+07:00
OffsetTimeDigitized	+07:00	+07:00	+07:00
SubsecTimeOriginal	683	729	830
SubjectLocation	(1957, 1469, 2162, 1359)	(1953, 1451, 2156, 1342)	(1933, 1451, 2156, 1342)
SubsecTimeDigitized	683	729	830
ExifImageHeight	3024	3024	3024
SensingMethod	2	2	2
ExposureTime	0.02	0.02	0.02
FNumber	1.8	1.8	1.8
SceneType	b'01'	b'01'	b'01'
ExposureProgram	2	2	2
ISO Speed Ratings	125	160	320
ExposureMode	0	0	0
FlashPixVersion	b'0100'	b'0100'	b'0100'
WhiteBalance	0	0	0
LensSpecification	(1.5399999618512084, 4.25, 1.8, 2.4)	(1.5399999618512084, 4.25, 1.8, 2.4)	(1.5399999618512084, 4.25, 1.8, 2.4)
LensMake	Apple	Apple	Apple
LensModel	iPhone11 back dual wide camera 4.25mm f/1.8	iPhone11 back dual wide camera 4.25mm f/1.8	iPhone11 back dual wide camera 4.25mm f/1.8
Category	อุปกรณ์ถ่ายภาพ	สปรินและโซลาร์ฟิล์ม	อุปกรณ์เครื่องเขียน

รูปที่ 4 ตัวอย่างการเก็บตัวแปรต้นลงในแฟ้ม csv

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากรูปที่ ง.4 สดมภ์ชื่อตัวแปรต้น แสดงชื่อของตัวแปรต้นทั้งหมด 53 ตัวแปร และตัวอย่างข้อมูล 3 รายการ ในสดมภ์ที่ชื่อ ตัวอย่างข้อมูล 1 ตัวอย่างข้อมูล 2 และตัวอย่างข้อมูล 3 จากทั้งหมด 597 ข้อมูลภาพ สำหรับข้อมูลที่เก็บได้นี้ผู้วิจัยได้รับอนุญาตในการบันทึกภาพสินค้าและเผยแพร่ด้วยโทรศัพท์เครื่องที่ iPhone 11 ได้บางส่วนเท่านั้น

5) กำหนดขั้นตอนวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดชน์ 121 ดังรูปที่ ง.5

```

• Defined Model

[ ] DenseNet121_model = DenseNet121(include_top=False, weights='imagenet', input_shape=(200,200,3))

[ ] DenseNet121_model.summary()

conv5_block14_1_bn (BatchNormalizati (None, 6, 6, 128) 512 ['conv5_block14_1_conv[0][0]']
on)
conv5_block14_1_relu (Activation) (None, 6, 6, 128) 0 ['conv5_block14_1_bn[0][0]']
conv5_block14_2_conv (Conv2D) (None, 6, 6, 32) 36864 ['conv5_block14_1_relu[0][0]']
conv5_block14_concat (Concatenate) (None, 6, 6, 960) 0 ['conv5_block13_concat[0][0]',
'conv5_block14_2_conv[0][0]']
conv5_block15_0_bn (BatchNormalizati (None, 6, 6, 960) 3840 ['conv5_block14_concat[0][0]']
on)
conv5_block15_0_relu (Activation) (None, 6, 6, 960) 0 ['conv5_block15_0_bn[0][0]']
conv5_block15_1_conv (Conv2D) (None, 6, 6, 128) 122880 ['conv5_block15_0_relu[0][0]']
conv5_block15_1_bn (BatchNormalizati (None, 6, 6, 128) 512 ['conv5_block15_1_conv[0][0]']
on)
conv5_block15_1_relu (Activation) (None, 6, 6, 128) 0 ['conv5_block15_1_bn[0][0]']
conv5_block15_2_conv (Conv2D) (None, 6, 6, 32) 36864 ['conv5_block15_1_relu[0][0]']
conv5_block15_concat (Concatenate) (None, 6, 6, 992) 0 ['conv5_block14_concat[0][0]',
'conv5_block15_2_conv[0][0]']
conv5_block16_0_bn (BatchNormalizati (None, 6, 6, 992) 3968 ['conv5_block15_concat[0][0]']
on)
conv5_block16_0_relu (Activation) (None, 6, 6, 992) 0 ['conv5_block16_0_bn[0][0]']
conv5_block16_1_conv (Conv2D) (None, 6, 6, 128) 126976 ['conv5_block16_0_relu[0][0]']
conv5_block16_1_bn (BatchNormalizati (None, 6, 6, 128) 512 ['conv5_block16_1_conv[0][0]']
on)
conv5_block16_1_relu (Activation) (None, 6, 6, 128) 0 ['conv5_block16_1_bn[0][0]']
conv5_block16_2_conv (Conv2D) (None, 6, 6, 32) 36864 ['conv5_block16_1_relu[0][0]']
conv5_block16_concat (Concatenate) (None, 6, 6, 1024) 0 ['conv5_block15_concat[0][0]',
'conv5_block16_2_conv[0][0]']
bn (BatchNormalization) (None, 6, 6, 1024) 4096 ['conv5_block16_concat[0][0]']
relu (Activation) (None, 6, 6, 1024) 0 ['bn[0][0]']

=====
Total params: 7,037,504
Trainable params: 6,953,856
Non-trainable params: 83,648

```

รูปที่ ง.5 ตัวอย่างการกำหนดค่าในแต่ละชั้นของวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดชน์ 121

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากรูปที่ ง.5 แสดงการกำหนดการเชื่อมโยงในชั้นต่างๆ เป็นไปตามทฤษฎีของวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรมเดชน 121

6) เริ่มขั้นตอนวิธีเรียนรู้ และหารอบที่ดีที่สุดของการเรียนรู้ ดังรูปที่ ง.6

```
DenseNet121_model.compile(loss=CategoricalCrossentropy(), optimizer='adam', metrics=['accuracy'])

# Train
es = EarlyStopping(
    monitor='val_acc',
    mode='max',
    patience=5
)

# Train
history = DenseNet121_model.fit(
    train_images,
    train_labels,
    batch_size = 32,
    epochs = EPOCHS,
    validation_data=(val_images, val_labels),
    callbacks=[callbacks_list],
    shuffle=True)

Epoch 1/50
28/28 [=====] - ETA: 0s - loss: 0.3735 - accuracy: 0.8686
Epoch 1: val_loss improved from inf to 94.26498, saving model to /content/drive/MyDrive/KMITL/IS/My IS/Dataset All Increase/DenseNet121_Prewit_dataset_increate.hdf5
WARNING:tensorflow:Learning rate reduction is conditioned on metric 'val_acc' which is not available. Available metrics are: loss, accuracy, val_loss, val_accuracy, lr
28/28 [=====] - 71s 351ms/step - loss: 0.3735 - accuracy: 0.8686 - val_loss: 94.2650 - val_accuracy: 0.2222 - lr: 0.0010

Epoch 2/50
28/28 [=====] - ETA: 0s - loss: 0.1578 - accuracy: 0.9490
Epoch 2: val_loss improved from 94.26498 to 6.31533, saving model to /content/drive/MyDrive/KMITL/IS/My IS/Dataset All Increase/DenseNet121_Prewit_dataset_increate.hdf5
WARNING:tensorflow:Learning rate reduction is conditioned on metric 'val_acc' which is not available. Available metrics are: loss, accuracy, val_loss, val_accuracy, lr
28/28 [=====] - 3s 188ms/step - loss: 0.1578 - accuracy: 0.9490 - val_loss: 6.3153 - val_accuracy: 0.1778 - lr: 0.0010

Epoch 3/50
```

รูปที่ ง.6 ตัวอย่างการทำงานของแบบจำลองและบันทึกผล

จากรูปที่ ง.6 จากรูปจะมีการกำหนดในการหารอบที่ดีที่สุดโดยใช้ฟังก์ชัน EarlyStopping และบันทึกผลการทำงานของแบบจำลองเก็บไว้ที่ตัวแปรชื่อ history

7) ทดสอบการทำนายและแสดงผลการทำนาย ดังรูปที่ ง.7

```
Predic Test

# Load best weights
DenseNet121_model.load_weights('/content/drive/MyDrive/KMITL/IS/My IS/Dataset All Increase/DenseNet121_Prewit_dataset_increate.hdf5')

# Predicting test images
cat_preds = DenseNet121_model.predict(test_images)
cat_preds = np.argmax(cat_preds, axis = 1)

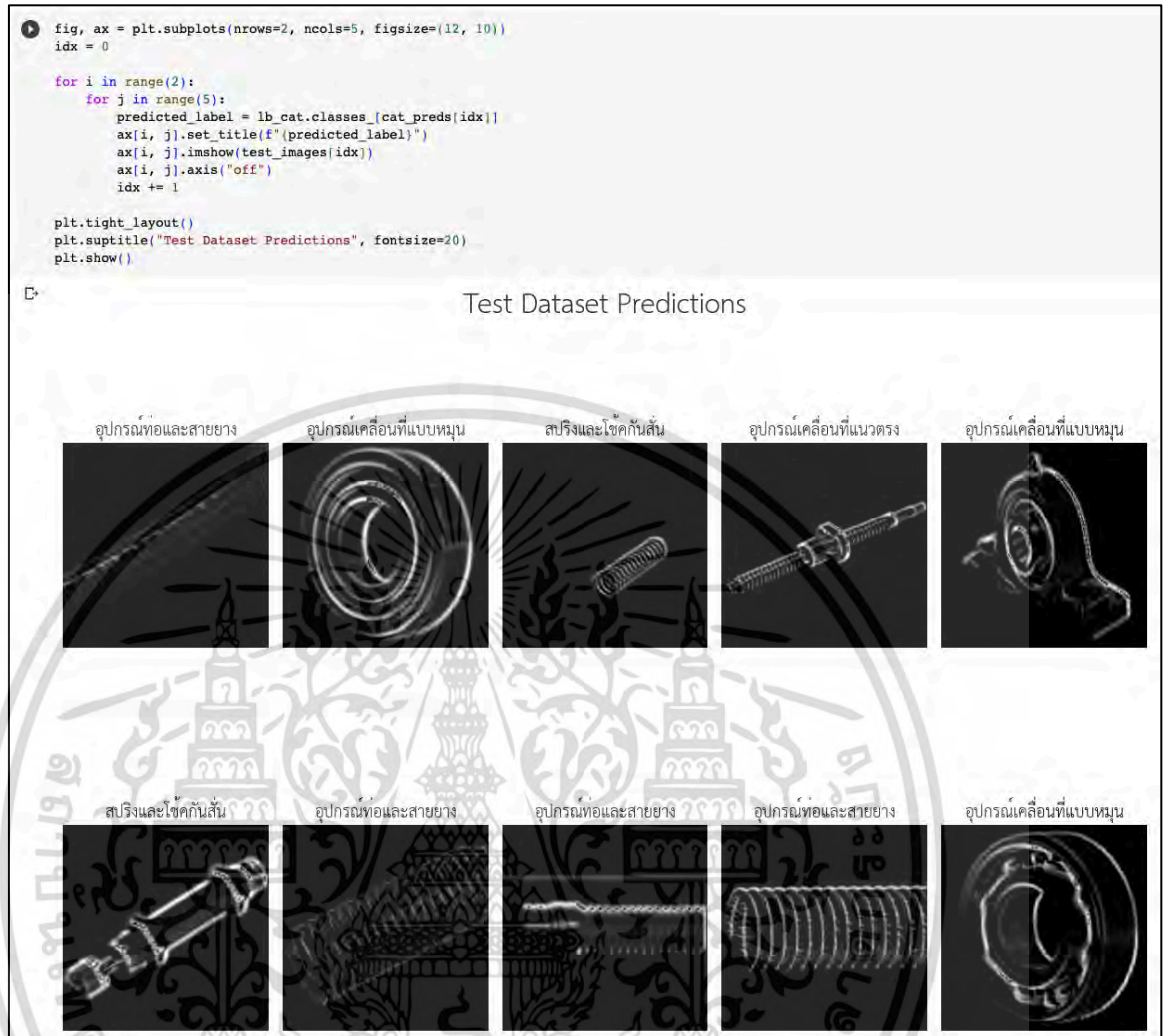
# Creating confusion matrices
cat_confusion = confusion_matrix(np.argmax(test_labels, axis = 1), cat_preds)

6/6 [=====] - 3s 163ms/step

[ ] cat_preds

array([1, 3, 0, 2, 3, 0, 1, 1, 1, 3, 1, 0, 1, 1, 3, 0, 1, 3, 0, 1, 3, 1,
       0, 2, 2, 2, 2, 3, 3, 1, 0, 2, 3, 0, 1, 3, 2, 0, 2, 0, 0, 1, 0, 0,
       3, 1, 1, 0, 2, 3, 3, 1, 1, 0, 0, 3, 2, 2, 0, 3, 3, 1, 0, 3, 0, 3,
       0, 3, 2, 1, 3, 2, 3, 3, 3, 2, 0, 3, 3, 3, 1, 1, 0, 2, 2, 1, 1, 1,
       1, 1, 0, 3, 3, 3, 1, 2, 3, 3, 2, 1, 0, 0, 0, 0, 2, 0, 2, 1, 2,
       3, 2, 0, 3, 0, 3, 0, 0, 2, 0, 1, 3, 2, 2, 3, 1, 3, 3, 1, 1, 1, 3,
       1, 3, 0, 2, 3, 0, 0, 3, 0, 3, 1, 2, 3, 2, 1, 3, 1, 1, 1, 0, 0, 3,
       1, 0, 3, 3, 1, 0, 1, 1, 2, 3, 3, 1, 2, 2, 1, 3, 0, 2, 0, 1, 0, 0])
```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ ง.7 แสดงผลการทำนายของแบบจำลองวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสถาปัตยกรรม เดชน์ 121 แบบปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์

จากรูปที่ ง.7 แสดงตัวอย่างภาพการทำนายซึ่งถูกต้องทั้ง 10 ภาพ

ประวัติผู้เขียน

ชื่อ นายสุริยะ เฉียบแหลม

วัน เดือน ปีเกิด 28 ตุลาคม 2526

ที่อยู่ปัจจุบัน 89/75 หมู่ 7 ถนน ทางหลวงเส้น 36 ต.มะขามคู่ อ.นิคมพัฒนา จ.ระยอง

ประวัติการศึกษา (2548) วิทยาศาสตรบัณฑิต สาขาวิทยาการเทคโนโลยีสารสนเทศ (มหาลัยบูรพา)

ทุนการศึกษาที่ได้รับ ไม่มี

ผลงานทางวิชาการ ไม่มี



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้