

ระบบคอมพิวเตอร์วิชั่นสำหรับการคำนวณราคาซูชิโดยใช้เทคนิค
การเรียนรู้เชิงลึก
Computer vision system for Sushi price calculation using deep
learning technique



ปริญญาานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรบัณฑิต
สาขาวิชาวิศวกรรมการวัดคุม
คณะวิศวกรรมศาสตร์
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
ปีการศึกษา 2563

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้ สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใด ๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Computer vision system for Sushi price calculation using deep learning technique



A THESIS SUBMITTED IN PARTIAL FUFILLMENT
OF THE REQUIREMENT FOR THE DEGREE OF
BACHELOR OF ENGINEERING IN INSTRUMENTATION ENGINEERING
FACULTY OF ENGINEERING
KING MONGKUT'S INSTITUE OF TECNNOLOGY LARDKRABANG
ACADEMIC YEAR 2020

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้ สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใด ๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้


ปริญญาานิพนธ์ปีการศึกษา 2563
คณะวิศวกรรมศาสตร์
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
ใบรับรองปริญญาานิพนธ์

.....

หัวข้อวิทยานิพนธ์ ระบบคอมพิวเตอร์วิชั่นสำหรับการคำนวณราคาซูชิโดยใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก
Computer vision system for Sushi price calculation using deep learning technique

นักศึกษาผู้จัดทำ นางสาวธีรรา ไกรลพ รหัสนักศึกษา 60010481
นางสาวนภสร ภูรอด รหัสนักศึกษา 60010499
นางสาวเปมิกา เพรณาสัก รหัสนักศึกษา 60010628

ปริญญา วิศวกรรมศาสตรบัณฑิต
สาขาวิชา วิศวกรรมการวัดคุม
ปีการศึกษา 2563

อาจารย์ผู้ควบคุมปริญญาานิพนธ์	ลายมือชื่อ
รศ.ดร.ทวีพล ชื่อสัตย์	

หัวข้อวิทยานิพนธ์	ระบบคอมพิวเตอร์วีชั่นสำหรับการคำนวณราคาซูชิโดยใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก		
	Computer vision system for Sushi price calculation using deep learning technique		
นักศึกษาผู้จัดทำ	นางสาวธีรรา ไกรลพ	รหัสนักศึกษา	60010481
	นางสาวนภสร ภู่ออด	รหัสนักศึกษา	60010499
	นางสาวเปมิกา เพรณานาสัก	รหัสนักศึกษา	60010628
อาจารย์ที่ปรึกษา ปีการศึกษา	รศ.ดร.ทวีพล	ชื่อสัตย์	2563

บทคัดย่อ

ปริญญาานิพนธ์นำเสนอการพัฒนาระบบการคิดราคาซูชิอัตโนมัติโดยการประมวลผลภาพด้วยวิธีการเรียนรู้เชิงลึก โดยการจำแนกชนิดและราคาของซูชิที่ลูกค้าเลือกผ่านกล้อง และระบบการจ่ายเงินผ่านรหัสคิวอาร์ เพื่อหักเงินในบัญชีธนาคาร ทำให้ช่วยลดความผิดพลาดจากมนุษย์และสะดวกสำหรับผู้รับบริการ ลดการสัมผัสใกล้ชิดในวิถีชีวิตใหม่ ป้องกันการระบาดของโควิด 19 ได้ โดยระบบนี้พัฒนาด้วยโปรแกรม CiRA CORE ภายใต้ระบบปฏิบัติการ อูบุนตุ เวอร์ชัน 14.04 ตัวโปรแกรมจะทำการประมวลและแสดงผลลัพธ์ในรูปแบบของสัญลักษณ์รูปภาพ โดยใช้กล้องเว็บแคมเป็นอุปกรณ์รับภาพ ซึ่งทำงานร่วมกับเซ็นเซอร์ตรวจจับตำแหน่ง และชดเชยแหล่งกำเนิดแสง ผลการทดลองจากเมนูซูชิจำนวน 8 รายการ ระบบทำงานได้อย่างถูกต้องแม่นยำและสามารถประยุกต์ใช้กับพาณิชย์อิเล็กทรอนิกส์ได้เป็นอย่างดี

Thesis Title	Computer vision system for Sushi price calculation using deep learning technique	
Authors	Miss. Teewara	Krailop
	Miss. Napasorn	Phurod
	Miss. Pemika	Prownasak
Thesis advisor	Assoc. Prof. Dr. Taweepol	Suesut
Year	2563	

ABSTRACT

The thesis presents the development of an automated sushi pricing system by image processing with a deep learning method. By classifying the types and prices of sushi that customers choose through the camera. And payment system via QR code for deduct money in the bank account. This system can reduce human errors and is convenient for customer and reduces close contact in a new normal preventing the COVID-19 pandemic. By this thesis developed by CiRA CORE, under the Ubuntu operating system version 14.04, the program will process and display the results in the form of image symbols. The web camera employs with the position sensor and the light source compensation sensor. Experimental results from 8 number of sushi menus, the system works accurately and can be applied to e-commerce as well.

กิตติกรรมประกาศ

ปริญญานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดีด้วยความอนุเคราะห์ของบุคคลหลายท่าน ซึ่งไม่อาจจะนำมากล่าวได้ทั้งหมด ซึ่งผู้มีพระคุณที่ผู้เขียนใคร่ขอกราบขอบพระคุณคือ รศ.ดร.ทวีพล ชื้อสัตย์ ที่กรุณา
รับเป็นอาจารย์ที่ปรึกษาปริญญานิพนธ์ โดยให้คำปรึกษา แนะนำ และช่วยหาวิธีการแก้ไขปัญหาอุปสรรคที่
เกิดขึ้น จนปริญญานิพนธ์สำเร็จ

ผู้เขียนขอกราบขอบพระคุณทางบุคลากรอาจารย์ทางคณะวิทยาลัยนวัตกรรมการจัดการข้อมูลและ
นักศึกษาปริญญาโททางคณะวิทยาลัยนวัตกรรมการจัดการข้อมูล ที่ได้ให้ความช่วยเหลือ แก้ปัญหาและทำ
การให้ความรู้ต่าง ๆ ของปริญญานิพนธ์เล่มนี้ให้สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดี

ผู้เขียนขอกราบขอบพระคุณบริษัทรอยัลเอสเตทจำกัด ที่ช่วยสนับสนุนในการให้ข้อมูลและสถานที่
ในการทดลองโครงการครั้งนี้

ผู้เขียนขอกราบขอบพระคุณผู้ให้กำเนิดซึ่งได้วางรากฐานชีวิต พื้นฐานทางความคิดที่ให้ผู้เขียนมี
ความเชื่อมั่นในสิ่งที่ถูกต้องและได้เป็นกำลังใจแก่ผู้เขียนเสมอมา อันเป็นแนวทางไปสู่ความสำเร็จของ
ผู้เขียน ตลอดจนครอบครัว เพื่อน ที่เป็นกำลังใจให้ผู้เขียนตลอดมา

คณะผู้จัดทำ

สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย.....	I
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	II
กิตติกรรมประกาศ.....	III
สารบัญ.....	IV
สารบัญตาราง.....	VIII
สารบัญภาพ.....	IX
บทที่ 1 บทนำ.....	1
1.1 ความสำคัญของปริญยานิพนธ์.....	1
1.2 วัตถุประสงค์ของปริญยานิพนธ์.....	1
1.3 ขอบเขตของปริญยานิพนธ์.....	1
1.4 ขั้นตอนการศึกษา.....	2
1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ.....	2
บทที่ 2 หลักการและทฤษฎี.....	3
2.1 ระบบคอมพิวเตอร์วิชั่น.....	3
2.2 การเรียนรู้เชิงจักรกล.....	4
2.2.1 Supervised Learning.....	5
2.2.1.1 Regression.....	5
2.2.1.2 Classification.....	6
2.3 เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก.....	6
2.3.1 ข้อดีของ Deep Learning.....	8
2.4 โครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน.....	8
2.4.1 ชั้นคอนโวลูชัน (Convolution Layer).....	9
2.4.1.1 ลักษณะของตัวกรอง.....	11
2.4.1.2 Stride และ Padding.....	11
2.4.1.3 คุณสมบัติการสกัด.....	12

สารบัญ(ต่อ)

	หน้า
2.4.2 ชั้นพูลลิง (Pooling Layer)	12
2.4.2.1 Pooling.....	12
2.4.2.2 Max Pooling.....	12
2.4.2.3 Mean Pooling	13
2.4.3 ชั้นเชื่อมโยงแบบสมบูรณ์ (Fully-Connected Layer)	14
2.4.3.1 Loss Function.....	15
2.4.3.2 SoftMax Function	15
2.4.4 โมเดลของ Convolutional Neural Network (CNN)	17
2.4.4.1 AlexNet Model.....	17
2.4.4.2 VGGNet Model	17
2.4.4.3 YOLO.....	19
2.5 การทำให้เป็นมาตรฐาน หรือ Data Normalization	23
2.5.1 Rescaling (Min-Max Normalization).....	23
2.5.2 Mean Normalization.....	24
2.5.3 การกำหนดมาตรฐาน (Z-Score Normalization).....	24
2.5.4 Scale to Unit Length.....	25
2.6 Intersection over Union (IoU)	25
2.7 ฮีลโทแกรม	26
2.8 เทคนิคการจัดแสงของระบบวิชั่น	27
2.8.1 คุณสมบัติของแหล่งกำเนิดแสงแต่ละประเภท	27
บทที่ 3 หลักการออกแบบและสร้าง.....	29
3.1 อุปกรณ์และเครื่องมือที่ใช้ในการดำเนินการ.....	29
3.1.1 คอมพิวเตอร์.....	29
3.1.2 กล้องเว็บแคม TCM159.....	30
3.1.3 โครงสร้างชิ้นงาน	30

สารบัญ(ต่อ)

	หน้า
3.1.4 ชุดที่นำมาใช้สำหรับเป็นฐานข้อมูลให้กับระบบคอมพิวเตอร์เกิดการเรียนรู้	31
3.1.5 Arduino Uno3.....	32
3.1.6 โมดูลแจ้งเตือนด้วยเสียง Buzzer.....	32
3.1.7 สายแพสี่รู้งเข้าหัว Jumper Wire	33
3.1.8 ไฟ LED ไฟเลี้ยง 3-5 V	33
3.1.9 เซ็นเซอร์วัดความเข้มแสง GY-302 BH1750FVI	34
3.1.10 Micro Limit Switch.....	34
3.2 ซอฟต์แวร์ที่ใช้ในการดำเนินการ.....	35
3.2.1 Ubuntu 16.04 LTS แบบ 64 Bit (AMD64)	35
3.2.2 CiRA CORE	36
3.2.3 แผนผังการดำเนินการให้ระบบคอมพิวเตอร์เรียนรู้ด้วยตนเองโดยใช้ข้อมูลมาสอน .38	
3.3 ขั้นตอนในการสอนให้ระบบคอมพิวเตอร์เรียนรู้ด้วยตนเองโดยใช้ข้อมูลมาสอน.....	39
บทที่ 4 ผลการดำเนินงาน	53
4.1 การเก็บข้อมูลรูปภาพเป็น Dataset.....	53
4.1.1 กราฟแสดงจำนวนรูปภาพที่เป็นDatasetสำหรับทดลองโปรแกรม CiRA CORE	53
4.1.2 ค่า AVG จากการเรียนรู้ของโปรแกรม CiRA CORE	53
4.1.2.1 กราฟแสดงค่า AVG จากการเรียนรู้ของโปรแกรม CiRA CORE.....	54
4.1.2.2 กราฟแสดงผลการทดลองการเรียนรู้ของโปรแกรม CiRA CORE	54
4.1.3 การวิเคราะห์ผลลัพธ์	55
4.2 กราฟ ฮิสโตแกรมการจับภาพสีของตัวกล่อง	56
4.3 กราฟการเทรนข้อมูลรูปภาพของ MATLAB ในรูปแบบ GoogLeNet.....	58
4.4 การตรวจสอบการตรวจจับรูปภาพของโปรแกรม โดยช่วงของค่าความเข้มแสง	59
4.4.1 กราฟแสดงการกระจายเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องของชุดข้อมูลตัวอย่างจำนวน 30 ชุด ข้อมูล ที่ช่วงค่าความเข้มแสงอยู่ระหว่าง 520 – 620 lux	63
4.4.2 กราฟแสดงการกระจายเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องของชุดข้อมูลตัวอย่างจำนวน 30 ชุด ข้อมูล ที่ช่วงค่าความเข้มแสงอยู่ระหว่าง 240 – 270 lux	64

สารบัญ(ต่อ)

หน้า

4.4.3 กราฟแสดงการกระจายเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องของชุดข้อมูลตัวอย่างจำนวน 30 ชุด ข้อมูล ที่ช่วงค่าความเข้มแสงอยู่ระหว่าง 30 – 40 lux.....	65
4.4.4 กราฟแสดงการกระจายเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องของชุดข้อมูลตัวอย่างจำนวน 30 ชุด ข้อมูล ที่ช่วงค่าความเข้มแสงอยู่ระหว่าง 100 – 120 lux	66
4.4.5 กราฟแสดงการกระจายเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องของชุดข้อมูลตัวอย่างจำนวน 30 ชุด ข้อมูลที่ ช่วงค่าความเข้มแสงอยู่ระหว่าง 330 – 380 lux	67
บทที่ 5 สรุปผลปัญหาและข้อเสนอแนะ.....	69
5.1 สรุปผลการดำเนินงาน.....	69
5.2 ข้อเสนอแนะ	70
บรรณานุกรม.....	70
ภาคผนวก	74
ประวัติผู้เขียน.....	83

สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
ตารางที่ 3.1 คอมพิวเตอร์ที่ใช้งานและใช้ Train AI มีคุณสมบัติ ดังนี้.....	29
ตารางที่ 3.2 คุณสมบัติของอุปกรณ์	30
ตารางที่ 3.3 คุณสมบัติของบอร์ด Arduino	32
ตารางที่ 3.4 การต่อเซ็นเซอร์วัดความเข้มแสงกับArduino	34
ตารางที่ 4.1 แสดงผลการทดสอบชุดข้อมูลตัวอย่าง โดยช่วงของค่าความเข้มแสงมีช่วงระหว่าง 30 – 40 lux.....	61
ตารางที่ 4.2 ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องความเข้มแสงช่วง 520-620 lux	64
ตารางที่ 4.3 ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องความเข้มแสงช่วง 240-270 lux	65
ตารางที่ 4.4 ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องความเข้มแสงช่วง 30-40 lux.....	66
ตารางที่ 4.5 ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องความเข้มแสงช่วง 100-120 lux	67
ตารางที่ 4.6 ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องความเข้มแสงช่วง 100-120 lux	68

สารบัญญภาพ

รูปที่	หน้า
รูปที่ 2.1 ความแตกต่างระหว่างการเขียนโปรแกรมกับ Machine Learning	4
รูปที่ 2.2 การเรียนรู้แบบ Supervised learning.....	5
รูปที่ 2.3 การแบบจำลองการจัดหมวดหมู่การแทนโมเดลของ Classification	6
รูปที่ 2.4 ตัวอย่างการแยกลักษณะของ Deep Learning.....	7
รูปที่ 2.5 ความแตกต่างระหว่าง Machine Learning กับ Deep Learning.....	8
รูปที่ 2.6 Convolutional Neural Network Architecture	9
รูปที่ 2.7 ตัวกรอง (เคอร์เนล,เซลล์ประสาท) ในโครงข่ายประสาทเทียม แบบ Convolutional อินพุตไป ยังตัวกรองมีคุณสมบัติหนาสามประการ คุณสมบัติทั้งสามนี้มาจากตัวกรองที่แยกจากกันสาม ตัว	10
รูปที่ 2.8 การแปลงเอาต์พุต 3×3 ความลึก 1 ชั้น ดำเนินการบนแผนที่คุณสมบัติอินพุต 5×5 ความ ลึก 1 ชั้น	10
รูปที่ 2.9 ตัวกรอง 3×3 สำหรับหาเส้นตรงทแยงสีขาว	11
รูปที่ 2.10 ความสามารถในการแยกรูปแบบ Max Pooling	13
รูปที่ 2.11 ความสามารถในการแยกรูปแบบ Max Pooling และ Mean Pooling	13
รูปที่ 2.12 เป็นอธิบายการเชื่อมโยงในเชิงสมการ	14
รูปที่ 2.13 แสดงการใช้งาน SoftMax Function ในเลเยอร์สุดท้ายในโมเดล CNN	16
รูปที่ 2.14 สถาปัตยกรรมของโครงสร้าง AlexNet	17
รูปที่ 2.15 การเชื่อมโยงของ VGGNet.....	18
รูปที่ 2.16 การตรวจจับแบบ VGGNet.....	18
รูปที่ 2.17 การแบ่งชั้นการทำงานแบบ VGGNet.....	19
รูปที่ 2.18 การตรวจจับรูปภาพโดยสถาปัตยกรรมโครงสร้างของ YOLO	21
รูปที่ 2.19 สถาปัตยกรรมของโครงสร้าง YOLO	22
รูปที่ 2.20 กราฟการ Standardization ของ Mean Normalization.....	24

สารบัญภาพ(ต่อ)

รูปที่	หน้า
รูปที่ 2.21 การตรวจจับค่าว่าหยุดในรูปภาพ กรอบขอบเขตที่คาดการณ์ไว้จะวาดเป็นสีแดงในขณะที่ กรอบขอบเขตความจริงพื้นดินจะวาดเป็นสีเขียว	25
รูปที่ 2.22 การคำนวณจุดตัดผ่านยูเนียนทำได้ง่ายเพียงแค่แบ่งพื้นที่ของการทับซ้อนระหว่างกรอบ ล้อมรอบด้วยพื้นที่ของสหภาพ.....	26
รูปที่ 2.23 การเปิดรับแสงของพิกเซลจากน้อยไปถึงมาก	26
รูปที่ 3.1 ภาพคอมพิวเตอร์.....	29
รูปที่ 3.2 กล้องเว็บแคม	30
รูปที่ 3.3 ภาพฉายของชิ้นงาน.....	30
รูปที่ 3.4 รูปภาพกลุ่มตัวอย่างซูชิที่นำไปให้ข้อมูลกับระบบคอมพิวเตอร์เกิดการเรียนรู้.....	31
รูปที่ 3.5 Arduino Uno3.....	32
รูปที่ 3.6 โมดูลแจ้งเตือนด้วยเสียง Buzzer.....	32
รูปที่ 3.7 สายแพสีรุ้งเข้าหัว Jumper Wire ผู้ - เมีย 20 cm.....	33
รูปที่ 3.8 ไฟ LED ไฟเลี้ยง 3-5 V.....	33
รูปที่ 3.9 เซ็นเซอร์วัดความเข้มแสง GY-302 BH1750FVI.....	34
รูปที่ 3.10 Micro Limit Switch.....	34
รูปที่ 3.11 หน้าจอเริ่มต้นหลังจากติดตั้ง Ubuntu 16.04 LTS.....	35
รูปที่ 3.12 หน้าจอหลังจากติดตั้งโปรแกรม CiRA CORE และโปรแกรม CiRA CORE ต่าง ๆ	36
รูปที่ 3.13 ลักษณะของโปรแกรม CiRA CORE.....	36
รูปที่ 3.14 กล้องเครื่องมือในแพลตฟอร์ม CiRA CORE	37
รูปที่ 3.15 แผนผังการดำเนินการให้ระบบคอมพิวเตอร์เรียนรู้ด้วยตนเองโดยใช้ข้อมูลมาสอน	38
รูปที่ 3.16 หน้าจอการทำงานของ Deep Train	39
รูปที่ 3.17 ขั้นตอนในการนำข้อมูลเข้าและ Label ข้อมูลซูชิ.....	39
รูปที่ 3.18 ขั้นตอนในการ Generate และ Train ข้อมูลซูชิ	40
รูปที่ 3.19 ระบบคอมพิวเตอร์เรียนรู้ข้อมูลรูปภาพซูชิ.....	40

สารบัญภาพ(ต่อ)

รูปที่	หน้า
รูปที่ 3.20 ระบบคอมพิวเตอร์เรียนรู้ข้อมูลรูปภาพซูชิเสร็จ โดยค่า Avg อยู่ที่ 0.01	41
รูปที่ 3.21 สร้างเครื่องมือสำหรับการตรวจจับหน้าซูชิ	41
รูปที่ 3.22 เป็นการทดสอบการตรวจจับว่าไม่เจอซูชิ.....	42
รูปที่ 3.23 เป็นการต่อวงจรรวมทั้งหมดในโปรแกรม CiRA CORE	42
รูปที่ 3.24 ตัวอย่างการตัวจับซูชิหน้าแหลมอนรวมทั้งคิดราคา.....	43
รูปที่ 3.25 ตัวอย่างการตัวจับซูชิหน้าไข่หวานรวมทั้งคิดราคา.....	43
รูปที่ 3.26 ตัวอย่างการตัวจับซูชิหน้าปูอัด 2 ชั้นและคิดราคาซูชิ	44
รูปที่ 3.27 ตัวอย่างการตัวจับซูชิทั้งหมดรวมทั้งคิดราคา	44
รูปที่ 3.28 ฐานวางซูชิ	45
รูปที่ 3.29 โมดูลแจ้งเตือน Buzzer.....	45
รูปที่ 3.30 โมดูลแจ้งเตือนด้วยเสียง Buzzer ไม่ทำงาน	46
รูปที่ 3.31 การทำงานของเซนเซอร์ตรวจจับแสง	46
รูปที่ 3.32 ตัวโครงและอุปกรณ์	47
รูปที่ 3.33 ตัวโปรแกรม CiRA CORE	47
รูปที่ 3.34 ตัวโปรแกรม CiRA CORE ของการเริ่มต้นคิดเงิน.....	48
รูปที่ 3.35 ตัวโปรแกรม CiRA CORE ของการคิดราคาเมนู	48
รูปที่ 3.36 ตัวโปรแกรม CiRA CORE สแกนจ่ายเงิน.....	49
รูปที่ 3.37 ตัวโปรแกรม CiRA CORE ของระบบจ่ายเงิน	49
รูปที่ 3.38 ตัวโปรแกรม CiRA CORE ของระบบจ่ายเงินแบบ QR Code	50
รูปที่ 3.39 ตัวโปรแกรม CiRA CORE ของการอธิบายการจ่ายเงิน	50
รูปที่ 3.40 ตัวโปรแกรม CiRA CORE ของการอธิบายการจ่ายเงิน	51
รูปที่ 3.41 ตัวอย่างเว็บไซต์ราคาซูชิทั้งหมด	51
รูปที่ 4.1 กราฟแสดงจำนวนรูปภาพที่เป็น Dataset สำหรับทดลองโปรแกรม CiRA CORE	53
รูปที่ 4.2 กราฟแสดงค่า AVG จากการเรียนรู้ของโปรแกรม CiRA CORE.....	54

สารบัญภาพ(ต่อ)

รูปที่	หน้า
รูปที่ 4.3 กราฟแสดงผลการทดลองการเรียนรู้ของโปรแกรม CiRA CORE	54
รูปที่ 4.4 การเปรียบเทียบกราฟฮีสโตแกรมกล่องเปล่า.....	56
รูปที่ 4.5 การเปรียบเทียบกราฟฮีสโตแกรมซูชิ 2 ชั้น	57
รูปที่ 4.6 การเปรียบเทียบกราฟฮีสโตแกรมซูชิหลายชั้น.....	57
รูปที่ 4.7 การนำภาพมาวิเคราะห์ในโปรแกรม MATLAB	58
รูปที่ 4.8 กราฟค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องความเข้มแสงช่วง 520-620 lux.....	63
รูปที่ 4.9 กราฟค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องความเข้มแสงช่วง 240-270 lux.....	64
รูปที่ 4.10 กราฟค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องความเข้มแสงช่วง 30-40 lux.....	65
รูปที่ 4.11 กราฟค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องความเข้มแสงช่วง 100-120 lux.....	66
รูปที่ 4.12 กราฟค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องความเข้มแสงช่วง 100-120 lux.....	67

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความสำคัญของปัญญาประดิษฐ์

ระบบการเรียนรู้เชิงลึกเป็นการประยุกต์ใช้ระบบคอมพิวเตอร์ที่สามารถระบุสถานะและแก้ไขปัญหาที่ซับซ้อนได้ เช่นเดียวกับมนุษย์ที่เป็นผู้เชี่ยวชาญสำหรับการแก้ปัญหา แต่ในการที่ระบบคอมพิวเตอร์จะสามารถกระทำเช่นนี้ได้จะต้องจำลองกระบวนการ เพื่อหาเหตุผลของมนุษย์ เช่นการสอนหรือการป้อนข้อมูลที่จำเป็นให้แก่ระบบ เพื่อให้เกิดการประมวลผลอย่างมีประสิทธิภาพสูงสุด และเนื่องจากการสอนคอมพิวเตอร์ให้มองเห็น แยกแยะความสัมพันธ์ของวัตถุได้นั้นมีความจำเป็นอย่างยิ่งที่จะต้องใช้จำนวนรูปภาพ หรือข้อมูลอย่างมหาศาล (Big Data) ทั้งหมดที่กล่าวมาข้างต้นนี้คือการทำงานโดยอัตโนมัติ (Automation) ที่เรียกกันว่า AI (Artificial Intelligence) หรือ ปัญญาประดิษฐ์นั่นเอง

ปัจจุบันได้มีการใช้ทรัพยากรมนุษย์ในหลากหลายรูปแบบ เช่น การออกแบบ การควบคุมดูแลกระบวนการ รวมไปถึงงานที่เป็นงานด้านการบริการ ไม่ว่าจะเป็นการบริหารหรือแม้กระทั่งการใช้แรงงาน ดังนั้นปัญหาที่ตามมาคือความผิดพลาดที่เกิดขึ้นจากมนุษย์ ไม่ว่าจะเป็นการตั้งใจหรือด้วยความประมาท แต่ก็มักจะส่งผลให้เกิดความเสียหายต่อรูปแบบของงาน ดังนั้นผู้ศึกษาได้เล็งเห็นถึงปัญหาความผิดพลาดที่เกิดจากมนุษย์โดยเฉพาะการคิดคำนวณราคาสินค้า ซึ่งปัญหาที่กล่าวมานี้สามารถแก้ไขได้ด้วยระบบคอมพิวเตอร์วิชั่นในรูปแบบการเรียนรู้เชิงลึกที่จะนำความรู้ด้านนี้มาพัฒนาระบบและแก้ไขปัญหาด้วยเทคโนโลยีที่ทันสมัยเหล่านี้ได้

1.2 วัตถุประสงค์ของปัญญาประดิษฐ์

1. เพื่อพัฒนาระบบคิดราคาอาหารอัตโนมัติ โดยทำการประมวลผลด้วยเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก
2. เพื่อลดความผิดพลาดในการคิดชำระค่าอาหารจากมนุษย์ โดยใช้ระบบคอมพิวเตอร์วิชั่น
3. เพื่อประยุกต์ใช้กับพาณิชย์อิเล็กทรอนิกส์ (E-commerce) และปรับเปลี่ยนให้เข้ากับวิถีชีวิตใหม่ (New Normal)

1.3 ขอบเขตของปัญญาประดิษฐ์

เป็นการใช้ความรู้ในเรื่องระบบคอมพิวเตอร์วิชั่นสำหรับการคำนวณราคาซูชิโดยจะใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึกและการใช้อุปกรณ์ตรวจจับ (Sensor) ในรูปแบบของกล้องที่ใช้ในการตรวจจับรูปร่าง ขนาด และลักษณะของซูชิ เข้ากับเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) เพื่อนำข้อมูลภาพซูชิที่ได้มาทำการ

แยกประเภทจัดหมวดหมู่ของหน้าซูชิ และประมวลผลออกมาในรูปแบบของสัญลักษณ์ภาพ ซึ่งภายในสัญลักษณ์ภาพจะมีข้อมูลของเมนูหน้าซูชิและราคาซูชิ ผู้ใช้งานสามารถสแกนสัญลักษณ์ภาพ เพื่อเช็คดูข้อมูลเหล่านี้เองได้โดยผ่าน Smartphone ก่อนชำระเงิน หลังจากนั้นผู้ใช้งานสามารถนำสัญลักษณ์ภาพไปชำระสินค้าด้วยวิธีการชำระแบบเงินสดโดยผ่านเครื่องจ่ายเงินทอนอัตโนมัติ บัตรเครดิตหรือโอนเงินแบบไร้การสัมผัสผ่านแอปพลิเคชันธนาคารต่าง ๆ (Mobile Banking) โดยในโครงการนี้ได้รับความร่วมมือกับร้านขายอาหารญี่ปุ่นประเภทเมนูซูชิของบริษัท รอยัล เอสเตท จำกัด ในการกำหนดปัญหาเรื่องความผิดพลาดที่เกิดจากการชำระค่าอาหารโดยพนักงาน

1.4 ขั้นตอนการศึกษา

1. ศึกษาทำความเข้าใจหลักการทำงานของโปรแกรม CiRA CORE
2. ศึกษาการเรียนรู้เชิงลึกของระบบคอมพิวเตอร์วิชั่นในการประมวลผลรูปภาพ
3. ศึกษาทำความเข้าใจการเชื่อมต่ออุปกรณ์กับระบบของข้อมูลคอมพิวเตอร์วิชั่น

1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1. ช่วยลดการคิดเงินผิดพลาดของพนักงานลงได้
2. ช่วยลดการสัมผัสสินค้ากับพนักงานขายอันเนื่องด้วยไวรัสโคโรนา 2019
3. ช่วยลดระยะเวลาในการต่อคิวบริการคิดเงิน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้ สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใด ๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 2

หลักการและทฤษฎี

2.1 ระบบคอมพิวเตอร์วิชั่น [1]

ระบบคอมพิวเตอร์วิชั่นเป็นส่วนหนึ่งของวิทยาการในทางด้านปัญญาประดิษฐ์หรือเอไอ โดยจะเป็นการนำข้อมูลมาป้อนให้คอมพิวเตอร์ให้ทำการเรียนรู้ฝึกฝนด้วยตัวเอง เพื่อที่จะทำให้ระบบมีการทำการตอบสนองด้วยข้อมูลรูปภาพได้อย่างแม่นยำชัดเจนและโดยอาศัยแบบจำลอง deep learning เข้ามาช่วยเพื่อให้ได้เกิดการเรียนรู้ในเชิงลึกของคอมพิวเตอร์และสามารถระบุหรือทราบถึงวัตถุต่าง ๆ ได้จากการตรวจจับได้และการประมวลผลออกมา

ช่วงทศวรรษที่ 1990 ได้มีการทำให้รูปภาพปริมาณมหาศาลถูกนำขึ้นยังระบบออนไลน์และสามารถถูกนำมาทำการวิเคราะห์ได้ ซึ่งเป็นการส่งผลให้มีการกระตุ้นสำหรับการเติบโตของโปรแกรมการจดจำใบหน้า ข้อมูลได้มีการแพร่หลายตลอดเวลา และช่วยให้อุปกรณ์ต่าง ๆ สามารถทำการระบุตัวตนและจดจำผู้คนต่าง ๆ ได้จากภาพถ่ายและวิดีโอโดย

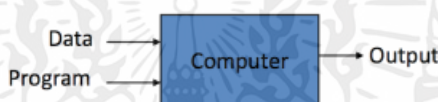
รูปแบบของเทคโนโลยีคอมพิวเตอร์วิชั่น และการใช้งานในสถานการณ์ มีดังนี้

1. Image segmentation เป็นการแยกรูปภาพออกเป็นส่วนย่อย ๆ หลายชิ้นส่วนเพื่อนำไปทำการวิเคราะห์ข้อมูลต่อไป
2. Object detection เป็นการตรวจหาวัตถุหลาย ๆ ชิ้นส่วนในภาพเดียวกัน โดยมีการทำงานที่มีประสิทธิภาพและจะมีการวิเคราะห์ตามพิกัด x และ y เพื่อทำการสร้างกล่องไว้ใช้ในการพิจารณาวิเคราะห์ข้อมูล
3. Facial recognition เป็นการวิเคราะห์รูปภาพโดยการจดจำใบหน้าและสามารถแยกแยะแต่ละบุคคลออกจากกัน
4. Edge detection เป็นการใช้เทคนิคหาขอบหรือมุมของรูปภาพวัตถุ เพื่อที่จะได้ทราบว่าในภาพนั้นมีส่วนประกอบใดบ้าง
5. Pattern detection เป็นการวิเคราะห์รูปภาพโดยการระบุหารูปทรงหรือสิ่งต่าง ๆ ที่อยู่ในภาพให้มีความคล้ายกันหรือรูปภาพที่มีส่วนเหมือนกัน
6. Image classification เป็นการจัดกลุ่มของรูปภาพให้ออกมาเป็นคลาสต่าง ๆ
7. Feature matching เป็นการตรวจหารูปภาพต้นแบบหรือ pattern detection ที่เป็นการระบุจุดเหมือนหรือคล้ายกันในภาพต่าง ๆ เพื่อจัดหมวดหมู่ให้แก่วัตถุและรูปภาพเหล่านั้น

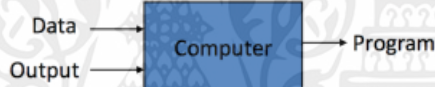
2.2 การเรียนรู้เชิงจักรกล [2],[3]

Machine Learning หรือ การเรียนรู้เชิงจักรกลซึ่งเป็นส่วนหนึ่งของเอไอ คือการเรียนรู้ของเครื่องจักรกลทางเทคโนโลยี โดยจะเป็นการนำข้อมูลเข้ามาป้อนให้กับคอมพิวเตอร์ทำให้คอมพิวเตอร์ได้เกิดการเรียนรู้ด้วยตนเอง อีกทั้งจะมีความแตกต่างจากการเขียนโปรแกรมเพราะการเขียนโปรแกรมจะเป็นการเขียนใส่ข้อมูลเข้าไปเพื่อให้คอมพิวเตอร์ประมวลผลและแสดงผลลัพธ์ออกมา แต่การเรียนรู้เชิงกลนั้นจะเป็นการใส่ข้อมูลหรือผลลัพธ์เข้าไปเพื่อให้คอมพิวเตอร์ได้ทำการเรียนรู้ผลลัพธ์หรือข้อมูลนั้นและทำการประมวลผลโดยจะนำไปใช้ในการคาดการณ์ในอนาคตว่าถ้าหากมีการป้อนข้อมูลเข้าไป ผลลัพธ์ที่แสดงออกมามะแสดงคำตอบว่าอย่างไรหรือเป็นแบบที่คาดการณ์ไว้หรือไม่

Traditional Programming



Machine Learning



<https://medium.com>, [online]

รูปที่ 2.1 ความแตกต่างระหว่างการเขียนโปรแกรมกับ Machine Learning

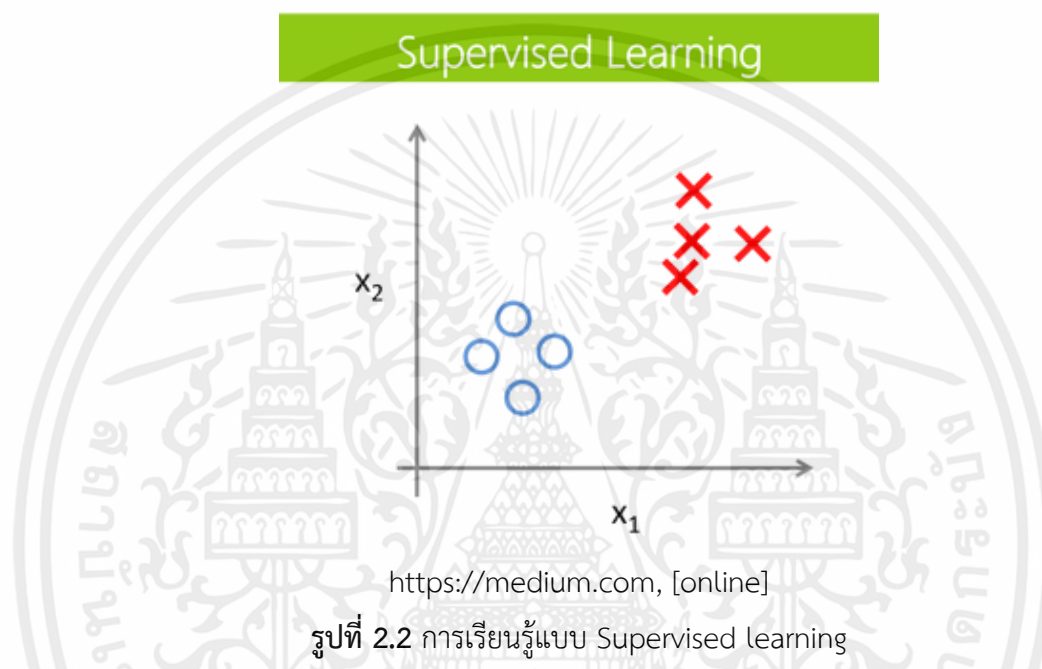
Machine Learning แบ่งได้ 3 แบบ ดังนี้

1. Supervised Learning คือ เรียนรู้โดยมี data มาสอน
2. Unsupervised Learning คือ เรียนรู้โดยไม่มี data สอน
3. Reinforcement Learning คือ เรียนรู้ตามสภาพแวดล้อม

สำหรับปริญญาโทฉบับนี้ใช้ Machine Learning แบบ Supervised Learning โดยเอาข้อมูลใส่เข้าไป หลังจากนั้นแปลงให้เป็นภาษาคอมพิวเตอร์หรือเป็นตัวเลขก่อนเรียกว่า features และให้คำตอบกับข้อมูลเรียกว่า labels เมื่อใส่ Input เสร็จก็จะ Train Model เพื่อให้คอมพิวเตอร์แยกแยะข้อมูลตาม features ดังนั้นเมื่อเอาการเรียนรู้ของเครื่องที่ได้ ไปใช้งานโดยการป้อนภาพที่ไม่ได้อยู่ใน Training Data เครื่องก็จะตอบคำถามได้

2.2.1 Supervised Learning

Supervised Learning เป็นกลุ่มของอัลกอริทึมที่จะเน้นในสอนคอมพิวเตอร์โดยป้อนข้อมูลเข้าไปหรือการศึกษาจากข้อมูลตัวอย่าง เพื่อให้คอมพิวเตอร์สามารถประมวลผลหาคำตอบของปัญหาหรือทำให้คอมพิวเตอร์มีการแก้ปัญหาได้ด้วยตัวเอง หลังจากเรียนรู้จากชุดข้อมูลตัวอย่างที่ได้ป้อนให้ไปแล้วระยะหนึ่ง โดยหลักการ Supervised Learning จะมีการแก้ปัญหามาออกเป็น 2 รูปแบบ ได้แก่



2.2.1.1 Regression [21]

จะเป็นการป้อนข้อมูลเข้าไปและจะมีผลลัพธ์เป็นตัวเลยโดยเป็นการพยายามที่จะทำนายค่าตอบที่เป็น continuous output หรือค่าตอบที่ continuous output หรือค่าตอบที่ต่อเนื่องกัน ซึ่งจะเป็นการทำนายชุดข้อมูลอย่างต่อเนื่องจากการสังเกตนั่นคือตัวการที่แปรมีการตอบสนองเป็นจำนวนจริง โดยจะขั้นตอนในการเรียนรู้แบบมีผู้สอนได้แก่

- 1) Prepare Data จัดเตรียมชุดข้อมูล
- 2) Choose an Algorithm เลือกขั้นตอนการเรียนรู้
- 3) Fit a Model เลือกแบบจำลองที่เหมาะสม
- 4) Choose a Validation Method เลือกวิธีการตรวจสอบความถูกต้อง
- 5) Examine Fit and Update Until Satisfied ตรวจสอบและปรับปรุงจนกว่าจะได้ค่าที่เหมาะสม

6) Use Fitted Model for Predictions ใช้แบบจำลองที่เหมาะสมสำหรับการ
คาดการณ์

2.2.1.2 Classification [21]

เป็นการเทรนโมเดลเพื่อจัดประเภทข้อมูลของ Machine Learning โดยจะใช้ตัว
แยกประเภทต่าง ๆ เลือกคุณสมบัติ ระบุแผนการเทรนโมเดลฝึกอบรมและประเมินผลลัพธ์ เพื่อค้นหา
ประเภทโมเดลการจำแนกที่ดี โดยจะมีการจัดหาชุดข้อมูลอินพุตที่รู้จักจากการสังเกตหรือตัวอย่าง และ
การตอบสนองที่ทราบสำหรับข้อมูล เช่นป้ายกำกับหรือคลาส ที่ใช้ข้อมูลเพื่อฝึกโมเดลที่สร้างการ
คาดการณ์สำหรับการตอบสนองต่อข้อมูลใหม่

วิธีการจำแนกประเภทข้อมูล ทำจากการเทรนข้อมูลแล้วนำไปตรวจสอบและ
ปรับแต่งโมเดลเพื่อแยกประเภทข้อมูลระหว่างอัลกอริทึมต่าง ๆ หลังจากนั้นนำมาเปรียบเทียบกับ
ข้อผิดพลาดในการตรวจสอบ และทำการเลือกโมเดลที่ดีที่สุด เพื่อนำไปใช้วิเคราะห์ในขั้นตอนต่อไป โดยจะ
ใช้วิธีเหล่านี้ในการเทรนโมเดลจำแนกประเภท ได้แก่ decision trees (แผนผังการตัดสินใจแบบรูปร่างต้นไม้),
discriminant analysis (การวิเคราะห์แบบแยกแยะ), support vector machines (ขั้นตอนแบบ
Supervised Learning) และ logistic regression (การวิเคราะห์การถดถอยแบบตรรกะ) โดยในการเทรน
โมเดลใน Classification ประกอบด้วยสองส่วน

1. Validated Model การเทรนโมเดลด้วยรูปแบบการตรวจสอบความถูกต้อง
2. Full Model การเทรนโมเดลโดยใช้ข้อมูลเต็มโดยไม่ต้องตรวจสอบความถูกต้อง

ผังงานนี้แสดงขั้นตอนการทำงานทั่วไปสำหรับแบบจำลองการจัดหมวดหมู่การเทรนโมเดลหรือตัวจำแนก
ประเภท



<https://www.mathworks.com>, [online]

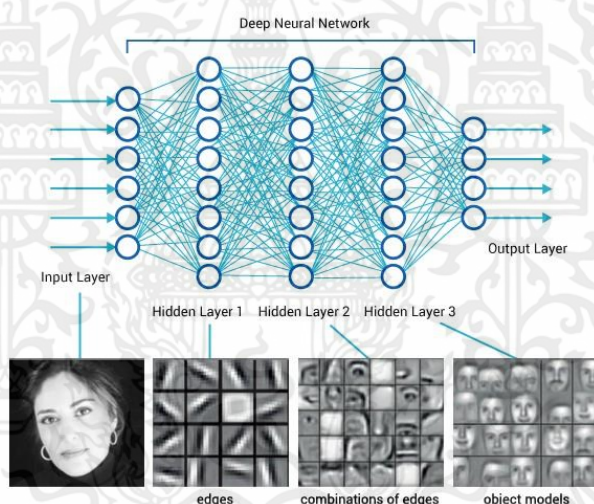
รูปที่ 2.3 การแบบจำลองการจัดหมวดหมู่การเทรนโมเดลของ Classification

2.3 เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก [4],[5]

เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึกหรือ Deep Learning คือ โครงข่ายประสาทของข้อมูลที่มีหลายชั้น เพื่อ
ความสามารถในการคิดประมวลผลของข้อมูลที่มากกว่าปกติเปรียบได้เหมือนสมองของมนุษย์ โดยเป็น
ศาสตร์แขนงหนึ่งของ Machine Learning ที่เลียนแบบระบบเซลล์ประสาทในสมองของมนุษย์ (Neural

Network) ดังนั้นความสามารถของมันในอนาคตอาจจะเหนือมนุษย์ เนื่องจากสามารถในการประมวลผลได้ไม่จำกัดซึ่งโครงข่ายเหล่านี้มีเซลล์ประสาทที่เชื่อมต่อกันเป็น ระบบประสาทและสื่อสารกัน โดยใช้วิธีประมวลผลแบบขนาน (parallel processing) เพื่อที่จะทำให้มันสามารถเข้าใจและเรียนรู้จากข้อมูลจำนวนมากที่ได้รับอย่างต่อเนื่อง

โดยสมองคนเรามักจะพยายามถอดรหัสข้อมูลที่ได้รับ อีกทั้งมักจะมีการตีความและการกำหนดสิ่งต่าง ๆ จะทำการแบ่งแยกเป็นหมวดหมู่ และเมื่อใดก็ตามที่สมองของคนได้รับข้อมูลใหม่สมองของคนจะพยายามเปรียบเทียบกับสิ่งที่ได้รู้ก่อนหน้าก่อนที่จะทำความเข้าใจกับมัน ซึ่งจะเช่นเดียวกัน Deep Learning ก็สามารถถูกสอนให้ทำงานในลักษณะเดียวกันให้สำเร็จได้โดย Deep Learning จะมีหลาย Hidden Layer ทำให้มันสามารถคำนวณอะไรที่ซับซ้อนได้เยอะมาก และสามารถใช้เทคนิคต่าง ๆ ได้มากขึ้น ที่สำคัญคือ Deep Learning คิดอย่างเป็นขั้นเป็นตอนและทำการทำนายผลออกมาเป็นผลลัพธ์ให้แม่นยำที่สุด



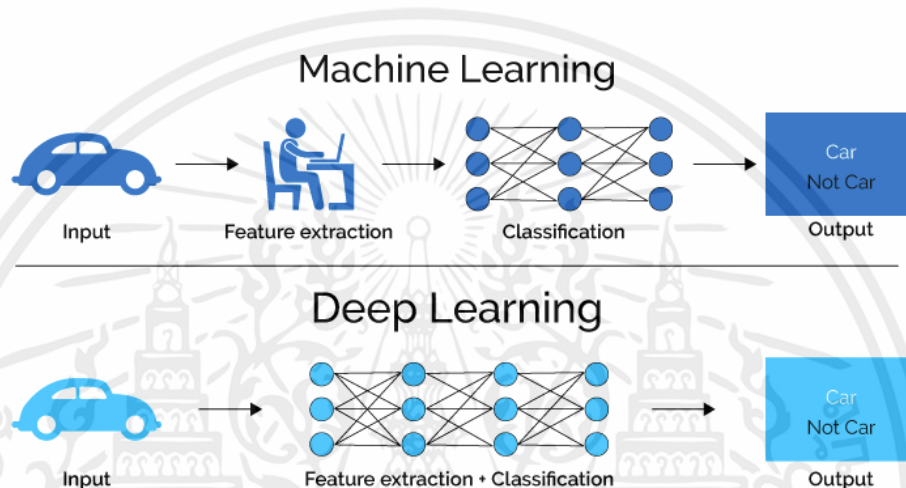
<https://medium.com>, [online]

รูปที่ 2.4 ตัวอย่างการแยกลักษณะของ Deep Learning

Deep Learning สร้างโครงข่ายประสาทแบบลึก (deep neural network) ขึ้นมาเป็นรูปแบบชั้น (layers) ที่แตกต่างกันเพื่อเรียนรู้ข้อมูล ความลึกล้ำของโมเดล (model) แสดงออกมาตามจำนวน layer ที่มากขึ้นใน model ตามมา Deep Learning เป็นรูปแบบใหม่ของศิลปะในรูปแบบของ AI ใน Deep Learning ช่วงการเรียนรู้จะผ่านโครงข่ายประสาท (neural network) โดย neural network เป็นสถาปัตยกรรมชนิดหนึ่งที่มี layer เรียงซ้อน ๆ กันอยู่ข้างบน

2.3.1 ข้อดีของ Deep Learning [6]

Deep Learning จะมีคุณสมบัติที่จะใช้ในการแบ่งแยกหมวดหมู่ให้โดยอัตโนมัติ โดยจะชัดเจนมากในรูปแบบข้อมูลที่มีจำนวนเยอะมาก ๆ เพราะเครือข่ายสมองกลเหล่านี้ มักจะประเมินว่าจะเลือกใช้ข้อมูลตัวไหนในการนำมาประมวลผลและอีกทั้งยังต้องการชุดข้อมูลจำนวนมาก เพื่อการทำนายผลที่แม่นยำมากขึ้นโดยจะเปรียบเสมือนกับ black box ที่ทำให้เรารู้ผลลัพธ์ทันที แต่ไม่สามารถทำให้เราได้ว่ารู้ว่าอะไรคือเหตุของผลลัพธ์นั้น



<https://medium.com>, [online]

รูปที่ 2.5 ความแตกต่างระหว่าง Machine Learning กับ Deep Learning

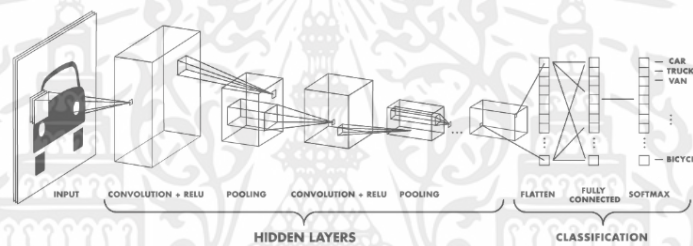
2.4 โครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน [7],[8]

Convolutional Neural Network (CNN) หรือ โครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน เป็นโครงข่ายประสาทเทียมหนึ่งในกลุ่มของ bio-inspired ซึ่งเป็นวิทยาการทางชีวภาพโดยมีการนำโครงข่ายประสาทเทียมมาเปรียบเทียบกับทางชีวภาพจะเป็นการพัฒนาเทคโนโลยีให้มีความสอดคล้องเข้ากับหลักการทางชีวภาพเพื่อให้การมองเห็นหรือการเปรียบเทียบภาพรวมให้มีความเข้าใจที่ง่ายขึ้นต่อการศึกษา โดยที่โครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันจะทำการจำลองการมองเห็นของมนุษย์โดยการจะมองเป็นพื้นที่ที่รูปใหญ่และแบ่งเป็นพื้นที่ย่อย ๆ ออกเป็นที่ละส่วนหลังจากนั้นทำการนำกลุ่มของพื้นที่ย่อย ๆ แต่ละส่วนย่อยมาผสมผสานรวมกัน เพื่อทำการดูว่าสิ่งที่เห็นอยู่เป็นอะไรกันแน่จากการตรวจจับสิ่งนั้น

Neural Network หรือการเชื่อมโยงระบบประสาท เป็นหนึ่งในการเรียนรู้เชิงลึกรูปแบบหนึ่งที่มักจะถูกนำมาใช้ในงานใน Computer Vision หรือ วิเคราะห์รูปภาพ ซึ่งเป็นการรับข้อมูลรูปภาพมาและทำการประมวลผลในการหาว่าสิ่งนั้นคืออะไรในการตรวจจับรูปภาพ เช่น Image Classification จำแนก

รูปภาพ, Object Detection ตรวจจับวัตถุ, Face Recognition เรียนรู้จดจำใบหน้า โดยการตรวจจับรูปภาพจะเป็นวิธีหนึ่งของโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้หลักการเรียนรู้ของ Deep Learning จะเป็นการใช้กับงานประเภทภาพเป็นหลัก ซึ่งจะมีอัลกอริทึมที่ไว้สำหรับรับ Input ที่เป็นรูปภาพแล้วเรียนรู้ Feature ต่าง ๆ ของรูปภาพเหล่านั้นในแต่ละชั้นของโครงข่ายประสาทจะมีการต่อยอดขั้นขึ้นไปเรื่อย ๆ ตั้งแต่การเป็น จุด, เส้นแนวตั้ง, เส้นแนวนอน, เส้นแนวทแยง, เส้นโค้ง, วงกลม, พื้นผิว, ลวดลาย, ดวงตา, ใบหน้าไปจนถึงวัตถุที่เรากำหนดเป็นต้นโดยชั้นของโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน มีอยู่ 3 ชั้นได้แก่

1. ชั้นคอนโวลูชัน (Convolution Layer)
2. ชั้นพูลลิ่ง (Pooling Layer)
3. ชั้นเชื่อมโยงแบบสมบูรณ์ (Fully Connected Layer)

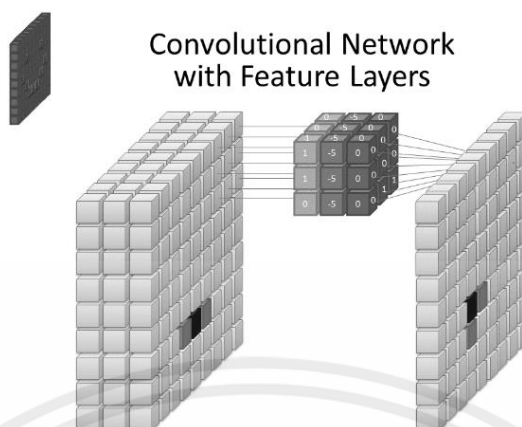


<https://witscode.org/2020/01/26/>, [online]

รูปที่ 2.6 Convolutional Neural Network Architecture

2.4.1 ชั้นคอนโวลูชัน (Convolution Layer)

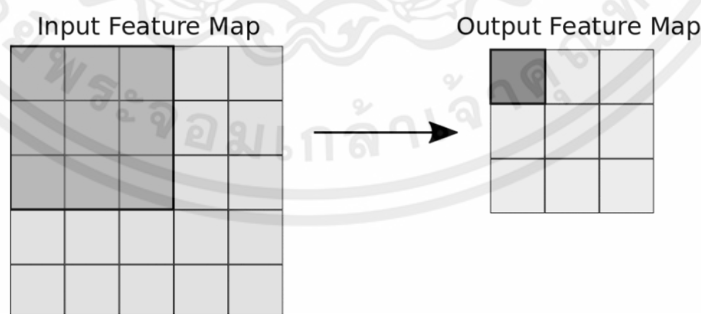
ชั้นคอนโวลูชันหรือ Convolution Layer คือ จำนวนชั้นของโครงข่ายประสาทเทียม ที่อยู่ชั้นแรก ๆ หรือต้น ๆ ของโมเดลโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน โดยในตัวของ Convolution Layer นั้นจะทำหน้าที่สกัดเอา Feature ที่มีความสำคัญมาจากรูปภาพ ซึ่งในตัวของชั้นคอนโวลูชันจะมีความพิเศษตรงที่มีการคงความสัมพันธ์ของในส่วนของ Pixel ที่อยู่บริเวณพื้นที่ใกล้เคียงกันเอาไว้ด้วยกัน



<https://www.bualabs.com>, [online]

รูปที่ 2.7 ตัวกรอง (เคอร์เนล, เซลล์ประสาท) ในโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Convolutional อินพุตไปยังตัวกรองมีคุณสมบัติหนาสามประการ คุณสมบัติทั้งสามนี้มาจากตัวกรองที่แยกจากกันสามตัว ในชั้นก่อนหน้าของโครงข่ายประสาทส่วนลึก

โดยในการทำงานของ Neural Network ในรูปแบบปกติจะมีการที่เชื่อมถึงกันทุก ๆ ระบบประสาทเทียมของชั้นคอนโวลูชันก่อนหน้าเข้าด้วยกันแต่ในชั้นคอนโวลูชันจะทำการเลือกที่จะเชื่อมตรงบริเวณที่ต้องการเท่านั้นโดยเราจะเรียกว่า Receptive Field ซึ่งจะเป็นการทำ Convolution ในรูปแบบของ Filter ที่มีความแตกต่างกัน อีกทั้งยังจะได้ความหมายที่แตกต่างกันอีกไปด้วยเช่นกัน เช่น หาขอบรูป, หาความเบลอ, หาความคม จะเป็นการเริ่มต้นที่ Layer แรกของเส้นตรง เส้นโค้งรวมไปถึง Layer ในหลัง ๆ จะมีนามธรรม (Abstract) เกิดขึ้นมาเรื่อย ๆ



<https://towardsdatascience.com>, [online]

รูปที่ 2.8 การแปลงเอาต์พุต 3×3 ความลึก 1 ชั้น
ดำเนินการบนแผนที่คุณสมบัติอินพุต 5×5 ความลึก 1 ชั้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้ สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใด ๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ในชั้นคอนโวลูชันจะมีองค์ประกอบที่เรียกว่า Filter โดย Filter จะมีขนาดเท่าไร (Kernel Size) ริงทีละกี่ช่อง (Stride) นั้นจะเป็นการอยู่ในรูปแบบของ Hyperparameter เป็นสิ่งที่เราต้องทำ กำหนดในแต่ละชั้นคอนโวลูชันและ และเป็น Parameter โดยมีโมเดลที่จะต้องทำการเรียนรู้ฝึกฝน โดย ในทางด้านส่วน Output ของการ Convolution นั้นเราจะเรียกว่า Activation Map หรือ Feature Map

2.4.1.1 ลักษณะของตัวกรอง

สำหรับ Filter ของภาพดิจิทัลหรือรูปภาพนั้น โดยปกติแล้วจะเป็นตารางสองมิติที่มีขนาดตามพื้นที่ย่อย ๆ ที่ทำการพิจารณาสมมุติว่าถ้าเราต้องการหาเส้นตรงทแยงสีขาว ตัวกรองของเรา อาจจะมีอยู่ในดังรูป

1	-1	-1
-1	1	-1
-1	-1	1

<https://medium.com>, [online]

รูปที่ 2.9 ตัวกรอง 3x3 สำหรับหาเส้นตรงทแยงสีขาว

โดยในตำแหน่งตรงกลางที่มีกรอบตรงกลางคือ Anchor ที่เอาไว้หาบนพิกเซลของภาพข้อมูลเข้า ตัวกรองจะถูกทาบบนในพิกเซลแรกๆของภาพข้อมูลเข้า จากนั้นจะถูกเลื่อนไปทาบบนพิกเซลอื่นในภาพทีละพิกเซลจนครบทุกพิกเซลในภาพ อาจจะไม่ได้ทาบบนพิกเซลที่อยู่ใกล้กรอบภาพ เพราะตัวกรองจะล้นออกไปนอกภาพ เมื่อเลื่อนตัวกรองไปเรื่อย ๆ จนครบทุกพิกเซลที่สามารถเลื่อนได้ในภาพ สิ่งที่ได้จะเป็นสิ่งที่เรียกว่า ฝัคุณลักษณะ (feature map)

2.4.1.2 Stride และ Padding

- 1) Stride เป็นตัวกำหนดว่าจะเลื่อนตัวกรอง (filter) ไปด้วย Step เท่าไร สามารถกำหนดค่าของ Stride ให้มากขึ้นได้ ถ้าต้องการให้การคำนวณหาคุณลักษณะมีพื้นที่ทับซ้อนกันน้อยขึ้น แต่การกำหนดค่าของ Stride ที่มากขึ้นจะทำให้ได้ฝัคุณลักษณะ (feature map) ที่มีขนาดเล็กลง
- 2) Padding เป็นส่วนของพื้นที่สี่เหลี่ยมรอบ ๆ Input โดยพื้นที่เหล่านี้เป็นพื้นที่ที่มักเติมเข้าไป โดย อาจจะเป็นเติม 0 หรือค่าต่าง ๆ เข้าไป เพื่อให้เวลาในการทำ CNN นั้น Feature Map ที่

ได้ยังคงมีขนาดเท่ากับ Input ในบางปัญหา Input ที่อยู่ตามขอบภาพอาจมีความสำคัญที่ส่งผลต่อการตัดสินใจบางอย่าง จึงจำเป็นต้องเก็บคุณลักษณะตามขอบของรูปภาพไว้ด้วย

2.4.1.3 คุณสมบัติการสกัด

แนวคิดของ CNN นั้นค่อนข้างเป็นแนวคิดที่ดีมาก แต่สิ่งที่ซับซ้อนของมันคือระบบการคำนวณที่สอดคล้องกับ Concept ของมันเองและต้องมีคณิตศาสตร์มารองรับ โดยการคำนวณตามแนวคิดนี้ใช้หลักการเดียวกันกับ คอนโวลูชันเชิงพื้นที่ (Spatial Convolution) ในการทำงานด้าน Image Processing การคำนวณนี้จะเริ่มจากการกำหนดค่าใน ตัวกรอง (filter) หรือ เคอร์เนล (kernel) ที่ช่วยดึงคุณลักษณะที่ใช้ในการรู้จำวัตถุออก โดยปกติตัวกรองเคอร์เนลอันหนึ่งจะดึงคุณลักษณะที่สนใจออกมาได้หนึ่งอย่าง เราจึงจำเป็นต้องตัวกรองหลายตัวกรองด้วยเพื่อหาคุณลักษณะทางพื้นที่หลายอย่างประกอบกัน

2.4.2 ชั้นพูลลิง (Pooling Layer)

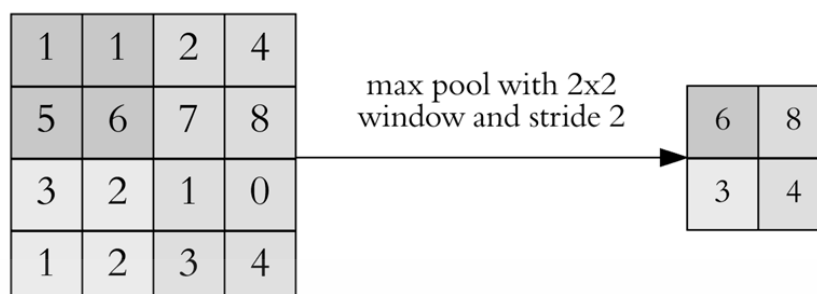
ชั้นพูลลิงจะเป็นการลดขนาด (Down sampling) ของ Feature Map ให้มีขนาดเล็กลงเพื่อให้ทำให้ฟังก์ชันค่าเฉลี่ยของฟังก์ชันมีค่าต่ำสุดและจะเป็นฟังก์ชันที่มีค่าสูงสุดโดยในการคำนวณของฟังก์ชันค่าสูงสุดในการคำนวณเราจะเรียกว่า Max Pooling ซึ่งขนาดตัวกรองของการทำ Max Pooling จะเรานิยมค่าที่เรียกว่า Max Size

2.4.2.1 Pooling

Pooling คือ ความสามารถในการย่อรูปอีกแบบอย่างหนึ่ง ซึ่งจะมีสองประเภทหลักที่มีนิยมใช้กันคือ max pooling และ mean pooling

2.4.2.2 Max Pooling

Max Pooling เป็นตัวกรองรูปแบบหนึ่งที่ใช้ในการหาค่าสูงสุดในบริเวณที่ตัวกรองทาบอยู่มาเป็นผลลัพธ์ โดยจะเตรียมตัวกรองในลักษณะเดียวกับการทำ Feature Extraction ของ CNN มาทาบบนข้อมูลแล้วเลือกค่าที่สูงที่สุดบนตัวกรองนั้นมาเป็นผลลัพธ์ใหม่ และจะเลื่อนตัวกรองไปตาม Stride ที่กำหนดไว้ โดยขนาดตัวกรองของการทำ max pooling จะนิยมเรียกกันว่า pool size

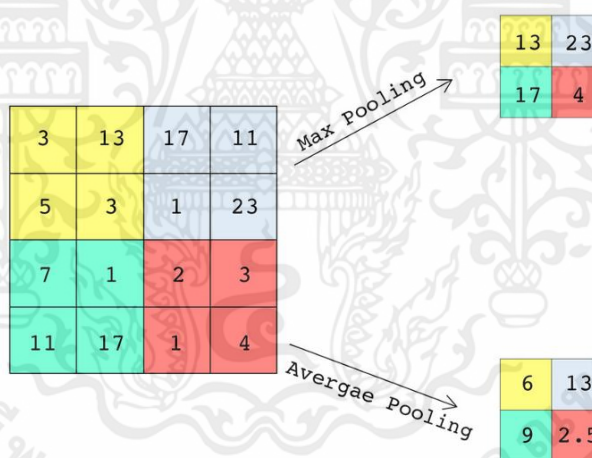


<https://towardsdatascience.com>, [online]

รูปที่ 2.10 ความสามารถในการแยกรูปแบบ Max Pooling

2.4.2.3 Mean Pooling

Mean Pooling เป็นตัวกรองรูปแบบหนึ่งที่มีการหาค่าเฉลี่ยในบริเวณที่ตัวกรองที่ทาบบอยู่แล้วนำมาคำนวณหาเป็นผลลัพธ์โดยจากตัวอย่าง จะใช้ตัวเลข 3,13,5,3 ค่าเฉลี่ยจะเป็น 13 จากรูปข้างล่าง



<https://towardsdatascience.com>, [online]

รูปที่ 2.11 ความสามารถในการแยกรูปแบบ Max Pooling และ Mean Pooling

การดำเนินการ Convolution ระหว่างภาพ (x_i^{l-1}) และ เวกเตอร์ตัวกรอง สามารถอธิบายทางคณิตศาสตร์ได้ว่า

$$z_j^l = \varphi(x_i^{l-1} * w_{ij}^{(1)l} + b_j^{(1)l}) \quad (1.1)$$

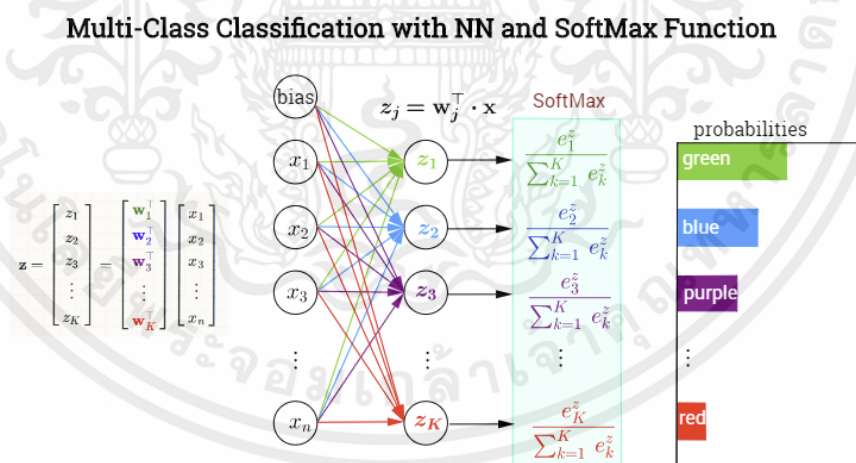
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้ สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใด ๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

φ	คือ ฟังก์ชันการใช้งาน
$b_j^{(1)l}$	คือ ค่าไบอัสที่เลเยอร์ชั้นที่ 1
$w_{ij}^{(1)l}$	คือ ค่าน้ำหนักของอินพุตของ i และ j ที่เลเยอร์ในชั้นที่ 1

2.4.3 ชั้นเชื่อมโยงแบบสมบูรณ์ (Fully-Connected Layer)

เป็นชั้นของ Output รูปแบบสมบูรณ์ในชั้นสุดท้ายของ Feature Map ที่จะถูกนำไปเปลี่ยนรูปแบบใหม่หรือเรียกว่า Flatten เพื่อส่งไปคำนวณต่อในชั้นถัดไปโดยในรูปแบบของ nonlinear เป็นส่วนที่ต้องระบุ อัลกอริทึมที่จะใช้ในการจำแนกคุณลักษณะของข้อมูลและสำหรับงานทางด้าน Multi-Class Classification โครงข่าย Neural Network จะเป็นการใช้หลักการของ SoftMax Function เพื่อในการคำนวณหาคำตอบโดยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Simple Convolution มีส่วนประกอบด้วย 3 องค์ประกอบหลักได้แก่

- 1) ส่งต่อข้อมูล
- 2) การคำนวณข้อมูลชั้นสุดท้าย
- 3) ย้อนกลับ



<https://rstudio-pubs-static.s3.amazonaws.com>, [online]

รูปที่ 2.12 เป็นอธิบายการเชื่อมโยงในเชิงสมการ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้ สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใด ๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.4.3.1 Loss Function

ในสำหรับงาน Classification เรียกว่า Cross Entropy Loss หรือเรียกว่า Logistic Regression เป็นค่าตัวชี้วัดที่เป็นตัวเลขค่าเดียวซึ่งจะเป็นการบอกว่าโมเดลของเราทำงานได้ดีแค่ไหน โดยจะมีการเปรียบเทียบกับ Output ของโมเดลที่ต้องเปรียบเทียบกับหลักการ SoftMax Function โดยฟังก์ชันเหล่านี้จะทำการจัดการหา Probability หรือ หาค่าความมั่นใจของโมเดลว่า

- 1) ทายถูก แบบมั่นใจ เรียกว่าดี ค่า Loss น้อย
- 2) ทายถูก แบบไม่มั่นใจ เรียกว่าไม่ดี ค่า Loss มาก
- 3) ทายผิด แบบมั่นใจมาก เรียกว่าไม่ดี ค่า Loss มาก

2.4.3.2 SoftMax Function [9],[10]

SoftMax Function คือ ฟังก์ชันของเวกเตอร์ที่ค่า K เป็นจำนวนจริงโดยเวกเตอร์ของค่า K นั้นจะมีผลรวมเท่ากับ 1 โดยอินพุตสามารถเป็นบวก ลบ ศูนย์หรือมีค่ามากกว่า 1 แต่ค่า SoftMax จะอยู่ในช่วงระหว่าง 0 ถึง 1 ทำให้สามารถตีความว่าเป็นค่าความน่าจะเป็นได้ ถ้าหนึ่งในอินพุตมีค่าเล็กหรือติดลบ จะทำให้ค่า SoftMax มีค่าความน่าจะเป็นที่น้อยตาม และถ้าอินพุตมีค่ามาก จะทำให้ค่า SoftMax มีค่าความน่าจะเป็นที่มากตามไปด้วย แต่มันจะคงอยู่ในช่วงระหว่าง 0 ถึง 1 เสมอ

SoftMax Function มีอีกชื่อหนึ่งว่า the soft argmax function หรือ multi-class logistic regression นี่เป็นสาเหตุที่ SoftMax เป็นลักษณะทั่วไปของการถดถอยของ โลจิสติก ที่สามารถใช้ multi-class classification และเป็นรูปแบบที่เหมือนกับ the sigmoid function ในขณะที่ใช้เป็นรูปแบบการถดถอยของโลจิสติกโดย SoftMax สามารถอยู่ใน classifier ได้ เมื่อมีหลายๆคลาสมีความเป็นพิษซึ่งกันและกันมากโดยหลายๆ multi-layer neural networks จะจบในขั้นสุดท้าย ขณะที่เอาต์พุตเป็นค่าจริง สูตร SoftMax function มีดังนี้

$$\Sigma(z)_i = \frac{e^{z_i}}{\sum_{j=1}^K e^{z_j}} \quad (1.2)$$

$$z = (z_1, \dots, z_K) \in \mathbb{R}^K \quad (1.3)$$

ขณะที่ค่า z_i ทั้งหมดเป็นส่วนประกอบของเวกเตอร์อินพุตและสามารถทำเป็นค่าจริงได้ โดยที่พจน์ของด้านล่างเป็นรูปแบบของพจน์ปกติ ขณะที่ทำให้มั่นใจว่าค่าเอาต์พุตทั้งหมดของฟังก์ชันจะมีค่าเท่ากับ 1 ดังนั้นจะเป็นการแจกแจงค่าที่ถูกต้อง

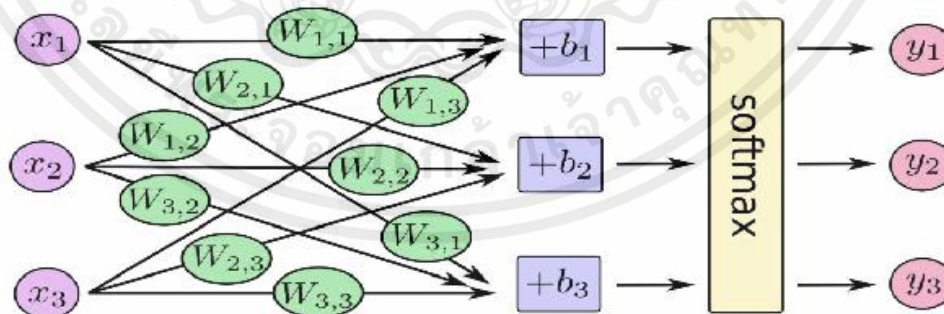
z_i	คือ	ค่าทั้งหมดเป็นองค์ประกอบของเวกเตอร์อินพุตของฟังก์ชัน SoftMax และสามารถใช้ค่าจริงบวกศูนย์หรือลบก็ได้
e^{z_i}	คือ	ฟังก์ชันเลขชี้กำลังมาตรฐานถูกนำไปใช้กับแต่ละองค์ประกอบของเวกเตอร์อินพุต คำนี้อาจให้ค่าบวกมากกว่า 0 ซึ่งจะน้อยมากหากอินพุตเป็นลบและมีขนาดใหญ่มากหากอินพุตมีขนาดใหญ่
$\sum_{j=1}^K e^{z_j}$	คือ	ฟังก์ชันจะรวมเป็น 1 และแต่ละค่าอยู่ในช่วง (0, 1) จึงถือเป็นการแจกแจงความน่าจะเป็นที่ถูกต้อง
K	คือ	จำนวนของ Class
i	คือ	เป็นจำนวนใด ๆ ตั้งแต่ 1,2,3,...,K

- ประโยชน์

SoftMax Function มักจะถูกนำไปไว้ตรงเลเยอร์สุดท้ายของ Neural Network เพื่อให้ Output ที่ได้ออกมาเป็นค่า Probability แล้วนำไปคำนวณ Negative Log Likelihood ให้ได้เป็นค่าของ Cross Entropy Loss เช่น ในงาน Single Class Classification

- ข้อเสีย

โดยจะเหมาะกับการใช้งานที่คาดหวังให้ Output ถูกต้องได้ค่าอันเดียวเท่านั้น หรือใกล้เคียง Max Function เนื่องจากค่าของตัวหารต้องมีการรวมกันทั้งหมดทุกค่าในทุกครั้ง จึงทำให้มีปัญหาในเรื่อง Performance ถ้ามีจำนวนค่ามาก ๆ



<https://www.analyticsvidhya.com>, [online]

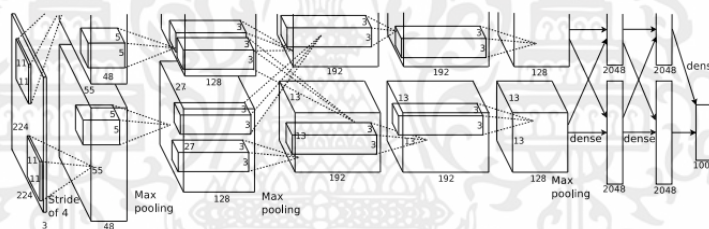
รูปที่ 2.13 แสดงการใช้งาน SoftMax Function ในเลเยอร์สุดท้ายในโมเดล CNN

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้ สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใด ๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.4.4 โมเดลของ Convolutional Neural Network (CNN)

2.4.4.1 AlexNet Model [11],[12]

เป็นชุดข้อมูลของภาพความละเอียดสูงที่มีป้ายกำกับมากกว่า 15 ล้านภาพซึ่งอยู่ในหมวดหมู่ประมาณ 22,000 หมวดหมู่ ใน Image Net Large-Scale Visual Recognition Challenge (ILSVRC) ซึ่ง Alex Net เข้าร่วมจะใช้ชุดย่อยของ Image Net ซึ่งประกอบด้วยรูปภาพประมาณ 1,000 ภาพในแต่ละหมวดหมู่ 1,000 รายการ มีภาพการฝึกอบรมประมาณ 1.2 ล้านภาพภาพตรวจสอบความถูกต้อง 50,000 ภาพและภาพทดสอบ 150,000 ภาพ ในการประมวลผลล่วงหน้าของข้อมูลชุดข้อมูลของ Image Net มีความละเอียดที่หลากหลายในขณะที่ AlexNet ต้องการมิติข้อมูลขาเข้าคงที่ ดังนั้นรูปภาพจึงมีขนาดเล็กลงเป็นความละเอียดคงที่ 256×256 นอกจากนี้นักวิจัยของ AlexNet ได้ลบกิจกรรมเฉลี่ยออกจากภาพการฝึกอบรมที่กำหนดจากแต่ละพิกเซล นี่คือการทำให้พิกเซลเป็นปกติเพื่อให้พิกเซลเหล่านั้นอยู่ในช่วงเดียวกัน



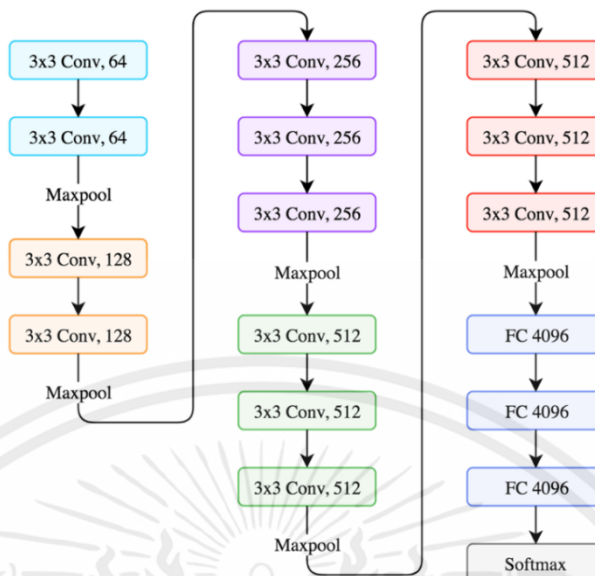
https://ichi.pro/assets/images/max/724/1*wzflNwJw9QkjWWvTosXhNw.png, [online]

รูปที่ 2.14 สถาปัตยกรรมของโครงสร้าง AlexNet

2.4.4.2 VGGNet Model [13]

- 1) เป็นโครงข่ายประสาทแบบชั้น 16 โดยไม่นับเลเยอร์ของ Maxpool และ SoftMax
- 2) ใช้ Kernel 3×3 ทั้งทั้งเครือข่ายเท่านั้น
- 3) ใช้เวลาในการประมวลผลนานที่สุด

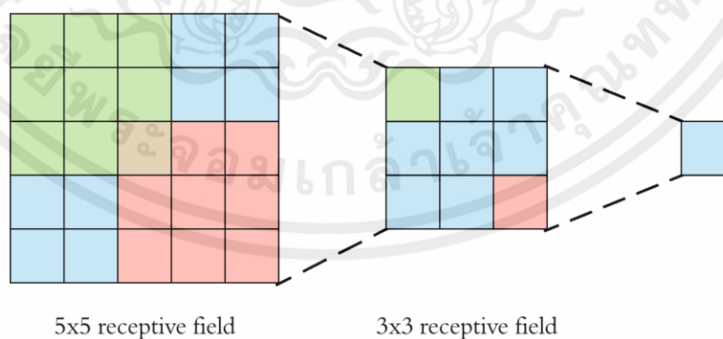
VGGNet เป็นเครือข่ายประสาทเทียมมาจากนักวิจัยที่กลุ่ม Visual Geometry ของ อ็อกซ์ฟอร์ดตั้งนั้นชื่อ VGGNet มันเป็นความท้าทายอันดับต้น ๆ ของ ImageNet ที่มีอัตราความผิดพลาด 7.3% ImageNet เป็นชุดข้อมูลภาพที่มีคำอธิบายประกอบด้วยมือที่ครอบคลุมที่สุด ในบรรดารุ่น CNN ที่มีประสิทธิภาพที่ดีที่สุด VGG มีความโดดเด่นในเรื่องความเรียบง่าย



<https://towardsdatascience.com>, [online]

รูปที่ 2.15 การเชื่อมโยงของ VGGNet

VGGNet เป็นโครงข่ายใยประสาทแบบชั้น 16 โดยไม่นับ Layer ของ Maxpool และ SoftMax ในชั้นตอนสุดท้าย เรียกว่า VGG16 สถาปัตยกรรมทำงานด้วยด้านบน สแต็คแบบซ้อนซ้อน + รวมชั้นตามด้วย ANN ที่เชื่อมต่ออย่างสมบูรณ์ ข้อสังเกตบางประการเกี่ยวกับสถาปัตยกรรม โดยจะใช้การสนทนา 3x3 ทั่วทั้งเครือข่ายเท่านั้น ทราบว่าการสนทนา 3x3 สองรายการกลับไปด้านหลังมีฟิลด์การตอบรับที่มีประสิทธิภาพของการแปลง 5x5 เดียว และ Convolutions 3x3 แบบซ้อนสามอันมีสนามแบบเปิดกว้างของ 7x7 อันเดียว นี่คือการมองเห็นภาพของความเชื่อมั่นแบบซ้อนกัน 3x3 สองผลลัพธ์ใน 5x5



5x5 receptive field

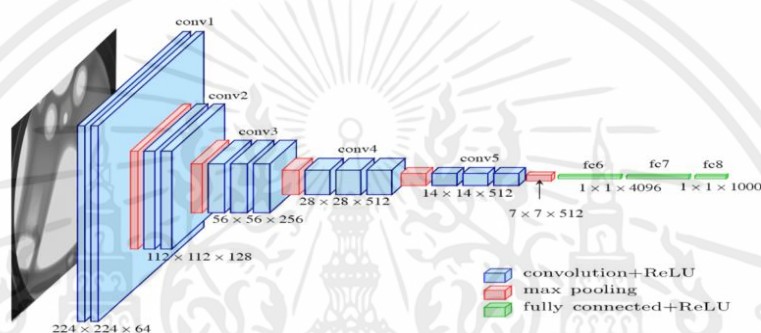
3x3 receptive field

<https://towardsdatascience.com>, [online]

รูปที่ 2.16 การตรวจจับแบบ VGGNet

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้ สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใด ๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ข้อดีของการซ้อนกันของ convolutions จะเป็นการแทนที่หนึ่ง คือการใช้ทั้งสองฝั่งของการดำเนินงานรูปแบบ ReLU และความไม่เป็นเชิงเส้นมากขึ้นทำให้ได้พลังงานกับรูปแบบมากขึ้น โดยจำนวนตัวกรองจะมีค่าเพิ่มขึ้นเมื่อเข้าไปในเครือข่ายที่ลึกขึ้นในขนาดเชิงพื้นที่ของคุณสมบัติแผนที่ลดลง แต่ความลึกของปริมาณเพิ่มขึ้นเมื่อใช้ตัวกรองมากขึ้นโดย VGG เป็นโมเดลของ CNN ที่มีความพื้นฐานมากโดยเป็นรุ่นแรกที่ใช้แบบจำลองนอกชั้นวางในส่วนของการเฉพาะและมีรูปแบบที่มีความซับซ้อนมากขึ้นซึ่งจะทำงานได้ดีกว่า ตัวอย่างเช่นรุ่น ResNet ของ Microsoft เป็นผู้ชนะในปี 2015 ความท้าทาย ImageNet ด้วยอัตราข้อผิดพลาด 3.6%



<https://www.researchgate.net>, [online]

รูปที่ 2.17 การแบ่งชิ้นการทำงานแบบ VGGNet

2.4.4.3 YOLO [14],[15],[16]

เป็นอัลกอริธึม ที่นำแนวความคิดของการทำนายตำแหน่งและขนาดของกล่องจากความน่าจะเป็นที่กล่องนั้น จะเป็นกรอบล้อม วัตถุแต่สิ่งที่ YOLO มีความสามารถและความเร็ว เหนือกว่าอัลกอริธึมอื่น เช่น Faster R-CNN ที่มีการ ทำงานในลักษณะที่จะทำนายตำแหน่งของกรอบล้อมวัตถุและ ค่อยนำวัตถุในกล่องนั้นไปผ่านแบบจำลองเพื่อทำนายวัตถุในกล่อง แต่ YOLO นั้นจะทำนายทั้งกรอบล้อม วัตถุและความน่าจะเป็นของวัตถุบางส่วนที่อยู่ในกรอบออกมาพร้อมกันทีเดียว YOLO จัดว่าเป็นเทคนิค การตรวจจับวัตถุในภาพโดยจะเป็นซอฟต์แวร์แบบเปิดสำหรับงานปัญญาประดิษฐ์ในรูปแบบโครงข่ายประสาท (Neural Network) ที่พัฒนาด้วยโปรแกรมภาษา C++ และสามารถทำงานบนหน่วยประมวลผล CUDA ของ GPU ได้เป็นอย่างดีเหมาะกับการประมวลผลภาพแบบ Real Time ภาพจากกล้องหรือ วิดีโอ ปัจจุบัน YOLO มีการพัฒนามาแล้ว 3 เวอร์ชัน YOLO, YOLO v2 และปัจจุบันคือ YOLO v3 โครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียมของ YOLO แต่ละเวอร์ชัน จะมีConvolution Box ที่แตกต่างกันแต่หลักการ โดยทั่วไปแล้ว YOLO จะแบ่งภาพออกเป็น Grid Cell เล็ก ๆ และแต่ละ Grid Cell จะถูกทำนายผ่าน แบบจำลอง เพื่อหาตำแหน่งจุดกึ่งกลางของวัตถุและความน่าจะเป็นที่จะมีวัตถุใด ใน Grid Cell

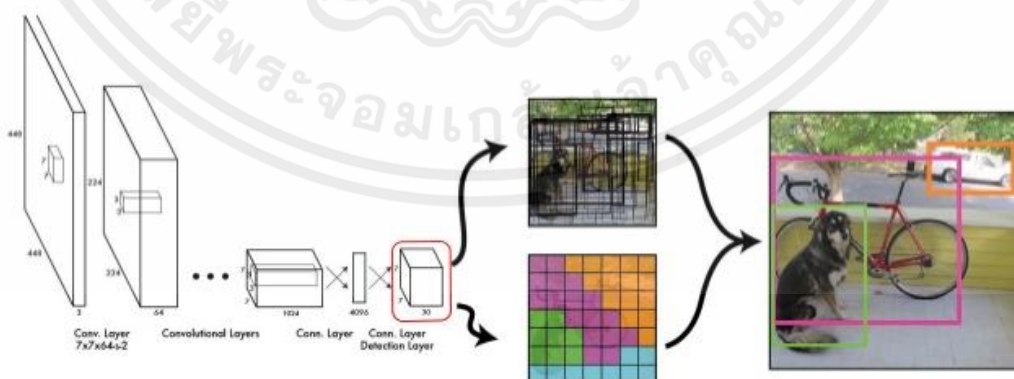
- ข้อดี

- 1) ความเร็ว โดยจะมีความเร็ว 45 เฟรมต่อวินาทีที่ต่ำกว่าเรียลไทม์
- 2) โครข่ายมีความเข้าใจในวัตถุทั่วไปโดยสิ่งนี้ทำให้พวกเขาสามารถฝึกโครงข่ายบนภาพโลกความเป็นจริงและการคาดเดาบนอาร์ตเวิร์คอีกทั้งก็ยังคงน่าเชื่อถือที่มีความแม่นยำ
- 3) เป็นเวอร์ชันที่เร็วกว่าเพราะเป็นสถาปัตยกรรมที่เล็กกว่าและมีความเร็ว 155 เฟรมต่อวินาทีแต่มีความแม่นยำน้อยกว่า

- แนวความคิดที่สำคัญ

เมื่อเทียบกับโครงข่ายการจัดประเภทข้อเสนอของภูมิภาคอื่น ๆ (RCNN ที่รวดเร็ว) ซึ่งทำการตรวจจับข้อเสนอของภูมิภาคต่าง ๆ และท้ายที่สุดด้วยการทำการทำนายหลาย ๆ ครั้งสำหรับพื้นที่ต่าง ๆ ในภาพสถาปัตยกรรม Yolo คล้ายกับ FCNN (โครงข่ายประสาทเทียมแบบเต็มรูปแบบ) และส่งผ่านภาพ (nxn) หนึ่งครั้งผ่าน FCNN และผลลัพธ์คือการคาดคะเน (mxm) สถาปัตยกรรมนี้กำลังแยกรูปภาพอินพุตในกริด mxm และสำหรับแต่ละกล่องขอบเขตการสร้างกริด 2 และความน่าจะเป็นคลาสสำหรับกล่องขอบเขตเหล่านั้น โปรดทราบว่ากล่องขอบเขตมีแนวโน้มที่จะมีขนาดใหญ่กว่าเส้นตารางจากกระดาษจะทำการจัดกรอบการตรวจจับวัตถุใหม่เป็นปัญหาการถดถอยเดียวโดยตรงจากพิกเซลภาพไปจนถึงพิกัดกล่องขอบเขตและความน่าจะเป็นของคลาส โครงข่าย Convolutional เดียวพร้อมกันจะทำนายกรอบขอบเขตหลายกล่องและความน่าจะเป็นของคลาสสำหรับกล่องเหล่านั้น YOLO ฝึกภาพเต็มและเพิ่มประสิทธิภาพการตรวจจับโดยตรง แบบจำลองแบบรวมนี้มีประโยชน์หลายประการเหนือวิธีการตรวจจับวัตถุแบบเดิม อันดับแรก YOLO เร็วมาก เนื่องจากเรากำหนดกรอบการตรวจจับว่าเป็นปัญหาการถดถอยเราจึงไม่จำเป็นต้องมีขั้นตอนที่ซับซ้อน เราเพียงแค่เรียกใช้โครงข่ายประสาทเทียมของเราบนภาพใหม่ในเวลาทดสอบเพื่อทำนายการตรวจจับ โครงข่ายพื้นฐานของเราทำงานที่ 45 เฟรมต่อวินาทีโดยไม่มีผลกระทบแบบแบทช์บน GPU TitanX และเวอร์ชันที่รวดเร็วทำงานที่มากกว่า 150 fps ซึ่งหมายความว่าเราสามารถประมวลผลวิดีโอสตรีมมิ่งแบบเรียลไทม์โดยมีเวลาแฝงน้อยกว่า 25 มิลลิวินาที ประการที่สอง YOLO ให้เหตุผลทั่วโลกเกี่ยวกับรูปภาพเมื่อทำการคาดคะเน แตกต่างจากหน้าต่างบานเลื่อนและเทคนิคตามข้อเสนอของภูมิภาค YOLO จะเห็นภาพทั้งหมดในระหว่างการฝึกอบรมและเวลาทดสอบดังนั้นจึงเข้ารหัสข้อมูลบริบทโดยปริยายเกี่ยวกับชั้นเรียนตลอดจนลักษณะที่ปรากฏ Fast R-CNN ซึ่งเป็นวิธีการตรวจจับยอดนิยมทำให้เกิดข้อผิดพลาดในการแก้ไขพื้นหลังในรูปภาพสำหรับวัตถุเนื่องจากไม่สามารถมองเห็นบริบทที่ใหญ่กว่าได้ YOLO จะสร้างข้อผิดพลาดเบื้องหลังน้อยกว่าครึ่งหนึ่งเมื่อเทียบกับ Fast R-CNN ประการที่สาม YOLO ทำการเรียนรู้การเป็นตัวแทนของวัตถุโดยทั่วไป เมื่อได้รับการฝึกฝน

เกี่ยวกับภาพที่เป็นธรรมชาติและทดสอบบนอาร์ตเวิร์ค YOLO จะมีประสิทธิภาพเหนือกว่าวิธีการตรวจจับ
 ชั้นยอดเช่น DPM และ R-CNN ด้วยระยะขอบที่กว้าง เนื่องจาก YOLO มีลักษณะทั่วไปสูงจึงมีโอกาสน้อย
 ที่จะแยกย่อยเมื่อนำไปใช้กับโดเมนใหม่หรืออินพุตที่ไม่คาดคิด โดยในเครือข่ายของเราใช้คุณสมบัติจาก
 ภาพทั้งหมดเพื่อคาดการณ์กรอบเขตแดนแต่ละช่อง นอกจากนี้ยังคาดการณ์กรอบขอบเขตทั้งหมดในทุก
 คลาสสำหรับรูปภาพพร้อมกัน ซึ่งหมายความว่าเครือข่ายของเราให้เหตุผลทั่วโลกเกี่ยวกับภาพเต็มและ
 วัตถุทั้งหมดในภาพ การออกแบบ YOLO ช่วยให้การฝึกอบรมแบบ end-to-end และความเร็วแบบ
 เร็วใหม่ในขณะที่ยังคงรักษาความแม่นยำโดยเฉลี่ยไว้สูง เซลล์กริดแต่ละเซลล์จะทำนายกรอบขอบเขต B
 และคะแนนความเชื่อมั่นสำหรับกล่องเหล่านั้น คะแนนความเชื่อมั่นเหล่านี้สะท้อนให้เห็นว่าโมเดลมีความ
 มั่นใจเพียงใดว่ากล่องมีวัตถุและความแม่นยำที่คิดว่ากล่องทำนายไว้ โดยปกติเรากำหนดความเชื่อมั่นเป็น
 $Pr(\text{Object} | \text{IOU})$ หากไม่มีวัตถุในเซลล์นั้นคะแนนความเชื่อมั่นควรเป็นศูนย์ มิฉะนั้นเราต้องการให้คะแนน
 ความเชื่อมั่นเท่ากับจุดตัดเหนือยูเนียน (IOU) ระหว่างกล่องทำนายกับพื้นดินจริง แต่ละกรอบ
 ประกอบด้วยค่าคาดคะเน 5 รายการได้แก่ x, y, w, h และความเชื่อมั่น พิกัด (x, y) แสดงจุดศูนย์กลาง
 ของกล่องที่สัมพันธ์กับขอบเขตของเซลล์กริด ค่าคาดการณ์ความกว้างและความสูงโดยสัมพันธ์กับภาพ
 ทั้งหมด ในที่สุดการทำนายความเชื่อมั่นจะแสดงถึง IOU ระหว่างกล่องทำนายกับกล่องความจริงพื้นดินใด
 ๆ เซลล์กริดแต่ละเซลล์ยังทำนายความน่าจะเป็นของคลาสตามเงื่อนไข $C, Pr(\text{Class} | \text{Object})$ ความ
 น่าจะเป็นเหล่านี้ถูกกำหนดเงื่อนไขบนเซลล์กริดที่มีวัตถุ เราทำนายความน่าจะเป็นของคลาสเพียงชุดเดียว
 ต่อเซลล์กริดโดยไม่คำนึงถึงจำนวนกล่อง B ในขณะที่ทดสอบเราจะคูณความน่าจะเป็นของชั้นเรียนตาม
 เงื่อนไขและการคาดคะเนความเชื่อมั่นของแต่ละกล่อง ซึ่งทำให้เรามีคะแนนความเชื่อมั่นเฉพาะระดับ
 สำหรับแต่ละกล่อง คะแนนเหล่านี้จะเข้ารหัสทั้งความน่าจะเป็นของคลาสนั้น ๆ ที่ปรากฏในกล่องและว่า
 กล่องที่ทำนายนั้นเหมาะสมกับวัตถุเพียงใด



<https://i.stack.imgur.com>, [online]

รูปที่ 2.18 การตรวจจับรูปภาพโดยสถาปัตยกรรมโครงสร้างของ YOLO

แบบจำลองของเรายังใช้คุณสมบัติที่ค่อนข้างไม่ละเอียดสำหรับการคาดการณ์กรอบขอบเขตเนื่องจากส่วนสถาปัตยกรรมของเรามีเลเยอร์ในการสุ่มตัวอย่างหลายชั้นจากภาพอินพุตสุดท้ายในขณะที่เราต้องทำการฝึกฟังก์ชันการสูญเสียที่ใกล้เคียงกับประสิทธิภาพการตรวจจับฟังก์ชันการสูญเสียของเรานั้นจะถือว่ามีความผิดพลาดเหมือนกันในกล่องขอบเขตเล็ก ๆ กับกล่องขอบเขตขนาดใหญ่โดยข้อผิดพลาดเล็กน้อยในกล่องขนาดใหญ่ไม่อันตรายแต่ข้อผิดพลาดเล็ก ๆ ในกล่องขนาดเล็กมีผลต่อ IOU มากกว่ามากแหล่งที่มาหลักของข้อผิดพลาดคือการแปลไม่ถูกต้อง

2.5 การทำให้เป็นมาตรฐาน หรือ Data Normalization [17]

การทำให้เป็นมาตรฐาน เป็นการปรับขนาดคุณลักษณะ จะเป็นการปรับค่าในช่วงขอบเขตของข้อมูลที่อยู่ในช่วงเดียวกันในแต่ละ Feature (Field) และนำค่าไปประมวลผลต่อ เช่น ช่วงข้อมูล [0, 1] หรือ [-1, 1] จะได้ผลลัพธ์อยู่ในช่วงที่กำหนดซึ่งเราจะเรียกว่า Data Normalization โดยเราจะนิยมนำไปจัดการข้อมูลก่อนแล้วจึงจะนำไปเทรนข้อมูลต่อไป

ในการป้อนข้อมูลของอัลกอริทึม Machine Learning หลาย ๆ ตัว มันจะไม่สามารถรับข้อมูลหลากหลาย Scale ได้โดยตรง โดยเราจะต้องจำเป็นที่ทำให้เป็น Normalization ก่อนถึงจะทำการป้อนข้อมูลให้กับโมเดลได้ และจะทำให้อัลกอริทึมถึงจะสามารถทำงานได้ ยกตัวอย่างเช่น L2 Loss หรือ Mean Squared Error ถ้าค่ายิ่งแตกต่างกันมาก Loss ก็ยิ่งมากเป็นทวีคูณ เนื่องจากยกกำลังสอง ทำให้ Feature น้ำหนัก ที่จำนวนใหญ่กว่า ช่วงใหญ่กว้างกว่า จะบดบัง Feature อื่น ๆ ไปหมด แต่ถ้าเรา Normalize ทุก Feature ให้เป็น [0, 1] เท่ากันหมด ก็จะแก้ปัญหานี้ได้ การ Normalization ข้อมูล ทำให้อัลกอริทึม Gradient Descent สามารถ Converge ได้เร็วขึ้น

2.5.1 Rescaling (Min-Max Normalization)

Rescaling หรือ หรือการปรับค่า เป็นการทำให้ข้อมูลที่มีค่าสูงสุดและค่าต่ำสุดในรูปแบบมาตรฐาน ซึ่งเป็นการปรับค่าในช่วงของข้อมูลให้อยู่ในช่วง [0, 1] ด้วยการนำค่าของข้อมูลเฉพาะหรือค่าของแถว ๆ นั้น โดยจะมีการนำค่าที่มาน้อยที่สุดนำไปลบแล้วทำการหารด้วยช่วงของข้อมูล

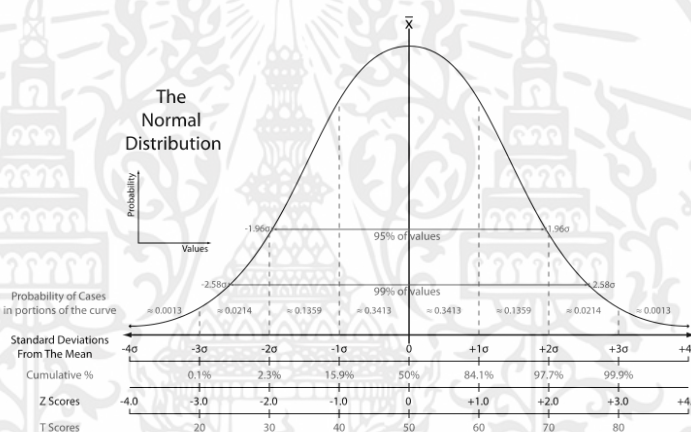
$$x' = \frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)} \quad (1.4)$$

2.5.2 Mean Normalization

Mean Normalization จะเป็นการทำข้อมูลที่มีลักษณะคล้ายกับปรับขนาด Rescaling ด้านบน แต่จะมีความแตกต่างกันที่ใช้ค่ากลางแทนค่าต่ำสุด ทำให้ช่วงของ Output ที่ $[-0.5, 0.5]$ มีทั้งบวกและลบ ซึ่งจะทำให้มีความสมดุลกันของทั้ง 2 ข้าง

$$x' = \frac{x - \text{average}(x)}{\max(x) - \min(x)} \quad (1.5)$$

เรามักจะเห็น Mean Normalization อีกวิธีการคิดโดยการนำค่า Standard Deviation ไปหารเพื่อที่จะให้ Output ที่ออกมา มี Standard Deviation เป็น 1 โดยเราจะเรียกว่า Standardization



<https://www.bualabs.com>, [online]

รูปที่ 2.20 กราฟการ Standardization ของ Mean Normalization

2.5.3 การกำหนดมาตรฐาน (Z-Score Normalization)

Standardization หรือ Z-Score Normalization คือ การนำข้อมูลที่มีลักษณะเฉพาะหรือข้อมูลที่เป็นแถวมาทำการให้ค่ามีค่าเท่ากับศูนย์ และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานมีค่าเท่ากับหนึ่ง

$$x' = \frac{x - \bar{x}}{\sigma} \quad (1.6)$$

โดยอัลกอริทึมของ Machine Learning หลาย ๆ ตัวที่มีจะต้องทำการปรับเปลี่ยนข้อมูลให้เป็นแบบนี้ก่อนที่จะป้อนให้โมเดลใช้เทรน โดยซึ่งเราจะต้องเก็บค่าในรูปของค่ากลางและส่วนเบี่ยงเบน

มาตรฐานไว้ด้วย เวลาที่เราทดสอบก็ต้องใช้ค่าเดียวกันกับตอนเทรนในการปรับข้อมูล Validation Set และ Test Set

2.5.4 Scale to Unit Length [17]

Scale to Unit Length คือ การกรณที่ข้อมูลมีค่าเป็น Vector และเราจะทำการหารด้วย Euclidean Norm เพื่อให้ค่าของ Vector ปรับให้เป็นค่าของ Unit Vector

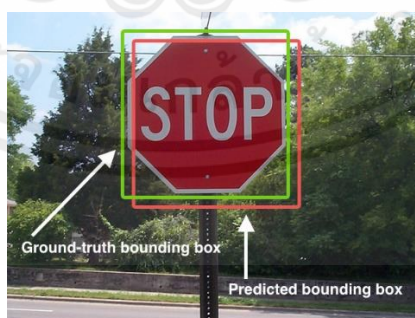
$$x' = \frac{x}{\|x\|} \quad (1.7)$$

2.6 Intersection over Union (IoU) [18]

Intersection over Union เป็นการวัดความแม่นยำของเครื่องตรวจจับวัตถุโดยใช้หลักการของเมตริก เช่น การตรวจจับแบบ PASCAL VOC โดยทั่วไป Intersection over Union จะเป็นการตรวจจับด้วยเครื่องตรวจจับวัตถุแบบ HOG + Linear SVM และเครื่องตรวจจับ Convolutional Neural Network (R-CNN, Faster R-CNN, YOLO ฯลฯ) อย่างไรก็ตามอัลกอริทึมจริงที่ใช้สร้างการคาดการณ์นั้นไม่สำคัญ จุดตัดเหนือบริเวณสหภาพนั้นเป็นเพียงเมตริกการประเมิน อัลกอริทึม ที่จัดเตรียมกล่องของขอบเขตที่คาดการณ์ไว้เป็นเอาต์พุตโดยเราจะประเมินในทางการใช้ Intersection over Union เพื่อประเมินเครื่องตรวจจับวัตถุ

- 1) กรอบขอบเขตความจริงพื้นดินหรือกรอบขอบเขตสี่เหลี่ยม (เช่นมือที่มีป้ายกำกับกล่องขอบเขตจากชุดทดสอบที่ระบุว่าวัตถุของเราอยู่ที่ใดในภาพ)
- 2) กล่องหรือกรอบขอบเขตสีแดงคาดคะเนจากแบบจำลองของเรา

โดยทราบเท่าที่เรามีกล่องขอบเขตสองชุดนี้เราสามารถใช้อะไร Intersection over Union ได้



<https://www.pyimagesearch.com>, [online]

รูปที่ 2.21 การตรวจจับคำว่าหยุดในรูปภาพ กรอบขอบเขตที่คาดการณ์ไว้จะวาดเป็นสีแดงในขณะที่กรอบขอบเขตความจริงพื้นดินจะวาดเป็นสีเขียว

ในรูปด้านบนเราจะเห็นว่าเครื่องตรวจจับวัตถุของเราตรวจพบว่ามีเครื่องหมายหยุดอยู่ในรูปภาพ กรอบขอบเขตที่คาดคะเนจะวาดเป็นสีแดงในขณะที่กรอบความจริงพื้นดิน จะวาดเป็นสีเขียว ดังนั้นการ กำหนดจุดตัดของคอมพิวเตอร์เหนือสหภาพได้ผ่านทาง

$$IoU = \frac{\text{Area of Overlap}}{\text{Area of Union}}$$


<https://www.pyimagesearch.com>, [online]

รูปที่ 2.22 การคำนวณจุดตัดผ่านยูเนียนทำได้ง่ายเพียงแค่แบ่งพื้นที่ของการทับซ้อนระหว่างกรอบ ล้อมรอบด้วยพื้นที่ของสหภาพ

2.7 ฮิสโทแกรม[19]

ฮิสโทแกรมเป็นกราฟแสดงจำนวนพิกเซลที่ความสว่างต่าง ๆ ของภาพที่สังเกตได้จากภาพแรก ด้านล่าง แกนนอนเป็นระดับความสว่างที่แบ่งระดับเป็น 256 ระดับ (มักเรียกว่าระดับสีเทา หรือ gray level) โดยมีค่าตั้งแต่ 0-255 เมื่อระดับสีเทามีค่าต่ำ (ด้านซ้ายมือ) ซึ่งหมายถึงมีความสว่างน้อย จะมองเห็น เป็นสีดำ ค่าระดับสีเทามาก (ด้านขวามือ) หมายถึงมีความสว่างมากจะมองเห็นเป็นสีขาว แกนตั้งของกราฟ แสดงจำนวนพิกเซลในแต่ละความระดับสีเทาซึ่งเป็นค่าสัมพัทธ์



<http://pioneer.netserv.chula.ac.th>, [online]

รูปที่ 2.23 การเปิดรับแสงของพิกเซลจากน้อยไปถึงมาก

จากภาพสีโทแกรมด้านบน สามารถวิเคราะห์ได้ว่าภาพถ่ายนี้เป็นการเปิดรับแสงมาอย่างถูกต้อง เพราะมีจำนวนพิกเซล ซึ่งมีจำนวนตั้งแต่ระดับสีเทาน้อย ๆ ในส่วนที่แรเงา จนไปถึงระดับสีเทา ๆ ในส่วนสว่างด้านขวามือ

2.8 เทคนิคการจัดแสงของระบบวิชัน[20]

เทคนิคการจัดแสงในระบบวิชันควรจะต้องดูที่เป้าหมายของวัตถุที่จะถ่ายโดยจะดูที่ พื้นที่ รูปร่าง ขนาด หรือเงา รวมถึงเรื่องการเอียงของแหล่งกำเนิดแสงด้วย โดยมี 3 แบบ คือ

- 1) Dark Field คือการให้แหล่งกำเนิดแสงในทางด้านข้าง ในแบบนี้จะเกิดแสงสะท้อนจากชิ้นงานสูงมากและจะทำให้พื้นผิวที่ให้แสงจะสว่างมากขึ้น
- 2) Bright Field คือการให้แหล่งกำเนิดแสงโดยตรงกับวัตถุ จะสามารถตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงในส่วนของสี รูปร่าง และพื้นผิวของชิ้นงานจะมีความละเอียดขึ้น
- 3) Backlight คือการให้แหล่งกำเนิดแสงในทางด้านหลัง ตรวจสอบโดยการใช้เงาของชิ้นงานทำให้มีความคมชัดของชิ้นงานสูงมาก

2.8.1 คุณสมบัติของแหล่งกำเนิดแสงแต่ละประเภท

- 1) แบบ Back light เป็นแหล่งกำเนิดแสงที่มีความเข้มแสงต่ำส่วนใหญ่จะติดตั้งไว้ด้านหลังของวัตถุด้วยจุดประสงค์ในการให้เกิดเงาของวัตถุขึ้นเพื่อที่จะทำให้วัตถุมีขนาดและรูปร่างสำหรับให้อุปกรณ์วิชันเช่นเซอร์ตรวจสอบแหล่งกำเนิดแสงแบบนี้ใช้เพื่อตรวจสอบหาช่องว่างหรือหลุม รูปร่างวัตถุ รอยแตกหรือรอยขีดข่วน รวมถึงฟองอากาศบนชิ้นส่วน เป้าหมายได้อย่างชัดเจน
- 2) แบบ Area Light เป็นแหล่งกำเนิดแสงที่มีความเข้มของแสงมากจะทำให้เกิดแสงจ้า ทำให้เห็นเงาและพื้นผิวของวัตถุได้ชัดเจนขึ้น แต่แสงที่มีการออกมานั้นอาจจะทำให้เกิดเงาที่ไม่ต้องการได้ มีแสงสะท้อนที่ค่อนข้างสูง
- 3) แบบ Ring Light แหล่งกำเนิดแสงให้แสงสว่างในพื้นที่ขนาดจำกัดในตรงกลาง มีการเปิดเป็นรูเพื่อเอาไว้สำหรับติดกับตัววิชันเช่นเซอร์ แสงที่มีการออกจากวงแหวนเป็นรูปวงกลมหรือวงแหวนของแสงที่มีความสว่างและความเข้ม ซึ่งให้แสงแบบไร้เงาและมีความคมชัดของภาพดี แสงจากวงแหวนมีการใช้งานได้หลากหลาย แต่มันอาจทำให้เกิดแสงสะท้อนบนชิ้นงานที่สะท้อนแสงได้
- 4) แบบ Low Angle จะเป็นรูปแบบแหล่งกำเนิดแสงมุมต่ำที่ไว้ช่วยเพิ่มความคมชัดของคุณลักษณะพื้นผิวมากยิ่งขึ้นด้วยการติดตั้งในแนวตั้งฉากกับตัวกล้องโดยจะเป็นการใช้มุม

เอียงเล็กน้อยจากแหล่งกำเนิดแสงจะต้องติดตั้งแหล่งกำเนิดแสงอยู่ใกล้กับวัตถุแสงทำให้เกิดจุดร้อนและแสงเงา

- 5) แบบ Diffused Light เป็นแหล่งกำเนิดแสงแบบโดมที่ทำให้แสงแบบรอบทิศทาง โคมช่วยลดการเกิดแสงจ้าและเงาได้ดีแต่ต้องใช้พื้นที่เป็น 3 เท่าในการส่องสว่างของวัตถุ และพื้นผิวที่สัมผัสแสงจะไม่ค่อยชัดเจนเหมือนกับแบบที่สัมผัสแสงโดยตรง
- 6) แบบ On-Axis Light แหล่งกำเนิดแสงแบบนี้จะช่วยลดในการสะท้อนของพื้นผิววัตถุได้เป็นอย่างดี การกระจายแสงแบบนี้จะส่องแสงไปตั้งฉากกับเป้าหมายและใช้กระจกส่งแสงสะท้อนทำมุม 90 องศากับวัตถุเป้าหมาย วิธีการนี้จะช่วยลดการเกิดเงาและมีแสงสะท้อนน้อยมากโดยสามารถตรวจสอบวัตถุมันวาวหรือโปร่งใสได้



บทที่ 3

หลักการออกแบบและสร้าง

3.1 อุปกรณ์และเครื่องมือที่ใช้ในการดำเนินการ

3.1.1 คอมพิวเตอร์



รูปที่ 3.1 ภาพคอมพิวเตอร์

ตารางที่ 3.1 คอมพิวเตอร์ที่ใช้งานและใช้ Train AI มีคุณสมบัติ ดังนี้

Graphics	GeForce RTX 3060Ti/PCIe/SSE2
OS	64 bits
Disk	164.4GB
Memory	31.2 GiB
Processor	Intel Core I7 CPU 2.90GHz x 16

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้ สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใด ๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.1.2 กล้องเว็บแคม TCM159



รูปที่ 3.2 กล้องเว็บแคม

ตารางที่ 3.2 คุณสมบัติของอุปกรณ์

Resolution	1280 X 720P
Frame rate	30 Frame/min
Scintillation control	50Hz, 60Hz
Lens	HD

3.1.3 โครงสร้างชิ้นงาน



(ก)

(ข)

(ค)

รูปที่ 3.3 ภาพฉายของชิ้นงาน

- (ก) โครงสร้างชิ้นงานด้านบน
- (ข) โครงสร้างชิ้นงานด้านข้าง
- (ค) โครงสร้างชิ้นงานด้านหน้า

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้ สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใด ๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.1.4 ซูชิที่นำมาใช้สำหรับเป็นฐานข้อมูลให้กับระบบคอมพิวเตอร์เกิดการเรียนรู้



รูปที่ 3.4 รูปภาพกลุ่มตัวอย่างซูชิที่นำไปให้ข้อมูลกับระบบคอมพิวเตอร์เกิดการเรียนรู้

- (ก) ซูชิหน้าไข่หวาน
- (ข) ซูชิหน้าแซลมอน
- (ค) ซูชิหน้าสาหร่าย
- (ง) ซูชิหน้ากุ้ง
- (จ) ซูชิหน้าปูอัด
- (ฉ) ซูชิหน้าไข่กุ้ง
- (ช) ซูชิหน้ายำสาหร่ายไข่กุ้ง
- (ซ) ซูชิหน้าแซลมอนเบิร์น

3.1.5 Arduino Uno3



รูปที่ 3.5 Arduino Uno3

ตารางที่ 3.3 คุณสมบัติของบอร์ด Arduino

Microcontroller	8-bit AVR family microcontroller
Operating Voltage	5V
Recommended Input Voltage	7-12V
Input Voltage Limits	6-20V
Analog Input Pins	6 (A0 – A5)
Digital I/O Pins	14 (Out of which 6 provide PWM output)
DC Current on 3.3V Pin	50 mA
Flash Memory	32 KB (0.5 KB is used for Bootloader)
SRAM	2 KB
EEPROM	1 KB

3.1.6 โมดูลแจ้งเตือนด้วยเสียง Buzzer



รูปที่ 3.6 โมดูลแจ้งเตือนด้วยเสียง Buzzer

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้ สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใด ๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เป็นโมดูลแจ้งเตือนด้วยเสียง Buzzer ซึ่งจะไว้ใช้งานสำหรับสร้างการแจ้งเตือนในรูปแบบของเสียงดิ่ง และสีไฟสีแดง โดยจะใช้ไฟเลี้ยง 3 – 5 V โดยจะมีขาทั้งหมด 3 ขาที่จะนำไปต่อกับบอร์ดของ Arduino Uno3

3.1.7 สายแพสีรุ้งเข้าหัว Jumper Wire



รูปที่ 3.7 สายแพสีรุ้งเข้าหัว Jumper Wire

เป็นสายนำสัญญาณมีตัวนำหลายเส้น ส่วนมากมักใช้มากกับการเชื่อมต่ออุปกรณ์ภายในคอมพิวเตอร์ ทั้งการเชื่อมต่อฮาร์ดดิสก์, ไดรฟ์ซีดี และ ไดรฟ์ฟลอปปีดิสก์ในระบบ ATA และ ไมโครคอมพิวเตอร์ยุคแรกๆ บางระบบ จะใช้เชื่อมต่อกับอุปกรณ์ภายนอก

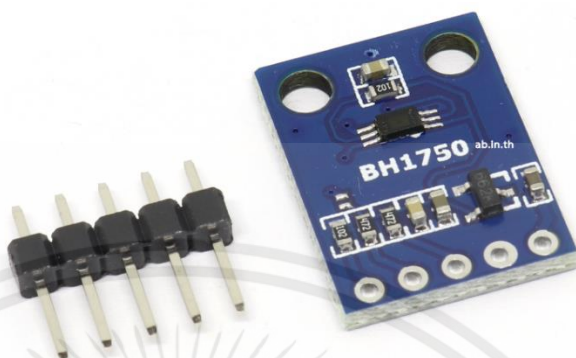
3.1.8 ไฟ LED ไฟเลี้ยง 3-5 V



รูปที่ 3.8 ไฟ LED ไฟเลี้ยง 3-5 V

ไฟ LED เป็นไฟที่ต้องใช้กระแสในการเลี้ยงอยู่ที่ 3-5 V ซึ่งจะนำไปต่อกับเมนบอร์ดเพื่อมีการรับไฟเข้าไปเลี้ยง และจะมีอยู่สองขาหรือ 3 ขา ตามประเภทของแต่ละไฟ LED และการนำไปใช้งาน

3.1.9 เซ็นเซอร์วัดความเข้มแสง GY-302 BH1750FVI



รูปที่ 3.9 เซ็นเซอร์วัดความเข้มแสง GY-302 BH1750FVI

ตารางที่ 3.4 การต่อเซ็นเซอร์วัดความเข้มแสงกับArduino

3.3 V	VCC
GND	GND
SDA	ขาA4
SCL	ขาA5

3.1.10 Micro Limit Switch



รูปที่ 3.10 Micro Limit Switch

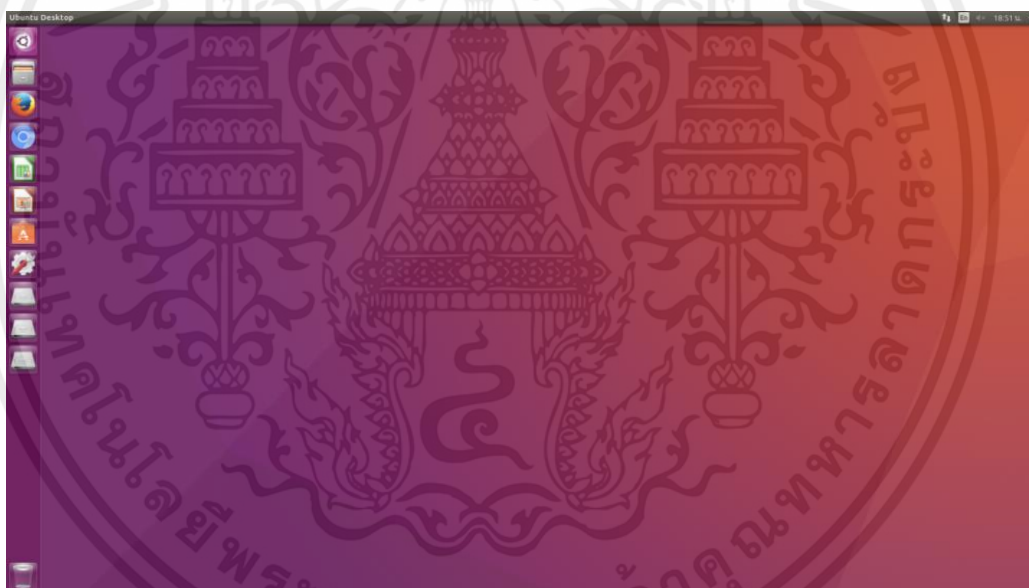
Micro Limit Switch เป็นสวิตช์รูปแบบกดทับหรือสำหรับรับแรงกด ในวงจรอิเล็กทรอนิกส์หรือในเครื่องจักรกล ต้องมีไฟเลี้ยง 250 โวลต์ ใช้กระแสไฟ 5 แอมป์ โดยมีจำนวน 3 Pin ได้แก่ C, NO และ NC

3.2 ซอฟต์แวร์ที่ใช้ในการดำเนินการ

3.2.1 Ubuntu 16.04 LTS แบบ 64 Bit (AMD64)

Ubuntu คือ ระบบปฏิบัติการ Linux ประเภทหนึ่งที่ใช้กันอย่างแพร่หลาย มีความเสถียร และความน่าเชื่อถือสูง ลินุกซ์เป็นระบบปฏิบัติการยูนิกซ์ประเภทหนึ่งโดยยูนิกซ์จัดอยู่ในกลุ่มระบบปฏิบัติการ (OS) แบบ multitasking หรือ multiuser ที่พัฒนาขึ้นมาเพื่อเป็น platform สำหรับการเขียน software เพื่อใช้รันในระบบอื่น ๆ ระบบลินุกซ์เป็นระบบปฏิบัติการที่นิยมเอามาทำเป็น server เพื่อทำเป็น webserver หรือ LAMP

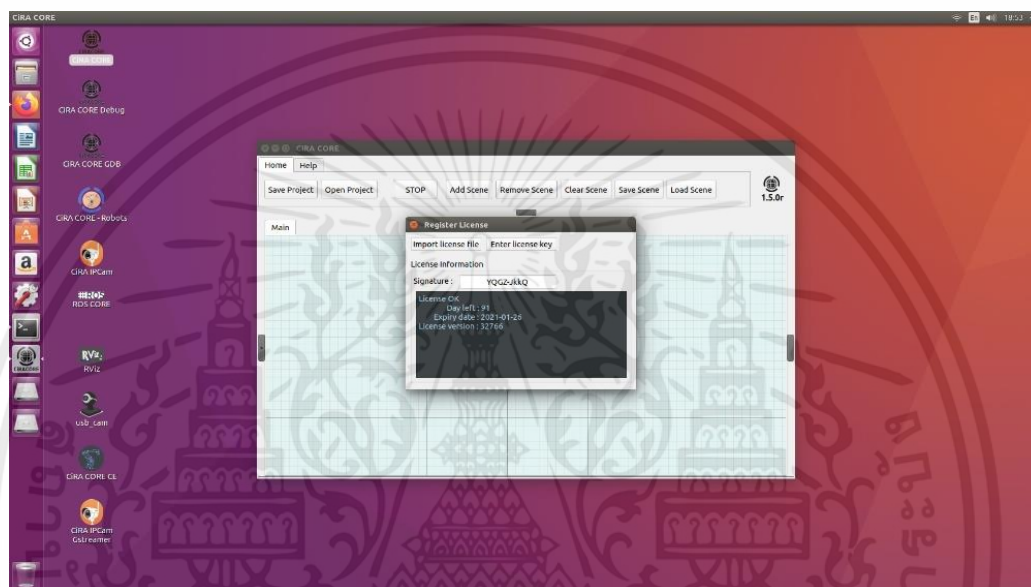
ลินุกซ์ เป็นส่วนสำคัญของซอฟต์แวร์เซิร์ฟเวอร์ที่เรียกว่า LAMP ย่อมาจาก Linux, Apache, MySQL, Perl/PHP/Python ซึ่งเป็นที่นิยมใช้เป็นเว็บเซิร์ฟเวอร์ ทำหน้าที่เป็นตัวกลางเชื่อมต่อระหว่าง hardware และ application เพื่อบริหารจัดการ resource ที่มีอยู่ให้เหมาะสม



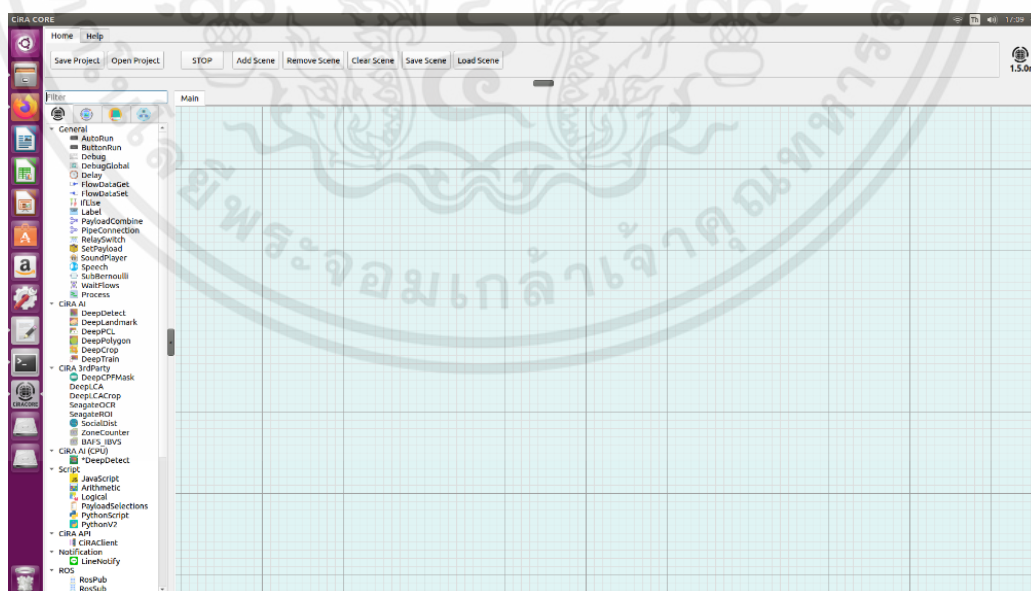
รูปที่ 3.11 หน้าจอเริ่มต้นหลังจากติดตั้ง Ubuntu 16.04 LTS

3.2.2 CiRA CORE

แพลตฟอร์มที่ใช้ในกระบวนการในการประมวลผลแบบ Deep Learning สำหรับ Train Menu ของซูชิ และใช้งานร่วมกับกล้องเว็บแคม TCM159 เพื่อตรวจจับเมนูของซูชิ โดยใช้กับกล้องตรวจจับในการรับภาพและส่งไปประมวลผลในตัวโปรแกรม โดยหลักการทำงานของแพลตฟอร์ม CiRA CORE ใช้เครือข่ายประสาทเทียม VGG ของโครงสร้าง CNN



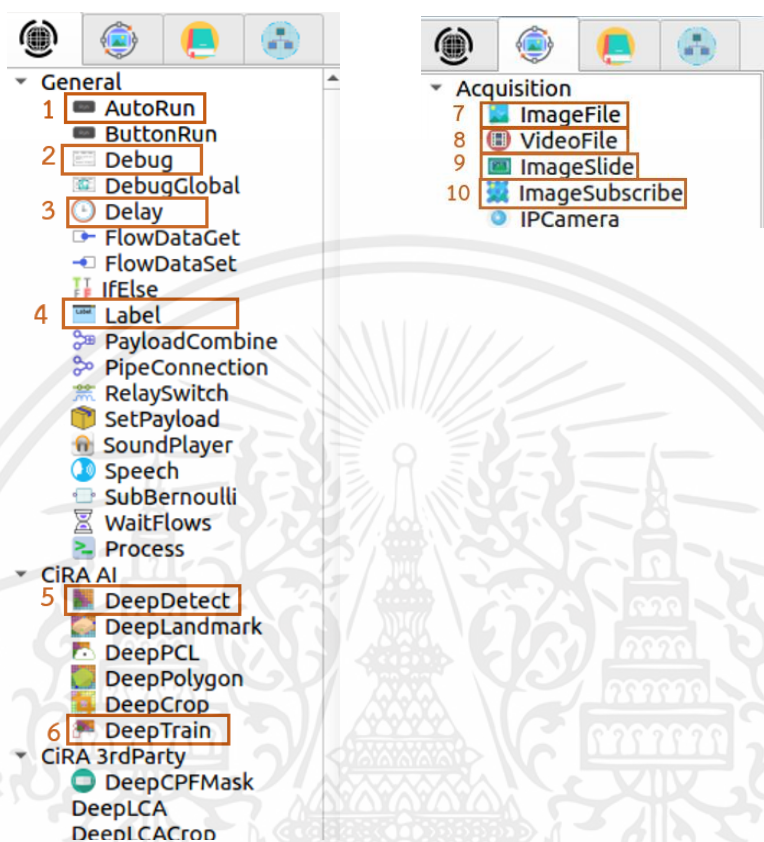
รูปที่ 3.12 หน้าจอหลังจากติดตั้งโปรแกรม CiRA CORE และโปรแกรม CiRA CORE ต่าง ๆ



รูปที่ 3.13 ลักษณะของโปรแกรม CiRA CORE

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้ ใ้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใด ๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.2.3 กล่องเครื่องมือพื้นฐานในแพลตฟอร์ม CiRA CORE ที่ใช้ในการดำเนินการ

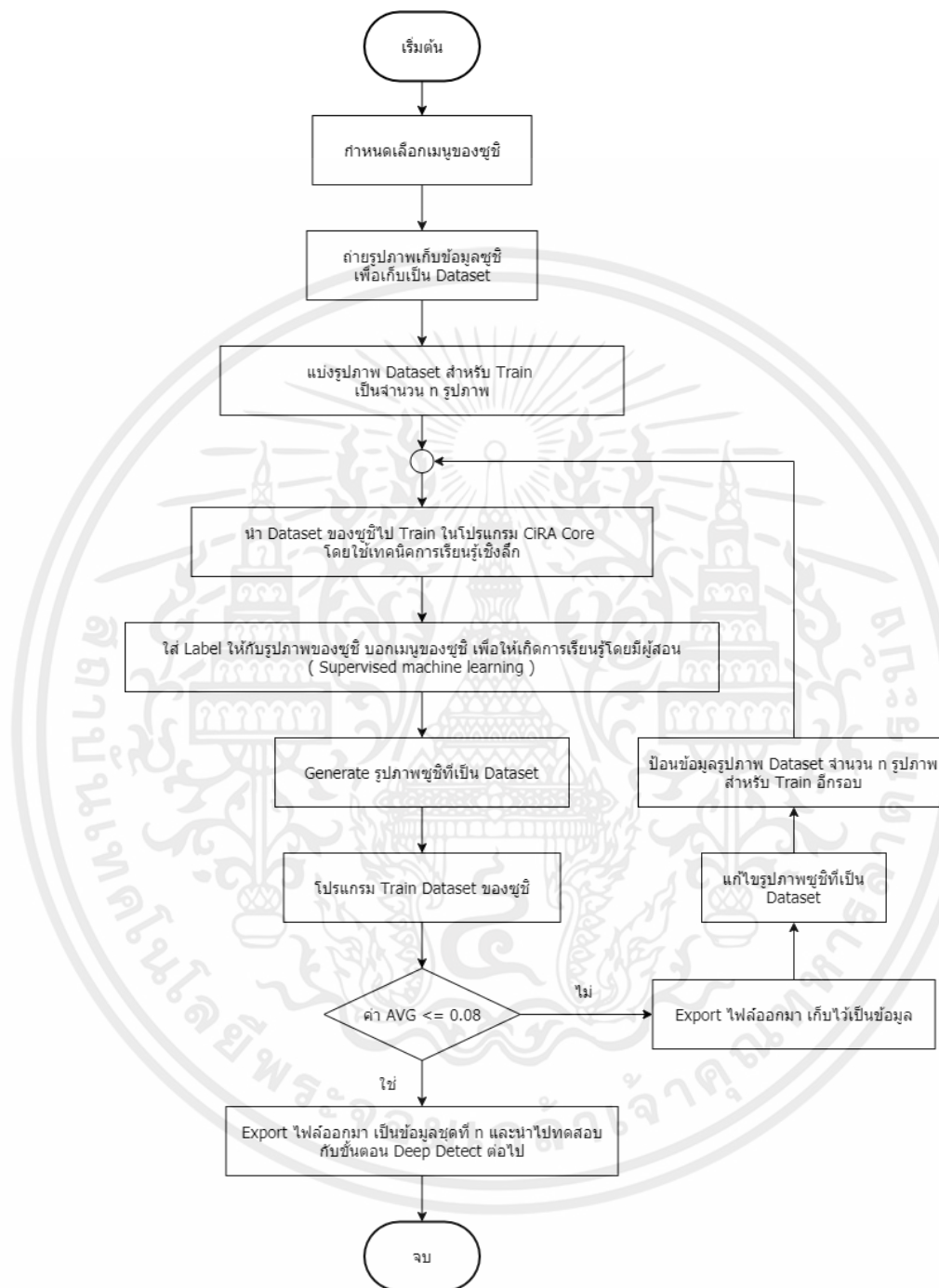


รูปที่ 3.14 กล่องเครื่องมือในแพลตฟอร์ม CiRA CORE

โดยหน้าที่ของแต่ละกล่องเครื่องมือ

- 1) Auto Run คือ สำหรับกดเพื่อเริ่มต้นการทำงาน
- 2) Debug คือ แสดงผลและข้อมูลของการทำงาน
- 3) Delay คือ หน่วงเวลาในการทำงาน
- 4) Label คือ แสดงข้อความของข้อมูลที่กำหนดป้ายชื่อไว้
- 5) Deep Detect คือ ตรวจสอบการทำงานเชิงลึก
- 6) Deep Train คือ สอนให้โปรแกรมเกิดการเรียนรู้ โดยป้อนข้อมูลหน้าซูชิ
- 7) Image File คือ นำข้อมูลรูปภาพเข้ามาในโปรแกรม
- 8) Video File คือ นำข้อมูลวิดีโอเข้ามาในโปรแกรม
- 9) Image Slide คือ นำรูปภาพหลายๆรูปมาแสดงแบบสไลด์
- 10) Image Subscribe คือ ดึงข้อมูลรูปภาพจากกล้อง Webcam

3.2.4 แผนผังการดำเนินการให้ระบบคอมพิวเตอร์เรียนรู้ด้วยตนเองโดยใช้ข้อมูลมาสอน

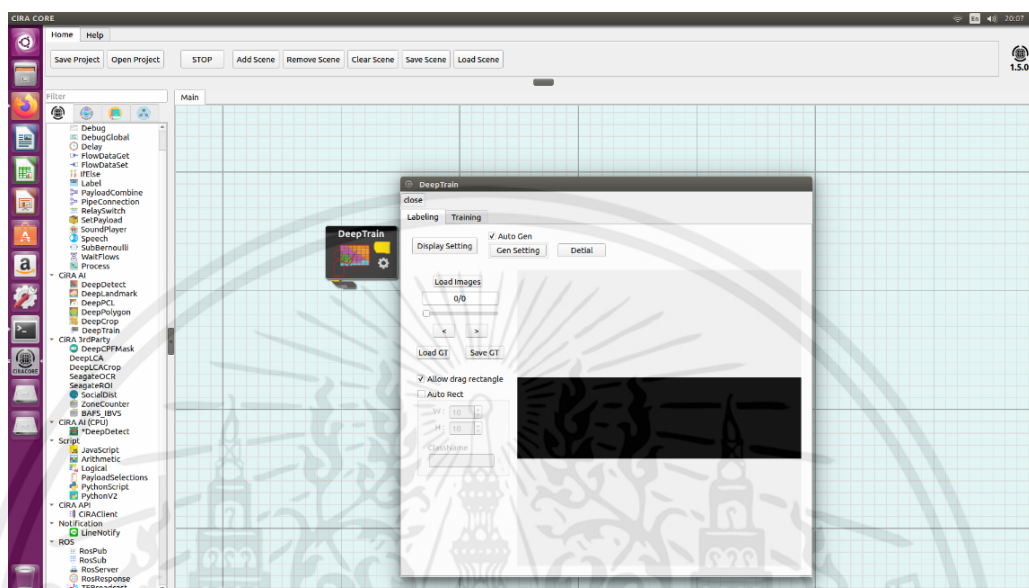


รูปที่ 3.15 แผนผังการดำเนินการให้ระบบคอมพิวเตอร์เรียนรู้ด้วยตนเองโดยใช้ข้อมูลมาสอน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้ สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใด ๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

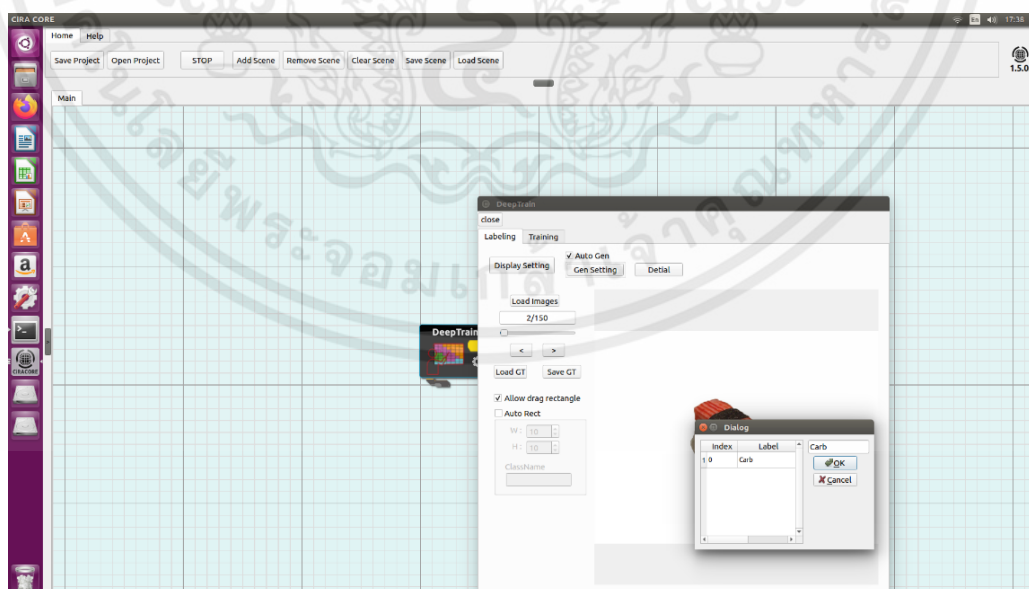
3.3 ขั้นตอนในการสอนให้ระบบคอมพิวเตอร์เรียนรู้ด้วยตนเองโดยใช้ข้อมูลมาสอน

- 1) เลือกกล่องเครื่องมือ Deep Train ออกมาที่ส่วนของ Workspace



รูปที่ 3.16 หน้าจอการทำงานของ Deep Train

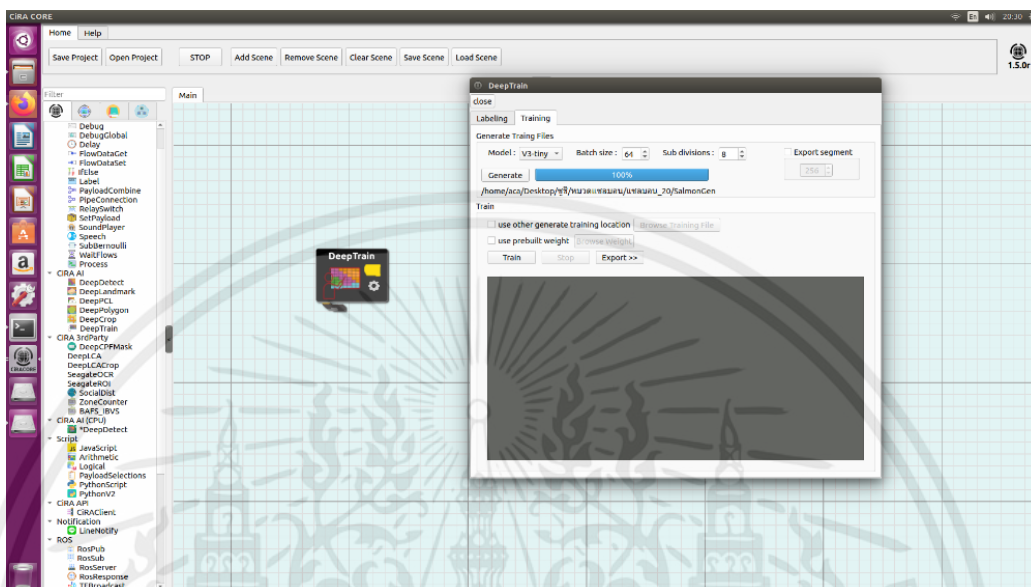
- 2) นำข้อมูลรูปภาพที่เตรียมไว้เข้ามาใน Labeling ตีกรอบข้อมูลรูปภาพเพื่อบ่งบอกเมนูของซูชิ และทำการ Label



รูปที่ 3.17 ขั้นตอนในการนำข้อมูลเข้าและ Label ข้อมูลซูชิ

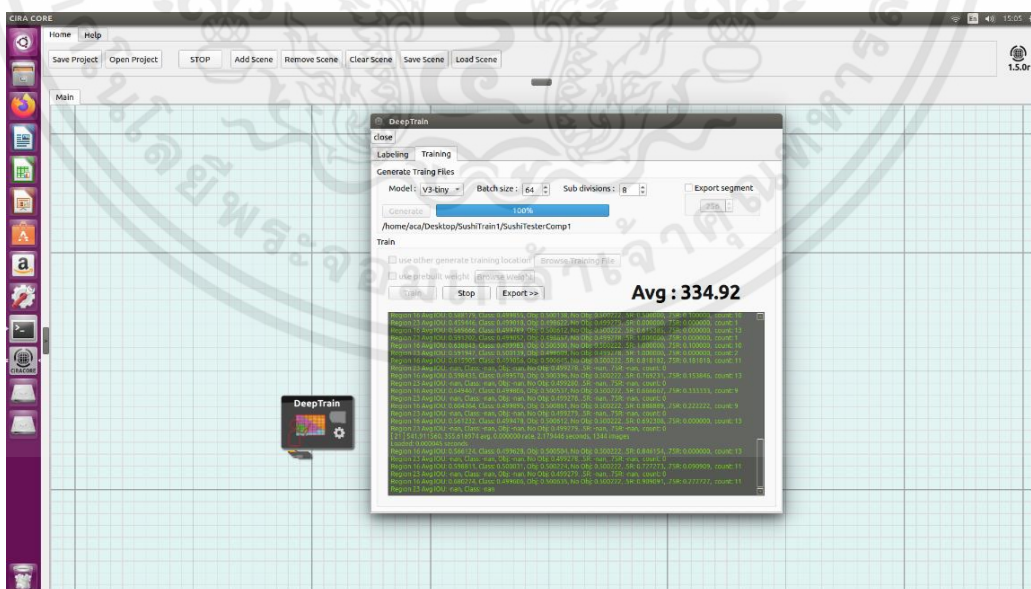
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้ สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใด ๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- 3) Generate ข้อมูลรูปภาพพูซี เพื่อทำการ Train ให้ระบบคอมพิวเตอร์ โดยเลือก model เป็น V3 - tiny ซึ่งมีความละเอียดสูง หลังจากนั้นกดปุ่ม Train เพื่อให้ระบบคอมพิวเตอร์เกิดการเรียนรู้



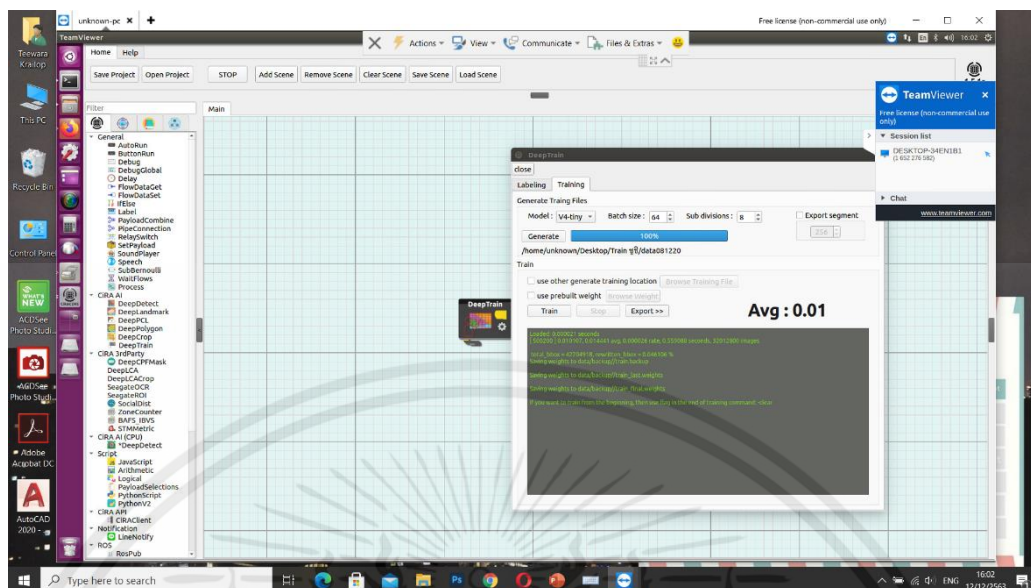
รูปที่ 3.18 ขั้นตอนในการ Generate และ Train ข้อมูลพูซี

- 4) ระบบคอมพิวเตอร์ทำการเรียนรู้เชิงลึกจากข้อมูลรูปภาพพูซีที่นำเข้าไป เมื่อค่า Avg ใกล้เคียง 0.00 ทำการ Export ไฟล์ Train ออกมา



รูปที่ 3.19 ระบบคอมพิวเตอร์เรียนรู้ข้อมูลรูปภาพพูซี

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้ สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใด ๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.20 ระบบคอมพิวเตอร์เรียนรู้ข้อมูลรูปภาพซูชิเสร็จ โดยค่า Avg อยู่ที่ 0.01

- 5) หลังจากระบบคอมพิวเตอร์เรียนรู้ข้อมูลรูปภาพซูชิเสร็จ เริ่มทำการทดสอบการตรวจจับรูปภาพซูชิ โดยกล่องเครื่องมือที่ใช้สำหรับขั้นตอนนี้ คือ Auto Run (ปุ่มเพื่อกดเริ่มต้นการใช้งาน), Image Slide (แสดงรูปภาพแบบ Slide), Deep Detect (ประมวลผลการตรวจจับ) และ Debug (แสดงผลข้อมูลออกมา)



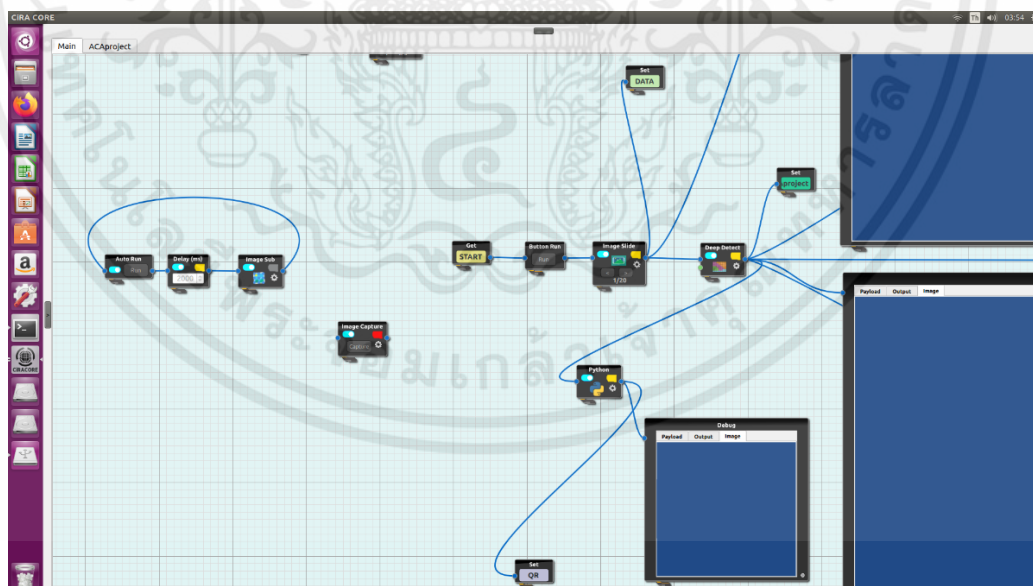
รูปที่ 3.21 สร้างเครื่องมือสำหรับการตรวจจับหน้าซูชิ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้ สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใด ๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- 6) ทำการออกแบบหน้าตาของตัวโปรแกรมใน CiRA CORE และมีการแสดงสีไฟโดยให้สีเขียวคือ เจอซูชิ สีแดงคือไม่เจอซูชิ และสีเหลืองคือคิดราคาของซูชิ



รูปที่ 3.22 เป็นการทดสอบการตรวจจับว่าไม่เจอซูชิ



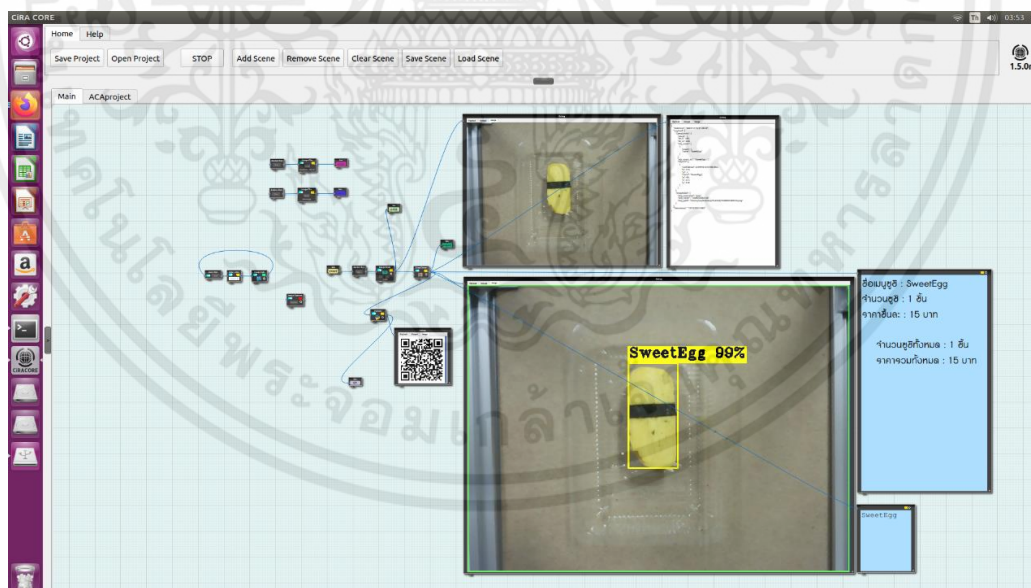
รูปที่ 3.23 เป็นการต่อวงจรรวมทั้งหมดในโปรแกรม CiRA CORE

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้ สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใด ๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

7) เริ่มทำการทดสอบการตรวจจับรูปภาพซูชิ โดยชุดข้อมูลมีค่า Avg อยู่ที่ 0.01



รูปที่ 3.24 ตัวอย่างการตรวจจับซูชิหน้าแซลมอนรวมทั้งคิดราคา

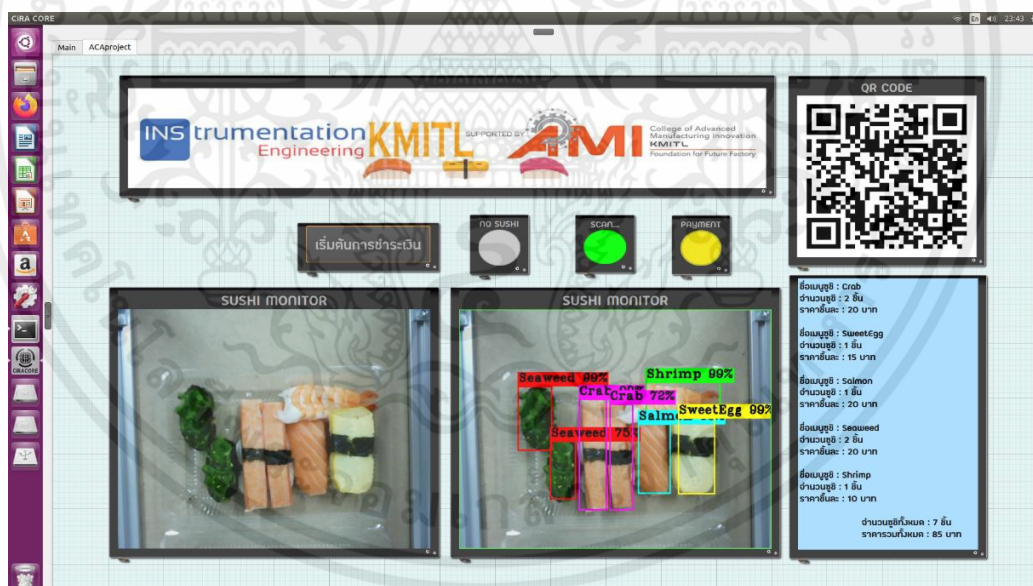


รูปที่ 3.25 ตัวอย่างการตรวจจับซูชิหน้าไข่หวานรวมทั้งคิดราคา

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้ สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใด ๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.26 ตัวอย่างการตรวจจับซูชิหน้าปูอัด 2 ชิ้นและคิดราคาซูชิ



รูปที่ 3.27 ตัวอย่างการตรวจจับซูชิทั้งหมดรวมทั้งคิดราคา

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้ สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใด ๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- 8) นำซูชิที่ต้องการตรวจจับวางให้อยู่ในพื้นที่สี่เหลี่ยมเพื่อทำการทดสอบ

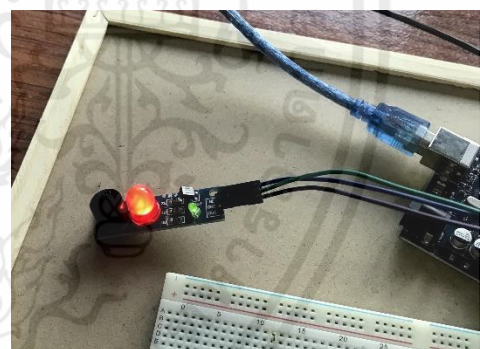


รูปที่ 3.28 ฐานวางซูชิ

- 9) เลื่อนฐานให้ชนกับ Limit Switch หลังจากนั้นจะมีสัญญาณเสียง Buzzer ดังขึ้นและหลอดไฟ LED ติด แฉ่งเตือนเป็นเวลา 1 วินาที เป็นสัญญาณบอกว่าซูชิอยู่ในตำแหน่งที่อุปกรณ์ตรวจจับสามารถตรวจจับได้



(ก)



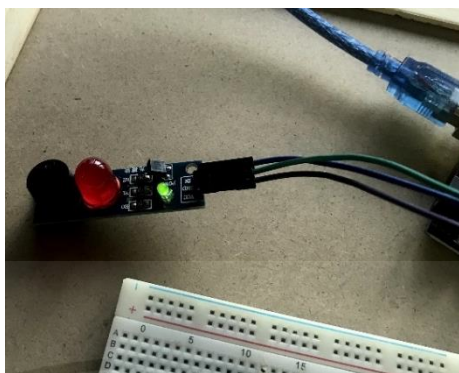
(ข)

รูปที่ 3.29 โมดูลแจ้งเตือน Buzzer

(ก) เซนเซอร์ตรวจจับการกระทบเมื่อโดนไม้กระดาน

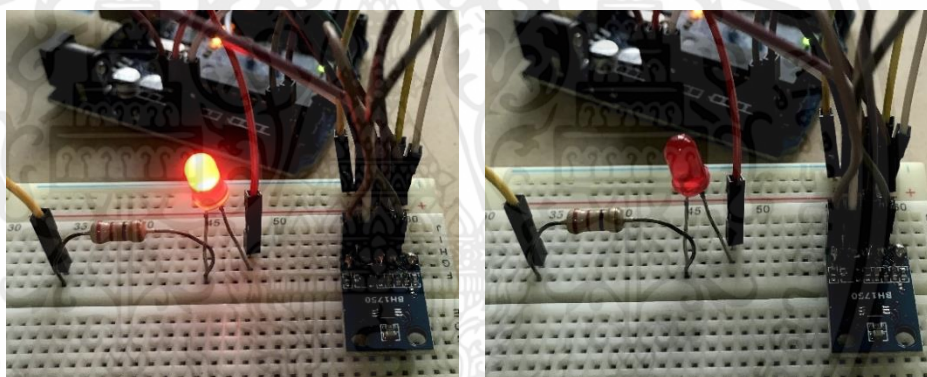
(ข) โมดูลแจ้งเตือนด้วยเสียง Buzzer ทำงาน

ถ้าเลื่อนฐานไม่ชนกับ Limit Switch สัญญาณเสียง Buzzer จะไม่ดังและหลอดไฟ LED จะไม่ติด ซูชิจะอยู่ในตำแหน่งที่อุปกรณ์ตรวจจับไม่สามารถตรวจจับได้



รูปที่ 3.30 โมดูลแจ้งเตือนด้วยเสียง Buzzer ไม่ทำงาน

- 10) ตรวจสอบสัญญาณค่าความเข้มแสง ว่าอยู่ในช่วงที่เหมาะสมสำหรับการตรวจจับรูปภาพหรือไม่ ถ้ามีสัญญาณจาก LED กระพริบจะเป็นการแจ้งเตือนว่าแสงไม่พอ อุปกรณ์ตรวจจับรูปภาพจะตรวจจับภาพไม่ได้ประสิทธิภาพ ดังนั้นจึงต้องเพิ่มแสงสำหรับการตรวจจับ



(ก)

(ข)

รูปที่ 3.31 การทำงานของเซนเซอร์ตรวจจับแสง

(ก) เซนเซอร์ตรวจจับทำงาน

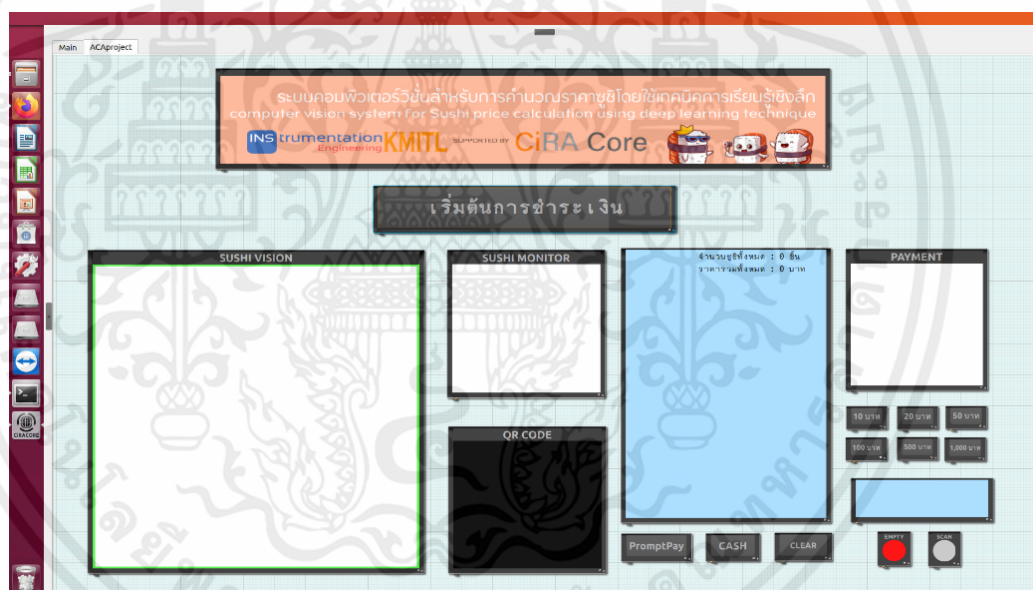
(ข) เซนเซอร์ตรวจจับไม่ทำงาน

ถ้าปริมาณค่าความเข้มแสงขณะทำการตรวจจับอยู่ในช่วงที่เหมาะสม สัญญาณ LED จะไม่กระพริบ แสดงว่าระบบคอมพิวเตอร์วิชั่นพร้อมเริ่มต้นการตรวจจับรูปภาพและนำไปวิเคราะห์ โดยใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก



รูปที่ 3.32 ตัวโครงและอุปกรณ์

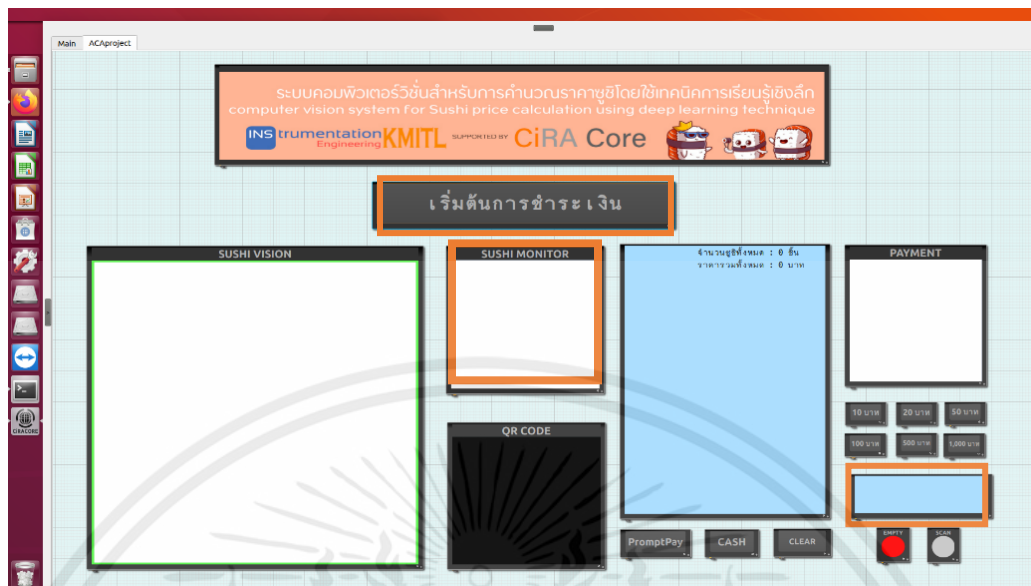
11) ระบบคอมพิวเตอร์วิชั่นสำหรับการคำนวณราคาซูชิโดยใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก พร้อมใช้งาน



รูปที่ 3.33 ตัวโปรแกรม CIRA CORE

12) กดปุ่ม “เริ่มต้นการชำระเงิน” เพื่อส่งสัญญาณให้อุปกรณ์ตรวจจับรูปภาพปรับค่ารูปภาพ สัญญาณ LED ด้านล่างจะบอกสถานะการตรวจจับหน้าซูชิ ถ้า LED ขึ้นเป็นสีแดง จะหมายถึงว่าอุปกรณ์ตรวจจับรูปภาพตรวจจับว่าไม่มีซูชิ ถ้า LED ขึ้นเป็นสีเขียว จะหมายถึง อุปกรณ์ตรวจจับรูปภาพตรวจจับว่ามีซูชิ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้ สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใด ๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.34 ตัวโปรแกรม CiRA CORE ของการเริ่มต้นคิดเงิน

- 13) อุปกรณ์ตรวจจับรูปภาพรับค่ารูปภาพมาประมวลผลในระบบคอมพิวเตอร์วิชั่นโดยใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก โดยตัวระบบคอมพิวเตอร์วิชั่นจะตรวจจับหน้าซูชิและบอกชนิดของหน้าซูชิ จำนวนซูชิและราคาของซูชิทั้งหมดที่อุปกรณ์ตรวจจับได้



รูปที่ 3.35 ตัวโปรแกรม CiRA CORE ของการคิดราคาเมนู

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้ สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใด ๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- 14) สามารถตรวจสอบความถูกต้องของการตรวจจับหน้าซูชิได้จากการใช้สมาร์ตโฟนสแกนที่กล่อง QR code หลังจากนั้น QR code จะนำไปสู่เว็บไซต์เพื่อบอกรายละเอียดข้อมูลของหน้าซูชิที่ตรวจจับได้



รูปที่ 3.36 ตัวโปรแกรม CiRA CORE สแกนจ่ายเงิน

- 15) เข้าสู่ขั้นตอนการชำระเงิน สามารถเลือกวิธีการชำระเงินได้ 2 วิธี คือ พร้อมเพย์และเงินสด



รูปที่ 3.37 ตัวโปรแกรม CiRA CORE ของระบบจ่ายเงิน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้ สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใด ๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- 16) เมื่อกดปุ่ม “Prompt Pay” จะเป็นการชำระเงินแบบพร้อมเพย์ กลุ่ม PAYMENT จะแสดงรูป QR code พร้อมเพย์เพื่อสแกนเงินและชำระราคาซูชิ



รูปที่ 3.38 ตัวโปรแกรม CiRA CORE ของระบบจ่ายเงินแบบ QR Code

- 17) เมื่อกดปุ่ม “CASH” จะเป็นการชำระเงินแบบเงินสด กลุ่ม PAYMENT จะบอกให้เลือกจำนวนเงินที่ต้องการชำระราคาซูชิ



รูปที่ 3.39 ตัวโปรแกรม CiRA CORE ของการอธิบายการจ่ายเงิน

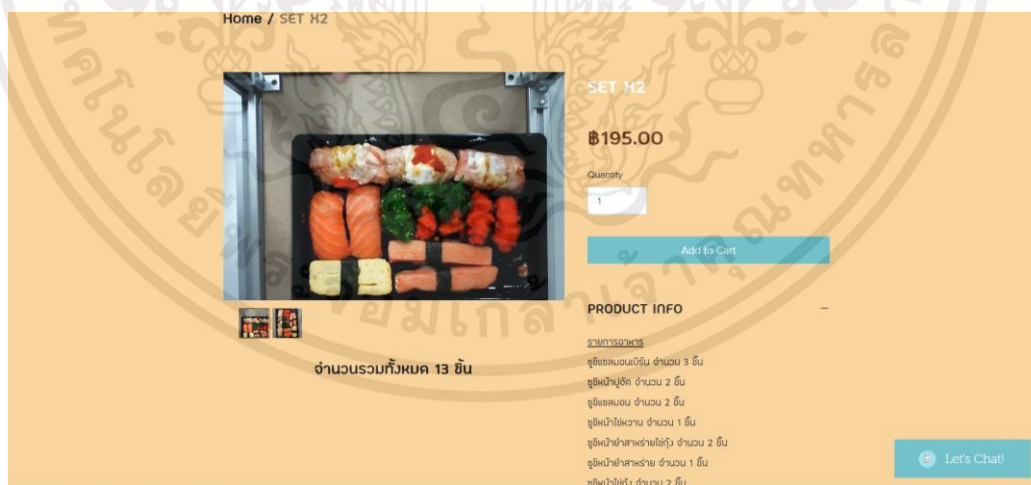
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้ สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใด ๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

กดปุ่มเลือกจำนวนที่ต้องการชำระราคาซูชิที่ถูกต้องและระบบคอมพิวเตอร์วิชั่นจะคำนวณเงินทอนให้ ถ้าจ่ายเงินไม่พอ ระบบจะบอกว่าจ่ายเงินไม่เพียงพอ



รูปที่ 3.40 ตัวโปรแกรม CIRA CORE ของการอธิบายการจ่ายเงิน

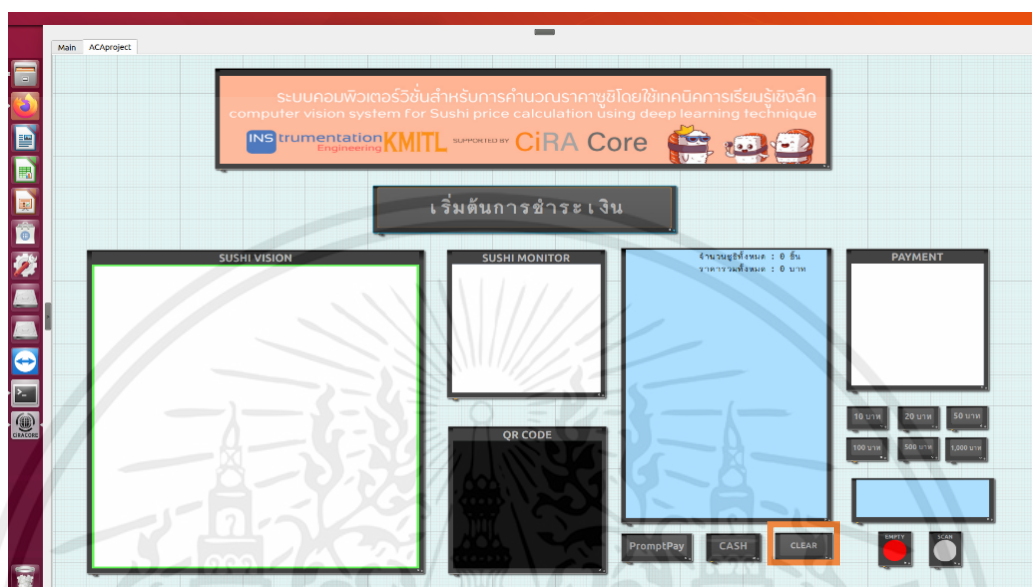
18) ทำการสแกนมือถือเข้าเว็บไซต์ เพื่อสามารถเช็คราคาซูชิบนเว็บไซต์



รูปที่ 3.241 ตัวอย่างเว็บไซต์ราคาซูชิทั้งหมด

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้ สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใด ๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- 19) กดปุ่ม “CLEAR” เพื่อรีเซ็ตการใช้งานระบบคอมพิวเตอร์วิชั่นสำหรับการคำนวณราคาซูชิ โดยใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก และเริ่มต้นการใช้งานต่อไป



รูปที่ 3.42 ตัวโปรแกรม CIRA CORE ของการรีเซ็ตการคิดเงิน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้ สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใด ๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

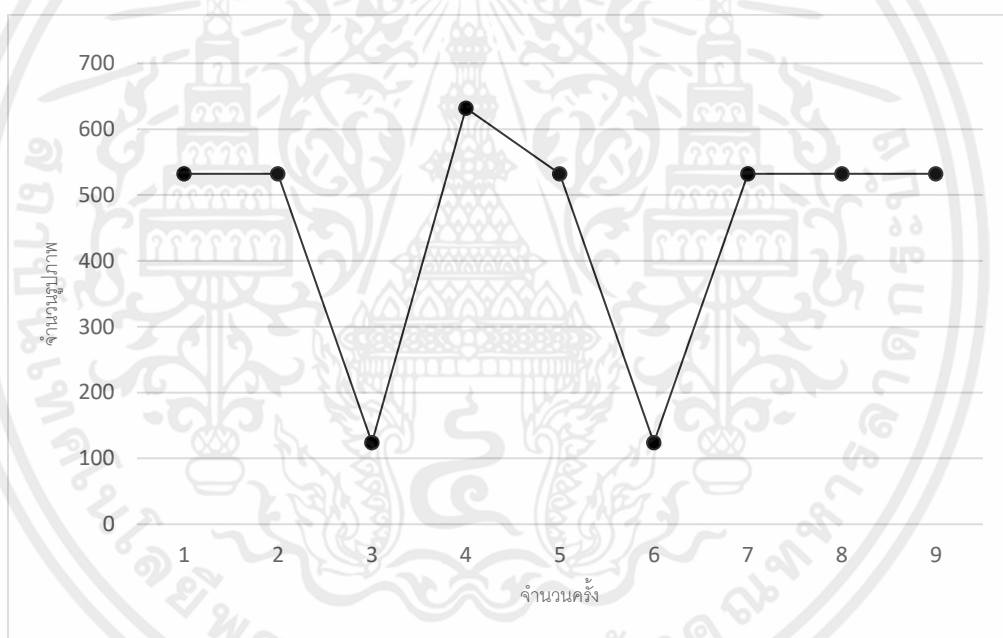
บทที่ 4

ผลการดำเนินงาน

4.1 การเก็บข้อมูลรูปภาพเป็น Dataset

ในการเทรนรูปภาพซูชิของโปรแกรม CiRA CORE จะมีการเก็บข้อมูลรูปภาพเป็นแบบ Dataset เพื่อที่จะทำให้ได้มีข้อมูลที่มากพอในการเทรนที่ตัวโปรแกรม CiRA CORE ได้ โดยจะมีการเทรนที่ตัวโปรแกรม CiRA CORE ของรูปภาพซูชิทั้งหมด 9 ครั้ง

4.1.1 กราฟแสดงจำนวนรูปภาพที่เป็น Dataset สำหรับทดลองโปรแกรม CiRA CORE

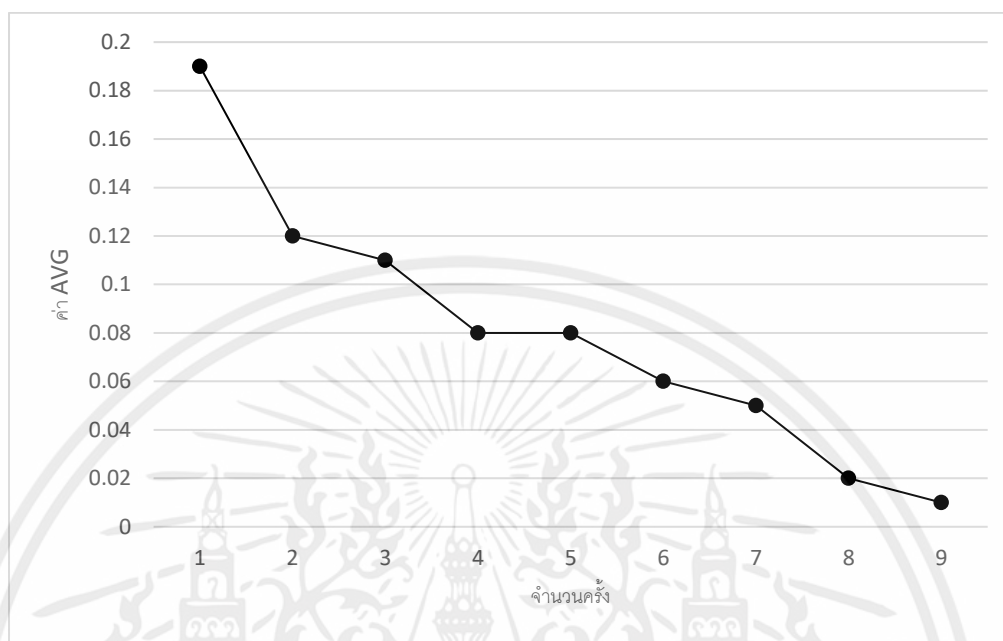


รูปที่ 4.1 กราฟแสดงจำนวนรูปภาพที่เป็น Dataset สำหรับทดลองโปรแกรม CiRA CORE

4.1.2 ค่า AVG จากการเรียนรู้ของโปรแกรม CiRA CORE

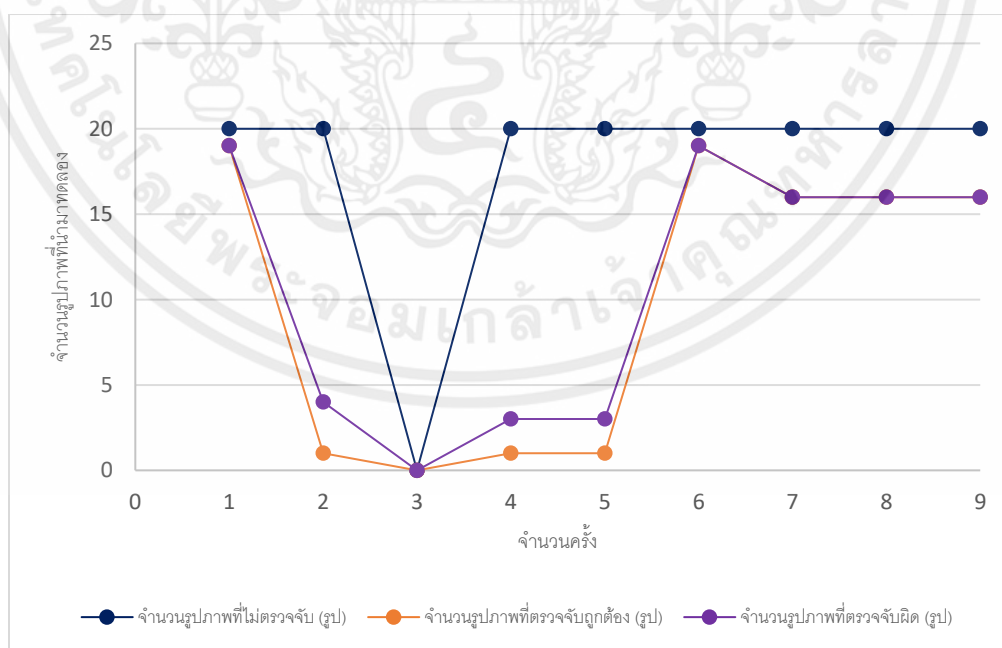
การแสดงผลค่า AVG จากการเรียนรู้ของโปรแกรม CiRA CORE เป็นการแสดงผลค่าของการเทรนข้อมูลใน 9 ครั้ง โดยในการเทรนแต่ละครั้งจะเป็นการเทรนรูปภาพซูชิ นำการ export ออกมาและทำการทดสอบว่าค่า AVG เ่าานี้จะมีการตรวจจับรูปภาพซูชิได้แม่นยำแค่ไหน

4.1.2.1 กราฟแสดงค่า AVG จากการเรียนรู้ของโปรแกรม CiRA CORE



รูปที่ 4.2 กราฟแสดงค่า AVG จากการเรียนรู้ของโปรแกรม CiRA CORE

4.1.2.2 กราฟแสดงผลการทดลองการเรียนรู้ของโปรแกรม CiRA CORE



รูปที่ 4.3 กราฟแสดงผลการทดลองการเรียนรู้ของโปรแกรม CiRA CORE

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้ สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใด ๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากกราฟแสดงผลการทดลองการเรียนรู้ของโปรแกรม CiRA CORE สรุปได้ว่า ในการเทรนรูปภาพซูชิ 9 ครั้ง ซึ่งจะมีผลลัพธ์ออกมาเป็น 9 ไฟล์ โดยแต่ละไฟล์จะมีรูป data set ที่ไม่เท่ากันเยาะน้อย แต่ต่างกันไป เพื่อให้เกิดข้อเปรียบเทียบ และให้ข้อมูลที่หลากหลาย เมื่อทำการทดสอบแล้วจะพบว่า จาก 9 ไฟล์ จะมีจำนวน 1 ไฟล์ที่ไม่สามารถใช้งานได้ และจะเหลือไฟล์ทั้งหมดอีก 8 ไฟล์ที่สามารถเปิดใช้งานได้ ส่วนรูปที่นำมาเปรียบเทียบนั้นแต่ละไฟล์จะใช้รูปเซตเดียวกันทำการเปรียบเทียบ โดยไฟล์เปรียบเทียบจะเปรียบเทียบทุกไฟล์โดยไฟล์ละ 20 รูป ผลลัพธ์ที่ได้คือสามารถตรวจจับได้, ไม่สามารถตรวจจับได้และไม่ตรวจจับ เนื่องจากทั้ง 8 ไฟล์จะมีส่วนที่แตกต่างกันตรงค่า AVG ที่เป็นค่าบ่งบอกถึงความละเอียดในการเก็บข้อมูล data set ซึ่งการประเมินผลลัพธ์ที่ดีจะแสดงออกมานั้นจะมีดังนี้

ไฟล์ 1 (532 รูป) AVG เท่ากับ 0.19 ผลการทดลองออกมาว่า จากการเปรียบเทียบในการใช้รูปจริงแล้วนั้น ได้ทำการทดสอบไปทั้งหมด 20 รูป มีรูปที่ตรวจจับถูกต้อง 19 รูป และมีรูปที่ไม่สามารถตรวจจับได้ 1 รูป จะเห็นได้ว่า ไฟล์ที่ 1 ไม่มีความผิดพลาดในเรื่องของการไม่ตรวจจับเลย

ไฟล์ 6 (124 รูป) AVG เท่ากับ 0.06 ผลการทดลองออกมาว่า จากการเปรียบเทียบในการใช้รูปจริงแล้วนั้น ได้ทำการทดสอบไปทั้งหมด 20 รูป มีรูปที่ตรวจจับถูกต้อง 19 รูป และมีรูปที่ไม่สามารถตรวจจับได้ 1 รูป จะเห็นได้ว่า ไฟล์ที่ 1 ไม่มีความผิดพลาดในเรื่องของการไม่ตรวจจับเลย

4.1.3 การวิเคราะห์ผลลัพธ์

จะเห็นได้อย่างชัดเจนว่าไฟล์ที่ 1 และ 6 มี สองประการที่แตกต่าง

ประการแรก คือ จำนวนรูปภาพที่เป็น data set

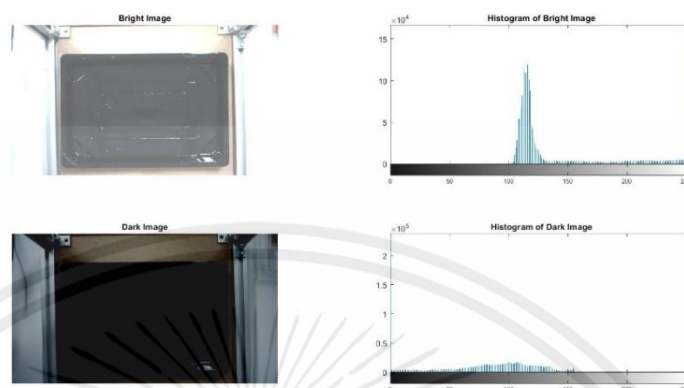
ประการที่สอง คือ ค่า AVG ที่ได้หลังจากทำการเทรนข้อมูล

ประการที่สาม คือ คอมพิวเตอร์ที่ใช้ในการเทรน

ไฟล์ที่ 1 ได้ผลลัพธ์ที่ดีอาจจะมีความเสี่ยงอันเนื่องมาจาก ข้อมูลที่เป็น data set ที่มีถึง 532 รูป ซึ่งมีความพอเพียงต่อการตรวจจับ แต่ความหลากหลายของมิติภาพยังคงไม่มากพอ จึงทำให้ผลการเทรนคือค่า AVG ออกมาเป็น 0.19 แต่ท้ายที่สุดนั้น ไฟล์ที่ 1 ก็สามารถตรวจจับซูชิได้และยังตรวจจับได้อย่างถูกต้องและแม่นยำ

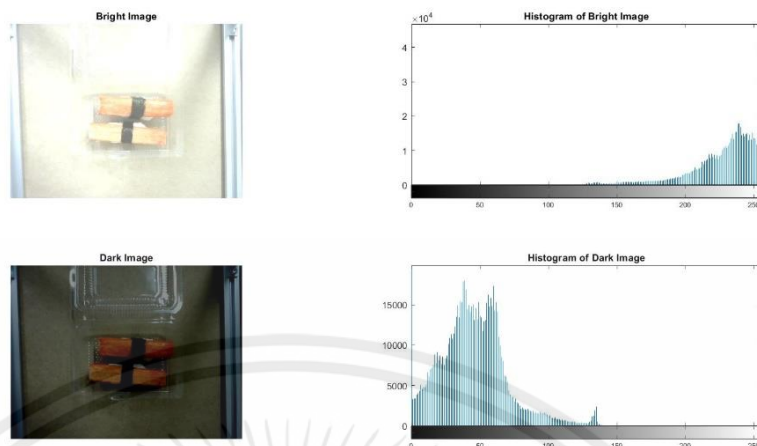
ไฟล์ที่ 6 ที่มีจำนวนรูปที่เป็น data set ที่น้อย แต่กลับได้ผลลัพธ์ออกมาดีเป็นเพราะรูปที่นำไปเป็น data set จำนวน 124 รูปนั้น มีความละเอียด และมีรูปที่มีมุมที่หลากหลาย องศาที่ต่างกันมากกว่า และคอมพิวเตอร์ที่ใช้นั้น เป็นการร่วมมือกับทาง AMI ซึ่งให้ความอนุเคราะห์ที่ให้ความช่วยเหลือในการเทรนข้อมูล จึงทำให้ได้ผลการเทรน หรือ ค่า AVG เป็น 0.06 และด้วยความละเอียดที่ได้จากการเทรนนั้นจะทำให้ ไฟล์ที่ 6 สามารถตรวจจับซูชิได้และยังตรวจจับได้อย่างถูกต้องและแม่นยำ

4.2 กราฟฮิสโตแกรมการจับภาพสีของตัวกล่อง



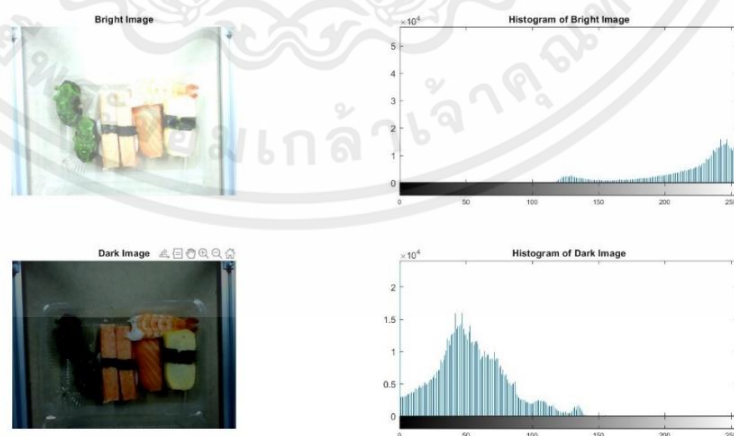
รูปที่ 4.4 การเปรียบเทียบกราฟฮิสโตแกรมกล่องเปล่า

จากการตรวจจับภาพของกล่องสามารถตรวจจับกล่องสีดำได้ดังภาพฮิสโตแกรมโดยใช้โปรแกรม MATLAB พบว่าแสดงผลได้ดังรูปทางขวามือ รูปภาพที่มีสีจางจะมีการรูปภาพที่สูงเพราะเป็นการตรวจจับภาพสีขาว โดยในด้านซ้ายมือมีการเปิดรับแสงที่มากจึงทำให้มีค่าฮิสโตแกรมที่น้อย ตรงกลางจะมีลักษณะสีดำมากเพราะกล่องมีความเป็นสีดำ ทึบ จึงมีค่าการตรวจจับรับแสงที่น้อย ค่าฮิสโตแกรมที่รับสีเข้มจึงมีค่าที่สูง และในด้านขวามือซึ่งมีค่ากราฟคล้ายกับด้านซ้ายมือ มีการเปิดรับแสงที่มากจึงทำให้ค่าฮิสโตแกรมมีค่าน้อยเพราะมีสีเข้มที่น้อยกว่าตรงกลาง ต่อมาในรูปข้างล่างที่มีสีเข้มกว่าข้างบนจากกราฟจะเป็นการวิเคราะห์จากฮิสโตแกรมที่บ่งบอกถึงค่าความสว่างซึ่งในด้านซ้ายมือซึ่งจะมีลักษณะแสงและเงาที่มืดทึบมืดน้อยจึงมีค่าฮิสโตแกรมที่น้อย ในส่วนตรงกลางมีการตรวจจับค่าความสว่างที่น้อยที่สุดเพราะลักษณะกล่องมีความทึบ มืด จึงมีค่าฮิสโตแกรมที่มากที่สุดเมื่อเทียบกับด้านซ้ายมือ ส่วนในด้านขวามือมีการวัดค่าความสว่างคล้ายกับด้านซ้าย โดยจะมีการตรวจจับรับค่าการเปิดรับแสงที่มากจึงทำให้มีค่าฮิสโตแกรมที่มีค่าน้อยเพราะมีการวัดค่าจากความมืดซึ่งบริเวณใดมีที่มืด ทึบมากจะทำให้ค่าฮิสโตแกรมที่มาก บริเวณใดมีความความมืด ทึบที่น้อยจะทำให้ค่าฮิสโตแกรมที่น้อยตามไปด้วย



รูปที่ 4.5 การเปรียบเทียบกราฟฮิสโตแกรมซูชิ 2 ชั้น

จากการตรวจจับภาพของกล้องสามารถตรวจจับซูชิ 2 ชั้น โดยใช้โปรแกรม MatLab พบว่าแสดงผลได้ดังรูปทางขวามือเป็นกราฟรับค่าความสว่างของแสงโดยในรูปของซูชิด้านซ้ายมือ โดยจะเป็นการตรวจรับค่าแสงสว่างในส่วนทางด้านซ้ายมือของรูปจะมีค่าความสว่างที่น้อย จึงทำให้มีค่าฮิสโตแกรมที่น้อยมากและในส่วนตรงกลางจะมีความมืดหรือมีการตรวจรับแสงที่มีคล้ายกับในด้านซ้ายมือจึงทำให้ไม่มีค่าฮิสโตแกรมในส่วนขวามือจะมีค่าการรับแสงของฮิสโตแกรมที่มากจึงทำให้ด้านขวามีค่าฮิสโตแกรมที่มากที่สุด ส่วนรูปข้างล่างนั้นจะเป็นการรับค่าความมืดของซูชิในส่วนทางด้านซ้ายมือของซูชิจะมีค่าความสว่างที่น้อย ทำให้มีค่าฮิสโตแกรมที่มากในส่วนตรงกลางจะค่าความมืดที่น้อยลงมาจึงทำให้มีค่าฮิสโตแกรมที่น้อยลงมือ ด้านขวามือมีการรับแสงที่มากที่สุดทำให้มีค่าของฮิสโตแกรมที่น้อยที่สุด

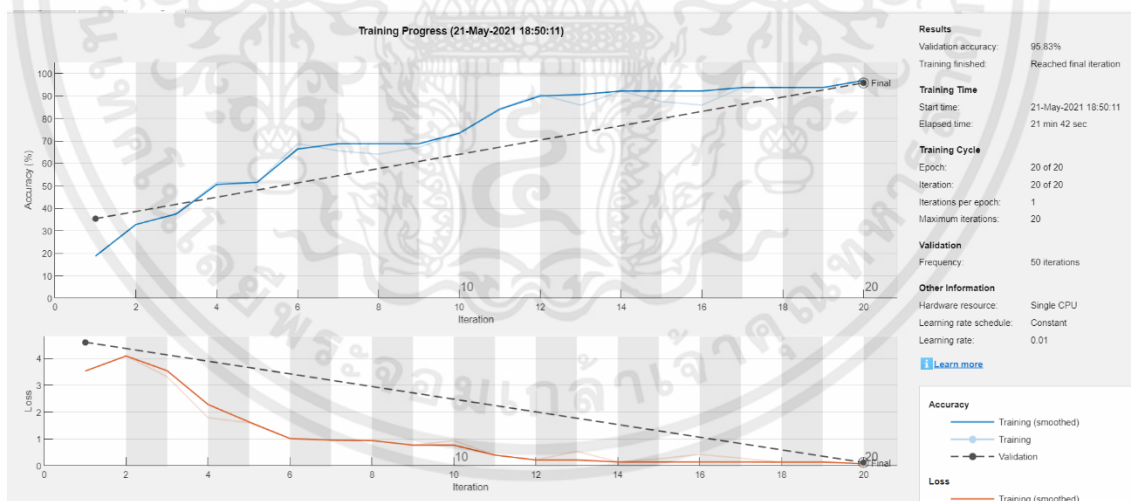


รูปที่ 4.6 การเปรียบเทียบกราฟฮิสโตแกรมซูชิหลายชั้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้ สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใด ๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากการตรวจจับภาพของกล้องสามารถตรวจจับชูชิหลายชิ้น ได้ดังภาพฮิสโทแกรมโดยใช้โปรแกรม MatLab พบว่าแสดงผลได้ดังรูปทางขวามือเป็นกราฟปรับค่าความสว่างของแสงโดยในรูปของชูชิด้านซ้ายมือ นั้น จะมีค่าตรวจวัดแสงที่น้อย ในส่วนตรงกลางจะมีการตรวจวัดค่าแสงปานกลางและในส่วนขวามือจะมีการตรวจรับค่าแสงที่มากจึงทำให้ค่ากลางมีการแปรผันตรงกับการตรวจรับค่าความสว่างของฮิสโทแกรม เหมือนกับรูปชูชิโดยในกราฟส่วนซ้ายมือจะมีค่าฮิสโทแกรมที่น้อยหรือแทบจะไม่มีเลย เพราะมีการตรวจรับแสงที่น้อย ในส่วนตรงกลางจะมีการตรวจรับค่าแสงสว่างที่มากกว่าด้านซ้ายมือจึงทำให้กราฟมีค่าฮิสโทแกรมที่มากกว่าซ้ายมือ และในส่วนขวามือจะมีการตรวจวัดแสงที่มากจึงทำให้มีค่าของฮิสโทแกรมที่มาก ในรูปข้างล่างจะเป็นการวัดค่าฮิสโทแกรมจากความมืด โดยจากรูปในส่วนด้านซ้ายมือจะมีการตรวจรับความสว่างที่น้อยหรือมีความมืดมากทำให้ค่าฮิสโทแกรมมีค่าที่มาก ในส่วนตรงกลางจะมีการตรวจวัดค่าความสว่างที่มากขึ้นมาหรือค่าความมืดที่น้อยลงทำให้มีค่าฮิสโทแกรมที่ปานกลางหรือน้อยกว่าในด้านซ้ายมือและในส่วนขวามือจะมีการตรวจวัดค่าความสว่างที่มากที่สุดหรือมีความมืดที่น้อยที่สุด จึงทำให้ค่าฮิสโทแกรมมีค่าน้อยที่สุดหรือไม่มีค่าฮิสโทแกรมเลยเพราะความสว่างของมีความแปรผันกับของค่าฮิสโทแกรม

4.3 กราฟการเรนข้อมูลรูปภาพของ MATLAB ในรูปแบบ GoogLeNet



รูปที่ 4.7 การนำภาพมาวิเคราะห์ในโปรแกรม MATLAB

จากการนำรูปภาพไปวิเคราะห์ใน MATLAB จะปรากฏหน้าต่าง Training Progress กับการแสดงผลค่า Accuracy และ Loss โดยโครงข่ายที่ออกแบบในการสร้างชุดข้อมูล มีประสิทธิภาพค่า Accuracy เท่ากับ 85.83% ซึ่งเป็นการวิเคราะห์โดยใช้เทคนิคโครงข่ายของ CNN โดยจากกราฟจะมีเรนข้อมูลทีมาก

ทำให้จำนวนชั้นของ Layer กับ Filter มีความซับซ้อนในการวิเคราะห์ข้อมูล เมื่อเราทำการเทรนรูปหลายรูปเป็นเวลานานจึงทำให้ค่า Accuracy มีค่าเปอร์เซ็นต์ที่เข้าใกล้ 100% เมื่อค่า Accuracy มีค่าเยอะจึงทำให้ค่า Loss ต่ำเพราะค่า Loss คือค่าของการตรวจจับข้อมูลที่ผิดพลาด

4.4 การตรวจสอบการตรวจจับรูปภาพของโปรแกรม โดยช่วงของค่าความเข้มแสง

สำหรับชุดข้อมูลตัวอย่างที่ใช้ทำการตรวจสอบการตรวจจับรูปภาพของโปรแกรม โดยช่วงของค่าความเข้มแสงมีช่วงระหว่าง 30 – 40 lux , 100 – 120 lux , 240-270 lux , 330-380 lux และ 520-60 lux จำนวน 30 ชุดข้อมูล โดยที่ 30 ชุดข้อมูลตัวอย่าง มี ข้อมูลดังต่อไปนี้

4.4.1 ข้อมูลจำนวนทั้งหมด 1 ชั้น

- 1) ซุชิหน้ากุ้ง 1 ชั้น
- 2) ซุชิหน้าปูอัด 1 ชั้น
- 3) ซุชิหน้าไข่กุ้ง 1 ชั้น
- 4) ซุชิหน้ายำสาหร่ายไข่กุ้ง 1 ชั้น
- 5) ซุชิหน้ายำสาหร่าย 1 ชั้น
- 6) ซุชิหน้าแซลมอนเบิร์น 1 ชั้น
- 7) ซุชิหน้าแซลมอน 1 ชั้น
- 8) ซุชิหน้าไข่หวาน 1 ชั้น

4.4.2 ข้อมูลจำนวนทั้งหมด 2 ชั้น

- 9) ซุชิหน้ากุ้ง 1 ชั้น ซุชิหน้าปูอัด 1 ชั้น
- 10) ซุชิหน้ายำสาหร่าย 1 ชั้น ซุชิหน้ายำสาหร่ายไข่กุ้ง 1 ชั้น
- 11) ซุชิหน้ายำสาหร่ายไข่กุ้ง 1 ชั้น ซุชิหน้าไข่กุ้ง 1 ชั้น
- 12) ซุชิหน้าแซลมอน 2 ชั้น
- 13) ซุชิหน้าไข่หวาน 1 ชั้น ซุชิหน้ายำสาหร่าย 1 ชั้น
- 14) ซุชิหน้าแซลมอนเบิร์น 1 ชั้น ซุชิหน้าแซลมอน 1 ชั้น
- 15) ซุชิหน้ากุ้ง 2 ชั้น

4.4.3 ข้อมูลจำนวนทั้งหมด 3 ชั้น

- 16) ซุชิหน้ายำสาหร่าย 1 ชั้น ซุชิหน้ายำสาหร่ายไข่กุ้ง 1 ชั้น ซุชิหน้าไข่กุ้ง 1 ชั้น

- 17) ซูชิหน้ากุ้ง 1 ชิ้น ซูชิหน้าปูอัด 1 ชิ้น ซูชิหน้าไข่กุ้ง 1 ชิ้น
- 18) ซูชิหน้าแซลมอนเบียร์น 3 ชิ้น
- 19) ซูชิหน้าแซลมอน 2 ชิ้น ซูชิหน้าไข่หวาน 1 ชิ้น
- 20) ซูชิหน้าแซลมอน 1 ชิ้น ซูชิหน้าไข่หวาน 1 ชิ้น ซูชิหน้ายำสาหร่าย 1 ชิ้น

4.4.4 ข้อมูลจำนวนทั้งหมด 4 ชิ้น

- 21) ซูชิหน้าแซลมอนเบียร์น 1 ชิ้น ซูชิหน้าแซลมอน 1 ชิ้น ซูชิหน้ายำสาหร่ายไข่กุ้ง 1 ชิ้น
ซูชิหน้าไข่หวาน 1 ชิ้น
- 22) ซูชิหน้ายำสาหร่าย 1 ชิ้น ซูชิหน้ายำสาหร่ายไข่กุ้ง 1 ชิ้น ซูชิหน้ากุ้ง 1 ชิ้น ซูชิหน้าปูอัด 1 ชิ้น
ซูชิหน้าไข่กุ้ง 1 ชิ้น

4.4.5 ข้อมูลจำนวนทั้งหมด 5 ชิ้น

- 23) ซูชิหน้าแซลมอนเบียร์น 1 ชิ้น ซูชิหน้าแซลมอน 1 ชิ้น ซูชิหน้ากุ้ง 2 ชิ้น ซูชิหน้าไข่กุ้ง 1 ชิ้น

4.4.6 ข้อมูลจำนวนทั้งหมด 6 ชิ้น

- 24) ซูชิหน้าแซลมอนเบียร์น 3 ชิ้น ซูชิหน้าไข่หวาน 1 ชิ้น ซูชิหน้ากุ้ง 1 ชิ้น ซูชิหน้าปูอัด 1 ชิ้น
- 25) ซูชิหน้าแซลมอนเบียร์น 1 ชิ้น ซูชิหน้าแซลมอน 2 ชิ้น ซูชิหน้ากุ้ง 2 ชิ้น ซูชิหน้าปูอัด 1 ชิ้น

4.4.7 ข้อมูลจำนวนทั้งหมด 8 ชิ้น

- 26) ซูชิหน้ายำสาหร่าย 1 ชิ้น ซูชิหน้าปูอัด 1 ชิ้น ซูชิหน้าไข่กุ้ง 1 ชิ้น ซูชิหน้าแซลมอนเบียร์น 1 ชิ้น
ซูชิหน้าแซลมอน 1 ชิ้น ซูชิหน้าไข่หวาน 1 ชิ้น ซูชิหน้ายำสาหร่ายไข่กุ้ง 1 ชิ้น ซูชิหน้ากุ้ง 1
ชิ้น

4.4.8 ข้อมูลจำนวนทั้งหมด 9 ชิ้น

- 27) ซูชิหน้าแซลมอนเบียร์น 3 ชิ้น ซูชิหน้าแซลมอน 3 ชิ้น ซูชิหน้ายำสาหร่าย 1 ชิ้น ซูชิหน้ากุ้ง 1
ชิ้น ซูชิหน้าปูอัด 1 ชิ้น

4.4.9 ข้อมูลจำนวนทั้งหมด 11 ชิ้น

- 28) ซูชิหน้ายำสาหร่าย 1 ชิ้น ซูชิแซลมอนเบียร์น 3 ชิ้น ซูชิแซลมอน 3 ชิ้น ซูชิไข่หวาน 1 ชิ้น
ซูชิหน้ายำสาหร่ายไข่กุ้ง 1 ชิ้น ซูชิหน้ากุ้ง 1 ชิ้น ซูชิหน้าปูอัด 1 ชิ้น
- 29) ซูชิหน้ายำสาหร่าย 1 ชิ้น ซูชิหน้าปูอัด 2 ชิ้น ซูชิหน้าไข่กุ้ง 1 ชิ้นซูชิหน้าแซลมอนเบียร์น 3 ชิ้น
ซูชิหน้าแซลมอน 3 ชิ้น ซูชิหน้าไข่หวาน 1 ชิ้น
- 30) ซูชิหน้ายำสาหร่าย 2 ชิ้น ซูชิหน้าปูอัด 2 ชิ้น ซูชิหน้าไข่กุ้ง 1 ชิ้นซูชิหน้าแซลมอนเบียร์น 1 ชิ้น

ซูชิหน้าแซลมอน 2 ชั้น ซูชิหน้าไข่หวาน 1 ชั้น ซูชิหน้ายำสาหร่ายไข่กุ้ง 2 ชั้น

ตารางที่ 4.1 แสดงผลการทดสอบชุดข้อมูลตัวอย่าง โดยช่วงของค่าความเข้มแสงมีช่วงระหว่าง 30 – 40 lux, 100 – 120 lux, 240-270 lux, 330-380 lux และ 520-60 lux จำนวน 30 ชุดข้อมูล

ช่วงของค่าความเข้มแสง (Lux)	30-40	100-120	240-270	330-380	520-620
ชุดข้อมูลที่ 1	100.00%	100.00%	100.00%	66.67%	100.00%
ชุดข้อมูลที่ 2	100.00%	100.00%	100.00%	66.67%	100.00%
ชุดข้อมูลที่ 3	100.00%	100.00%	83.33%	83.33%	100.00%
ชุดข้อมูลที่ 4	100.00%	100.00%	100.00%	83.33%	100.00%
ชุดข้อมูลที่ 5	75.00%	83.33%	75.00%	66.67%	100.00%
ชุดข้อมูลที่ 6	100.00%	58.33%	100.00%	83.33%	100.00%
ชุดข้อมูลที่ 7	100.00%	83.33%	100.00%	66.67%	100.00%
ชุดข้อมูลที่ 8	100.00%	83.33%	100.00%	66.67%	100.00%
ชุดข้อมูลที่ 9	100.00%	83.33%	100.00%	66.67%	100.00%
ชุดข้อมูลที่ 10	75.00%	58.33%	83.33%	83.33%	83.33%
ชุดข้อมูลที่ 11	100.00%	100.00%	100.00%	83.33%	100.00%
ชุดข้อมูลที่ 12	100.00%	100.00%	100.00%	83.33%	100.00%
ชุดข้อมูลที่ 13	100.00%	83.33%	83.33%	66.67%	75.00%
ชุดข้อมูลที่ 14	100.00%	83.33%	100.00%	66.67%	100.00%
ชุดข้อมูลที่ 15	41.67%	83.33%	100.00%	58.33%	100.00%

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้ สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใด ๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ช่วงของค่าความ เข้มแสง (Lux)	30-40	100-120	240-270	330-380	520-620
ชุดข้อมูลที่ 16	83.33%	83.33%	83.33%	83.33%	100.00%
ชุดข้อมูลที่ 17	100.00%	83.33%	100.00%	66.67%	100.00%
ชุดข้อมูลที่ 18	100.00%	83.33%	100.00%	66.67%	100.00%
ชุดข้อมูลที่ 19	100.00%	83.33%	100.00%	66.67%	100.00%
ชุดข้อมูลที่ 20	100.00%	83.33%	66.67%	83.33%	100.00%
ชุดข้อมูลที่ 21	83.33%	100.00%	100.00%	83.33%	100.00%
ชุดข้อมูลที่ 22	33.33%	75.00%	75.00%	83.33%	100.00%
ชุดข้อมูลที่ 23	75.00%	83.33%	75.00%	75.00%	75.00%
ชุดข้อมูลที่ 24	100.00%	83.33%	100.00%	100.00%	100.00%
ชุดข้อมูลที่ 25	58.33%	75.00%	66.67%	83.33%	66.67%
ชุดข้อมูลที่ 26	100.00%	83.33%	75.00%	100.00%	66.67%
ชุดข้อมูลที่ 27	83.33%	75.00%	83.33%	75.00%	66.67%
ชุดข้อมูลที่ 28	75.00%	100.00%	66.67%	50.00%	66.67%
ชุดข้อมูลที่ 29	83.33%	58.33%	83.33%	100.00%	100.00%
ชุดข้อมูลที่ 30	83.33%	75.00%	66.67%	66.67%	75.00%
% ความถูกต้อง โดยเฉลี่ย	88.33	84.17	88.89	75.83	92.50
จำนวนชุดข้อมูลที่ ถูกต้อง 100 %	18	8	16	3	22

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้ สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใด ๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

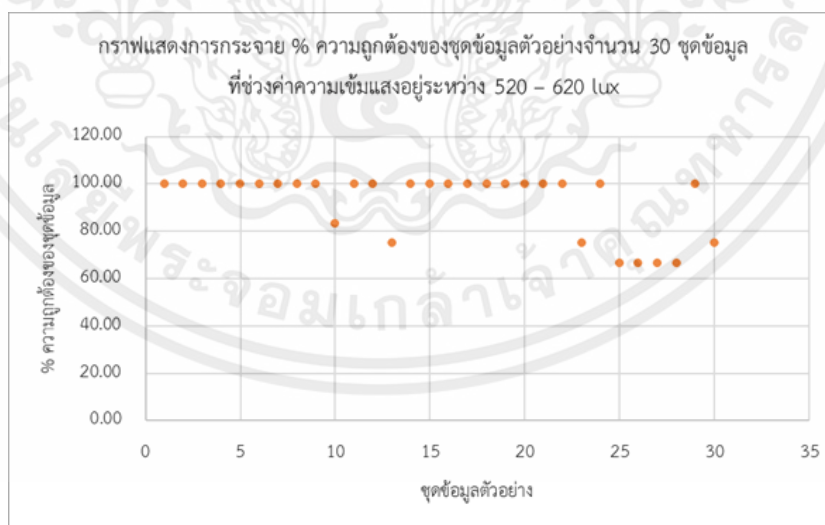
จากตารางการทดสอบ สรุปได้ว่าช่วงค่าความเข้มแสงระหว่าง 520 – 620 lux มีเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องที่ 92.50 % สามารถตรวจจับได้ถูกต้องจำนวน 22 ชุดข้อมูล เป็นช่วงค่าความเข้มแสงที่เหมาะสมสำหรับการใช้งาน ให้ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องที่ดีที่สุดจากการทดลอง

โดยช่วงค่าความเข้มแสงระหว่าง 240 – 270 lux มีเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องที่ 88.89 % สามารถตรวจจับได้ถูกต้องจำนวน 16 ชุดข้อมูล และ ช่วงค่าความเข้มแสงระหว่าง 30 – 40 lux มี % ความถูกต้องที่ 88.33 % สามารถตรวจจับได้ถูกต้องจำนวน 18 ชุดข้อมูล ให้ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องน้อยกว่าชุดข้อมูล 520 – 620 lux

โดยช่วงค่าความเข้มแสงระหว่าง 100 – 120 lux มีเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องที่ 84.17 % สามารถตรวจจับได้ถูกต้องจำนวน 8 ชุดข้อมูล และ ช่วงค่าความเข้มแสงระหว่าง 330 – 380 lux มีเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องที่ 75.83 % สามารถตรวจจับได้ถูกต้องจำนวน 3 ชุดข้อมูล เป็นช่วงค่าความเข้มแสงที่ไม่เหมาะสมสำหรับการใช้งานเพราะให้ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องน้อยที่สุดจากการทดลอง จำนวนชุดข้อมูลที่ตรวจจับได้ถูกต้องมีจำนวนน้อย

แสดงให้เห็นว่าผลของความเข้มแสงมีผลต่อการตรวจจับรูปภาพ สามารถแยกเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องของซูชิแต่ละหน้าได้ดังนี้

4.4.1 กราฟแสดงการกระจายเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องของชุดข้อมูลตัวอย่างจำนวน 30 ชุดข้อมูลที่ช่วงค่าความเข้มแสงอยู่ระหว่าง 520 – 620 lux



รูปที่ 4.8 กราฟค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องความเข้มแสงช่วง 520-620 lux

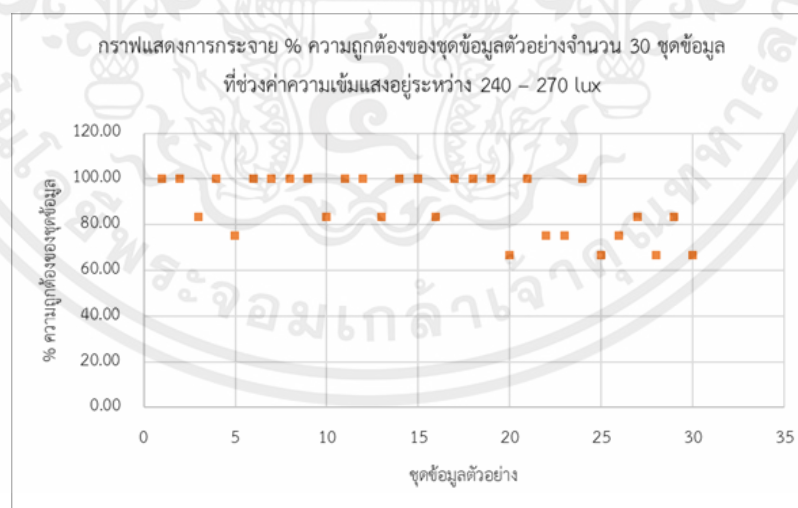
โดย % ความถูกต้องโดยเฉลี่ยอยู่ที่ 95.50% ความผิดพลาดในการตรวจจับทำให้ค่าความถูกต้องในการตรวจจับซูลลดลง สามารถแสดงจำแนกค่าความถูกต้องของซูลแต่ละหน้าได้ดังนี้

ตารางที่ 4.2 ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องความเข้มแสงช่วง 520-620 lux

หน้าซูล	ซูลหน้าสุด	ซูลหน้าห้าน	ซูลหน้ากึ่ง	ซูลหน้าย่ำสำหรับไขกึ่ง	ซูลหน้าย่ำสำหรับ	ซูลหน้าแหลม	ซูลหน้าแหลมเบริน	ซูลหน้ากึ่ง
%ตามถูกต้อง	100%	100%	100%	90%	90%	93%	87%	87%

จากตารางพบว่ามีค่าความผิดพลาดที่เกิดขึ้นจากตรวจจับซูลหน้ามีเปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง 83.33% จากการตรวจจับซูลหน้ากึ่งเป็นซูลหน้าแหลมเบริน และ ตรวจจับซูลหน้าแหลมเบรินเป็นซูลหน้ากึ่ง ความผิดพลาดที่เกิดขึ้นจากตรวจจับซูลซ้ำเกิน 1 หน้า มีเปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง 86.67% จากการตรวจจับซูลหน้าย่ำสำหรับไขกึ่งซ้ำ ตรวจจับซูลหน้าย่ำสำหรับมองซ้ำเป็นซูลหน้าย่ำสำหรับไขกึ่ง ตรวจจับซูลหน้าย่ำสำหรับไขกึ่งซ้ำเป็นซูลหน้าย่ำสำหรับ ตรวจจับซูลหน้ากึ่งซ้ำเป็นซูลหน้าแหลมเบรินและความผิดพลาดที่เกิดขึ้นจากที่ไม่ตรวจจับหน้าซูล มีเปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง 93.33% จากการไม่ตรวจจับซูลหน้าแหลมเบริน ซูลหน้ากึ่ง และซูลหน้าแหลมเบริน

4.4.2 กราฟแสดงการกระจายเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องของชุดข้อมูลตัวอย่างจำนวน 30 ชุดข้อมูล ที่ช่วงค่าความเข้มแสงอยู่ระหว่าง 240 – 270 lux



รูปที่ 4.9 กราฟค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องความเข้มแสงช่วง 240-270 lux

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้ สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใด ๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

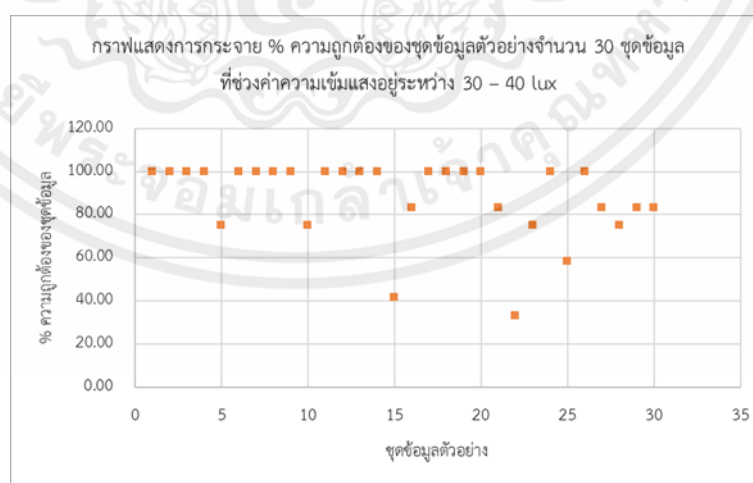
โดยเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องโดยเฉลี่ยอยู่ที่ 88.89% ความผิดพลาดในการตรวจจับทำให้ค่าความถูกต้องในการตรวจจับซูชิลดลง สามารถแสดงจำแนกค่าความถูกต้องของซูชิแต่ละหน้าได้ดังนี้

ตารางที่ 4.3 ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องความเข้มแสงช่วง 240-270 lux

หน้าซูชิ	ซูชิหน้าปูอัด	ซูชิหน้าไข่หวาน	ซูชิหน้าไข่กุ้ง	ซูชิหน้ายำสาหร่ายไข่กุ้ง	ซูชิหน้ายำสาหร่าย	ซูชิหน้าแซลมอน	ซูชิหน้าแซลมอนเบริน	ซูชิหน้ากุ้ง
%ตามถูกต้อง	97%	97%	97%	73%	93%	100%	90%	83%

จากตารางพบว่า มีค่าความผิดพลาดที่เกิดขึ้นจากตรวจจับซูชิผิดหน้า มีเปอร์เซ็นต์ของความถูกต้อง 80% จากการตรวจจับซูชิหน้ากุ้งเป็นซูชิหน้าแซลมอนเบรินและตรวจจับซูชิหน้ายำสาหร่ายเป็นซูชิหน้ายำสาหร่ายไข่กุ้ง ค่าความผิดพลาดที่เกิดขึ้นจากตรวจจับพื้นที่นอกถาดว่าเป็นหน้าซูชิมีเปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง 76.67% จากการตรวจจับพื้นที่นอกถาดว่าเป็นซูชิหน้าไข่กุ้งและตรวจจับพื้นที่นอกถาดว่าเป็นซูชิหน้ายำสาหร่ายไข่กุ้ง ค่าความผิดพลาดที่เกิดขึ้นจากตรวจจับซูชิซ้ำเกิน 1 หน้า มีเปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง 86.67% จากการตรวจจับซูชิหน้ายำสาหร่ายส่วนล่างถูกตรวจจับเป็นซูชิหน้ายำสาหร่ายไข่กุ้งเพิ่ม ตรวจจับซูชิหน้ากุ้งซ้ำเป็นซูชิหน้าแซลมอนเบริน ตรวจจับซูชิหน้ายำสาหร่ายไข่กุ้งซ้ำและตรวจจับซูชิหน้าปูอัดซ้ำเป็นซูชิหน้าไข่หวานและความผิดพลาดที่เกิดขึ้นจากที่ไม่ตรวจจับหน้าซูชิมีเปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง 93.33% จากการไม่ตรวจจับซูชิหน้ากุ้ง

4.4.3 กราฟแสดงการกระจายเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องของชุดข้อมูลตัวอย่างจำนวน 30 ชุด ข้อมูล ที่ช่วงค่าความเข้มแสงอยู่ระหว่าง 30 – 40 lux



รูปที่ 4.10 กราฟค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องความเข้มแสงช่วง 30-40 lux

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้ สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใด ๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

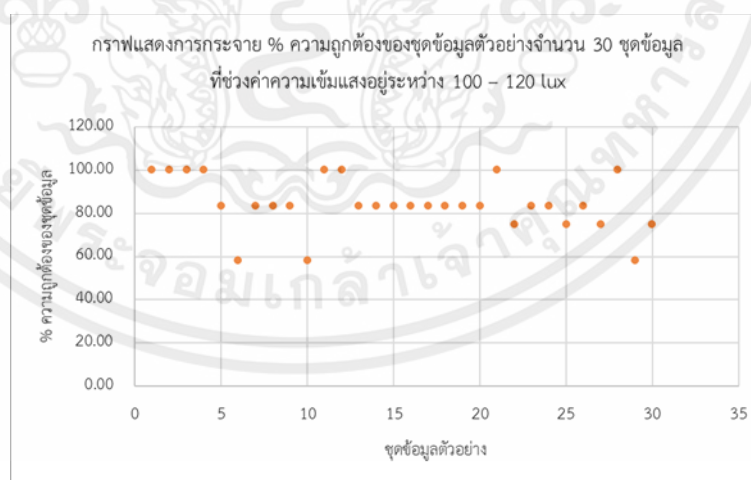
โดยเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องโดยเฉลี่ยอยู่ที่ 88.33% ความผิดพลาดในการตรวจจับทำให้ค่าความถูกต้องในการตรวจจับซุชิลดลง สามารถแสดงจำแนกค่าความถูกต้องของซุชิต่อหน้าได้ดังนี้

ตารางที่ 4.4 ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องความเข้มแสงช่วง 30-40 lux

หน้าซุชิ	ซุชิหน้าปัด	ซุชิหน้าโชหวาน	ซุชิหน้าโชกุ้ง	ซุชิหน้ายำสาหร่ายไข่มุก	ซุชิหน้ายำสาหร่าย	ซุชิหน้าแฉลมอน	ซุชิหน้าแฉลมอนเบิร์น	ซุชิหน้ากุ้ง
%ตามถูกต้อง	100%	100%	100%	77%	77%	97%	87%	87%

จากตารางพบว่า ความผิดพลาดที่เกิดขึ้นจากตรวจจับซุชิผิดหน้า มีเปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง 76.67% จากการตรวจจับซุชิหน้ายำสาหร่ายเป็นซุชิหน้ายำสาหร่ายไข่มุก และตรวจจับซุชิหน้ากุ้งเป็นซุชิหน้าแฉลมอนเบิร์น ความผิดพลาดที่เกิดขึ้นจากตรวจจับพื้นที่นอกถาดว่าเป็นหน้าซุชิมีเปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง 83.33% จากการตรวจจับพื้นที่นอกถาดว่าเป็นซุชิหน้ายำสาหร่ายไข่มุก ความผิดพลาดที่เกิดขึ้นจากตรวจจับซุชิซ้ำเกิน 1 หน้า มีเปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง 90% จากการตรวจจับซุชิหน้ากุ้งซ้ำเป็นซุชิหน้าแฉลมอนเบิร์น และ ตรวจจับซุชิหน้ายำสาหร่ายไข่มุกแบ่งเป็น 2 ส่วน โดยตรวจจับส่วนบนเป็นซุชิหน้ายำสาหร่ายไข่มุก ส่วนล่างเป็นซุชิหน้ายำสาหร่ายและความผิดพลาดที่เกิดขึ้นจากที่ไม่ตรวจจับหน้าซุชิมีเปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง 86.67% จากการไม่ตรวจจับซุชิหน้าแฉลมอนและซุชิหน้ายำสาหร่าย

4.4.4 กราฟแสดงการกระจายเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องของชุดข้อมูลตัวอย่างจำนวน 30 ชุดข้อมูล ที่ช่วงค่าความเข้มแสงอยู่ระหว่าง 100 – 120 lux



รูปที่ 4.11 กราฟค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องความเข้มแสงช่วง 100-120 lux

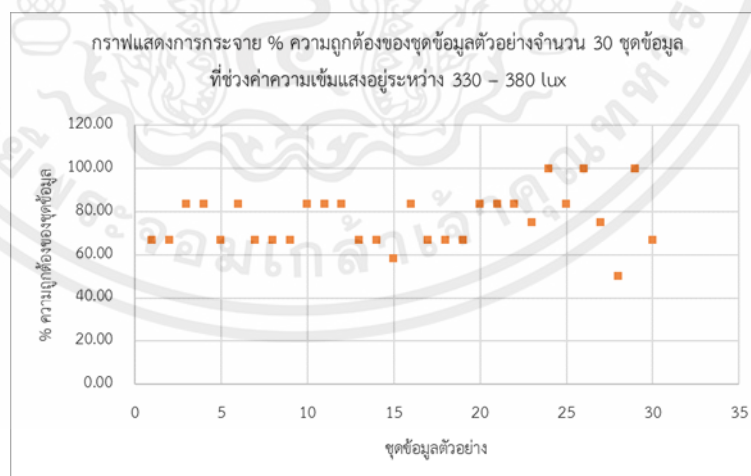
โดยเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องโดยเฉลี่ยอยู่ที่ 84.17% ความผิดพลาดในการตรวจจับทำให้ค่าความถูกต้องในการตรวจจับซูชิลดลง สามารถแสดงจำแนกค่าความถูกต้องของซูชิแต่ละหน้าได้ดังนี้

ตารางที่ 4.5 ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องความเข้มแสงช่วง 100-120 lux

หน้าซูชิ	ซูชิหน้าปูอัด	ซูชิหน้าไข่หวาน	ซูชิหน้าไข่กุ้ง	ซูชิหน้ายำสาหร่ายไข่กุ้ง	ซูชิหน้ายำสาหร่าย	ซูชิหน้าแซลมอน	ซูชิหน้าแซลมอนเบียร์น	ซูชิหน้ากุ้ง
%ตามถูกต้อง	100%	100%	100%	90%	90%	93%	87%	87%

จากตารางพบว่า มีความผิดพลาดที่เกิดขึ้นจากตรวจจับซูชิผิดหน้าโดยมีเปอร์เซ็นต์ค่าความถูกต้อง 96.67% จากการตรวจจับซูชิหน้ายำสาหร่ายเป็นซูชิหน้ายำสาหร่ายไข่กุ้ง และตรวจจับซูชิหน้ากุ้งเป็นซูชิหน้าแซลมอนเบียร์น โดยความผิดพลาดที่เกิดขึ้นจากตรวจจับพื้นที่นอกถาดว่าเป็นหน้าซูชิมีค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องเป็น 43.33% จากการตรวจจับพื้นที่โครงชิ้นงานในส่วนของฐานตามแนวยาวเป็นซูชิหน้าปูอัดและความผิดพลาดที่เกิดขึ้นจากตรวจจับซูชิซ้ำเกิน 1 หน้า มีเปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง 76.67% จากการจับซูชิหน้าแซลมอนซ้ำเป็นซูชิหน้าแซลมอนเบียร์น ตรวจจับซูชิหน้ายำสาหร่ายซ้ำ ตรวจจับซูชิหน้าแซลมอนเบียร์นซ้ำเป็นซูชิหน้ากุ้ง ตรวจจับซูชิหน้ากุ้งซ้ำเป็นซูชิหน้าแซลมอนเบียร์นและตรวจจับซูชิหน้ายำสาหร่ายซ้ำเป็นซูชิหน้ายำสาหร่ายไข่กุ้ง

4.4.5 กราฟแสดงการกระจายเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องของชุดข้อมูลตัวอย่างจำนวน 30 ชุด ข้อมูลที่ ช่วงค่าความเข้มแสงอยู่ระหว่าง 330 – 380 lux



รูปที่ 4.12 กราฟค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องความเข้มแสงช่วง 100-120 lux

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้ สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใด ๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โดยเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องโดยเฉลี่ยอยู่ที่ 75.83% ความผิดพลาดในการตรวจจับทำให้ค่าความถูกต้องในการตรวจจับซุชิลดลง สามารถแสดงจำแนกค่าความถูกต้องของซุชิต่ละหน้าได้ดังนี้

ตารางที่ 4.5 ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องความเข้มแสงช่วง 100-120 lux

หน้าซุชิต	ซุชิตหน้าปุ๊อต	ซุชิตหน้าไซหวาน	ซุชิตหน้าไขกึ่ง	ซุชิตหน้าย่ำสาหร่ายไขกึ่ง	ซุชิตหน้าย่ำสาหร่าย	ซุชิตหน้าแหลมอน	ซุชิตหน้าแหลมอนเบิร์น	ซุชิตหน้ากึ่ง
%ตามถูกต้อง	60%	100%	100%	23%	93%	93%	90%	87%

จากตารางพบว่า ค่าความผิดพลาดที่เกิดขึ้นจากตรวจจับซุชิตหน้ามีเปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง 83.33% จากการตรวจจับซุชิตหน้าย่ำสาหร่ายเป็นซุชิตหน้าย่ำสาหร่ายไขกึ่ง ตรวจจับซุชิตหน้าย่ำสาหร่ายไขกึ่งเป็นซุชิตหน้าย่ำสาหร่ายและตรวจจับซุชิตหน้ากึ่งเป็นซุชิตหน้าแหลมอนเบิร์น ความผิดพลาดที่เกิดขึ้นจากตรวจจับพื้นที่นอกถาดว่าเป็นหน้าซุชิตมีเปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง 20% จากการตรวจจับพื้นที่นอกถาดว่าเป็นซุชิตหน้าย่ำสาหร่ายไขกึ่ง ตรวจจับพื้นที่โครงชิ้นงานในส่วนของฐานตามแนวยาวเป็นซุชิตหน้าปุ๊อต ความผิดพลาดที่เกิดขึ้นจากตรวจจับซุชิตซ้ำเกิน 1 หน้า มีเปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง 63.33% จากการตรวจจับซุชิตหน้ากึ่งซ้ำเป็นซุชิตหน้าแหลมอนเบิร์น และ ความผิดพลาดที่เกิดขึ้นจากที่ไม่ตรวจจับหน้าซุชิตมีเปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง 96.67% จากการไม่ตรวจจับซุชิตหน้ากึ่ง ซุชิตหน้าแหลมอน ซุชิตหน้าแหลมอนเบิร์น และซุชิตหน้าย่ำสาหร่าย

บทที่ 5

สรุปผลปัญหาและข้อเสนอแนะ

5.1 สรุปผลการดำเนินงาน

จากการทดสอบการแทนข้อมูลรูปภาพซูชิทั้งหมด 8 เมนู ด้วยโปรแกรม Cira Core ซึ่งเป็นโปรแกรมการตรวจจับรูปภาพด้วยการใช้เทคนิค Deep Learning ที่เป็นส่วนหนึ่งของ AI พบว่าเมื่อเรานำรูปภาพจำนวนมากไปทำการแทนข้อมูล จะต้องใช้ระยะเวลาในการให้คอมพิวเตอร์ได้ทำการเรียนรู้จดจำรูปภาพ ซึ่งเป็นระยะเวลาประมาณ 3 - 4 วัน ต่อรูปภาพ 1000 รูปขึ้นไป โดยในการแทนข้อมูลรูปภาพด้วยโปรแกรม Cira Core นั้น จะต้องให้ค่า AVG เข้าใกล้ 0.00 มากที่สุด เพราะ ค่า AVG คือค่าความแม่นยำของการนำไปใช้ตรวจจับรูปภาพ ซึ่งจากการทำการทดลองแทนรูปภาพได้ค่า AVG ประมาณ 0.05 โดยผลของการตรวจจับรูปภาพได้ค่าความคล้ายคลึงหรือค่าเปอร์เซ็นต์ความเหมือนประมาณ 95 - 99% และจากการวิเคราะห์การรับแสงของรูปภาพซูชิทั้ง 8 เมนู ด้วยโปรแกรม MATLAB โดยใช้หลักการของ ฮิสโทแกรมเข้ามาวิเคราะห์ พบว่า แสงมีความเกี่ยวข้องกับการตรวจจับรูปภาพเมนูซูชิในโปรแกรม Cira Core โดยเมื่อมีการตรวจจับรูปภาพในที่มืดหรือแสงน้อย จะมีการตรวจจับที่ผิดเพี้ยนนิดหน่อยโดยประมาณ 10-25% และเมื่อนำเมนูซูชิไปไว้ที่มีแสงมากและทำการตรวจจับพบว่าจะมีการตรวจจับของเมนูซูชิที่มีความแม่นยำมากกว่าในที่มืด โดยมีความถูกต้องถึง 88 - 100% โดยแต่ละเมนูก็จะมีค่าความถูกต้องของการตรวจจับที่ไม่เหมือนหรือมีความแตกต่างกันไปโดยจะมีความแตกต่างกันไม่มาก และได้มีการเขียน Code เกี่ยวกับการคิดราคาซูชิทั้ง 8 เมนู เมื่อนำซูชิไปวางบนถาดให้กล้องตรวจจับเมนูซูชิก็จะมีราคาซูชิขึ้นและรายชื่อเมนูของซูชิที่ได้ตรวจจับ ถ้าเราไม่ต้องการที่จะชำระราคาซูชิในถาดนั้น เราก็สามารถที่จะกดปุ่มเคลียร์ออก เพื่อที่จะล้างหน้าจอการตรวจจับเมนูซูชินั้นได้ และเราสามารถทำการเลือกชำระเงินแบบสดหรือชำระแบบ Prompt Pay การชำระเงินในรูปแบบของเงินสด เราจะสามารถกดจำนวนเงินที่ต้องการชำระ และสามารถทำการคำนวณเงินทอนเองได้ ถ้าจำนวนเงินน้อยกว่ายอดราคาสินค้า จะมีการแจ้งเตือนบอกราคาว่าต้องมีการชำระเงินเพิ่มอีกเพื่อให้การชำระเงินเสร็จสมบูรณ์ และถ้าเป็นการชำระเงินในรูปแบบของ Prompt Pay เราสามารถทำการใช้สมาร์ตโฟนในการสแกน QR code เพื่อชำระเงินผ่านช่องทางการชำระเงินบิไรการสัมผัส ซึ่งในรูปแบบนี้เป็นการประยุกต์การใช้งานในวิถีชีวิตแบบใหม่ เพื่อให้หลีกเลี่ยงจากการสัมผัสและติดเชื้อของโรคระบาดในปัจจุบันที่เป็นสาเหตุมาจากการสัมผัส

5.2 ข้อเสนอแนะ

ขณะนี้ยังเป็นการใช้งานที่คอมพิวเตอร์ตัวใดตัวหนึ่งเท่านั้น เพราะมีข้อจำกัดในความสามารถของทำงานร่วมกันผ่าน Server เนื่องจากระบบคอมพิวเตอร์วิชั่นจะต้องมีการรับค่าของรูปภาพเข้ามาในการประมวลผล โดยเป็นการรับส่งค่าของรูปภาพแล้วจึงนำไปประมวลผลผ่าน Server ซึ่งจะใช้เวลาในการประมวลผลทำให้เกิดการดีเลย์เกิดขึ้นและไม่เกิดประสิทธิภาพ ถ้าจะทำให้เกิดประสิทธิภาพจะต้องมี Server หลักที่เป็นของส่วนระบบคอมพิวเตอร์วิชั่นโดยตรงที่มีความสามารถในการประมวลกราฟฟิกได้สูงเพื่อจะลดปัญหาในการดีเลย์ที่เกิดขึ้น ซึ่งสามารถแก้ไขได้โดยการสร้าง Server เป็นของตัวเองโดยใช้ protocol MQTT เพื่อทำให้แลกเปลี่ยนข้อมูลผ่าน Sever ได้อย่างมีประสิทธิภาพ



บรรณานุกรม

- SAS Institute Inc. 2564. **ประวัติและความเป็นมาของเทคโนโลยี computer vision.** [Online]. Available: https://www.sas.com/th_th/insights/analytics/computer-vision.html
- Vithan Minaphinant. 28/02/2561. **Machine Learning คืออะไร?** [Online]. Available: <https://medium.com/investic/machine-learning>
- สมาคมโปรแกรมเมอร์ไทย. 18/12/2561. **อะไรคือการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning)? (ฉบับมือใหม่).** [Online]. Available: <https://www.thaiprogrammer.org>
- Vithan Minaphinant. 16/05/2561. **Deep Learning คืออะไร อาชีพไหนจะตงงาน.** [Online]. Available: <https://medium.com/investic/deep-learning>
- สมาคมโปรแกรมเมอร์ไทย. 16/12/2561. **Deep learning คือ?** [Online]. Available: <https://www.thaiprogrammer.org/2018/12/deep-learning>
- PTT Expresso (Express Solution) บริษัท ปตท. จำกัด (มหาชน) สำนักงานใหญ่. 19/02/2563. **ข้อดี Deep Learning.** [Online]. Available: <https://blog.pttexpresso.com/get-to-know-deep-learning/>
- Natthawat Phongchit. 19/09/2561. **Convolutional Neural Network (CNN) คืออะไร** [Online]. Available: <https://medium.com/@natthawatphongchit>
- Arden Dertat. 8/11/2560. **Applied Deep Learning - Part 4: Convolutional Neural Networks.** [Online]. Available: [//towardsdatascience.com/applied-deep-learning-part-4-convolutional-neural-networks-584bc134c1e2](https://towardsdatascience.com/applied-deep-learning-part-4-convolutional-neural-networks-584bc134c1e2)
- Ashutosh Singh, Yanxin Li. 03/12/2560. **SoftMax Regression.**

[Online]. Available: https://rstudio-pubs-static.s3.amazonaws.com/337306_79a7966fad184532ab3ad66b322fe96e.html

KENG SURAPONG. 18/09/2562. **Softmax Function คืออะไร เราจะใช้งาน Softmax Function อย่างไร ประโยชน์ของ Softmax.** [Online]. Available: <https://www.bualabs.com/archives/1819/what-is-softmax-function-how-to-use-softmax-function-benefit-of-softmax/>

Divya Jain, Amelia Dong. 2563. **สถาปัตยกรรม AlexNet.**[Online]. Available: <https://ichi.pro/th/kar-thangan-khxng-convolutional-neural-network-cnn-laea-sthapatykrmm-alexnet-233779119045871>

FAIZAN SHAIKH. 09/08/2560. **List of Deep Learning Architectures.** [Online]. Available: <https://www.analyticsvidhya.com>

ICHI.PRO. 2563. **การใช้งาน VGG16 ทีละขั้นตอนใน Keras สำหรับผู้เริ่มต้น.** [Online]. Available: <https://ichi.pro/th/kar-chi-ngan-vgg16-thi-la-khan-txn-ni-keras-sahrab-phu-reim-tn-184940327513708>

Uri Almog. 09/10/2563. **YOLO V3 Explained.** [Online]. Available: <https://towardsdatascience.com/yolo-v3-explained-ff5b850390f>

Ayoosh Kathuria. 23/04/2561. **What is new in YOLO v3?** [Online]. Available: <https://towardsdatascience.com/yolo-v3-object-detection-53fb7d3bfe6b>

Adrian Rosebrock. 12/11/2561. **YOLO object detection with OpenCV.** [Online]. Available: <https://www.pyimagesearch.com/2018/11/12/yolo-object-detection-with-opencv/>

Keng Surapong. 09/29/2019. **Normalization คืออะไร ปรับช่วงข้อมูล Feature Scaling ด้วยวิธี Normalization, Standardization ก่อนเทรน Machine Learning – Preprocessing ep.2.** [Online]. Available: <https://www.bualabs.com/archives/2100/what-is-normalization-feature-scaling-rescaling-normalization-standardization-feedforward-train-machine-learning-preprocessing-ep-2/>

Adrian Rosebrock. 07/11/2559. **Intersection over Union (IoU) for object detection.** [Online]. Available: <https://www.pyimagesearch.com/2016/11/07/intersection-over-union-iou-for-object-detection/>

Radar. 20/10/2563. **ฮิสโทแกรมคืออะไร.** [Online]. Available: <http://pioneer.netserv.chula.ac.th/~kchawan/histogram/his.html>

บริษัท แฟ็คโตมาร์ท จำกัด. 20/10/2563. **เทคนิคการจัดแสงในระบบวิชั่น.** [Online]. Available: <https://mall.factomart.com/how-to-choose-the-lighting-for-vision-systems-part2/>

Matworks.2021. **Classification Learner App.** [Online]. Available: <https://www.mathworks.com/help/stats/classification-learner-app.html?lang=en>

ภาคผนวก

ค่าตารางและCode การทำงาน

ก.1 ตารางผลการทดสอบการตรวจจ็ับรูปภาพซูชิจากคอมพิวเตอร์รุ่น GTX1050Ti

ครั้งที่	จำนวนรูปภาพที่เป็น Dataset ต่อเมนู	จำนวนเมนูที่เป็น Dataset	ค่า Avg ที่ได้	จำนวนรูปภาพที่นำไปทดสอบ	ความถูกต้องของรูปภาพ	ระยะเวลาในการ Train โดยประมาณ	วิธีแก้ไข
1	3	2	0.46	7	2	8 ชั่วโมง	เพิ่มรูปภาพ Dataset
2	20	3	-	-	-	14 ชั่วโมง	คอมพิวเตอร์ค้าง ไม่สามารถทำงานต่อได้ จึงลดจำนวนรูปภาพ
3	100	3	-	-	-	6 ชั่วโมง	คอมพิวเตอร์ค้าง ไม่สามารถทำงานต่อได้ จึงลดจำนวนรูปภาพ
4	60	3	0.52	-	-	12 ชั่วโมง	คอมพิวเตอร์ค้าง ไม่สามารถทำงานต่อได้ จึงลดจำนวนรูปภาพ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้ สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใด ๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ครั้งที่	จำนวนรูปภาพที่เป็น Dataset ต่อเมนู	จำนวนเมนูที่เป็น Dataset	ค่า Avg ที่ได้	จำนวนรูปภาพที่นำไปทดสอบ	ความถูกต้องของรูปภาพ	ระยะเวลาในการ Train โดยประมาณ	วิธีแก้ไข
5	20	3	0.07	23	7	17 ชั่วโมง	ข้อมูลรูปภาพที่เข้าไปมีน้อยไป และค่า Avg ที่ได้ไม่ใกล้เคียง 0.00 ความถูกต้องจึงค่อนข้างต่ำ เพิ่มรูปภาพ Dataset เข้าไปอีก
6	50	3	0.46	-	-	9 ชั่วโมง	คอมพิวเตอร์ค้างไม่สามารถทำงานต่อได้ จึงลดจำนวนรูปภาพ
7	30	5	0.18	47	12	16 ชั่วโมง	ข้อมูลรูปภาพที่เข้าไปมีน้อยไป และค่า Avg ที่ได้ไม่ใกล้เคียง 0.00 ความถูกต้องจึงค่อนข้างต่ำ เพิ่มรูปภาพ Dataset เข้าไปอีก

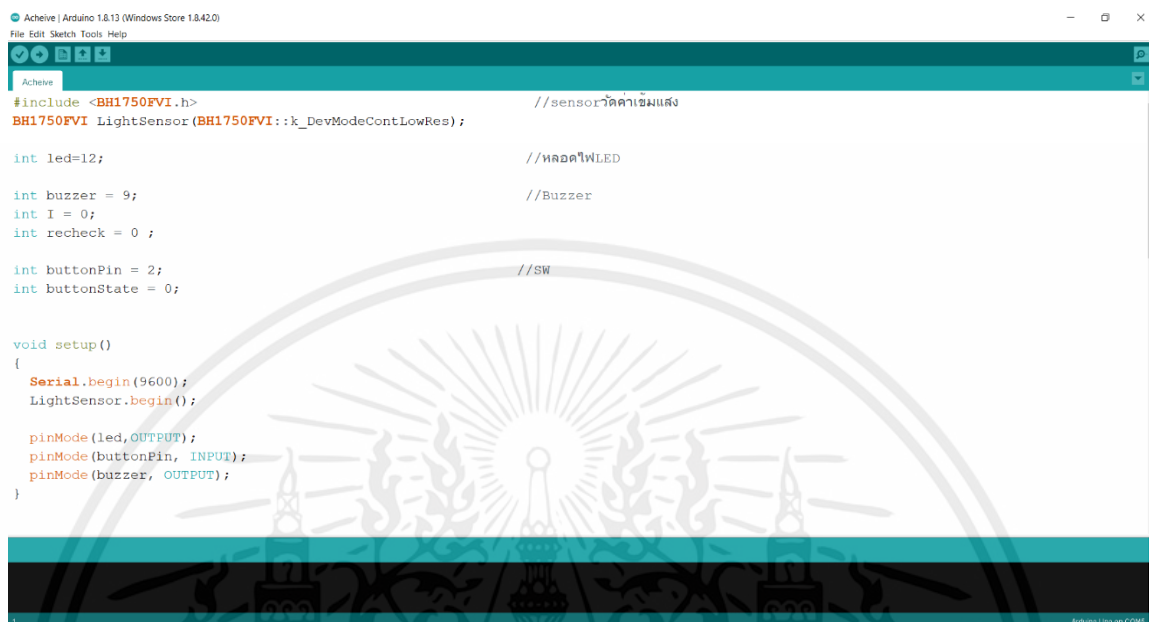
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้ สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใด ๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ก.2 ตารางผลการทดสอบการตรวจจ็บบรูปภาพซูชิ

ครั้งที่	ค่า AVG	จำนวนรูปภาพที่เป็น Dataset (รูป)	จำนวนรูปภาพที่ตรวจจ็บบถูกต้อง (รูป)	จำนวนรูปภาพที่ตรวจจ็บบผิด (รูป)	จำนวนรูปภาพที่ไม่ตรวจจ็บบ (รูป)
1	0.19	532	19	0	1
2	0.12	532	1	3	16
3	0.11	124	0	0	0
4	0.08	632	1	2	17
5	0.08	532	1	2	17
6	0.06	124	19	0	1
7	0.05	532	16	0	4
8	0.02	532	16	0	4
9	0.01	532	16	0	4

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้ สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใด ๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ก.3 Code เซนเซอร์แจ้งเตือนผ่านไฟ LED เมื่อเจอวัตถุ



```

Arduino | Arduino 1.8.13 (Windows Store 1.8.42.0)
File Edit Sketch Tools Help
Achieve
#include <BH1750FVI.h> //sensorวัดค่าเข้มแสง
BH1750FVI LightSensor (BH1750FVI::k_DevModeContLowRes);

int led=12; //หลอดไฟLED

int buzzer = 9; //Buzzer
int I = 0;
int recheck = 0 ;


int buttonPin = 2; //SW
int buttonState = 0;

void setup()
{
  Serial.begin(9600);
  LightSensor.begin();

  pinMode(led,OUTPUT);
  pinMode(buttonPin, INPUT);
  pinMode(buzzer, OUTPUT);
}

```

รูปที่ ก.3.1



```

Arduino | Arduino 1.8.13 (Windows Store 1.8.42.0)
File Edit Sketch Tools Help
Achieve
}

void loop()
{
  uint16_t lux = LightSensor.GetLightIntensity();
  Serial.print("Light: ");
  Serial.print(lux);
  Serial.println(" lux");
  delay(1000);
  if (LightSensor.GetLightIntensity() >= 40) //เปลี่ยนค่าความเข้มแสงได้
  {
    digitalWrite(led,LOW);
  }
  else //จะกะพริบถ้าไฟน้อยกว่าค่าข้างบน
  {
    digitalWrite(led,HIGH);
    delay(500);
    digitalWrite(led,LOW);
    delay(500);
  }
  buttonState = digitalRead(buttonPin);
  if (I != buttonState )
  {

```

รูปที่ ก.3.2

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้ สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใด ๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```

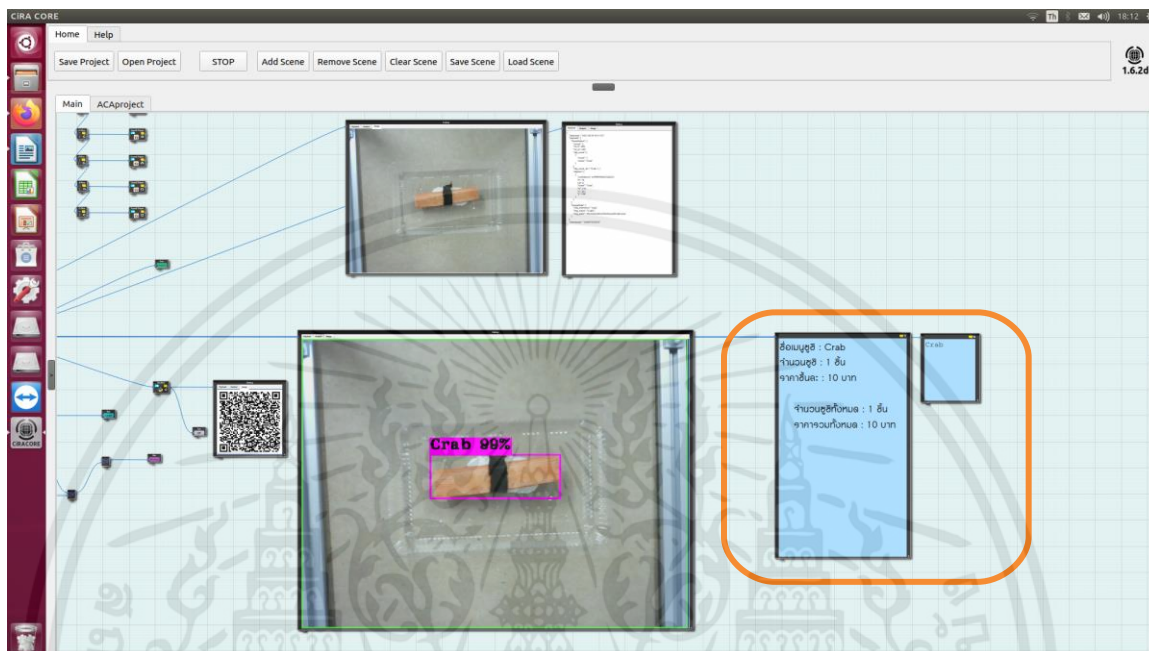
delay(500);
}
buttonState = digitalRead(buttonPin);
if (I != buttonState )
{
I = buttonState;
if ((buttonState == LOW)&&(recheck==0))
{
digitalWrite(buzzer, LOW);          //กด sw
delay(500);
digitalWrite(buzzer, HIGH);
Serial.println("Power On");
recheck=1;
Serial.println(recheck);
}
else
{
digitalWrite(buzzer, HIGH);          //ปล่อย sw แต่รอแปะนิ้วให้มันคืนค่า 0 ก่อน มันมีดีเลย์เล็กน้อย
Serial.println("Power Off");
recheck=0;
Serial.println(recheck);
}
}
}
}

```

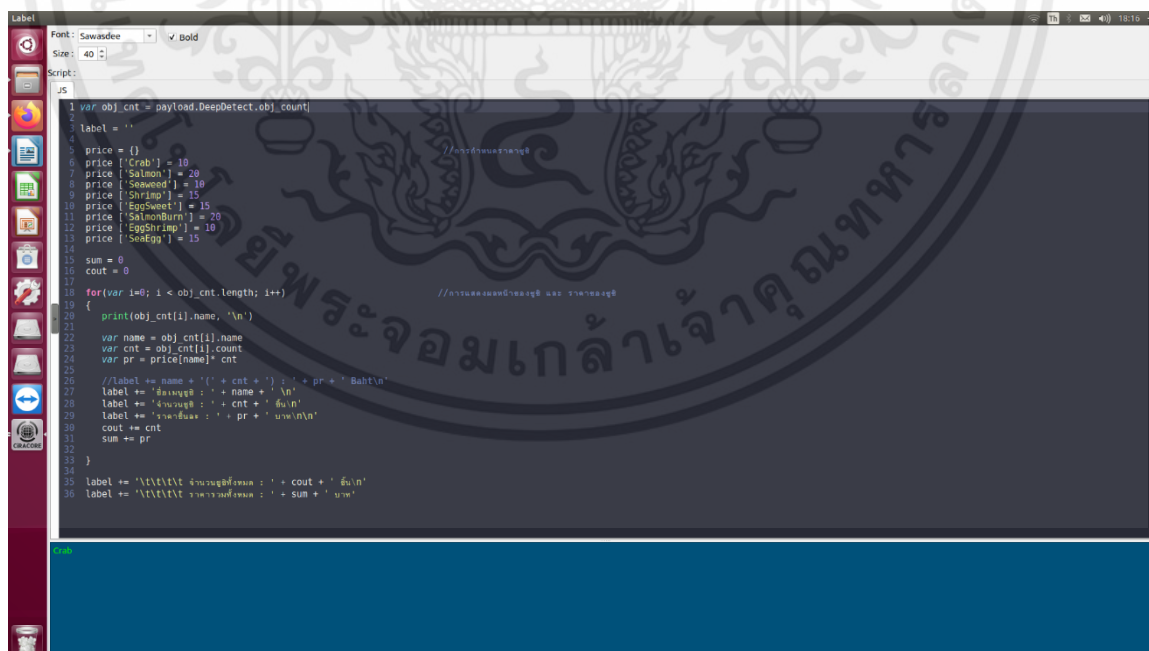
รูปที่ ก.3.3

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้ สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใด ๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ก.4 การเขียนโปรแกรมบอกหน้าและราคาของหน้าซูชิรวมถึงการคิดราคาซูชิโดยใช้ภาษา JavaScript



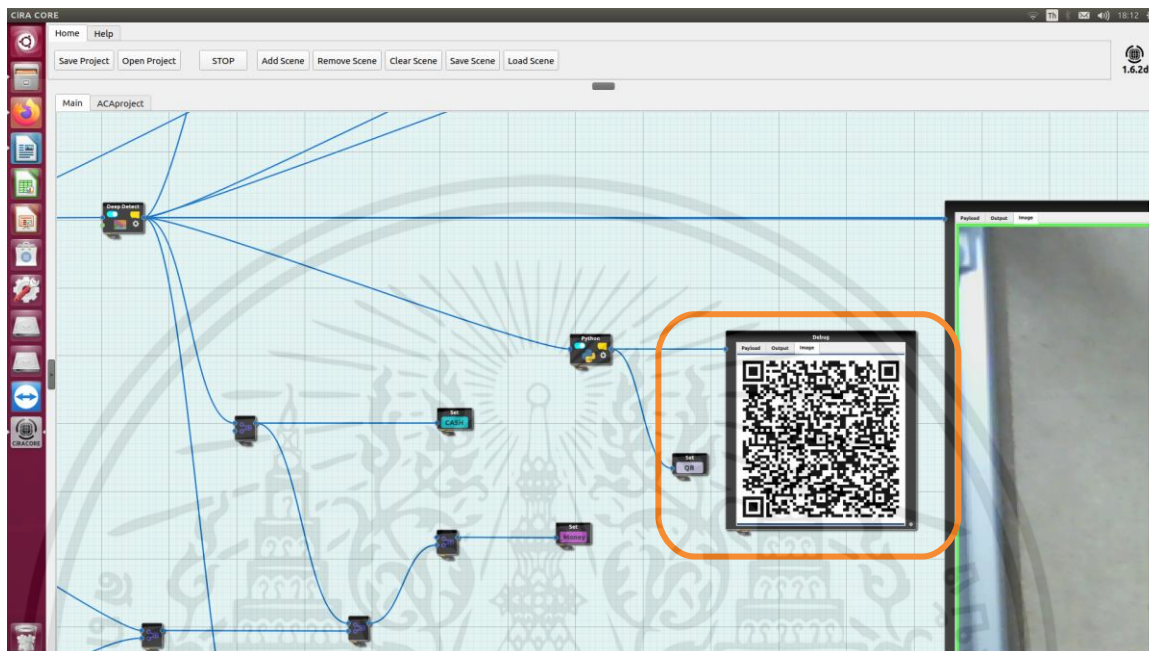
รูปที่ ก.4.1



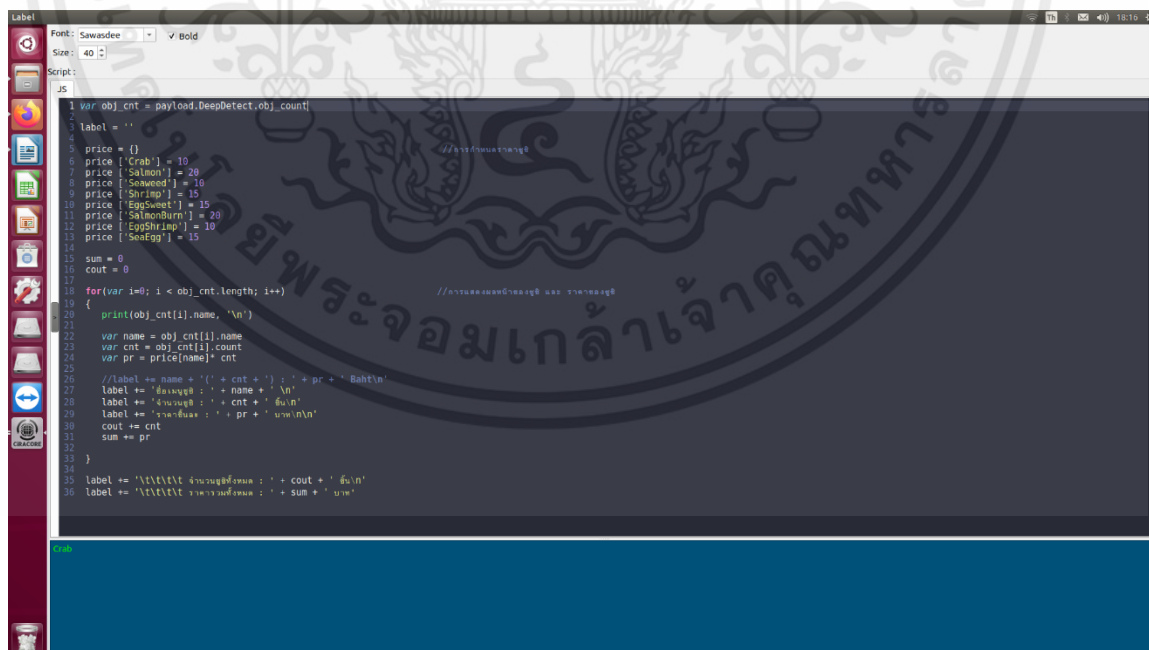
รูปที่ ก.4.2

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้ สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใด ๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ก.5 การเขียนโปรแกรมในการบอกหน้าซูชิและราคาของหน้าซูชิด้วย QR code ในการเข้าสู่ Website โดยใช้ภาษา Python



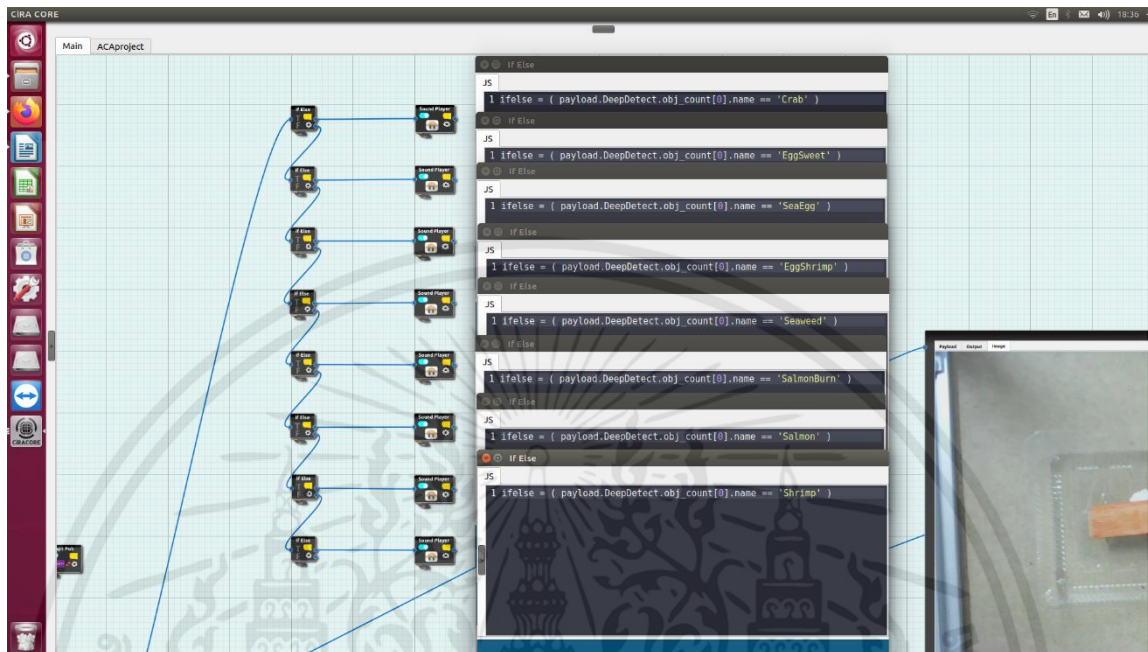
รูปที่ ก.4.3



รูปที่ ก.4.4

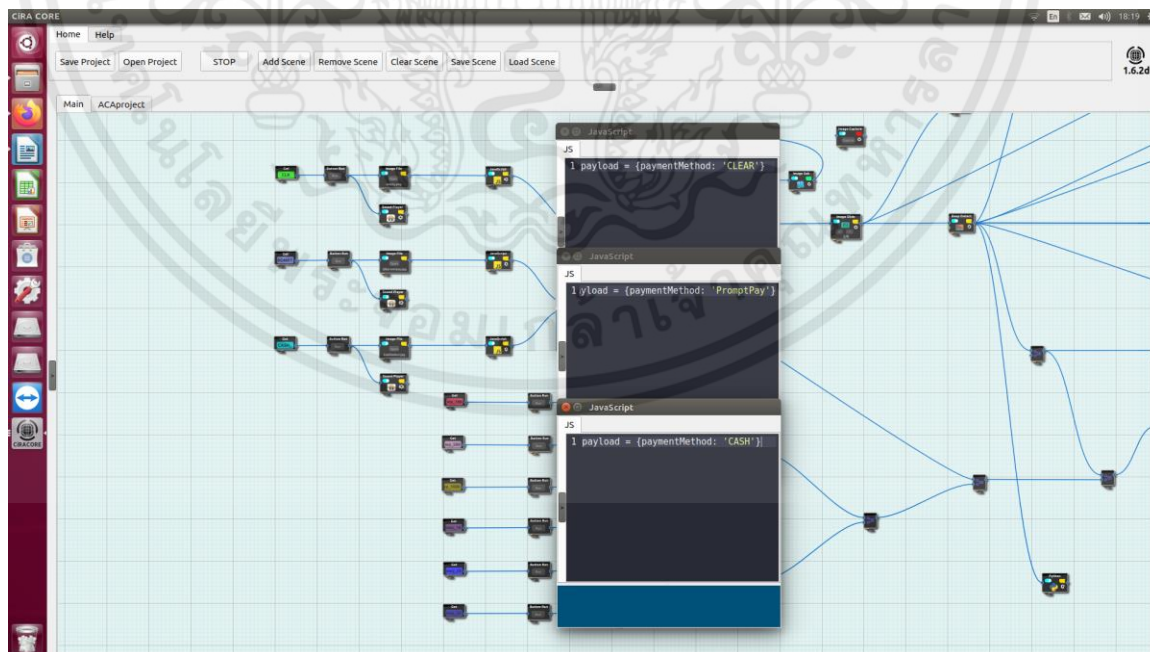
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้ สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใด ๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ก.6 การเขียนโปรแกรมให้มีการบอกหน้าซุชด้วยเสียง โดยใช้JavaScript



รูปที่ ก.4.5

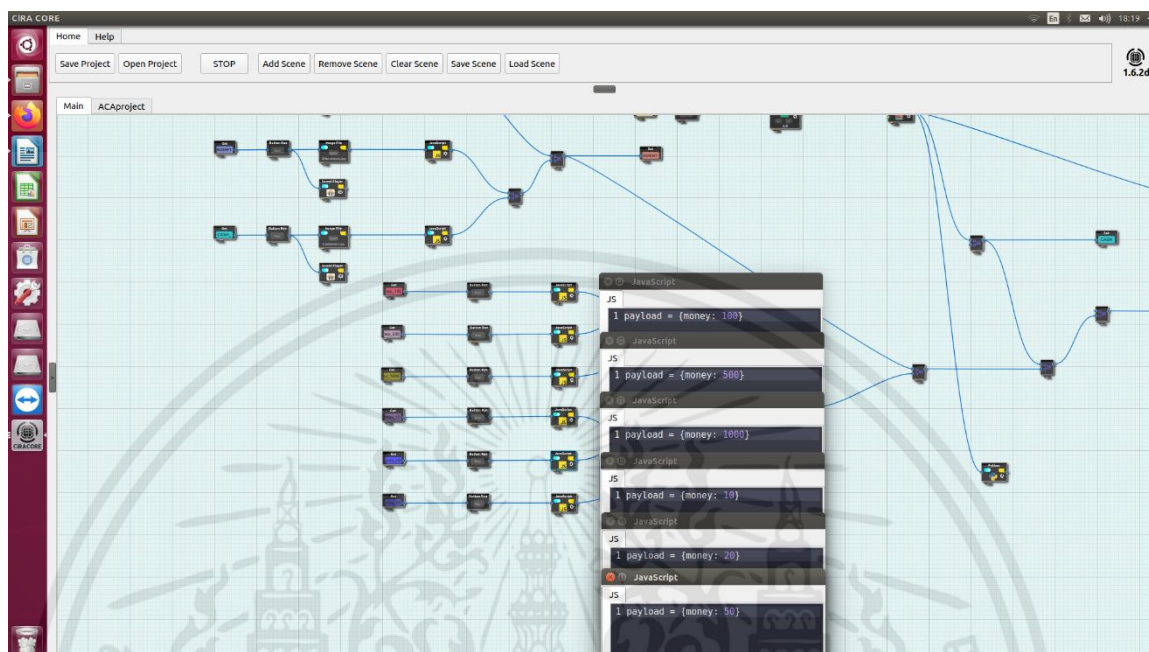
ก.7 การเขียนโปรแกรมสำหรับขั้นตอนการชำระเงิน โดยใช้JavaScript



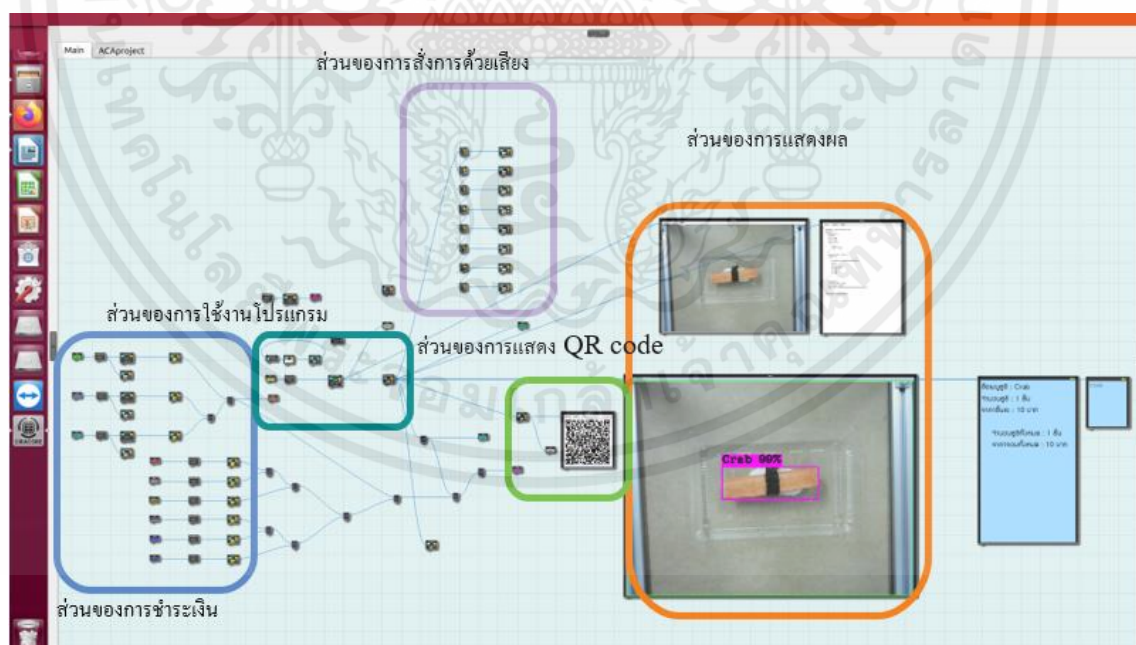
รูปที่ ก.4.6

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้ สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใด ๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ก.8 การเขียนโปรแกรมสำหรับการคิดราคาซูชิ โดยใช้JavaScript



รูปที่ ก.4.7



รูปที่ ก.4.8 ส่วนของโปรแกรมทั้งหมด

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้ สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใด ๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ประวัติผู้เขียน



ชื่อ-นามสกุล ชีวรา ไกรลพ

ที่อยู่ บ้านเลขที่ 245/6 ถ.ราษฎร์บำรุง ต.เนินพระ อ.เมือง จ.ระยอง 21000

เบอร์โทรศัพท์ 09-7240-0042

E-mail 60010481@kmitl.ac.th

ประวัติการศึกษา ระดับมัธยมศึกษาตอนปลาย โรงเรียนระยองวิทยาคม จังหวัด ระยอง

ประวัติการฝึกงาน คณะวิศวกรรมศาสตร์ สาขาวิศวกรรม (สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง) จังหวัด กรุงเทพมหานคร

ประวัติผู้เขียน (ต่อ)



ชื่อ-นามสกุล	นภสร ภู่ออด
ที่อยู่	594 ถนน ลาดกระบัง แขวง ลาดกระบัง เขต ลาดกระบัง จ.กรุงเทพมหานคร 10520
เบอร์โทรศัพท์	06-3665-8923
E-mail	60010499@kmitl.ac.th
ประวัติการศึกษา	ระดับมัธยมศึกษาตอนปลาย โรงเรียนพรตพิทยพยัต จังหวัด กทม
ประวัติการทำงาน	คณะวิศวกรรมศาสตร์ สาขาวิศวกรรม (สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง) จังหวัด กรุงเทพมหานคร

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้ สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใด ๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ประวัติผู้เขียน (ต่อ)



ชื่อ-นามสกุล เปมิกา เพรานาสัก

ที่อยู่ บ้านเลขที่ 160 หมู่บ้านนักกีฬาแหลมทอง ซ3 ถนน กรุงเทพกรีฑา เขต สะพาน
สูง แขวง ทับช้าง จ.กรุงเทพมหานคร 10250

เบอร์โทรศัพท์ 09-2048-1991

E-mail 60010628@kmitl.ac.th

ประวัติการศึกษา ระดับมัธยมศึกษาตอนปลาย โรงเรียนสาธิตมหาลัยรามคำแหง จังหวัด กทม

ประวัติการฝึกงาน คณะวิศวกรรมศาสตร์ สาขาวิศวกรรม (สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณ
ทหารลาดกระบัง) จังหวัด กรุงเทพมหานคร