



โครงการ การเรียนการสอนเพื่อเสริมประสบการณ์

ชื่อโครงการ ระบบแยกขยะรีไซเคิลอัตโนมัติ
Automatic Recycle Waste Separation System

ชื่อนิสิต นายกองพล ลวงงาม 593 36031 23
นายสรวิศ ศิริมงคล 593 36609 23

ภาควิชา คณิตศาสตร์และวิทยาการคอมพิวเตอร์
สาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์

ปีการศึกษา 2562

คณะวิทยาศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ระบบแยกขยะรีไซเคิลอัตโนมัติ

นายกองพล ลวงงาม

นายสรวิศ ศิริมงคล

โครงการนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรวิทยาศาสตรบัณฑิต
สาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์ ภาควิชาคณิตศาสตร์และวิทยาการคอมพิวเตอร์
คณะวิทยาศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
ปีการศึกษา 2562
ลิขสิทธิ์ของจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

Automatic Recycle Waste Separation System

Gongpol Luangngam

Sorawit Sirimongkol

A Project Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements
for the Degree of Bachelor of Science Program in Computer Science
Department of Mathematics and Computer Science
Faculty of Science Chulalongkorn University
Academic Year 2019
Copyright of Chulalongkorn University

หัวข้อโครงการ ระบบแยกขยะรีไซเคิลอัตโนมัติ

โดย นายกองพล ลวงงาม

นายสรวิศ ศิริมงคล

สาขาวิชา วิทยาการคอมพิวเตอร์

อาจารย์ที่ปรึกษาโครงการหลัก ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ศุภกานต์ พิมลธเรศ

อาจารย์ที่ปรึกษาโครงการร่วม ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ศศิภา พันธุ์ดีธร

ภาควิชาคณิตศาสตร์และวิทยาการคอมพิวเตอร์ คณะวิทยาศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
อนุมัติให้รับโครงการฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาบัณฑิตในรายวิชา 2301499
โครงการวิทยาศาสตร์ (Senior Project)

(ศาสตราจารย์ ดร.กฤษณะ เนียมมณี)

หัวหน้าภาควิชาคณิตศาสตร์
และวิทยาการคอมพิวเตอร์

คณะกรรมการสอบโครงการ

..... อาจารย์ที่ปรึกษาโครงการหลัก
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ศุภกานต์ พิมลธเรศ)

..... อาจารย์ที่ปรึกษาโครงการร่วม
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ศศิภา พันธุ์ดีธร)

..... กรรมการ
(รองศาสตราจารย์ ดร.ศรินทร์ญา มณีโรจน์)

..... กรรมการ
(อาจารย์โชติรส สุรพลชัย)

นายกองพล ลวงงาม, นายสรวิศ ศิริมงคล : ระบบแยกขยะรีไซเคิลอัตโนมัติ. (Automatic Recycle Waste Separation System) อ.ที่ปรึกษาโครงการหลัก : ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ศุภกานต์ พิมลธเรศ, อ.ที่ปรึกษาโครงการร่วม : ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ศศิกา พันธุ์ดีธร, 61 หน้า.

งานวิจัยนี้มีจุดประสงค์เพื่อพัฒนาระบบการแยกขยะรีไซเคิลอัตโนมัติให้มีประสิทธิภาพโดยใช้โครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน ขยะแบ่งเป็นสองประเภทในงานวิจัยนี้ ได้แก่ ขยะรีไซเคิลและขยะที่ไม่สามารถรีไซเคิลได้ วิดีโอการทิ้งขยะถูกส่งและประมวลผลด้วยระบบ จะมีการแจ้งเตือนหากมีการทิ้งขยะประเภทอื่น ลงถังขยะรีไซเคิลหรือทิ้งขยะรีไซเคิลลงถังขยะประเภทอื่น ในงานวิจัยนี้ขยะที่ใช้เป็นขยะภายในประเทศไทยเป็นหลักและชุดข้อมูลที่รวบรวมของวิดีโอที่รับเข้าจะมีส่วนมือของผู้ทิ้งขยะติดอยู่ในเฟรมด้วยซึ่งสอดคล้องกับการใช้งานจริง ขั้นตอนแรกของระบบคือการใช้การตัดเฟรมวิดีโอระหว่างกาทิ้งขยะและลบพื้นหลังเพื่อให้ได้ภาพนิ่งของขยะชิ้นเดียว ในขั้นตอนถัดมาแบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันหกแบบ ได้แก่ AlexNet VGG16 ResNet50 ResNet152 DenseNet121 และ SqueezeNet1_1 ถูกนำมาใช้เพื่อกำหนดชนิดของขยะ จากผลเชิงเปรียบเทียบพบว่า แบบจำลอง ResNet152 มีความถูกต้องสูงและให้ประสิทธิภาพในเชิงของการใช้เวลาและหน่วยความจำ จึงนำแบบจำลอง ResNet152 มาใช้สร้างระบบในงานวิจัยนี้

ภาควิชา.....คณิตศาสตร์และวิทยาการคอมพิวเตอร์.....ลายมือชื่อนิสิต กองพล ลวงงาม
 ลายมือชื่อนิสิต สรวิศ ศิริมงคล
 สาขาวิชา.....วิทยาการคอมพิวเตอร์.....ลายมือชื่อ อ.ที่ปรึกษาโครงการหลัก ดร.ศุภกานต์ พิมลธเรศ
 ปีการศึกษา.....2562.....ลายมือชื่อ อ.ที่ปรึกษาโครงการร่วม ดร.ศศิกา พันธุ์ดีธร

5933603123, 5933660923: MAJOR COMPUTER SCIENCE

KEYWORDS : RECYCLABLE WASTE/ CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS (CNN)/ RESNET50/
 RESNET152/ SQUEEZENET1_1/ DENSENET121/ VGG16/ ALEXNET/ BACKWARD PROPAGATION
 GONGPOL LUANGNGAM, SORAWIT SIRIMONGKOL: AUTOMATIC RECYCLE WASTE
 SEPARATION SYSTEM. ADVISOR : ASST. PROF. SUPHAKANT PHIMOLTARES, Ph.D., CO-
 ADVISOR : ASST. PROF. SASIPA PANTHUWADEETHORN, 61 pp.

This research aims to develop the effective automatic recyclable waste separation system by using convolutional neural network. In this research, there are two types of waste, including recyclable waste and non-recyclable waste. A video of throwing waste in a garbage bin is fed and proceeded by this system. Then, a notification occurs when waste of other types is left in a recyclable garbage bin or recyclable waste is left in a non-recyclable garbage bin. In this research, waste used was mainly produced in Thailand and a dataset of input video contains litterers' hands in the frame in consistence with actual usage. The first step of the system is applying video frame cutting during waste throwing and background subtraction to obtain a still image of single waste. Subsequently in the second step, six different convolutional neural network models, namely, AlexNet, VGG16, ResNet50, ResNet152, DenseNet121, and SqueezeNet1_1, are used to indentify each type of waste. From comparative results, it is found that ResNet152 model was highly accurate and provides high efficiency in terms of time and memory consumption. Therefore, ResNet152 Model was implemented for the system in this research.

Department : ..Mathematics and Computer Science.....Student's Signature MONWA AUNGWIN

Student's Signature ၄၄၄၄၄၄၄၄

Field of Study : ..Computer Science.....Advisor's Signature Suphant Phimolares

Academic Year :2019.....Co-advisor's Signature Sasipa Panthucheth

กิตติกรรมประกาศ

ในงานวิจัย “ระบบแยกขยะรีไซเคิลอัตโนมัติ” นี้ประสบความสำเร็จลุล่วงไปได้ เนื่องจากได้รับการสนับสนุนและความช่วยเหลืออย่างเต็มที่จาก ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ศุภกานต์ พิมลธเรศ อาจารย์ที่ปรึกษาโครงการหลัก และผู้ช่วยศาสตราจารย์ ศศิภา พันธุ์ดิธร อาจารย์ที่ปรึกษาโครงการร่วม ขอขอบพระคุณอาจารย์ทั้งสองท่านที่สละเวลาอันมีค่าเพื่อชี้แนะแนวทางอันเป็นประโยชน์ตลอดระยะเวลาการดำเนินงาน อีกทั้งเอาใจใส่ให้คำปรึกษาและเสนอความคิดเห็นเพื่อปรับปรุงแก้ไขให้งานสามารถประสบผลสำเร็จสูงสุด รวมถึงตรวจทานงานวิจัยและแก้ไขข้อผิดพลาดจนผลสำเร็จไปได้ด้วยดี

ขอขอบพระคุณรองศาสตราจารย์ ดร.ศรันญา มณีโรจน์ และอาจารย์โชติรส สุรพลชัย กรรมการสอบโครงการ ซึ่งได้ช่วยชี้แนะและกำหนดแนวทางการพัฒนางานวิจัยให้ชัดเจนเพื่อให้งานวิจัยมีความสมบูรณ์มากขึ้น

ขอขอบพระคุณเจ้าหน้าที่แม่บ้าน หอพักนิสิตจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ที่อนุญาตให้เก็บข้อมูลภาพและวิดีโอการทิ้งขยะ อีกทั้งยังเอื้อเฟื้อสถานที่และอำนวยความสะดวกให้การดำเนินงานวิจัยนี้

ขอขอบพระคุณเจ้าหน้าที่ดูแลโครงการ Chula Zero waste ซึ่งเป็นผู้ให้คำปรึกษาและคำแนะนำต่าง ๆ เกี่ยวกับงานวิจัยนี้ รวมถึงให้ความรู้เรื่องข้อมูลประเภทขยะรีไซเคิลที่ถูกต้อง

ขอขอบพระคุณบิดา มารดา และญาติมิตรทุกท่านที่ได้สนับสนุน ให้คำปรึกษา เอื้อเฟื้อสถานที่และให้กำลังใจตลอดการดำเนินงานวิจัยนี้

สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย	ง
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ	จ
กิตติกรรมประกาศ	ฉ
สารบัญ	ช
สารบัญตาราง	ซ
สารบัญภาพ	ฅ
บทที่ 1 บทนำ	1
1.1 ความเป็นมาและเหตุผลการวิจัย	1
1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย	2
1.3 ขอบเขตการวิจัย	2
1.4 ขั้นตอนการวิจัย	2
1.5 ประโยชน์ที่ได้รับ	3
1.6 โครงสร้างของรายงานโดยสังเขป	3
บทที่ 2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	4
2.1 หลักการและทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง	4
2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	18
บทที่ 3 วิธีการวิจัย	20
3.1 การตัดเฟรมภาพสำคัญในวิดีโอขณะทิ้งขยะ	20
3.2 ขั้นตอนก่อนกระบวนการจำแนกขยะเพื่อปรับภาพให้ได้วัตถุที่สนใจ	22
3.3 การจำแนกกลุ่มข้อมูลขยะรีไซเคิลและขยะประเภทอื่น ๆ โดยโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน ..	22
บทที่ 4 ผลการวิจัย	31
4.1 การตั้งค่าการทดลอง	31
4.2 ผลการวิจัย	32
4.3 การอภิปรายผล	35
บทที่ 5 ข้อเสนอแนะ	39
5.1 ข้อเสนอแนะ	39
5.2 ปัญหาของงานวิจัยและวิธีการแก้ไข	39
5.3 ข้อเสนอแนะ	40
รายการอ้างอิง	41
ภาคผนวก ก	44
ประวัติผู้เขียน	51

สารบัญตาราง

	หน้า
ตารางที่ 2.1 เมทริกซ์ความยุ่งเหยิง (Confusion Matrix)	18
ตารางที่ 3.1 รายละเอียดแบบจำลอง AlexNet	22
ตารางที่ 3.2 รายละเอียดแบบจำลอง VGG 16	23
ตารางที่ 3.3 รายละเอียดแบบจำลอง ResNet50.....	24
ตารางที่ 3.4 รายละเอียดแบบจำลอง ResNet152	26
ตารางที่ 3.5 รายละเอียดแบบจำลอง DenseNet121	27
ตารางที่ 3.6 รายละเอียดแบบจำลอง SqueezeNet1_1.....	29
ตารางที่ 4.1 รายละเอียดการแบ่งข้อมูล 3 ชุด	33
ตารางที่ 4.2 เปอร์เซ็นต์ค่าความถูกต้องจากชุดตรวจสอบด้วยวิธีการแพร่กระจายย้อนกลับ	33
ตารางที่ 4.3 เมทริกซ์ความยุ่งเหยิงของระบบแยกขยะรีไซเคิล	35
ตารางที่ 4.4 ตัวอย่างผลลัพธ์ขณะบันทึกวิดีโอถูกรบกวนส่งผลต่อการตัดเฟรมภาพ	36
ตารางที่ 4.5 ตัวอย่างผลลัพธ์การแยกขยะรีไซเคิลและประเภทอื่น ๆ ผิดพลาดจากระบบ	37

สารบัญภาพ

	หน้า
ภาพที่ 2.1 โครงข่ายประสาทเทียม	4
ภาพที่ 2.2 โครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันแบบง่าย	6
ภาพที่ 2.3 การสร้างฟังก์ชันลักษณะ	6
ภาพที่ 2.4 ส่วนประกอบของชั้นคอนโวลูชัน	6
ภาพที่ 2.5 กราฟฟังก์ชันกระตุ้นแบบ ReLU	7
ภาพที่ 2.6 รูปแบบของการพูลลิง	8
ภาพที่ 2.7 การสไลด์ กำหนดสไลด์เท่ากับ 1 เคอร์เนลขนาด 3x3	8
ภาพที่ 2.8 การสไลด์ กำหนดสไลด์เท่ากับ 2 เคอร์เนลขนาด 3x3	8
ภาพที่ 2.9 การแพดดิ้ง ที่สไลด์เท่ากับหนึ่ง	9
ภาพที่ 2.10 แพลทเทน	9
ภาพที่ 2.11 การแพร่กระจายไปข้างหน้า (Forward Propagation)	10
ภาพที่ 2.12 สถาปัตยกรรมของแบบจำลอง AlexNet	13
ภาพที่ 2.13 ความแตกต่างของโครงสร้าง VGG	14
ภาพที่ 2.14 Deep Residual Network	15
ภาพที่ 2.15 แบบจำลอง DenseNet	15
ภาพที่ 2.16 อัตราการเติบโตของ DenseNet ที่แพร่กระจายไปข้างหน้า	16
ภาพที่ 2.17 โครงสร้างของโมดูลไฟ	16
ภาพที่ 2.18 โครงสร้างของแบบจำลอง SqueezeNet แต่ละประเภท	17
ภาพที่ 3.1 กระบวนการทำงานของระบบแยกขยะรีไซเคิลอัตโนมัติ	20
ภาพที่ 3.2 ขั้นตอนการตัดเฟรมภาพสำคัญในวิดีโอ โดยใช้ความแตกต่างของอาร์เรย์	21
ภาพที่ 3.3 การเก็บระดับแสงภาพสีปกติที่แปลงไปภาพสีเทา	21
ภาพที่ 3.4 การแปลงเป็นภาพแบบทวิภาพ ใช้วิธีกำหนดค่าขีดแบ่ง	21
ภาพที่ 4.1 ตัวอย่างภาพถ่ายขยะที่นำมาใช้ในงานวิจัย	32
ภาพที่ 4.2 การแบ่งข้อมูลเพื่อประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองที่ผ่านการเรียนรู้	32
ภาพที่ 4.3 การเปรียบเทียบเปอร์เซ็นต์ค่าความถูกต้องจากการทดสอบการแยกขยะรีไซเคิลด้วยแบบจำลอง ชนิดต่าง ๆ ของโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน	34

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความเป็นมาและเหตุผลการวิจัย

ปัจจุบันประเทศไทยกำลังก้าวเข้าสู่ปัญหาขยะล้นเมือง เนื่องจากการขยายตัวของชุมชนเมืองและการบริโภคที่เพิ่มมากขึ้น ส่งผลให้ปริมาณขยะมูลฝอยในหลายพื้นที่เพิ่มมากขึ้น ในปี พ.ศ. 2561 ปริมาณขยะมูลฝอยเกิดขึ้นประมาณ 27.8 ล้านตัน ซึ่งเพิ่มขึ้นร้อยละ 1.64 จากปี พ.ศ. 2560 การบริหารจัดการขยะมูลฝอยที่ถูกคัดแยก ณ ต้นทางและถูกนำไปใช้ประโยชน์ได้มีเพียงประมาณ 9.58 ล้านตัน [1] ส่วนขยะมูลฝอยที่ไม่ถูกคัดแยก ณ ต้นทางจะนำไปยังโรงงานรับซื้อขยะที่คอยคัดแยกขยะหรือทำการทิ้งหลุมฝังกลบ จนไปถึงการเผาขยะในเตาเพื่อให้ได้พลังงานไฟฟ้า การจัดการปริมาณขยะเหล่านั้นไม่ใช่ทางแก้ไขปัญหาที่เหมาะสมมากพอที่จะรับรองปริมาณขยะที่เพิ่มขึ้น อีกทั้งยังส่งผลกระทบต่อมาดามมลพิษทางอากาศ น้ำและดิน แหล่งพาหะนำโรคและทัศนียภาพไม่สวยงาม [2] จากการศึกษางานวิจัยพฤติกรรมกรรมการจัดการขยะมูลฝอยของประชาชนในหลายพื้นที่ เช่น องค์การบริหารส่วนตำบลวัดจันทร์ อำเภอเมืองจังหวัดพิษณุโลก [3] และเทศบาลตำบลบ้านด่าน อำเภอรัญประเทศ จังหวัดสระแก้ว [4] ประชากรส่วนใหญ่มีความเข้าใจและปฏิบัติในเรื่องการลดและจัดการขยะมูลฝอยมากที่สุดอยู่ในระดับปานกลางเท่านั้น

การคัดแยกขยะมูลฝอยเป็นการจัดการขยะ ณ ต้นทางที่ทำได้ง่าย โดยแบ่งขยะมูลฝอยออกเป็น 4 ประเภท ได้แก่ [2]

1) **ขยะย่อยสลายหรือมูลฝอยย่อยสลาย** คือ ขยะที่เน่าเสียและย่อยสลายได้เร็ว เช่น เศษผัก เปลือกผลไม้ เศษอาหาร ใบไม้ เศษเนื้อสัตว์

2) **ขยะรีไซเคิลหรือมูลฝอยที่ยังใช้ได้** คือ ของเสียบรรจุภัณฑ์ หรือวัสดุเหลือใช้ ซึ่งสามารถนำกลับมาใช้ประโยชน์ใหม่ได้ เช่น แก้ว กระดาษ กระจก เครื่องดื่ม เศษพลาสติก เศษโลหะ อลูมิเนียม ยางรถยนต์ ก่องเครื่องตีแบบ UHT

3) **ขยะอันตรายหรือมูลฝอยอันตราย** คือ มูลฝอยที่ปนเปื้อนหรือมีองค์ประกอบของวัตถุที่ก่อให้เกิดผลกระทบต่อคุณภาพสิ่งแวดล้อม หรืออาจทำให้เกิดอันตรายแก่บุคคล สัตว์ พืช หรือทรัพย์สิน เช่น หลอดฟลูออเรสเซนต์ ถ่านไฟฉาย วัตถุระเบิดได้ วัตถุไวไฟ วัตถุที่ทำให้เกิดโรค

4) **ขยะทั่วไปหรือมูลฝอยทั่วไป** คือ ขยะประเภทอื่นนอกเหนือจากขยะย่อยสลาย ขยะรีไซเคิล และขยะอันตราย เช่น ห่อพลาสติกใส่ขนม ถุงพลาสติกบรรจุผงซักฟอก

จากที่กล่าวมาข้างต้น ผู้พัฒนาจึงสนใจขยะประเภทรีไซเคิลหรือขยะมูลฝอยที่ยังใช้ได้ เพราะเป็นขยะประเภทที่สามารถนำกลับมาใช้งานใหม่ได้ ลดการเกิดขยะที่ผ่านการใช้งานเพียงครั้งเดียว สร้างรายได้ และสามารถทำการคัดแยกได้ง่าย ณ ต้นทาง โดยนำโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันมาพัฒนาระบบการคัดแยกขยะรีไซเคิลหรือมูลฝอยที่ยังใช้ได้ ณ ต้นทาง ผู้พัฒนาเล็งเห็นว่าถ้าให้คนทั่วไปเรียนรู้จากการทิ้งขยะขึ้นหนึ่งที่ไม่ใช่ขยะรีไซเคิลลงถังขยะรีไซเคิลแล้วมีสัญญาณแจ้งเตือนเพื่อให้เขาทราบว่าขยะขึ้นที่จะทิ้งลงถังไม่ใช่ขยะรีไซเคิล ทำให้ไม่ทิ้งขยะขึ้นนั้นลงถังขยะรีไซเคิลซ้ำอีกในภายหลังและตระหนักเพิ่มมากขึ้นในการคัดแยกขยะรีไซเคิลขึ้นต่อ ๆ ไปก่อนทิ้งลงถังขยะ ในทางกลับกันหากคนทั่วไปทิ้งขยะรีไซเคิลลงถังที่ไม่ใช่ถัง

ขยะรีไซเคิลก็ได้รับสัญญาณแจ้งเตือนเช่นเดียวกัน แต่ถ้าเป็นขยะรีไซเคิลที่ถูกทิ้งลงถังขยะรีไซเคิลเครื่องจะไม่ส่งการแจ้งเตือน คนจะไม่เกิดอาการตกใจหรือมีปฏิกิริยาต่อการทิ้งขยะรีไซเคิลชิ้นนั้น ซึ่งทั้งหมดที่กล่าวมาจะช่วยให้คนทั่วไปเริ่มปรับเปลี่ยนพฤติกรรมกาทิ้งขยะ โดยสนใจการคัดแยกขยะรีไซเคิลเพิ่มมากขึ้น อีกทั้งสามารถนำผลลัพธ์ของงานวิจัยนี้ไปต่อยอดการทำวิจัยกับขยะประเภทอื่น ๆ และนำไปประยุกต์ต่อได้

1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย

เพื่อพัฒนาโปรแกรมจำลองการแยกขยะรีไซเคิลอัตโนมัติด้วยการรับข้อมูลวิดีโอการทิ้งขยะเข้ามาและแจ้งเตือนหากมีการทิ้งขยะประเภทอื่นลงถังขยะรีไซเคิลและทิ้งขยะรีไซเคิลลงถังขยะประเภทอื่น

1.3 ขอบเขตการวิจัย

1. ขยะรีไซเคิลที่ศึกษาในโครงการนี้มี 6 ประเภท ได้แก่ แก้ว โลหะ กระดาษ ขวดพลาสติก กล่องอาหารพลาสติกและกล่องเครื่องดื่มแบบ UHT โดยเก็บข้อมูลภาพทั้งหมด 878 ภาพ
2. ระยะเวลาที่ภาพขยะประมาณ 40 เซนติเมตร พื้นหลังของภาพต้องเป็นสีเดียวกันหรือใกล้เคียงกัน มือที่จับขยะแต่ละชิ้นอาจถูกบันทึกเข้ามาด้วย
3. มีความละเอียดของภาพตั้งแต่ 72 dpi และขนาดของภาพอยู่ระหว่าง 400x400 จุดภาพ และ 2000x2000 จุดภาพ
4. วิดีโอที่บันทึกมีคุณภาพไม่น้อยกว่า 480p และขนาดไม่ต่ำกว่า 854x480 จุดภาพ ระยะเวลาของวิดีโอไม่เกิน 60 นาทีและจังหวะขณะทิ้งขยะต้องอยู่ในเฟรมไม่น้อยกว่า 5 วินาที
5. รูปแบบของการแจ้งเตือนเป็นข้อความภาษาอังกฤษแสดงผลออกทางหน้าจอ

1.4 ขั้นตอนการวิจัย

การวิจัยการแยกขยะรีไซเคิลอัตโนมัติ มีขั้นตอนการดำเนินการดังต่อไปนี้

1. ศึกษาค้นคว้าทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง
2. ศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการจำแนกประเภทขยะ
3. ศึกษาประสิทธิภาพคุณลักษณะต่าง ๆ และขั้นตอนวิธีในการจำแนก
4. ออกแบบและเขียนโปรแกรมแยกขยะรีไซเคิลอัตโนมัติ
5. ทดสอบประสิทธิภาพโปรแกรมแยกขยะรีไซเคิลอัตโนมัติ
6. ประเมินผลและอภิปรายผล
7. จัดทำเอกสาร

1.5 ประโยชน์ที่ได้รับ

1.5.1. ประโยชน์ด้านความรู้และประสบการณ์ต่อนิสิต

1. ได้รับความรู้และความเข้าใจ ในการดำเนินการพัฒนาระบบ
2. พัฒนาศักยภาพการคิดวิเคราะห์ มีระเบียบวินัย ฝึกการทำงานแบบ Pair programming ตรงต่อเวลา และมีความรับผิดชอบต่องานที่ทำ
3. ได้รับความรู้เกี่ยวกับการเตรียมรูปภาพและวิดีโอ การแยกภาพจากวิดีโอในแต่ละเฟรม
4. ได้รับความรู้จากการเขียนโปรแกรมและการพัฒนาระบบจำแนกรูปภาพ

1.5.2. ประโยชน์ที่ได้จากโครงการที่พัฒนาขึ้น

1. ช่วยปรับเปลี่ยนพฤติกรรมของผู้คนในการทิ้งขยะรีไซเคิลให้ถูกต้อง
2. ส่งเสริมการจัดการขยะ ณ ต้นทางเพื่อลดปัญหาการกำจัดขยะที่ไม่เหมาะสม
3. ทำให้การจัดเก็บขยะรีไซเคิลของเจ้าหน้าที่เป็นไปได้โดยง่าย

1.6 โครงสร้างของรายงานโดยสังเขป

บทที่ 2 กล่าวถึงหลักการและทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน แบบจำลองชนิดต่าง ๆ ของโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน รวมถึงงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการคัดแยกขยะ

บทที่ 3 กล่าวถึงวิธีการวิจัยในการแยกขยะรีไซเคิล ซึ่งในงานวิจัยนี้จะแบ่งเป็นกระบวนการการตัดเฟรมภาพสำคัญในวิดีโอขณะทิ้งขยะ ขึ้นก่อนกระบวนการจำแนกกลุ่มข้อมูลขยะเพื่อลบการรบกวนในภาพและกระบวนการจำแนกกลุ่มข้อมูลขยะรีไซเคิลและขยะประเภทอื่น ๆ โดยโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน

บทที่ 4 กล่าวถึงกระบวนการทดลอง และผลของการดำเนินการวิจัยของโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันด้วยแบบจำลองชนิดต่าง ๆ สำหรับการแยกขยะรีไซเคิลอัตโนมัติ โดยพิจารณาประสิทธิภาพของค่าความถูกต้องของการแยกขยะรีไซเคิล รวมถึงการอภิปรายผลการทดลอง

บทที่ 5 กล่าวถึงการสรุปผลการวิจัยการแยกขยะรีไซเคิลอัตโนมัติและข้อเสนอแนะ

บทที่ 2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ในบทนี้จะกล่าวถึงหลักการและทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับการแยกขยะรีไซเคิลอัตโนมัติ รวมถึงงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการแยกขยะรีไซเคิล

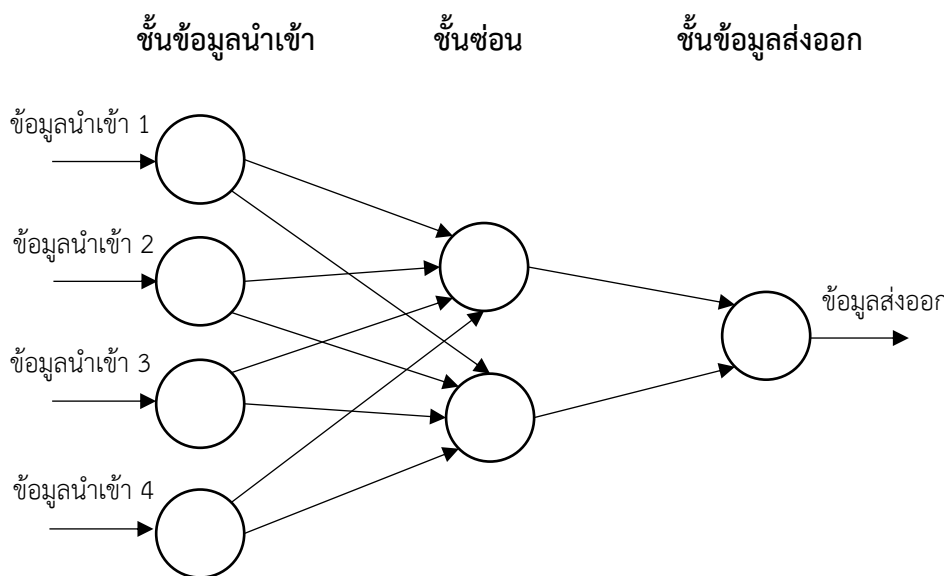
2.1 หลักการและทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

2.1.1. การสร้างตัวจำแนกด้วยโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน

งานวิจัยนี้ สนใจศึกษาวิธีการในการคัดแยกประเภทขยะรีไซเคิล ด้วยโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Networks: CNN) ซึ่งมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

โครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Networks: CNN)

โครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันเป็นโครงข่ายประสาทเทียมหนึ่งที่มีการพัฒนาเพื่อแก้ไขปัญหา โดยได้แรงบันดาลใจจากระบบประสาททางชีวภาพ เช่น สมองของมนุษย์ โดยที่จำลองการมองเห็นของมนุษย์ที่มองพื้นที่เป็นที่ย่อย ๆ และนำกลุ่มของพื้นที่ย่อย ๆ มาผสมกัน เพื่อรับรู้สิ่งที่เห็นอยู่เป็นอะไร [5] ซึ่งเทคนิคทั้งหมดพัฒนามาจากโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks: ANNs) ดังภาพที่ 2.1



ภาพที่ 2.1 โครงข่ายประสาทเทียม

การทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม [6] เมื่อข้อมูลนำเข้าในรูปแบบของเวกเตอร์หลายมิติจากชั้นนำเข้า (input Layer) นำส่งเพื่อประมวลผลในชั้นซ่อน (hidden layer) และนำค่าที่ได้ส่งไปประมวลผลต่อในชั้นส่งออก (output layer) เพื่อแสดงผลลัพธ์ หากใช้ชั้นซ่อน (hidden layer) หลายชั้นซ่อนกันเรียกว่าการเรียนรู้เชิงลึก (deep learning)

กระบวนการเรียนรู้ของแบบจำลองสำหรับการประมวลผลแบ่งออกได้สองลักษณะ ได้แก่ การเรียนรู้แบบมีผู้สอน(Supervised Learning) และการเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน(Unsupervised Learning)

การเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised Learning) คือ การเรียนรู้ที่ทราบเป้าหมายของข้อมูลนำเข้าอยู่ก่อนแล้ว ซึ่งการสอน (training) ต้องใช้ชุดข้อมูลนำเข้าคู่กับชุดข้อมูลส่งออกที่แทนเป้าหมายดังกล่าว จุดประสงค์ของการเรียนรู้แบบมีผู้สอนเพื่อจำแนกข้อมูลโดยมีความผิดพลาดน้อยที่สุด

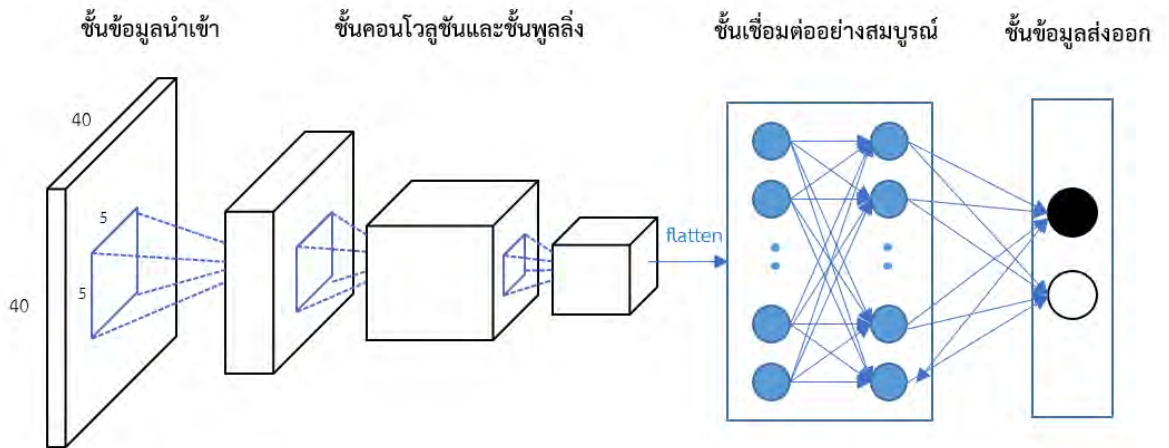
การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน(Unsupervised Learning) แตกต่างกับการเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised Learning) ที่ไม่มีชุดข้อมูลส่งออกที่กำหนดเป้าหมายไว้ก่อนล่วงหน้า แต่จะใช้เพื่อจัดกลุ่มข้อมูลโดยมีค่าของฟังก์ชันค่าสูญเสีย (cost function) น้อย การจดจำรูปแบบที่เกี่ยวข้องกับภาพมักใช้การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน

ความแตกต่างของโครงข่ายประสาทเทียมและโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน [7] คือ โครงข่ายประสาทเทียมมีประสิทธิภาพกับข้อมูลที่ไม่มีความสัมพันธ์เชิงพื้นที่ สำหรับข้อมูลภาพมีความจำเป็นต้องรักษาความสัมพันธ์เชิงพื้นที่ระหว่างจุดภาพ (pixels) ขณะแยกคุณลักษณะของภาพ ดังนั้นโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันจะแยกคุณลักษณะต่าง ๆ ออกจากภาพโดยใช้การทำงานแบบย่อส่วนภาพในขณะที่ยังคงความสัมพันธ์เชิงพื้นที่ตลอดกระบวนการสอน ตั้งแต่ต้นจนจบ แบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสามารถแยกคุณลักษณะออกจากข้อมูลนำเข้าดั้งเดิมได้ โดยใช้ตัวกรองที่สามารถแก้ไขขนาดของตัวกรองในการแยกคุณลักษณะแบบด้วยตัวเองได้

2.1.1.1. สถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Networks architecture)

โครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันมักใช้กับข้อมูลภาพ ซึ่งจะสอดคล้องกับสถาปัตยกรรมที่สร้างขึ้นด้วยการกำหนดค่าพารามิเตอร์ให้เหมาะสมกับการใช้งานและชนิดของข้อมูลที่เฉพาะเจาะจงได้ [6] โครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันประกอบด้วย เซลล์ประสาทที่แบ่งออกเป็น 3 มิติ คือ มิติเชิงพื้นที่ของข้อมูลนำเข้า ได้แก่ ความสูงและความกว้าง และมิติความลึก โดยความลึกไม่ได้อ้างอิงถึงจำนวนชั้นทั้งหมดของโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน แต่เป็นอีกมิติของระดับการทำงาน ซึ่งแตกต่างจากโครงข่ายประสาทเทียมที่เซลล์ประสาทภายในแต่ละชั้นถูกกำหนดให้เชื่อมต่อกับชั้นก่อนหน้าเท่านั้น

โครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันเกิดจากการเชื่อมต่อของชั้นใหญ่ ๆ 3 ชั้น ได้แก่ ชั้นคอนโวลูชัน (convolutional layers) ชั้นพูลลิง (pooling layers) และชั้นเชื่อมต่ออย่างสมบูรณ์ (fully-connected layers) โดยที่ชั้นคอนโวลูชันและชั้นพูลลิงสามารถจัดเรียงสลับชั้นเพื่อให้ได้โครงสร้างของแบบจำลองที่หลากหลายตามความต้องการใช้งาน ตามภาพที่ 2.2 ดังต่อไปนี้

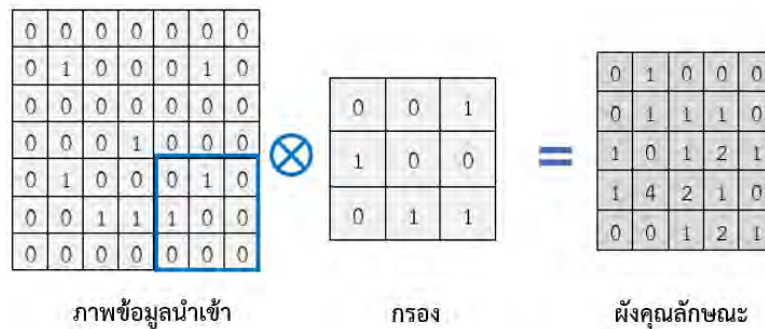


ภาพที่ 2.2 โครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันแบบง่าย

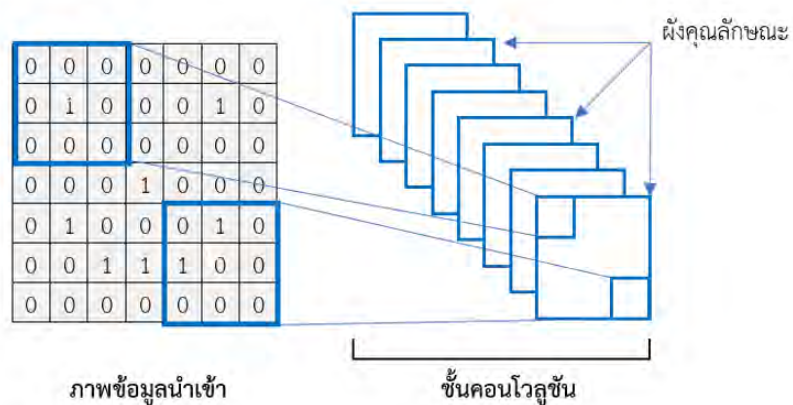
2.1.1.1.1. ชั้นคอนโวลูชัน

ชั้นคอนโวลูชัน [6] ทำหน้าที่สกัดคุณลักษณะจากภาพ ความพิเศษของชั้นคอนโวลูชัน คือ การรักษาความสัมพันธ์เชิงพื้นที่ของจุดภาพ ที่อยู่บริเวณพื้นที่ใกล้เคียงกันเอาไว้ด้วย

การหาผลคูณเชิงสเกลาร์ (scalar product) ระหว่างภาพข้อมูลนำเข้ากับตัวตรวจหาคุณลักษณะ (Feature Detector) หรือเคอร์เนล (Kernel) ทำให้ได้ผังคุณลักษณะ (Feature Map) ดังภาพที่ 2.3 ชั้นคอนโวลูชันทำให้ได้ผังคุณลักษณะจำนวนมาก ดังภาพที่ 2.4



ภาพที่ 2.3 การสร้างผังคุณลักษณะ



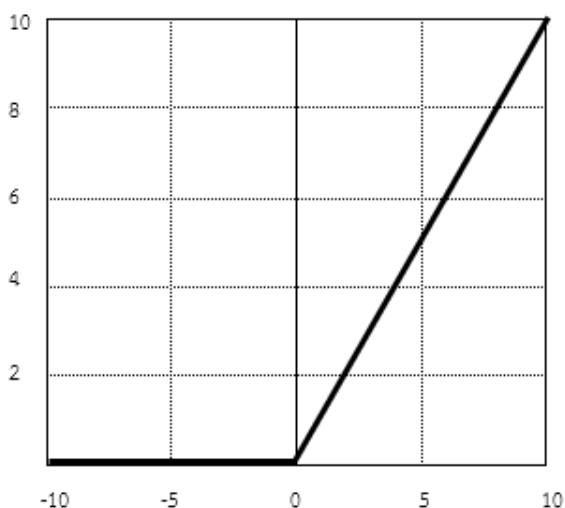
ภาพที่ 2.4 ส่วนประกอบของชั้นคอนโวลูชัน

หลังจากผ่านชั้นคอนโวลูชัน สามารถปรับช่วงของข้อมูลส่งออกในแต่ละชั้นให้อยู่ในช่วงใกล้เคียงกัน ซึ่งมีค่าเฉลี่ยเป็นศูนย์และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานเป็นหนึ่ง หรือที่เรียกว่า แบทช์นอร์ม (Batchnorm) ทำให้สามารถเรียนรู้ได้เร็วขึ้นและลดการวิเคราะห์ที่ผูกติดกับข้อมูลนั้น ๆ มากเกินไปที่เรียกว่าความพองมากเกินไป แบทช์นอร์มที่ใช้ระหว่างชั้นคอนโวลูชันจะเป็น BatchNorm2d ในขณะที่แบทช์นอร์มระหว่างชั้นเชิงเส้นจะเป็น BatchNorm1d

เมื่อได้ฝังคุณลักษณะแล้วให้ปรับด้วยฟังก์ชันการกระตุ้นแบบ ReLU (Rectifier Linear Unit) โดยให้ค่าความชันเป็น 1 และไม่ทำให้เกิดปัญหาการหายไปของตัวแปรที่ใช้ในการปรับค่า (Gradient Vanishing) ตามสมการที่ 1 และภาพที่ 2.5

$$f(x) = \max(0, x) = \begin{cases} 0 & \text{for } x \leq 0 \\ x & \text{for } x > 0 \end{cases} \quad (1)$$

โดยที่ x คือ ค่าของข้อมูลนำเข้า

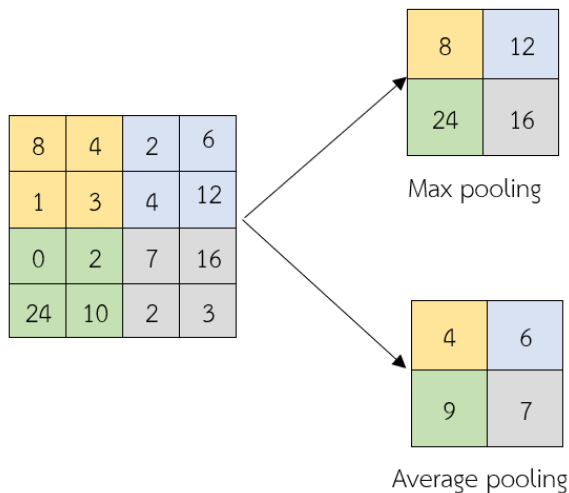


ภาพที่ 2.5 กราฟฟังก์ชันกระตุ้นแบบ ReLU

2.1.1.1.2. ชั้นพูลลิง

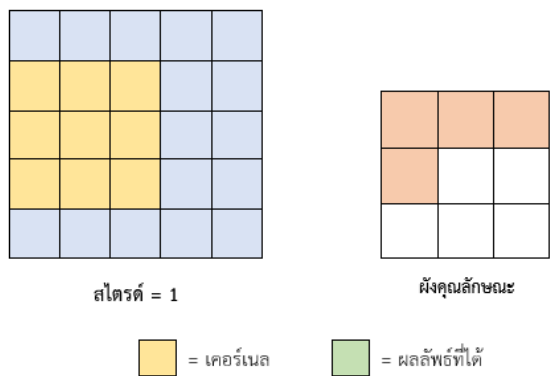
ชั้นพูลลิง คือ ฟังก์ชันการทำงานที่ลดขนาดเชิงพื้นที่ในการคำนวณของโครงข่าย อีกทั้งยังลดผลกระทบของความพองมากเกินไป ส่วนใหญ่พูลลิงจะทำต่อจากชั้นคอนโวลูชันหรือบางกรณีพูลลิงก็จัดอยู่ในชั้นคอนโวลูชัน

ชั้นพูลลิงทำการปรับลดขนาดเชิงพื้นที่โดยใช้การดำเนินการอยู่ 2 รูปแบบ คือ พูลลิงสูงสุด (Max pooling) และพูลลิงเฉลี่ย (Average pooling) ดังภาพที่ 2.6 โดยทั้งสองมีคล้ายคลึงกัน คือ ใช้ตัวกรองที่เลือกค่าที่สูงที่สุดหรือเลือกค่าเฉลี่ยในบริเวณที่ตัวกรองทาบอยู่มาเป็นผลลัพธ์ใหม่ จากนั้นเลื่อนตัวกรองไปตามที่กำหนดไว้

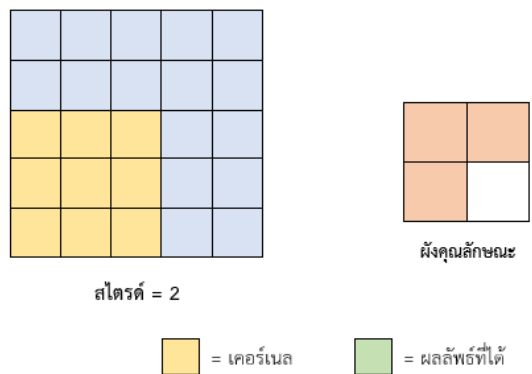


ภาพที่ 2.6 รูปแบบของการพูลลิ่ง

การเคลื่อนตัวกรองมี 2 รูปแบบ คือ สไตรด์ (Stride) และ แพดดิ้ง (Padding) [8] ซึ่งสไตรด์เป็นขนาดการเคลื่อนตัวกรองดังภาพที่ 2.7 กำหนดสไตรด์เท่ากับหนึ่ง และเคอร์เนลขนาด 3x3 จะได้ฟังก์ชันลักษณะขนาด 3x3 ซึ่งมีขนาดลดลง หากกำหนดค่าของสไตรด์มากขึ้นดังรูปที่ 2.8 ซึ่งกำหนดสไตรด์เท่ากับ 2 และเคอร์เนลขนาด 3x3 จะได้ฟังก์ชันลักษณะมีขนาดเล็กกว่าภาพที่ 2.7 และได้คุณลักษณะที่มีพื้นที่ที่ทับซ้อนกันน้อย

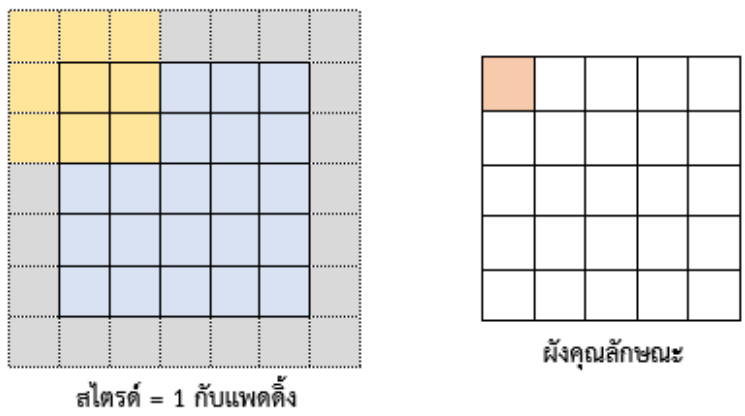


ภาพที่ 2.7 การสไตรด์ กำหนดสไตรด์เท่ากับ 1 เคอร์เนลขนาด 3x3



ภาพที่ 2.8 การสไตรด์ กำหนดสไตรด์เท่ากับ 2 เคอร์เนลขนาด 3x3

ส่วนแพดดิ้งเป็นการเพิ่มพื้นที่ขอบนอกของข้อมูลนำเข้าและนำมาใช้ในการหาตัวกรองเพื่อเก็บค่าไว้ในฝั่งคุณลักษณะ ดังภาพที่ 2.9 โดยค่าที่เติมเข้ามาในส่วนพื้นที่ขอบที่เพิ่มขึ้นมาอาจจะเป็น 0 หรือค่าต่าง ๆ เพื่อให้ฝั่งคุณลักษณะที่ได้ยังคงมีขนาดเท่ากับข้อมูลนำเข้า ซึ่งวิธีการนี้เหมาะกับข้อมูลนำเข้าที่เป็นภาพที่เน้นส่วนขอบที่ใช้ในการตัดสินใจจำแนกประเภทภาพนั้น

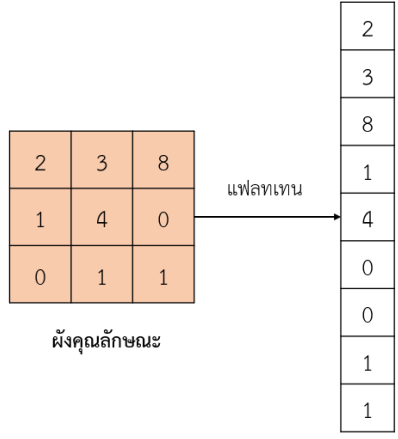


ภาพที่ 2.9 การแพดดิ้ง ที่สไตรด์เท่ากับหนึ่ง

2.1.1.1.3. ชั้นเชื่อมต่ออย่างสมบูรณ์

หลังจากผ่านชั้นคอนโวลูชันและชั้นพูลลิ่ง ในส่วนชั้นเชื่อมต่ออย่างสมบูรณ์เป็นการเชื่อมต่อระหว่างชั้น โดยห่อหุ้มชั้นคอนโวลูชันและชั้นพูลลิ่งเป็นกลุ่มเดียวกันเพื่อเชื่อมต่อกับชั้นอื่น ๆ ถัดไปที่อยู่ติดกัน ซึ่งคล้ายกับวิธีที่เซลล์ประสาทถูกจัดเรียงในรูปแบบดั้งเดิมของโครงข่ายประสาทเทียม ตามรูป 2.1

ข้อมูลส่งออกของชั้นคอนโวลูชันและชั้นพูลลิ่งเป็นเวกเตอร์ 3 มิติดังที่เคยกล่าวก่อนหน้านี้ แต่ในชั้นเชื่อมต่ออย่างสมบูรณ์อาจส่งข้อมูลส่งออกเป็น 1 มิติ ดังนั้นข้อมูลส่งออกสุดท้ายในชั้นพูลลิ่งที่เป็นเวกเตอร์ 3 มิติจะผ่านกระบวนการทำให้แบนราบหรือแฟลทเทน (Flatten) เพื่อทำให้เวกเตอร์ 3 มิติมีการเรียงตัวใหม่เป็นอาร์เรย์ 1 มิติ ดังภาพที่ 2.10



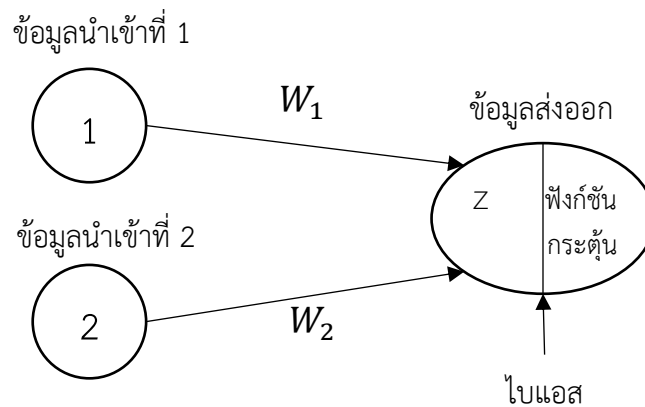
ภาพที่ 2.10 แฟลทเทน

2.1.1.2. การเรียนรู้ของแบบจำลอง

โครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันมีการเรียนรู้เหมือนโครงข่ายประสาทเทียม (ANNs) แบ่งได้เป็นสองขั้นตอนดังต่อไปนี้

2.1.1.2.1. การแพร่กระจายไปข้างหน้า (Forward Propagation) [9]

ข้อมูลนำเข้าจะถูกป้อนในทิศทางไปข้างหน้าไปยังชั้นซ่อน เพื่อคำนวณผลคูณสเกลาร์ก่อนผ่านฟังก์ชันกระตุ้นและส่งออกไปยังชั้นต่อไป ดังภาพที่ 2.11



ภาพที่ 2.11 การแพร่กระจายไปข้างหน้า (Forward Propagation)

การคำนวณข้อมูลส่งออกสามารถทำได้ด้วย ค่าน้ำหนัก (weights) และ ไบแอส (bias) ดังสมการที่ 2 โดยกำหนดค่าน้ำหนักเริ่มต้นในรอบแรกของการคำนวณ

$$Z = X_1 \cdot W_1 + X_2 \cdot W_2 + b \quad (2)$$

โดยที่ Z คือ ผลรวมของค่าน้ำหนักคูณข้อมูลนำเข้าและไบแอส
 X_i คือ ค่าของข้อมูลนำเข้า
 W_i คือ ค่าน้ำหนัก
 b คือ ไบแอส

ผลที่ได้ในสมการที่ 2 นำไปผ่านฟังก์ชันกระตุ้นเพื่อคำนวณข้อมูลส่งออก ตามสมการที่ 3

$$Output = \sigma(Z) \quad (3)$$

โดยที่ Z คือ ผลคูณสเกลาร์
 $\sigma(\cdot)$ คือ ฟังก์ชันกระตุ้น

2.1.1.2.2. การแพร่กระจายย้อนกลับ (Backward propagation) [9]

การคำนวณค่าฟังก์ชันสูญเสียของการสอนแบบจำลอง จากผลรวมของความแตกต่างระหว่างข้อมูลส่งออกที่คำนวณได้จากแบบจำลองและเป้าหมายที่ต้องการจริง ตามสมการที่ (4)

$$C_k = (\text{Output} - Y)^2 \quad (4)$$

โดยที่ C	คือ ความแตกต่างระหว่างข้อมูลส่งออกของแบบจำลองและเป้าหมายที่ต้องการยกกำลังสอง
k	คือ หมายเลขข้อมูลสอน
Output	คือ ข้อมูลส่งออกที่คำนวณได้จากแบบจำลอง
Y	คือ ข้อมูลส่งออกที่ต้องการ

ค่าสูญเสียทั้งหมดของชุดข้อมูลสอน คือ ค่าเฉลี่ยของความแตกต่างระหว่างข้อมูลส่งออกของแบบจำลองและเป้าหมายที่ต้องการยกกำลังสอง ตามสมการที่ (5)

$$C = \frac{1}{N} \sum C_k \quad (5)$$

โดยที่ N คือ จำนวนข้อมูลในชุดข้อมูลสอน

หากต้องการเพิ่มประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียมในชุดข้อมูลสอน ชุดค่าน้ำหนักและไบแอสที่เฉพาะกับแบบจำลองซึ่งทำให้ค่าสูญเสียน้อยที่สุดจึงเป็นสิ่งจำเป็น โดยใช้แนวคิดของกฎลูกโซ่ดังนี้

$$\frac{\partial C_k}{\partial W_1} = \frac{\partial C_k}{\partial \text{Output}} \frac{\partial \text{Output}}{\partial z} \frac{\partial z}{\partial W_1}$$

$$\frac{\partial C_k}{\partial W_2} = \frac{\partial C_k}{\partial \text{Output}} \frac{\partial \text{Output}}{\partial z} \frac{\partial z}{\partial W_2}$$

$$\frac{\partial C_k}{\partial b} = \frac{\partial C_k}{\partial \text{Output}} \frac{\partial \text{Output}}{\partial z} \frac{\partial z}{\partial b}$$

โดยกำหนดให้

$$\frac{\partial C_k}{\partial \text{Output}} = 2(\text{Output} - Y)$$

$$\frac{\partial \text{Output}}{\partial z} = \sigma'(z)$$

$$\frac{\partial z}{\partial W_1} = Input_1$$

$$\frac{\partial z}{\partial W_2} = Input_2$$

$$\frac{\partial z}{\partial b} = 1$$

อัตราค่าสูญเสียเฉลี่ยเมื่อเทียบกับค่าน้ำหนักแรก (W_1) สามารถคำนวณได้จากสมการด้านล่าง

$$\frac{\partial C}{\partial W_1} = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} \frac{\partial C_k}{\partial W_1} \quad (6)$$

จากนั้นค่าน้ำหนักในแต่ละรอบของการฝึกฝนปรับได้โดยสมการที่ 7 ด้วยอัตราการเรียนรู้ α

$$W_1^+ = W_1 - \left(\alpha \times \frac{\partial C}{\partial W_1} \right) \quad (7)$$

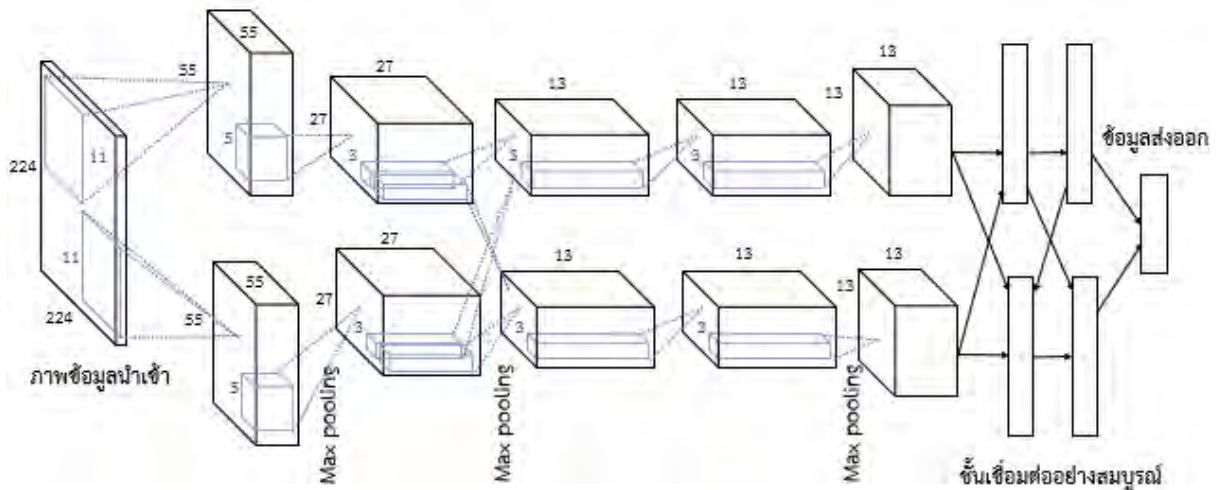
หลังจากที่มีการปรับค่าน้ำหนักแล้ว กระบวนการทั้งสองขั้นตอนจะทำซ้ำจนกว่าจะถึงเงื่อนไขของการหยุดซึ่งกำหนดโดยจำนวนรอบสูงสุดหรือค่าความผิดพลาดที่ยอมรับได้

2.1.1.3. แบบจำลองชนิดต่าง ๆ ในโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน

2.1.1.3.1. แบบจำลอง AlexNet [10]

แบบจำลอง AlexNet เป็นแบบจำลองที่เป็นการเรียนรู้แบบโครงข่ายประสาทเชิงลึก ซึ่งประกอบด้วยชั้น 8 ชั้นใหญ่ แบ่งเป็นชั้นคอนโวลูชัน 5 ชั้น และชั้นเชื่อมต่ออย่างสมบูรณ์ 3 ชั้น ชั้นที่สามารถสอนได้ทั้งหมดจะใช้ฟังก์ชันการกระตุ้น ReLU ยกเว้นชั้นเชื่อมต่ออย่างสมบูรณ์สุดท้ายที่ใช้ฟังก์ชัน softmax สถาปัตยกรรมแบบจำลอง AlexNet ยังประกอบด้วยชั้นพูลลิ่งอีกหลายชั้นและสามารถลดปัญหาความพองมากเกินไป ดังภาพที่ 2.12

นอกจากนี้แบบจำลอง AlexNet ยังมีปัญหาการหายไปของการเคลื่อนลง แต่ปัญหาการหายไปของการเคลื่อนลงได้รับการแก้ไขโดยแบบจำลอง ResNet ปัจจุบันแบบจำลอง AlexNet ยังใช้เป็นแบบจำลองต้นแบบในตัวตั้งต้นของการทำงานคอมพิวเตอร์วิทัศน์

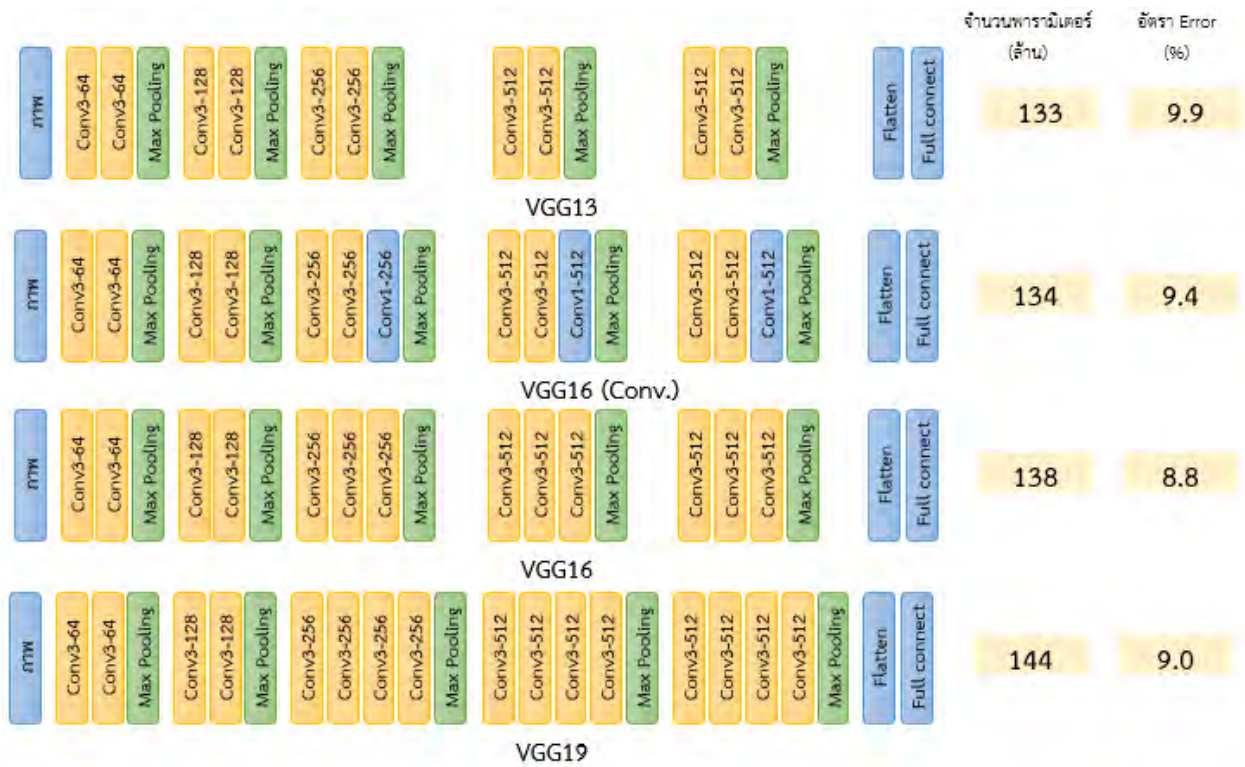


ภาพที่ 2.12 สถาปัตยกรรมของแบบจำลอง AlexNet

2.1.1.3.2. แบบจำลอง VGG [11]

ถูกคิดค้นโดย Visual Geometry Group จากมหาวิทยาลัยอ็อกซฟอร์ด โดยใช้ ImageNet เป็นชุดข้อมูลที่มีภาพมากกว่า 15 ล้านภาพที่มีป้ายกำกับ โดยจำนวนประเภทของภาพมากถึง 22,000 ประเภท โดยถ้าใช้ตัวกรองขนาด 3x3 จุดภาพจำนวนสองชั้นจะครอบคลุมพื้นที่ขนาด 5x5 จุดภาพ แต่ถ้าใช้ตัวกรองขนาด 3x3 จุดภาพ จำนวนสามชั้นจะครอบคลุมพื้นที่ขนาด 7x7 จุดภาพ ดังนั้นจึงไม่จำเป็นต้องใช้ตัวกรองขนาดใหญ่ เหมือน AlexNet นอกจากนั้น VGG ยังใช้พารามิเตอร์น้อยกว่า โดยใน AlexNet ถ้าใช้ตัวกรองขนาด 11x11 จุดภาพ จำนวนหนึ่งชั้นจะใช้พารามิเตอร์ $11 \times 11 = 121$ ตัว ขณะที่แบบจำลอง VGG ตัวกรองขนาด 3x3 จุดภาพ จำนวนห้าชั้นจะใช้พารามิเตอร์ $= 3 \times 3 \times 5 = 45$ ตัว ซึ่งลดลงร้อยละ 63 ของพารามิเตอร์ AlexNet การเรียนรู้พารามิเตอร์ที่น้อยลงทำให้การประมวลผลเร็วขึ้นและลดปัญหาความพองมากเกินไป

แบบจำลอง VGG มีหลายลักษณะ ถ้ากล่าวถึงแบบจำลอง VGG ก็มักหมายถึง VGG16 และ VGG19 ซึ่งมีอัตราความผิดพลาดต่ำกว่าแบบจำลอง VGG ตัวอื่น ดังภาพที่ 2.13

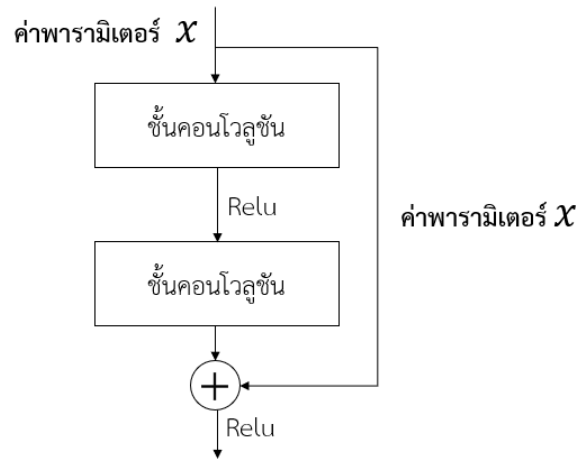


ภาพที่ 2.13 ความแตกต่างของโครงสร้าง VGG

2.1.1.3.3. แบบจำลอง ResNet [12]

แบบจำลอง ResNet (Deep Residual Network) ได้รับความนิยมเป็นอย่างมากในงานการเรียนรู้เชิงลึก งานวิจัยใหม่ ๆ ที่เกี่ยวกับคอมพิวเตอร์วิทัศน์ มักใช้แบบจำลอง ResNet เป็นแบบจำลองที่ใช้สำหรับสร้างคุณลักษณะ จุดเด่นของแบบจำลอง ResNet คือ วิธีการแก้ปัญหาเรื่อง การหายไปของการเคลื่อนลง (Vanishing gradient) ซึ่งเกิดขึ้นกับโครงข่ายที่มีความลึกค่อนข้างมาก

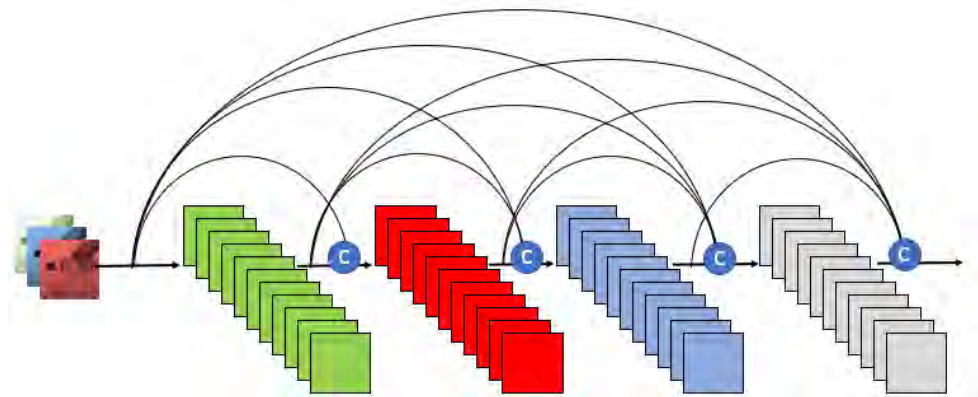
ขั้นตอนวิธีการเคลื่อนลงตามความชัน (Gradient Descent) และการแพร่กระจายย้อนกลับ ในระหว่างการสอนแบบจำลองจะถูกแก้ไขค่าน้ำหนักและไบแอส จากอนุพันธ์บางส่วน (Partial Derivative) ของฟังก์ชันค่าสูญเสีย ค่าน้ำหนักและไบแอสนั้น ๆ ในทุก ๆ รอบของการสอนแบบจำลอง ทำให้ระหว่างการสอน Gradient มีขนาดเล็กลงเรื่อย ๆ จนเท่ากับ 0 ทำให้น้ำหนักไม่ถูกแก้ไขอีกต่อไป ทำให้การสอนแบบจำลองไม่สามารถทำงานต่อได้ จึงเรียกปัญหาดังกล่าวว่า การหายไปของการเคลื่อนลง ซึ่งสามารถแก้ปัญหานี้ได้ด้วยการใส่ทางลัด (shortcut) ลงในโครงข่าย ดังภาพที่ 2.14 ที่ส่งผ่านค่าพารามิเตอร์ X ลัดชั้นขึ้นมา แล้วเอาไปบวกกับข้อมูลส่งออกชั้นที่สาม อย่างไรก็ตามการบวกกันได้ ขนาดของ X และข้อมูลส่งออกชั้นที่สามต้องเท่ากันด้วย



ภาพที่ 2.14 Deep Residual Network

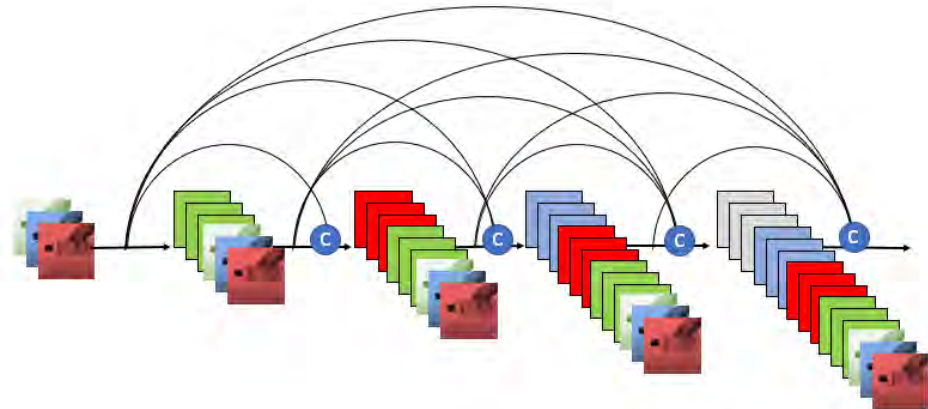
2.1.1.3.4. แบบจำลอง DenseNet [13]

แบบจำลอง DenseNet (Dense Convolutional Network) จุดเด่น คือ การเคลื่อนลงที่แข็งแกร่ง (Strong Gradient Flow) ใช้พารามิเตอร์น้อยและมีความแม่นยำสูงเมื่อเทียบกับแบบจำลอง ResNet โดยแต่ละชั้นได้รับข้อมูลนำเข้าเพิ่มเติมจากชั้นก่อนหน้าและส่งฟังก์ชันลักษณะไปยังชั้นที่ตามมาทั้งหมด โดยการเรียงต่อกัน ซึ่งแต่ละชั้นได้รับ "ความรู้ร่วมกัน (collective knowledge)" จากชั้นก่อนหน้าทั้งหมด ดังภาพที่ 2.15



ภาพที่ 2.15 แบบจำลอง DenseNet

เนื่องจากแต่ละชั้นได้รับฟังก์ชันลักษณะจากชั้นก่อนหน้าทั้งหมด เครือข่ายอาจมีขนาดเล็กและจำนวนช่องการติดต่ออาจน้อยลง อัตราการเติบโต k คือจำนวนช่องทางเพิ่มเติมสำหรับแต่ละชั้น ดังภาพที่ 2.16 ซึ่งทำให้ประสิทธิภาพในประมวลผลและหน่วยความจำเพิ่มขึ้น

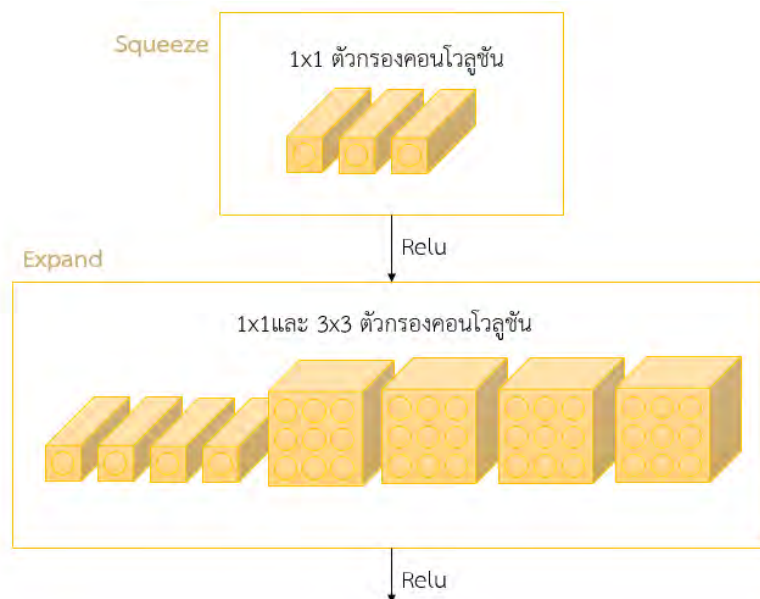


ภาพที่ 2.16 อัตราการเติบโตของ DenseNet ที่แพร่กระจายไปข้างหน้า

2.1.1.3.5. แบบจำลอง SqueezeNet [14]

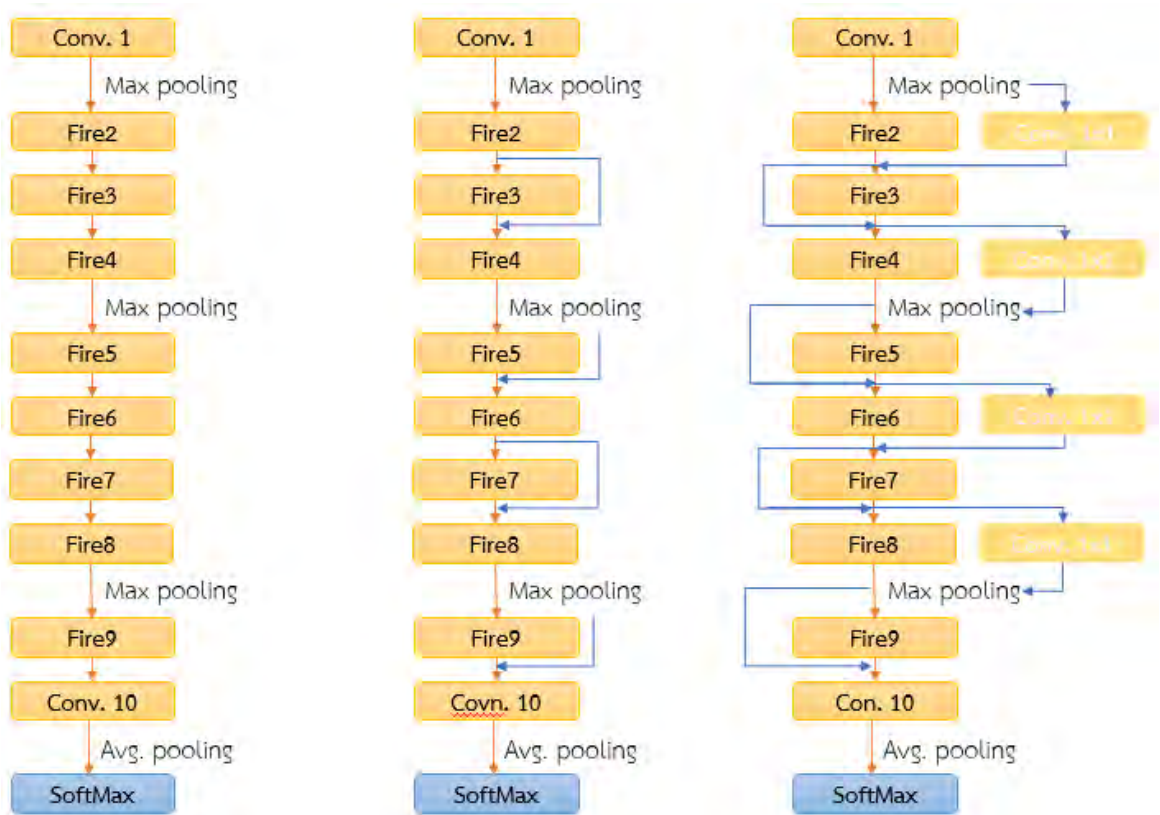
แบบจำลอง SqueezeNet เป็นโครงข่ายประสาทเชิงลึกสำหรับคอมพิวเตอร์วิทัศน์ การออกแบบแบบจำลองมีจุดประสงค์ คือ การสร้างโครงข่ายประสาทขนาดเล็กที่มีพารามิเตอร์น้อยลง ทำให้ประหยัดพื้นที่ในหน่วยความจำของคอมพิวเตอร์และสามารถส่งผ่านเครือข่ายคอมพิวเตอร์ด้วยแบนด์วิดท์ (bandwidth) ที่น้อยกว่าได้

ขนาดของตัวกรองที่ใช้ลดลงจาก 3×3 เป็น 1×1 ในชั้นคอนโวลูชัน และยังคงความแม่นยำภายใต้พารามิเตอร์ที่จำกัด โดยการลดขนาดภาพเพื่อให้ชั้นคอนโวลูชัน มีฟังก์ชันลักษณะขนาดใหญ่ขึ้น แบบจำลองนี้ใช้โมดูลไฟ (Fire module) ซึ่งประกอบไปด้วย ชั้นคอนโวลูชันแบบบีบอัด (squeeze) ซึ่งใช้ตัวกรองขนาด 1×1 ที่ป้อนเข้าไปในชั้นขยาย (expand) ที่มีส่วนผสมของตัวกรองขนาด 1×1 และ 3×3 ดังภาพที่ 2.17 เมื่อชั้นบีบอัด ใช้ตัวกรองขนาด 1×1 ซึ่งน้อยกว่าขนาดของตัวกรองในชั้นขยายซึ่งมีขนาดทั้ง 1×1 และ 3×3 จึงส่งผลให้พารามิเตอร์ที่ใช้น้อยลง



ภาพที่ 2.17 โครงสร้างของโมดูลไฟ

เมื่อนำโมดูลไฟประกอบกันจะได้สถาปัตยกรรมของแบบจำลอง SqueezeNet
 ดังภาพที่ 2.18



ภาพที่ 2.18 โครงสร้างของแบบจำลอง SqueezeNet แต่ละประเภท
 (ซ้าย) อย่างง่าย (กลาง) บายพาสอย่างง่าย และ(ขวา) บายพาสสมบูรณ์

จากภาพที่ 2.18 แบบจำลอง SqueezeNet อย่างง่ายคือเชื่อมต่อโมดูลหลายโมดูลเข้าด้วยกัน แบบจำลอง SqueezeNet บายพาสอย่างง่ายคือการประยุกต์ใช้โครงสร้างของแบ่งจำลอง Resnet โดยในบางโมดูลอาจส่งค่าพารามิเตอร์ข้ามไปยังสองโมดูลถัดไปข้างหน้าด้วยและแบบจำลอง SqueezeNet บายพาสสมบูรณ์ คล้ายแบบจำลอง SqueezeNet บายพาสอย่างง่ายแต่ทุกครั้งที่ผ่านโมดูลไฟจะส่งค่าพารามิเตอร์ข้ามไปยังสองโมดูลถัดไปข้างหน้าสลับกับส่งไปยังชั้นคอนโวลูชันก่อนข้ามไปยังสองโมดูลถัดไปข้างหน้า

2.1.1.4. การประเมินผลโดยค่าความถูกต้อง (Accuracy)

การประเมินผลการทำงานของแบบจำลองเป็นส่วนที่สำคัญเพื่อบอกประสิทธิภาพของแบบจำลองนั้น ๆ กับข้อมูลที่นำเข้าไปทำการเรียนรู้ โดยส่วนใหญ่การเรียนรู้ในการจำแนกประเภท (Classification) นิยมใช้ค่าความถูกต้อง เพื่อบอกประสิทธิภาพการจำแนกประเภท โดยนำค่ามาจากเมทริกซ์ความยุ่งเหยิง (Confusion Matrix) โดยบอกจำนวนที่ตรงกันระหว่างความเป็นจริงกับการทำนาย ดังตารางที่ 2.1

ตารางที่ 2.1 เมทริกซ์ความยุ่งเหยิง (Confusion Matrix)

		การทำนาย	
		กลุ่มที่กำลังพิจารณา	กลุ่มนอกเหนือการพิจารณา
ความเป็นจริง	กลุ่มที่กำลังพิจารณา	True Positive	False Negative
	กลุ่มนอกเหนือการพิจารณา	False Positive	True Negative

โดยที่ True Positive คือ จำนวนการทำนายตรงกับความเป็นจริงในกลุ่มที่กำลังพิจารณา
 True Negative คือ จำนวนค่าที่ทำนายตรงกับค่าที่เกิดขึ้นจริงที่นอกเหนือกลุ่มที่กำลังพิจารณา
 False Positive คือ จำนวนการทำนายไม่ตรงกับความเป็นจริงในกลุ่มที่กำลังพิจารณา
 False Negative คือ จำนวนค่าทำนายไม่ตรงกับค่าที่เกิดขึ้นจริงที่นอกเหนือกลุ่มที่กำลังพิจารณา

ค่าความถูกต้องสามารถคำนวณได้จากเมทริกซ์ความยุ่งเหยิงด้วยสมการที่ 8

$$\frac{\text{True Positive} + \text{True Negative}}{\text{True Positive} + \text{True Negative} + \text{False Positive} + \text{False Negative}} \quad (8)$$

2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.2.1 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการแยกขยะ

จากการศึกษาพบว่าม้งงานวิจัยอยู่หลายชิ้นที่เกี่ยวข้องกับคัดแยกประเภทขยะแต่ละประเภทงานวิจัยของ George E. Sakr และคณะ [15] ได้คัดแยกประเภทขยะโดยอัตโนมัติเพื่อจำแนกขยะ 3 ประเภทเป็น กระดาษ พลาสติกและโลหะ ด้วยโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Networks: CNN) บนแบบจำลอง AlexNet และซัพพอร์ต-เวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machines: SVM) ผลที่ได้แสดงให้เห็นว่าซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนมีความถูกต้องในการจำแนกสูงถึงร้อยละ 94.8 ในขณะที่โครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันบนแบบจำลอง AlexNet ทำได้เพียงร้อยละ 83

งานวิจัยของ Bernardo S. Costa และคณะ [16] คัดแยกขยะจากข้อมูลภาพซึ่งแบ่งเป็น 4 ประเภท ได้แก่ แก้ว พลาสติก กระดาษและโลหะ โดยใช้ตัวจำแนกได้แก่ โครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันบนแบบจำลอง AlexNet และแบบจำลอง VGG-16 ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน วิธีการค้นหาเพื่อนบ้านใกล้สุด k ตัว (K-Nearest Neighbor Algorithm: KNN) และวิธี Random Forest (RF) เพื่อเปรียบเทียบความถูกต้อง ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันบนแบบจำลอง VGG-16 ให้ความถูกต้องสูงถึงร้อยละ 93 ตามมาด้วยแบบจำลอง AlexNet วิธีการ

ค้นหาเพื่อนบ้านใกล้สุด k ตัว วิธี Random Forest และซัพพอร์ตเวกเตอร์แมทซิ่ง ซึ่งได้ผลความถูกต้องร้อยละ 91 ร้อยละ 88 ร้อยละ 85 และร้อยละ 80 ตามลำดับ

งานวิจัยของ Cenk Bircanoglu และคณะ [17] คิดค้นแบบจำลองจำแนกภาพขยะใหม่ โดยอาศัยโครงข่ายประสาทเชิงลึก บนแบบจำลองทั้งหมด 7 แบบ ได้แก่ ResNet50 MobileNet InceptionResNetV2 DenseNet121 DenseNet169 DenseNet201 และ Xception ในระหว่าง การทดสอบได้มีการปรับค่าในแต่ละแบบให้ได้ค่าความถูกต้องสูงสุด โดยแบบจำลอง 2 แบบที่ให้ค่าความถูกต้องสูงสุดหลังจากปรับค่าแล้วคือ DenseNet121 และ InceptionResNetV2 ที่ความถูกต้องร้อยละ 95 และร้อยละ 87 ตามลำดับ จากนั้นนำทั้งสองแบบมาสร้างแบบจำลองใหม่ที่ชื่อว่า RecycleNet โดยได้ค่าความถูกต้องที่ร้อยละ 81 ข้อได้เปรียบของวิธีนี้ คือ การใช้ทรัพยากรหน่วยประมวลผลกลางและหน่วยประมวลผลด้านกราฟิก 3 มิติต่ำกว่าแบบจำลองอื่น ๆ และค่าความถูกต้องสูงกว่า ResNet50 และ MobileNet

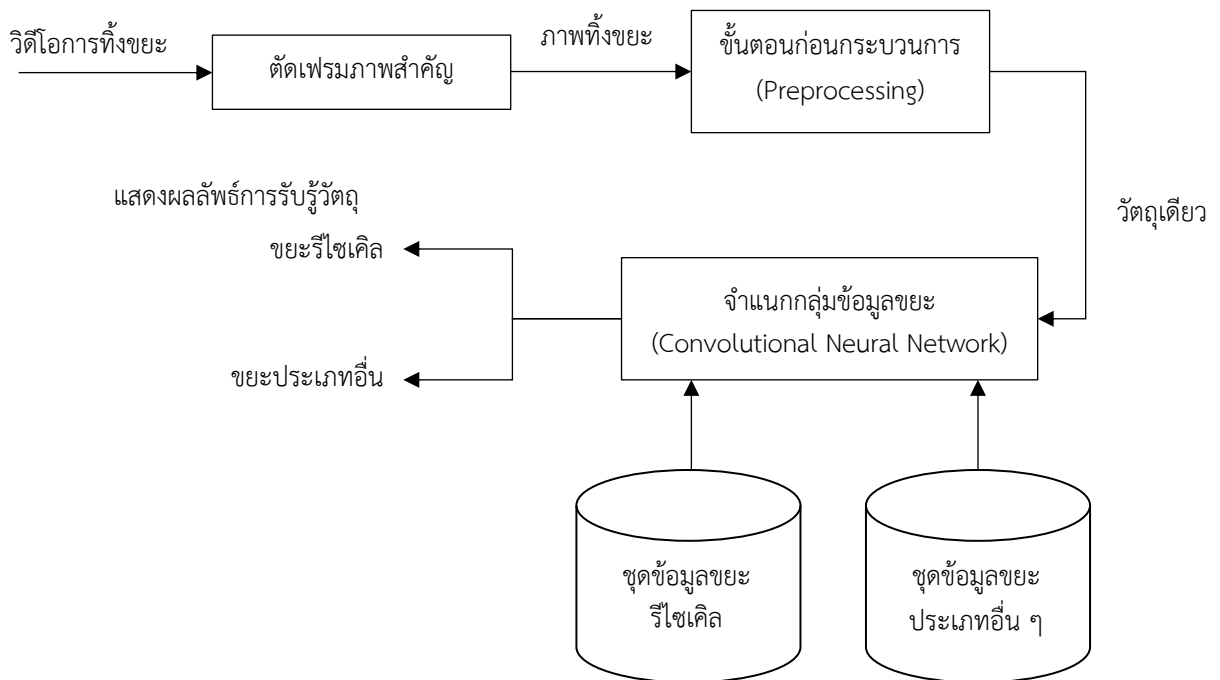
งานวิจัยของ Chutimet Srinilta และคณะ [18] ใช้แบบจำลองที่แตกต่างกันของโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันในการจำแนกขยะจำนวน 4 ประเภท คือ ขยะทั่วไป ขยะย่อยสลาย ขยะรีไซเคิล และขยะอันตราย โดยแต่ละประเภทยังมีรายการชนิดขยะอีกด้วย ซึ่งอาศัยข้อมูลภาพจำนวน 9,200 รูป และใช้แบบจำลองของโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันทั้งหมด 4 แบบ ได้แก่ VGG-16 ResNet50 MobileNet V2 และ DenseNet121 ซึ่งผลแสดงให้เห็นว่าสามารถจำแนกขยะได้ตรงรายการชนิดขยะในแต่ละประเภท โดยแบบจำลอง ResNet50 ให้ค่าความถูกต้องสูงสุดร้อยละ 91.30 ส่วนแบบจำลองอื่น ๆ ให้ค่าความถูกต้องเกินร้อยละ 80 ในส่วนของการจำแนกประเภทขยะแบบจำลองทุกแบบให้ค่าความถูกต้องอยู่ระหว่างร้อยละ 87.36 ถึงร้อยละ 94.86 โดยแบบจำลอง ResNet50 ให้ค่าความถูกต้องสูงสุด ส่วนการจำแนกขยะรีไซเคิล ค่าความถูกต้องต่ำสุดได้จากแบบจำลอง VGG16 ที่ร้อยละ 52.95

จากการทบทวนวรรณกรรมแสดงให้เห็นว่าการใช้วิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน มีความเป็นไปได้ในการจำแนกขยะแต่ละประเภทได้อย่างถูกต้อง ผู้พัฒนาจึงสนใจนำโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันมาพัฒนาระบบการแยกคัดขยะรีไซเคิลหรือมูลฝอยที่ยังใช้ได้ให้มีประสิทธิภาพ โดยในงานวิจัยนี้จะใช้ข้อมูลนำเข้าเป็นภาพวิดีโอที่บันทึกการทิ้งขยะจากเหตุการณ์จริง ซึ่งมีเจ้าหน้าที่ขยะมาทิ้งจะถูกบันทึกเข้ามาด้วย และขยะรีไซเคิลในงานวิจัยนี้เป็นขยะรีไซเคิลภายในประเทศไทย หลังจากนั้นจะนำแบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันหลายแบบ เปรียบเทียบกัน และพิจารณาค่าความถูกต้องและประสิทธิภาพของแบบจำลองเพื่อเลือกแบบจำลองที่ดีที่สุดมาใช้กับระบบคัดแยกขยะที่จะพัฒนาขึ้น ในบทที่ 3 จะกล่าวถึงวิธีการวิจัยต่อไป

บทที่ 3

วิธีการวิจัย

ในบทนี้จะกล่าวถึงวิธีการวิจัยการแยกขยะรีไซเคิลอัตโนมัติโดยพัฒนาจากโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน กระบวนการทำงานของระบบแยกขยะรีไซเคิลอัตโนมัติแสดงดังภาพที่ 3.1 เริ่มจากการรับข้อมูลนำเข้าเป็นวิดีโอขณะทิ้งขยะ แล้วตัดเฟรมภาพสำคัญขณะที่มือกำลังทิ้งขยะอยู่ หลังจากนั้นนำไปสู่ขั้นตอนก่อนกระบวนการ แล้วจำแนกด้วยโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันเพื่อแยกขยะรีไซเคิลและขยะประเภทอื่น ๆ



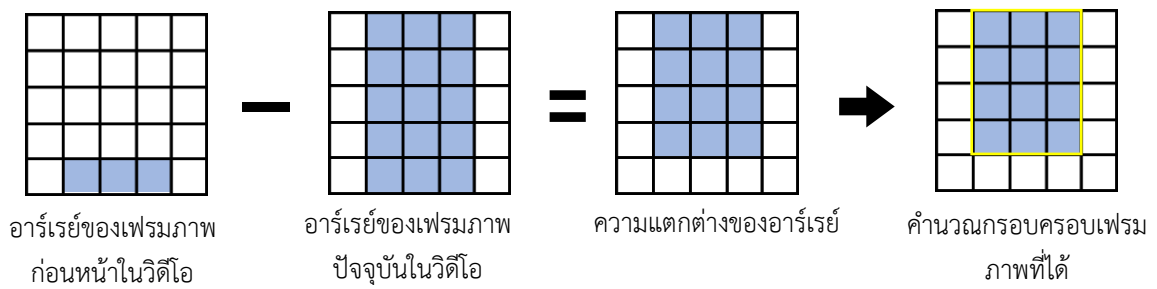
ภาพที่ 3.1 กระบวนการทำงานของระบบแยกขยะรีไซเคิลอัตโนมัติ

ซึ่งกระบวนการวิจัยในงานวิจัยนี้จะแบ่งออกเป็น 3 ขั้นตอนย่อย ได้แก่

1. การตัดเฟรมภาพสำคัญในวิดีโอขณะทิ้งขยะ
2. ขั้นตอนก่อนกระบวนการจำแนกขยะเพื่อปรับภาพให้ได้วัตถุที่สนใจ
3. การจำแนกกลุ่มข้อมูลขยะรีไซเคิลและขยะประเภทอื่น ๆ โดยโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน

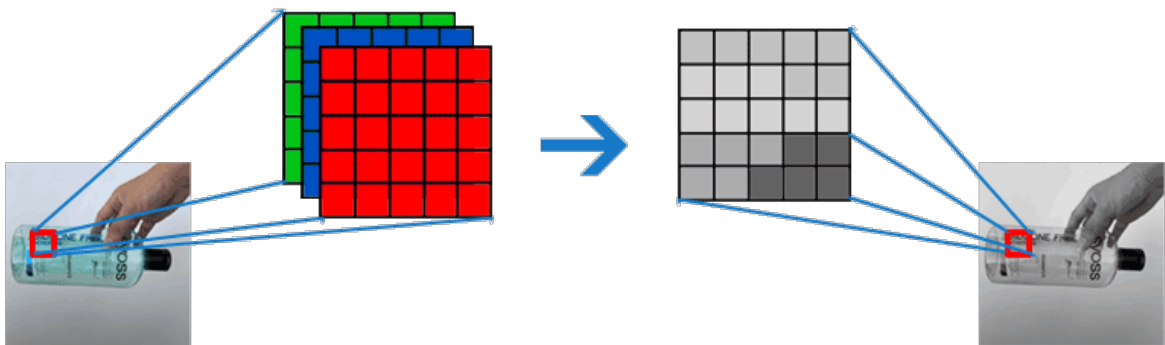
3.1 การตัดเฟรมภาพสำคัญในวิดีโอขณะทิ้งขยะ

ขั้นตอนนี้จะเป็นการนำวิดีโอการทิ้งขยะรีไซเคิลหรือขยะประเภทอื่น ๆ ที่ถูกบันทึกด้วยคุณภาพ 480p เป็นระยะเวลา 42 นาที เป็นข้อมูลนำเข้า จากนั้นเปรียบเทียบภาพในวิดีโอแต่ละเฟรม เพื่อจับการเปลี่ยนแปลงที่เกิดขึ้นโดยอาศัยการดำเนินการของอาร์เรย์ (Array Operation) โดยเลือกใช้การวัดความแตกต่างของอาร์เรย์ระหว่างเฟรมภาพปัจจุบันและเฟรมภาพก่อนหน้า จากนั้น นำเฟรมภาพที่ได้จากการวัดความแตกต่างของอาร์เรย์ไปคำนวณหาพื้นที่ของกรอบรอบวัตถุเพื่อใช้ตัดสินเลือกเฟรมภาพไปประมวลผลดังภาพที่ 3.2



ภาพที่ 3.2 ขั้นตอนการตัดเฟรมภาพสำคัญในวิดีโอ โดยใช้ความแตกต่างของอาร์เรย์

เฟรมภาพที่ได้จากการวัดความแตกต่างของอาร์เรย์นำมาเปลี่ยนเป็นภาพสีเทา (gray scale) เพื่อที่แต่ละจุดภาพจะแทนด้วยระดับสีต่าง ๆ โดยจุดภาพปกติประกอบด้วยสามสีได้แก่ แดง เขียวและน้ำเงิน ในกรณีภาพสีเทามีเฉพาะระดับสีเทาที่สามารถนำไปประมวลผลในคอมพิวเตอร์วิทัศน์ ดังภาพที่ 3.3



ภาพที่ 3.3 การเก็บระดับแสงภาพสีปกติที่แปลงไปภาพสีเทา

หลังจากนั้น จะนำภาพสีเทาของการทิ้งขยะไปผ่านการเบลอ (blur) ด้วยวิธีเบลอแบบเกาส์ (Gaussian Blur) เพื่อลดสัญญาณรบกวน (Noise) ในเฟรมภาพ แล้วนำภาพที่ผ่านการเบลอมาแปลงเป็นภาพแบบทวิภาค (binary image) โดยใช้วิธีกำหนดค่าขีดแบ่ง (Thresholding) โดยค่าขีดแบ่งที่ใช้เป็นเกณฑ์ขั้นต่ำคือ 120 ซึ่งจะเปลี่ยนแต่ละจุดภาพ ที่เป็นจุดภาพสีเทาให้เป็นสีขาวหรือสีดำเท่านั้น ซึ่งแต่ละจุดภาพจะถูกเก็บเป็นข้อมูล 1 บิตคือ สีดำค่าเท่ากับ 0 และสีขาวค่าเท่ากับ 1 ดังภาพที่ 3.4



ภาพสีเทาที่ผ่านการเบลอ

ภาพแบบทวิภาค

ภาพที่ 3.4 การแปลงเป็นภาพแบบทวิภาค ใช้วิธีกำหนดค่าขีดแบ่ง

ต่อมาสร้างกรอบสี่เหลี่ยมเพื่อครอบวัตถุของภาพแบบทวิภาคที่ได้ และคำนวณพื้นที่ของกรอบสี่เหลี่ยมที่ครอบวัตถุว่าใช้พื้นที่ทั้งหมดเป็นสัดส่วนเท่าใดของเฟรมภาพนี้ โดยในที่นี้ จะกำหนดพื้นที่ของกรอบที่ครอบวัตถุว่า หากมีขนาดมากกว่าร้อยละ 50 ของขนาดเฟรมภาพวิดีโอ จะตัดเฟรมภาพในขณะนั้นทันที ทั้งนี้กระบวนการเปลี่ยนเป็นภาพสีเทาและเบลอภาพทำเพื่อหาวัตถุภายในภาพเท่านั้น เมื่อได้ครอบครอบวัตถุและสามารถตัดเฟรมภาพที่ต้องการได้แล้ว จึงส่งภาพสีที่ตำแหน่งเฟรมที่เลือกไปทำงานในขั้นตอนถัดไป

3.2 ขั้นตอนก่อนกระบวนการจำแนกขยะเพื่อปรับภาพให้ได้วัตถุที่สนใจ

ขั้นตอนก่อนกระบวนการคัดแยกขยะรีไซเคิลและขยะประเภทอื่น ๆ จะเป็นการปรับภาพที่ได้จากเฟรมภาพในวิดีโอที่เลือกมาด้วยการเบลอภาพแบบเกาส์ เพื่อลดสัญญาณรบกวน ซึ่งจะมีผลต่อประสิทธิภาพของการประมวลผลโดยปรับพารามิเตอร์ให้อยู่ในระดับที่ไม่ส่งผลกระทบต่อรายละเอียดของภาพโดยรวม ทำให้ได้วัตถุที่พร้อมประมวลผลในขั้นตอนถัดไป

3.3 การจำแนกกลุ่มข้อมูลขยะรีไซเคิลและขยะประเภทอื่น ๆ โดยโครงข่าย

ประสาทแบบคอนโวลูชัน

สำหรับขั้นตอนนี้เป็นการจำแนกกลุ่มข้อมูลขยะรีไซเคิลและขยะประเภทอื่น ๆ ด้วยแบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน โดยนำเฟรมภาพสำคัญที่ได้จากขั้นตอนที่ 3.2 มาเป็นข้อมูลนำเข้าเพื่อแยกประเภทขยะรีไซเคิลหรือขยะประเภทอื่น ๆ ผู้วิจัยได้ทดลองใช้แบบจำลองชนิดต่าง ๆ ของโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน ได้แก่ AlexNet VGG16 ResNet50 ResNet152 DenseNet121 และ SqueezeNet1_1 จากไลบรารี Fastai [19] ซึ่งมีรายละเอียดดังนี้

1. AlexNet ประกอบด้วยชั้น 8 ชั้นใหญ่ แบ่งเป็นชั้นคอนโวลูชัน 5 ชั้น และชั้นเชื่อมต่ออย่างสมบูรณ์ 3 ชั้น ใช้ฟังก์ชันการกระตุ้น ReLU ในการสอน [10] ค่าพารามิเตอร์ของชั้นคอนโวลูชันและชั้นพูลลิ่ง รวมถึงโครงสร้างสถาปัตยกรรมของแบบจำลอง แสดงดังรายละเอียดในตารางที่ 3.1 ดังต่อไปนี้

ตารางที่ 3.1 รายละเอียดแบบจำลอง AlexNet

ชื่อชั้น (Layer Name)	ขนาดตัวกรอง (Filter Size)	สไตรด์ (Stride)	แพดดิ้ง (Padding)	จำนวนของตัวกรอง	ขนาดฝังคุณลักษณะ
ชั้นนำเข้าภาพ					600x600x3
Conv.	11x11x3	(4, 4)	(2, 2)	64	300x300x64
ReLU					
Max Pooling	3x3	2	0		150x150x64
Conv.	5x5x64	(1, 1)	(2, 2)	192	150x150x192
ReLU					
Max Pooling	3x3	2	0		75x75x128
Conv.	3x3x192	(1, 1)	(1, 1)	384	75x75x128
ReLU					
Conv.	3x3x384	(1, 1)	(1, 1)	256	75x75x256
ReLU					

ชื่อชั้น (Layer Name)	ขนาดตัวกรอง (Filter Size)	สไตรด์ (Stride)	แพดดิ้ง (Padding)	จำนวนของตัวกรอง	ขนาดฝังคุณลักษณะ
Conv.	3x3x256	(1, 1)	(1, 1)	256	75x75x256
ReLU					
Max Pooling	3x3	2	0		37x37x256
average pooling	18x18				1x1x512
Flatten					
ชั้นเชื่อมต่ออย่างสมบูรณ์ (fully-connected layer)					

2. VGG16 เป็นแบบจำลองที่นิยมใช้เพราะมีอัตราความผิดพลาดต่ำกว่าแบบจำลอง VGG ตัวอื่น [11] ค่าพารามิเตอร์ของชั้นคอนโวลูชันและชั้นพูลลิ่ง รวมถึงโครงสร้างสถาปัตยกรรมของแบบจำลอง แสดงดังรายละเอียดในตารางที่ 3.2 ดังต่อไปนี้

ตารางที่ 3.2 รายละเอียดแบบจำลอง VGG 16

ชื่อชั้น (Layer Name)	ขนาดตัวกรอง (Filter Size)	สไตรด์ (Stride)	แพดดิ้ง (Padding)	จำนวนของตัวกรอง	ขนาดฝังคุณลักษณะ
ชั้นนำเข้าภาพ					600x600x3
Conv.	3x3x3	(1, 1)	(1, 1)	64	300x300x64
BatchNorm2d					
ReLU					
Conv.	3x3x64	(1, 1)	(1, 1)	64	300x300x64
BatchNorm2d					
ReLU					
Max Pooling	2x2	2	0		150x150x64
Conv.	3x3x64	(1, 1)	(1, 1)	128	150x150x128
BatchNorm2d					
ReLU					
Conv.	3x3x128	(1, 1)	(1, 1)	128	150x150x128
BatchNorm2d					
ReLU					
Max Pooling	2x2	2	0		75x75x128
Conv.	3x3x128	(1, 1)	(1, 1)	256	75x75x256
BatchNorm2d					
ReLU					
Conv.	3x3x256	(1, 1)	(1, 1)	256	75x75x256
BatchNorm2d					
ReLU					
Conv.	3x3x256	(1, 1)	(1, 1)	256	75x75x256
BatchNorm2d					
ReLU					
Max Pooling	2x2	2	0		37x37x256
Conv.	3x3x256	(1, 1)	(1, 1)	512	37x37x512
BatchNorm2d					
ReLU					
Conv.	3x3x512	(1, 1)	(1, 1)	512	37x37x512
BatchNorm2d					
ReLU					

ชื่อชั้น (Layer Name)	ขนาดตัวกรอง (Filter Size)	สไตรด์ (Stride)	แพดดิ้ง (Padding)	จำนวนของตัวกรอง	ขนาดฝังคุณลักษณะ
Conv.	3x3x512	(1, 1)	(1, 1)	512	37x37x512
BatchNorm2d					
ReLU					
Max Pooling	2x2	2	0		18x18x512
Conv.	3x3x512	(1, 1)	(1, 1)	512	18x18x512
BatchNorm2d					
ReLU					
Conv.	3x3x512	(1, 1)	(1, 1)	512	18x18x512
BatchNorm2d					
ReLU					
Conv.	3x3x512	(1, 1)	(1, 1)	512	18x18x512
BatchNorm2d					
ReLU					
Max Pooling	2x2	2	0		18x18x512
average pooling	18x18				1x1x512
Flatten					
ชั้นเชื่อมต่ออย่างสมบูรณ์ (fully-connected layer)					

3. ResNet50 เป็นแบบจำลอง Deep Residual Network ที่ใช้จำนวนชั้น 50 ชั้นและมีขนาดค่อนข้างเล็ก ใช้แก้ปัญหาการหายไปของการเคลื่อนลงซึ่งเกิดขึ้นกับโครงข่ายที่มีความลึกค่อนข้างมาก [12] ค่าพารามิเตอร์ของชั้นคอนโวลูชันและชั้นพูลลิ่ง รวมถึงโครงสร้างสถาปัตยกรรมของแบบจำลอง แสดงดังรายละเอียดในตารางที่ 3.3 ดังต่อไปนี้

ตารางที่ 3.3 รายละเอียดแบบจำลอง ResNet50

ชื่อชั้น (Layer Name)	ขนาดตัวกรอง (Filter Size)	สไตรด์ (Stride)	แพดดิ้ง (Padding)	จำนวนของตัวกรอง	ขนาดฝังคุณลักษณะ	
ชั้นนำเข้าภาพ					600x600x3	
Conv0	Conv.	7x7x3	(2, 2)	(3, 3)	64	
	BatchNorm2d				300x300x64	
	ReLU					
	Max Pooling	3x3	2	1	150x150x64	
Res1_0	Conv.	1x1x64	(1, 1)	64	150x150x256	
	Conv.	3x3x64	(1, 1)	(1, 1)		64
	Conv.	1x1x64	(1, 1)	256		
	ReLU					
	Conv. (Shortcut)	1x1x64	(1, 1)	256		
Conv1	Conv.	1x1x256	(1, 1)	64	150x150x256	
	Conv.	3x3x64	(1, 1)	(1, 1)		64
	Conv.	1x1x64	(1, 1)	256		
	ReLU					
Res1_2	Conv.	1x1x256	(1, 1)	64	150x150x256	
	Conv.	3x3x64	(1, 1)	(1, 1)		64
	Conv.	1x1x64	(1, 1)	256		
	ReLU					
Conv2	Res2_0	Conv.	1x1x256	(1, 1)	128	75x75x512

ชื่อชั้น (Layer Name)	ขนาดตัวกรอง (Filter Size)	สไตรด์ (Stride)	แพดดิ้ง (Padding)	จำนวนของตัวกรอง	ขนาดผังคุณลักษณะ	
Res2_0	Conv.	3x3x128	(2, 2)	(1, 1)	128	75x75x512
	Conv.	1x1x128	(1, 1)		512	
	ReLU					
	Conv. (Shortcut)	1x1x256	(2, 2)		512	
	Conv.	1x1x512	(1, 1)		128	
	Conv.	3x3x128	(1, 1)	(1, 1)	128	
	Conv.	1x1x128	(1, 1)		512	
	ReLU					
	Conv.	1x1x512	(1, 1)		128	
	Conv.	3x3x128	(1, 1)	(1, 1)	128	
Res2_1	Conv.	1x1x128	(1, 1)		512	75x75x512
	ReLU					
	Conv.	1x1x512	(1, 1)		128	
Res2_2	Conv.	3x3x128	(1, 1)	(1, 1)	128	75x75x512
	Conv.	1x1x128	(1, 1)		512	
	ReLU					
Res2_3	Conv.	1x1x512	(1, 1)		128	75x75x512
	Conv.	3x3x128	(1, 1)	(1, 1)	128	
	Conv.	1x1x128	(1, 1)		512	
	ReLU					
Res3_0	Conv.	1x1x512	(1, 1)		256	37x37x1024
	Conv.	3x3x256	(2, 2)	(1, 1)	256	
	Conv.	1x1x256	(1, 1)		1024	
	ReLU					
Res3_1	Conv. (Shortcut)	1x1x512	(2, 2)		1024	37x37x1024
	Conv.	1x1x1024	(1, 1)		256	
	Conv.	3x3x256	(1, 1)	(1, 1)	256	
	Conv.	1x1x256	(1, 1)		1024	
Res3_2	ReLU					37x37x1024
	Conv.	1x1x1024	(1, 1)		256	
	Conv.	3x3x256	(1, 1)	(1, 1)	256	
	Conv.	1x1x256	(1, 1)		1024	
Res3_3	ReLU					37x37x1024
	Conv.	1x1x1024	(1, 1)		256	
	Conv.	3x3x256	(1, 1)	(1, 1)	256	
	Conv.	1x1x256	(1, 1)		1024	
Res3_4	ReLU					37x37x1024
	Conv.	1x1x1024	(1, 1)		256	
	Conv.	3x3x256	(1, 1)	(1, 1)	256	
	Conv.	1x1x256	(1, 1)		1024	
Res3_5	ReLU					37x37x1024
	Conv.	1x1x1024	(1, 1)		256	
	Conv.	3x3x256	(1, 1)	(1, 1)	256	
	Conv.	1x1x256	(1, 1)		1024	
Res4_0	ReLU					18x18x2048
	Conv.	1x1x1024	(1, 1)		512	
	Conv.	3x3x512	(2, 2)	(1, 1)	512	
	Conv.	1x1x512	(1, 1)		2048	
	ReLU					
Res4_1	Conv. (Shortcut)	1x1x1024	(2, 2)		2048	18x18x2048
	Conv.	1x1x2048	(1, 1)		512	

ชื่อชั้น (Layer Name)	ขนาดตัวกรอง (Filter Size)	สไตรด์ (Stride)	แพดดิ้ง (Padding)	จำนวนของตัวกรอง	ขนาดฝังคุณลักษณะ	
Res4_2	Conv.	3x3x512	(1, 1)	(1, 1)	512	18x18x2048
	Conv.	1x1x512	(1, 1)		2048	
	ReLU					
	Conv.	1x1x2048	(1, 1)		512	
	Conv.	3x3x512	(1, 1)	(1, 1)	512	
	Conv.	1x1x512	(1, 1)		2048	
ReLU						
adaptive average pooling	18x18				1x1x2048	
Flatten						
ชั้นเชื่อมต่ออย่างสมบูรณ์ (fully-connected layer)						

สำหรับแบบจำลอง ResNet50 หลังจากผ่านชั้นคอนโวลูชัน ต้องปรับช่วงด้วย BatchNorm2d ทุกรอบ โดยปรับช่วงของข้อมูลส่งออกหรือฝังคุณลักษณะให้แต่ละชั้นอยู่ในช่วงใกล้เคียงกันก่อน ผ่านตัวกรองของชั้นถัดไป

4. ResNet152 คล้ายแบบจำลอง ResNet50 แต่มีจำนวนชั้น 152 ชั้นและมีขนาดค่อนข้างใหญ่ คือ มีชั้นคอนโวลูชันเป็นจำนวนมาก [12] ค่าพารามิเตอร์ของชั้นคอนโวลูชันและชั้นพูลลิ่ง รวมถึงโครงสร้างสถาปัตยกรรมของแบบจำลอง แสดงดังรายละเอียดในตารางที่ 3.4 ดังต่อไปนี้

ตารางที่ 3.4 รายละเอียดแบบจำลอง ResNet152

ชื่อชั้น (Layer Name)	ขนาดตัวกรอง (Filter Size)	สไตรด์ (Stride)	แพดดิ้ง (Padding)	ขนาดฝังคุณลักษณะ		
ชั้นนำเข้าภาพ						
				600x600		
Conv0	Conv.	7x7	(2, 2)	(3, 3)	300x300	
	BatchNorm2d					
	ReLU					
	Max Pooling	3x3	2	1	150x150	
Conv1	Conv.	1x1	(1, 1)		150x150	
	Conv.	3x3	(1, 1)	(1, 1)		
	Conv.	1x1	(1, 1)			
	ReLU					
	Conv. (Shortcut)	1x1	(1, 1)			
	Conv.	1x1	(1, 1)			x2
	Conv.	3x3	(1, 1)	(1, 1)		
Conv.	1x1	(1, 1)				
ReLU				150x150		
Conv2	Conv.	1x1	(1, 1)		75x75	
	Conv.	3x3	(2, 2)	(1, 1)		
	Conv.	1x1	(1, 1)			
	ReLU					
	Conv. (Shortcut)	1x1	(2, 2)			

ชื่อชั้น (Layer Name)	ขนาดตัวกรอง (Filter Size)	สไตรด์ (Stride)	แพดดิ้ง (Padding)	ขนาดฝังคุณลักษณะ	
	Conv.	1x1	(1, 1)	x7	75x75
	Conv.	3x3	(1, 1) (1, 1)		
	Conv.	1x1	(1, 1)		
	ReLU				
Conv3	Conv.	1x1	(1, 1)		37x37
	Conv.	3x3	(2, 2) (1, 1)		
	Conv.	1x1	(1, 1)		
	ReLU				
	Conv. (Shortcut)	1x1	(2, 2)	x35	37x37
	Conv.	1x1	(1, 1)		
	Conv.	3x3	(1, 1) (1, 1)		
	ReLU				
Conv4	Conv.	1x1	(1, 1)		18x18
	Conv.	3x3	(1, 1) (1, 1)		
	Conv.	1x1	(1, 1)		
	ReLU				
	Conv. (Shortcut)	1x1	(2, 2)	x2	18x18
	Conv.	1x1	(1, 1)		
	Conv.	3x3	(1, 1) (1, 1)		
	ReLU				
adaptive average pooling		18x18			1x1
Flatten					
ชั้นเชื่อมต่ออย่างสมบูรณ์ (fully-connected layer)					

แบบจำลอง ResNet152 หลังจากผ่านชั้นคอนโวลูชัน ต้องปรับช่วงด้วย BatchNorm2d ทูกรอบ คล้ายกับ ResNet50 โดยปรับฝังคุณลักษณะให้แต่ละชั้นอยู่ในช่วงใกล้เคียงกันก่อน จึงจะผ่านตัวกรองของชั้นถัดไป

5. DenseNet121 เป็นแบบจำลองมีพารามิเตอร์น้อย ให้การเคลื่อนลงที่แข็งแกร่งและมีความแม่นยำสูงเมื่อเทียบกับแบบจำลอง ResNet มีจำนวนชั้น 121 ชั้น ซึ่งแต่ละชั้นได้รับความรู้ร่วมกัน ทำให้ต้องใช้หน่วยความจำเพิ่มขึ้น [13] โครงสร้างสถาปัตยกรรมของแบบจำลอง แสดงดังรายละเอียดในตารางที่ 3.5 ดังต่อไปนี้

ตารางที่ 3.5 รายละเอียดแบบจำลอง DenseNet121

ชื่อชั้น (Layer Name)	ขนาดตัวกรอง (Filter Size)	สไตรด์ (Stride)	แพดดิ้ง (Padding)	ขนาดฝังคุณลักษณะ
ชั้นนำเข้าภาพ				600x600
Conv.	7x7	(2, 2)	(3, 3)	300x300
BatchNorm2d				
ReLU				

ชื่อชั้น (Layer Name)	ขนาดตัวกรอง (Filter Size)	สไตรด์ (Stride)	แพดดิ้ง (Padding)	ขนาดฝัง คุณลักษณะ
Max Pooling	3x3	2	1	150x150
Dense Block 1	<div style="display: flex; align-items: center;"> <div style="border-left: 1px solid black; border-right: 1px solid black; border-bottom: 1px solid black; padding: 2px;"> BatchNorm2d ReLU Conv. 1x1 (1, 1) BatchNorm2d ReLU Conv. 3x3 (1, 1) (1, 1) </div> <div style="margin: 0 10px;">x6</div> </div>			150x150
Transition 1	BatchNorm2d ReLU Conv. 1x1 (1, 1) average pooling 2 2 0			75x75
Dense Block 2	<div style="display: flex; align-items: center;"> <div style="border-left: 1px solid black; border-right: 1px solid black; border-bottom: 1px solid black; padding: 2px;"> BatchNorm2d ReLU Conv. 1x1 (1, 1) BatchNorm2d ReLU Conv. 3x3 (1, 1) (1, 1) </div> <div style="margin: 0 10px;">x12</div> </div>			75x75
Transition 2	BatchNorm2d ReLU Conv. 1x1 (1, 1) average pooling 2 2 0			37x37
Dense Block 3	<div style="display: flex; align-items: center;"> <div style="border-left: 1px solid black; border-right: 1px solid black; border-bottom: 1px solid black; padding: 2px;"> BatchNorm2d ReLU Conv. 1x1 (1, 1) BatchNorm2d ReLU Conv. 3x3 (1, 1) (1, 1) </div> <div style="margin: 0 10px;">x24</div> </div>			37x37
Transition 3	BatchNorm2d ReLU Conv. 1x1 (1, 1) average pooling 2 2 0			18x18
Dense Block 4	<div style="display: flex; align-items: center;"> <div style="border-left: 1px solid black; border-right: 1px solid black; border-bottom: 1px solid black; padding: 2px;"> BatchNorm2d ReLU Conv. 1x1 (1, 1) BatchNorm2d ReLU Conv. 3x3 (1, 1) (1, 1) </div> <div style="margin: 0 10px;">x16</div> </div>			18x18
BatchNorm2d				
average pooling	18x18			1x1
Flatten				
ชั้นเชื่อมต่ออย่างสมบูรณ์ (fully-connected layer)				

6. SqueezeNet1_1 เป็นแบบจำลองมีพารามิเตอร์น้อย ทำให้ประหยัดพื้นที่ในหน่วยความจำของคอมพิวเตอร์ เป็นการพัฒนาต่อยอดมาจาก SqueezeNet1_0 โดยใช้โมดูลไฟที่มีชั้นคอนโวลูชันแบบบีบอัดขนาด 1×1 และชั้นคอนโวลูชันแบบขยายขนาด 1×1 และ 3×3 [14] ค่าพารามิเตอร์ของโมดูลไฟ รวมถึงโครงสร้างสถาปัตยกรรมของแบบจำลอง แสดงดังรายละเอียดในตารางที่ 3.6 ดังต่อไปนี้

ตารางที่ 3.6 รายละเอียดแบบจำลอง SqueezeNet1_1

ชื่อชั้น (Layer Name)	ขนาดตัวกรอง (Filter Size)	สไตรด์ (Stride)	แพดดิ้ง (Padding)	จำนวนของตัวกรอง	ขนาดฝังคุณลักษณะ	
ชั้นนำเข้าภาพ					600x600x3	
Conv.	3x3x3	(2, 2)		64	300x300x64	
ReLU						
Max Pooling	3x3	2	0		150x150x64	
Fire1	Conv.	1x1x64	(1, 1)	16	150x150x64	
	ReLU					
	Conv.	1x1x16	(1, 1)	64		
	ReLU					
	Conv.	3x3x16	(1, 1)	(1, 1)		64
	ReLU					
Fire2	Conv.	1x1x128	(1, 1)	16	150x150x64	
	ReLU					
	Conv.	1x1x16	(1, 1)	64		
	ReLU					
	Conv.	3x3x16	(1, 1)	(1, 1)		64
	ReLU					
Fire3	Max Pooling	3x3	2	0	75x75x64	
	Conv.	1x1x128	(1, 1)	32	75x75x128	
	ReLU					
	Conv.	1x1x32	(1, 1)	128		
	ReLU					
	Conv.	3x3x32	(1, 1)	(1, 1)		128
ReLU						
Fire4	Conv.	1x1x256	(1, 1)	32	75x75x128	
	ReLU					
	Conv.	1x1x32	(1, 1)	128		
	ReLU					
	Conv.	3x3x32	(1, 1)	(1, 1)		128
	ReLU					
Fire5	Max Pooling	3x3	2	0	37x37x128	
	Conv.	1x1x256	(1, 1)	48	37x37x192	
	ReLU					
	Conv.	1x1x48	(1, 1)	192		
	ReLU					
	Conv.	3x3x48	(1, 1)	(1, 1)		192
ReLU						
Fire6	Conv.	1x1x384	(1, 1)	48	37x37x192	

ชื่อชั้น (Layer Name)	ขนาดตัวกรอง (Filter Size)	สไตรด์ (Stride)	แพดดิ้ง (Padding)	จำนวนของตัวกรอง	ขนาดฝังคุณลักษณะ
ReLU					
Conv.	1x1x48	(1, 1)		192	
ReLU					
Conv.	3x3x48	(1, 1)	(1, 1)	192	
ReLU					
Conv.	1x1x384	(1, 1)		64	
ReLU					
Conv.	1x1x64	(1, 1)		256	37x37x256
ReLU					
Conv.	3x3x64	(1, 1)	(1, 1)	256	
ReLU					
ReLU					
Conv.	1x1x512	(1, 1)		64	
ReLU					
Conv.	1x1x64	(1, 1)		256	37x37x256
ReLU					
Conv.	3x3x64	(1, 1)	(1, 1)	256	
ReLU					
ReLU					
average pooling	37x37				1x1x256
Flatten					
ชั้นเชื่อมต่ออย่างสมบูรณ์ (fully-connected layer)					

ในบทถัดไปจะแสดงการเปรียบเทียบผลการจำแนกจากแบบจำลองทั้งหก

บทที่ 4

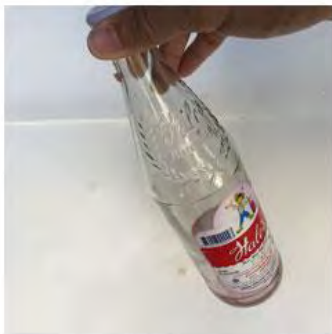
ผลการวิจัย

ในบทนี้จะกล่าวถึง การตั้งค่าการทดลอง ผลการวิจัย และการอภิปรายผลการทดลองการแยกขยะรีไซเคิลอัตโนมัติ โดยพิจารณาจากค่าความถูกต้องของแต่ละแบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน และนำตัวแบบที่ดีที่สุดมาใช้ในระบบการแยกขยะรีไซเคิลอัตโนมัติเพื่อดูประสิทธิภาพการทำงานของระบบในการใช้งานจริงที่เกี่ยวข้องกับวิดีโอทิ้งขยะ ซึ่งมีรายละเอียดดังนี้

4.1 การตั้งค่าการทดลอง

ภาพที่นำมาใช้ในงานวิจัยนี้ เป็นภาพถ่ายขยะรีไซเคิลและขยะประเภทอื่น ๆ ภายในประเทศไทย โดยมีที่จับขยะแต่ละชิ้นถูกบันทึกเข้ามาด้วย ภาพถ่ายขยะรีไซเคิลมีจำนวนหกประเภท ได้แก่ แก้ว โลหะ กระดาษ ขวดพลาสติก กล่องใส่อาหารพลาสติก และกล่องเครื่องดื่มแบบ UHT โดยเก็บข้อมูลเป็นขยะรีไซเคิลและขยะประเภทอื่น ๆ ที่ไม่สามารถรีไซเคิลได้จำนวนทั้งหมด 878 ภาพ แบ่งเป็นขยะรีไซเคิลจำนวน 496 ภาพและภาพขยะประเภทอื่น ๆ จำนวน 342 ภาพ แต่ละภาพมีความละเอียด 72 dpi และขนาดของภาพ 600x600 จุดภาพ พื้นหลังของภาพเป็นสีขาว ภาพตัวอย่างของขยะรีไซเคิลและขยะประเภทอื่น ๆ แสดงดังภาพที่ 4.1

วิดีโอที่ใช้ทดสอบการทำงานของโปรแกรม คุณภาพ 480p และขนาด 854x480 จุดภาพ ระยะเวลาของวิดีโอ 42 นาที จำนวน 1 วิดีโอ พื้นหลังของวิดีโอเป็นสีขาว



แก้ว



โลหะ



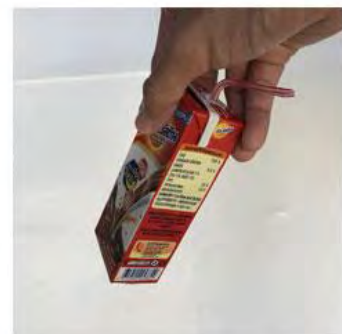
กระดาษ



ขวดพลาสติก



กล่องใส่อาหารพลาสติก



กล่องเครื่องดื่มแบบ UHT

(ก)



(ข)

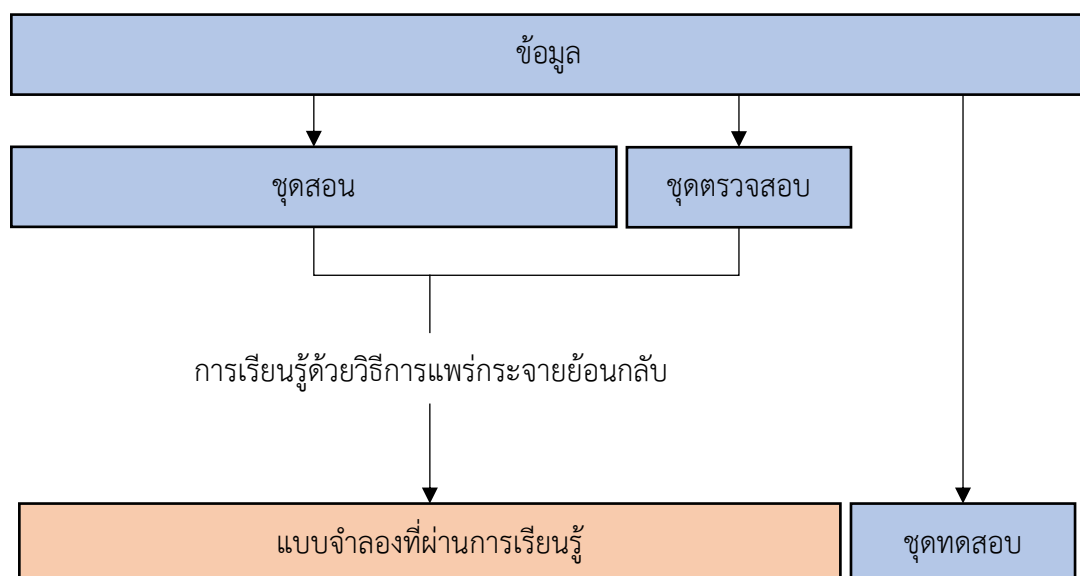
ภาพที่ 4.1 ตัวอย่างภาพถ่ายขยะที่นำมาใช้ในงานวิจัย
(ก) ขยะรีไซเคิล (ข) ขยะประเภทอื่น ๆ

4.2 ผลการวิจัย

ผู้วิจัยนำภาพขยะรีไซเคิลและขยะประเภทอื่น ๆ จำนวน 878 ภาพ โดยมีรายละเอียดตามที่ได้กล่าวไว้ในหัวข้อที่ 4.1 มาแบ่งเป็นสามชุดโดยมีรายละเอียดดังนี้

1. ชุดสอน ใช้สร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันแบบต่าง ๆ
2. ชุดตรวจสอบ (Validation set) ใช้เพื่อตรวจสอบแบบจำลองในแต่ละครั้งที่มีการปรับค่าพารามิเตอร์ในแบบจำลองนั้น ๆ ว่าเหมาะสมพอสำหรับการทดสอบจริงกับข้อมูลชุดทดสอบ
3. ชุดทดสอบ (Test set) เป็นข้อมูลที่ไม่ผ่านการเรียนรู้หรือตรวจสอบมาก่อนและใช้เพื่อประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองที่ผ่านการเรียนรู้ ดังภาพที่ 4.2

โดยใช้สัดส่วนในการแบ่งข้อมูลสามชุดเป็น 50:25:25 โดยมีรายละเอียดดังตารางที่ 4.1



ภาพที่ 4.2 การแบ่งข้อมูลเพื่อประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองที่ผ่านการเรียนรู้

ตารางที่ 4.1 รายละเอียดการแบ่งข้อมูล 3 ชุด

	ภาพขยะรีไซเคิล	ภาพขยะประเภทอื่น ๆ	รวม
ชุดสอน	248	191	439
ชุดตรวจสอบ	124	96	220
ชุดทดสอบ	124	95	219

การปรับค่าพารามิเตอร์ตามข้อมูลที่ผ่านการเรียนรู้ก่อนหน้าด้วยขั้นตอนวิธีการแพร่กระจายย้อนกลับ ในที่นี้คือ ชุดค่าน้ำหนักและไบแอส ผู้วิจัยกำหนดจำนวนรอบการปรับค่าพารามิเตอร์ จำนวน 20 รอบจากนั้นเลือกรอบที่ให้ค่าความถูกต้องมากที่สุดจากทั้งหมด เพื่อนำค่าพารามิเตอร์ในรอบที่ดีที่สุดไปใช้ทดสอบประสิทธิภาพกับชุดทดสอบ เพื่อเปรียบเทียบแบบจำลองชนิดต่าง ๆ และเลือกแบบจำลองที่ให้ค่าความถูกต้องมากที่สุดนำไปใช้กับระบบการแยกขยะรีไซเคิลอัตโนมัติ จากที่กล่าวมาทั้งหมด แบบจำลองชนิดต่าง ๆ ในโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันที่ผู้วิจัยเลือกมาทดสอบมีดังนี้

1. AlexNet
2. VGG16
3. ResNet50
4. ResNet152
5. DenseNet121
6. SqueezeNet1_1

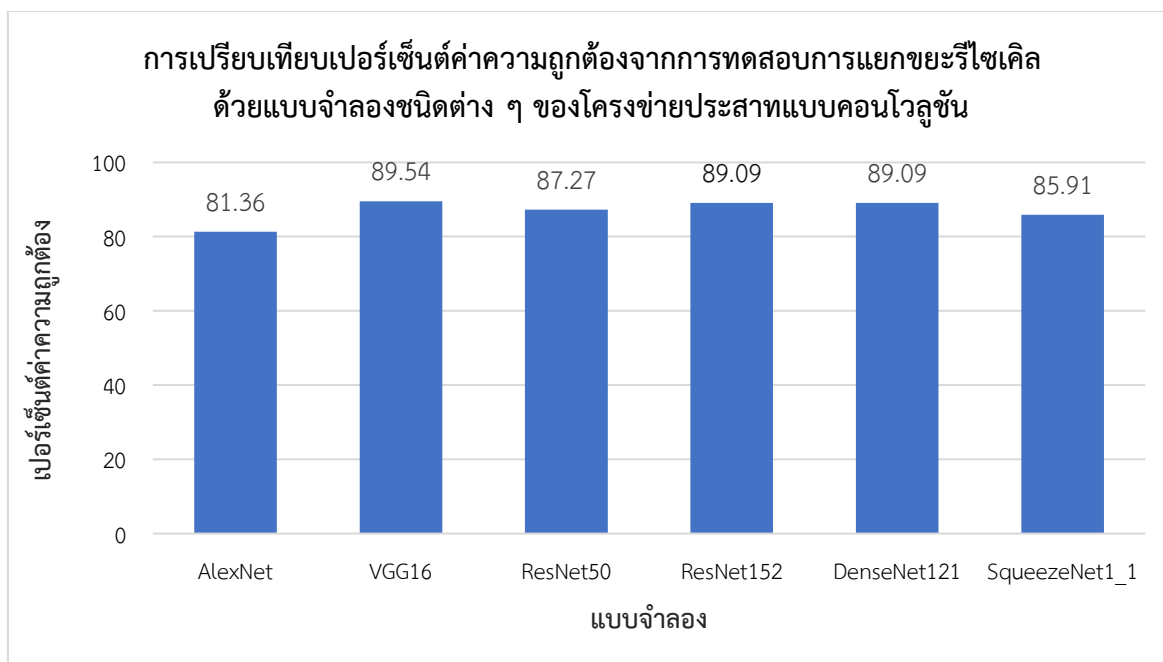
ผลการทดลองในการเรียนรู้ด้วยวิธีการแพร่กระจายย้อนกลับ ในแต่ละแบบจำลองทั้งหมด จำนวน 20 รอบ ได้ผลลัพธ์ค่าความถูกต้องเป็นดังตารางที่ 4.2

ตารางที่ 4.2 เปรียบเทียบค่าความถูกต้องจากชุดตรวจสอบด้วยวิธีการแพร่กระจายย้อนกลับ

แบบจำลอง รอบที่	AlexNet	VGG16	ResNet50	ResNet152	DenseNet121	SqueezeNet1_1
1	42.46	50.22	52.05	54.33	48.40	46.11
2	42.92	49.77	62.55	69.40	54.33	49.31
3	46.57	59.81	69.86	78.08	65.29	60.27
4	56.16	66.21	76.25	79.45	69.86	67.12
5	63.62	73.97	78.53	84.02	72.60	71.23
6	72.14	78.08	80.36	87.21	77.16	73.97
7	73.06	77.16	82.64	84.93	79.45	78.99
8	75.34	80.82	84.01	86.30	84.02	78.99
9	75.34	79.91	83.56	87.21	80.36	77.16
10	76.71	79.91	84.93	87.67	84.47	79.45
11	76.71	80.82	83.56	88.58	87.67	81.73
12	76.71	82.64	85.38	88.58	85.84	79.45
13	76.71	81.74	85.38	88.58	85.38	82.19

แบบจำลอง รอบที่	AlexNet	VGG16	ResNet50	ResNet152	DenseNet121	SqueezeNet1_1
14	77.65	81.73	86.75	89.04	87.21	81.27
15	77.62	81.27	87.67	89.49	86.30	82.19
16	78.53	84.02	87.21	89.95	86.75	83.10
17	78.08	82.64	86.75	89.49	85.84	82.64
18	77.62	83.11	87.67	89.85	87.67	82.64
19	78.08	82.19	87.97	89.49	86.75	83.10
20	77.17	81.73	88.12	89.49	85.84	82.19

จากตารางที่ 4.2 การปรับค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลองทำให้แต่ละรอบได้ค่าความถูกต้องที่แตกต่างกัน จากนั้นนำค่าพารามิเตอร์ที่ส่งผลให้เกิดค่าความถูกต้องสูงสุดของแต่ละรอบไปใช้สร้างแบบจำลองและทดสอบประสิทธิภาพกับชุดทดสอบที่ไม่เคยผ่านการเรียนรู้มาก่อน โดยแสดงค่าความถูกต้องของแต่ละแบบจำลองดังภาพที่ 4.3 จะเห็นว่าแต่ละแบบจำลองให้ค่าความถูกต้องใกล้เคียงกันมาก ดังนั้นอาจต้องพิจารณาเรื่องประสิทธิภาพในด้านอื่น ๆ ด้วยเช่น เวลาการคิดแยกขยะ การใช้พื้นที่หน่วยความจำ รวมถึงค่าความถูกต้องในการตรวจสอบแต่ละรอบที่เรียนรู้ด้วยวิธีแพร่กระจายย้อนกลับ ทั้งนี้แบบจำลอง ResNet152 มีค่าความถูกต้องสูงสุดเป็นอันดับสอง เมื่อเปรียบเทียบแบบจำลองทั้งหมดในตารางที่ 4.2 แต่ละรอบที่มีการปรับค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลอง ResNet152 มีช่วงค่าความถูกต้องสูงใกล้เคียงกัน จึงทำให้แบบจำลองมีความน่าเชื่อถือและประสิทธิภาพสูง ผู้วิจัยจึงเลือกแบบจำลอง ResNet152 มาใช้กับงานวิจัยนี้



ภาพที่ 4.3 การเปรียบเทียบเปอร์เซ็นต์ค่าความถูกต้องจากการทดสอบการแยกขยะรีไซเคิลด้วยแบบจำลองชนิดต่าง ๆ ของโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน

การประเมินประสิทธิภาพของระบบแยกขยะรีไซเคิลอัตโนมัติ ทำได้โดยการต่อประสานแบบจำลอง ResNet152 เข้ากับระบบการตัดเฟรมภาพจากวิดีโอ โดยพิจารณาผลการทดสอบจากการทำงานของระบบเสร็จ แล้วบันทึกภาพพร้อมป้ายกำกับประเภทขยะที่ทำนายลงในชื่อภาพ จากนั้นทำการตรวจสอบความถูกต้องของระบบ ผู้วิจัยทำการตรวจสอบข้อมูลที่ได้ว่าถูกต้องเพียงใด ซึ่งเขียนเป็นเมตริกซ์ความยุ่งเหยิงดังตารางที่ 4.3

ตารางที่ 4.3 เมตริกซ์ความยุ่งเหยิงของระบบแยกขยะรีไซเคิล
การทำงานาย

		ขยะรีไซเคิล	ขยะประเภทอื่น ๆ
ความเป็นจริง	ขยะรีไซเคิล	125	14
	ขยะประเภทอื่น ๆ	28	26

จากตารางที่ 4.3 จำนวนข้อมูลภาพขยะ 193 ภาพที่ได้จากการตัดเฟรมภาพจากวิดีโอ แบ่งเป็นขยะรีไซเคิลจำนวน 139 ภาพและขยะประเภทอื่น ๆ จำนวน 54 ภาพ เมื่อทำการทดสอบกับระบบ พบว่า ระบบสามารถคัดแยกขยะรีไซเคิลได้ถูกต้องจำนวน 125 ภาพและขยะประเภทอื่น ๆ ได้ถูกต้องจำนวน 26 ภาพภาพขยะที่เหลืออีก 42 ภาพไม่สามารถคัดแยกได้อย่างถูกต้อง ทำให้เห็นว่าระบบแยกขยะรีไซเคิลอัตโนมัติมีค่าความถูกต้องในการคัดแยกขยะร้อยละ 78.24 นอกจากนี้ยังมีภาพที่ถูกรบกวนขณะบันทึกวิดีโอส่งผลให้เกิดการตัดเฟรมภาพไม่ถูกต้องจำนวน 7 ภาพ ซึ่งภาพเหล่านั้นไม่อยู่ในจำนวนภาพขยะ 193 ภาพ ตามตารางที่ 4.4 ดังนั้นอาจต้องพิจารณาเรื่องการตัดเฟรมภาพเพื่อจัดการวิดีโอการทิ้งขยะที่ถูกรบกวนให้มีประสิทธิภาพมากที่สุด

4.3 การอภิปรายผล



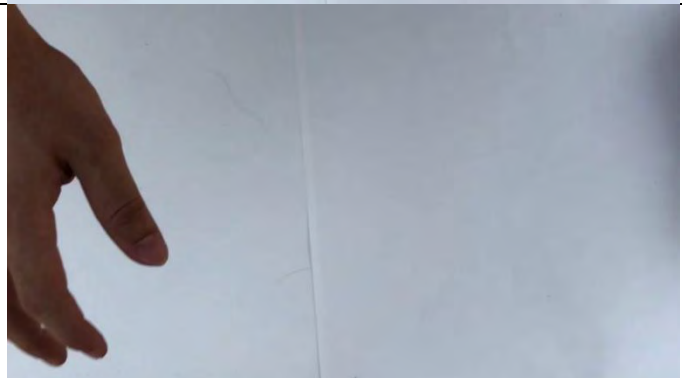
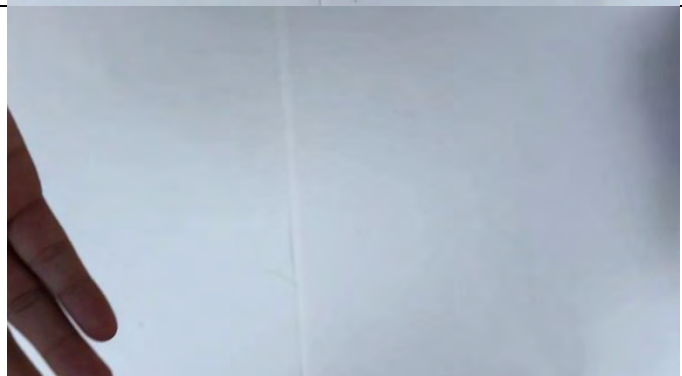
จากตารางที่ 4.2 ในการเรียนรู้ด้วยขั้นตอนวิธีการแพร่กระจายย้อนกลับ พบว่าแต่ละแบบจำลองให้ค่าความถูกต้องใกล้เคียงกันมาก ResNet152 ซึ่งมีค่าความถูกต้องสูงสุดเป็นร้อยละ 89.95 เมื่อเปรียบเทียบกับแบบจำลองทั้งหมดและแต่ละรอบมีช่วงค่าความถูกต้องที่สูงใกล้เคียงกัน ResNet50 DenseNet121 VGG16 SqueezeNet1_1 และ AlexNet ซึ่งมีค่าความถูกต้องร้อยละ 88.12 87.67 84.02 83.10 และ 78.53 ตามลำดับ

การเปรียบเทียบแบบจำลองโดยการทดสอบการแยกขยะกับชุดทดสอบที่ไม่เคยผ่านการเรียนรู้มาก่อน จากภาพที่ 4.3 พบว่าค่าความถูกต้องที่ได้จากแบบจำลองแต่ละแบบมีค่าใกล้เคียงกัน ซึ่ง DenseNet121 ให้ค่าความถูกต้องที่สูงสุทธ้อยู่ที่ 89.95 รองลงมาคือ ResNet152 ที่ร้อยละ 89.09 แต่เมื่อพิจารณาเรื่องประสิทธิภาพในด้านอื่น ๆ เช่น เวลาการคัดแยกขยะ การใช้พื้นที่หน่วยความจำ รวมถึงค่าความถูกต้องในชุดตรวจสอบแต่ละรอบเพื่อพิจารณาประสิทธิภาพความน่าเชื่อถือที่ผ่านมา ซึ่งแต่ละรอบที่มีการปรับค่าพารามิเตอร์แบบจำลอง ResNet152 มีค่าความถูกต้องสูงสุดรวมถึงเวลาการคัดแยกขยะและการใช้พื้นที่หน่วยความจำน้อยกว่า DenseNet121 ผู้วิจัยจึงเลือกแบบจำลอง ResNet152 มาใช้กับงานวิจัยนี้

เมื่อนำแบบจำลอง ResNet152 มาเชื่อมต่อการตัดเฟรมภาพวิดีโอและขั้นตอนการปรับภาพก่อนกระบวนการจำแนกขยะ จึงได้ระบบแยกขยะรีไซเคิลอัตโนมัติซึ่งให้ค่าความถูกต้องในการคัดแยกขยะร้อยละ

ละ 78.24 นับว่าเป็นค่าความถูกต้องที่สูงพอสมควร ดังนั้นทางผู้วิจัยจึงได้ทำการวิเคราะห์ปัญหาที่อาจจะส่งผลให้ระบบคัดแยกขยะรีไซเคิลผิดพลาด 2 ประเด็น คือ ภาพที่ถูกรบกวนขณะบันทึกวิดีโอส่งผลต่อการตัดเฟรมภาพ 7 ภาพดังตัวอย่างในตารางที่ 4.4 และภาพที่คัดแยกขยะรีไซเคิลและประเภทอื่น ๆ ผิดพลาด 42 ภาพ ซึ่งแสดงตัวอย่างภาพเหล่านั้นในตารางที่ 4.5

ตารางที่ 4.4 ตัวอย่างผลลัพธ์ขณะบันทึกวิดีโอถูกรบกวนส่งผลต่อการตัดเฟรมภาพ

ภาพ	ข้อผิดพลาดการตัดเฟรม
	ภาพมือ
	ภาพมือ
	ภาพมือ
	ภาพมือ

จากตารางที่ 4.4 พบว่าการรบกวนที่ทำให้เกิดการตัดเฟรมวิดีโอผิดพลาด คือ มือของผู้ทิ้งขยะขณะเก็บมือหลังจากทิ้งขยะเสร็จแล้ว ส่งผลให้ระบบทำการแยกขยะจากภาพมือ ซึ่งเป็นสิ่งที่ไม่ควรเกิดขึ้น ทำให้การทำงานของระบบเกิดข้อผิดพลาด

ตารางที่ 4.5 ตัวอย่างผลลัพธ์การแยกขยะรีไซเคิลและประเภทอื่น ๆ ผิดพลาดจากระบบ

ภาพ	ชื่อภาพ	ความเป็นจริง	คำตอบจากการทำนาย
	165_Recycle.jpg	ขยะประเภทอื่น ๆ	ขยะรีไซเคิล
	195_Non-Recycle.jpg	ขยะรีไซเคิล	ขยะประเภทอื่น ๆ
	200_Non-Recycle.jpg	ขยะประเภทอื่น ๆ	ขยะรีไซเคิล
	174_Recycle.jpg	ขยะประเภทอื่น ๆ	ขยะรีไซเคิล
	199_Non-Recycle.jpg	ขยะรีไซเคิล	ขยะประเภทอื่น ๆ
	35_Non-Recycle.jpg	ขยะรีไซเคิล	ขยะประเภทอื่น ๆ

จากตารางที่ 4.5 พบว่าภาพที่ทำให้เกิดข้อผิดพลาดในการแยกขยะรีไซเคิลส่วนใหญ่เป็นขยะประเภทอื่น ๆ ที่เป็นถุงพลาสติกหรือถุงขนมพลาสติก ซึ่งขยะเหล่านั้นมีรูปร่างหรือรูปทรงไม่แน่นอน รวมถึงภายในชุดข้อมูลสอนมีถุงพลาสติกหรือถุงขนมพลาสติกที่จะใช้ในการสร้างแบบจำลองอยู่เป็นจำนวนน้อย สำหรับขยะรีไซเคิล สังเกตได้ว่าภาพที่ผิดพลาดคือภาพที่เห็นเป็นรูปร่างหรือรูปทรงเพียงด้านเดียว จากที่กล่าวมาทั้งหมดส่งผลให้การแยกขยะรีไซเคิลและขยะประเภทอื่น ๆ เกิดข้อผิดพลาดได้

บทที่ 5

ข้อสรุปและข้อเสนอแนะ

ในบทนี้กล่าวถึง สรุปผลการวิจัยการใช้โครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันเพื่อแยกขยะรีไซเคิลอัตโนมัติและข้อเสนอแนะ โดยมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

5.1 ข้อสรุป

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาโปรแกรมจำลองการแยกขยะรีไซเคิลอัตโนมัติ ซึ่งขยะที่ใช้ในงานวิจัยเป็นขยะภายในประเทศไทยเป็นหลัก ด้วยการรับข้อมูลวิดีโอการทิ้งขยะโดยมีภาพมือของผู้ทิ้งขยะถูกบันทึกเข้ามาในวิดีโอด้วย และระบบจะแจ้งเตือนหากมีการทิ้งขยะประเภทอื่นลงถังขยะรีไซเคิลหรือทิ้งขยะรีไซเคิลลงถังขยะประเภทอื่น ๆ งานวิจัยนี้ ใช้แบบจำลองของโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันในการแยกขยะรีไซเคิลและขยะประเภทอื่น ๆ ทั้งหมดหกแบบ ได้แก่ AlexNet VGG16 ResNet50 ResNet152 DenseNet121 และ SqueezeNet1_1 ผลการทดสอบพบว่า ประสิทธิภาพของแบบจำลองแต่ละแบบได้ค่าความถูกต้องที่ใกล้เคียงกัน เมื่อพิจารณาประสิทธิภาพด้านอื่น ๆ เช่น เวลาในการแยกขยะ การใช้พื้นที่หน่วยความจำและค่าความถูกต้องที่ได้จากการเรียนรู้ด้วยวิธีการแพร่กระจายย้อนกลับเพื่อดูประสิทธิภาพการเรียนรู้ที่ผ่านมา ผู้วิจัยจึงเลือกใช้แบบจำลอง ResNet152 เมื่อทำการทดสอบระบบที่นำการตัดเฟรมวิดีโอมาต่อประสานการทำงานกับระบบการจำแนกข้อมูลกลุ่มขยะแล้ว ทำให้การทำงานของระบบมีความถูกต้องสูงถึงร้อยละ 78.24 ซึ่งเป็นค่าความถูกต้องที่สูงพอสมควร เมื่อพิจารณาการทำงานของระบบที่ทำให้เกิดความผิดพลาดในการแยกขยะรีไซเคิลและขยะประเภทอื่น ๆ สามารถระบุสาเหตุได้สองประการ คือ การตัดเฟรมวิดีโอที่มีมือของผู้ทิ้งขยะขณะเก็บมือหลังจากทิ้งขยะถูกตัดมาเป็นเฟรมภาพสำคัญและนำมาทำนายผล ซึ่งเป็นสิ่งที่ไม่ควรเกิดขึ้น และชุดข้อมูลที่เป็นขยะประเภทอื่น ๆ เช่น ถูพลาสติกหรือถุงขนมพลาสติกมีจำนวนน้อยและรูปทรงไม่แน่นอนจึงส่งผลให้เกิดข้อผิดพลาดในการแยกขยะ

5.2 ปัญหาของงานวิจัยและวิธีการแก้ไข

ปัญหาที่ 1 การพัฒนาระบบแยกขยะรีไซเคิลอัตโนมัติอยู่ในช่วงวิกฤตการแพร่ระบาดโควิด-19 จึงส่งผลให้ปริมาณขยะที่ได้ในการบันทึกวิดีโอการทิ้งขยะมีจำนวนน้อยกว่าชุดข้อมูลภาพที่บันทึกก่อนหน้านี้

วิธีแก้ไขปัญหา ทำการถ่ายวิดีโอย่อย ระยะเวลา 5-20 นาที จากบริเวณที่ทิ้งขยะแต่ละแห่งนำมารวมกันเป็นวิดีโอเดียว โดยควบคุมการบันทึกวิดีโอให้ใกล้เคียงกัน เช่น แสง เงาและการตั้งกล้องบันทึก เพื่อให้วิดีโอย่อยที่ได้ไปในทิศทางเดียวกันให้ได้มากที่สุด

ปัญหาที่ 2 ช่วงวิกฤตการแพร่ระบาดโควิด-19 ทำให้การพบปะ พูดคุยกันระหว่างผู้วิจัยและอาจารย์ที่ปรึกษาเป็นไปด้วยความยากลำบาก จึงส่งผลให้การดำเนินงานเกิดความล่าช้ากว่าที่มีการกำหนดไว้

วิธีแก้ไขปัญหา ใช้การพูดคุยผ่านช่องทางออนไลน์เป็นหลักและแบ่งหน้าที่ความรับผิดชอบงานในแต่ละส่วนเพื่อให้งานดำเนินต่อไปได้

ปัญหาที่ 3 ปัญหาการทำงานของโปรแกรมที่เลือกใช้สร้างแบบจำลองทำงานบนหน่วยประมวลผลกลางของเครื่อง ทำให้การสร้างแบบจำลองเกิดความล่าช้าที่จะได้แต่ละแบบจำลองไปทำการคัดแยกขยะ

วิธีแก้ไขปัญหา เลือกเปลี่ยนโปรแกรมที่ทำงานบนหน่วยประมวลผลกลางของเครื่องมาเป็นหน่วยประมวลผลบนเซิร์ฟเวอร์ จากเดิมที่ใช้เวลา 10 ชั่วโมงเหลือไม่เกิน 20 นาที

5.3 ข้อเสนอแนะ

จากการทดลองการแยกขยะรีไซเคิลอัตโนมัติ โดยการใช้โครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันด้วยการใช้แบบจำลอง ResNet152 ผู้วิจัยเห็นว่าควรการเพิ่มข้อเสนอแนะดังต่อไปนี้

1. โครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันมีแบบจำลองอีกหลายชนิดที่สามารถนำมาแยกภาพของประเภทขยะโดยประสิทธิภาพและการใช้งานแต่ละประเภทแตกต่างกัน จึงต้องเลือกใช้ให้เกิดความเหมาะสมกับงานนั้น ๆ
2. การตัดเฟรมภาพจากวิดีโอที่บันทึก ควรสามารถจำแนกสิ่งรบกวนที่เกิดจากการบันทึกวิดีโอ เช่น มือ เท้าของผู้ทิ้งขยะ ชายเสื้อ กางเกงหรือกระโปรง ตลอดจนแมลงที่อยู่บริเวณถังขยะ เพื่อให้ได้เฟรมภาพของขยะที่แท้จริงไปพิจารณาแยกประเภทขยะ
3. ข้อมูลภาพของขยะแต่ละประเภทควรมีจำนวนมากหรือใกล้เคียงกัน เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพการทำงานให้สามารถใช้งานได้จริงมากยิ่งขึ้น
4. การนำงานวิจัยนี้ไปต่อยอดเพื่อประยุกต์ใช้งานจริงกับหน่วยงานหรือองค์กรที่ดูแลการจัดการขยะต่อไป

รายการอ้างอิง

- [1] กรมควบคุมมลพิษ กระทรวงทรัพยากรธรรมชาติและสิ่งแวดล้อม, “รายงานสรุปสถานการณ์มลพิษของประเทศไทย ปี 2561,” หน้า 36 - 46, กุมภาพันธ์, 2562.
- [2] สำนักวิชาการ สำนักงานเลขาธิการสภาผู้แทนราษฎร, “การจัดการขยะมูลฝอยในประเทศไทย,” หน้า 1 - 5, พฤษภาคม 2562.
- [3] สุภาวดี น้อยน้ำใส และกิตติศักดิ์ พุฒิม, “พฤติกรรมกรรมการจัดการขยะมูลฝอยของประชาชนในเขตองค์การบริหารส่วนตำบลวัดจันทร์ อำเภอเมือง จังหวัดพิษณุโลก,” การนำเสนอผลงานวิจัยระดับชาติ เครือข่ายบัณฑิตศึกษา มหาวิทยาลัยราชภัฏภาคเหนือ ครั้งที่ 17, หน้า 2,792 – 2,802, กันยายน 2560.
- [4] ญัฐวดี สุขช่วย, “พฤติกรรมกรรมการจัดการขยะมูลฝอยของประชาชนในเขตเทศบาลตำบลบ้านด่าน อำเภออรัญประเทศ จังหวัดสระแก้ว,” (งานนิพนธ์รัฐศาสตรมหาบัณฑิต) สาขาวิชาการเมืองการปกครอง คณะรัฐศาสตร์และนิติศาสตร์ มหาวิทยาลัยบูรพา, หน้า 48 – 55, มิถุนายน 2558.
- [5] Convolutional Neural Network (CNN) คืออะไร [Online]. Sep 19, 2018. Available from: <https://medium.com/@natthawatphongchit/มาลองดูวิธีการคิดของ-cnn-กัน-e3f5d73eebaa> [Visited date: 2020, Mar 26]
- [6] Keiron O’Shea and Ryan Nash, “An Introduction to Convolutional Neural Networks,” in proceedings of the 2015 ArXiv on Neural and Evolutionary Computing, pp. 1 – 11, New York, USA, Nov. 2015.
- [7] Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever, and Geoffrey E. Hinton, “Imagenet Classification with Deep Convolutional Neural Networks,” in proceedings of the 2012 Advances in neural information processing systems, pp. 1097–1105, Toronto, Canada, Jan. 2012.
- [8] Applied Deep Learning - Part 4: Convolutional Neural Networks [Online]. Nov 8, 2017. Available from: <https://towardsdatascience.com/applied-deep-learning-part-4-convolutional-neural-networks-584bc134c1e2> [Visited date: 2020, Mar 28]
- [9] How do forward and backward propagation work? [Online]. Jul 6, 2018. Available from: <https://tech.trustpilot.com/forward-and-backward-propagation-5dc3c49c9a05> [Visited date: 2020, Mar 28]
- [10] Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever, and Geoffrey E. Hinton, “ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks,” in Advances in Neural Information Processing Systems 25, pp. 1097–1105, Jan. 2012.

- [11] Karen Simonyan and Andrew Zisserman, “Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition,” in proceedings of the International Conference on Learning Representations (ICLR), pp. 1 – 14, San Diego, USA, Apr. 2015.
- [12] Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, and Jian Sun, “Deep Residual Learning for Image Recognition,” in proceedings of the 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Las Vegas, NV, USA, pp. 770 – 778, Jun. 2016.
- [13] Gao Huang, Zhuang Liu, Laurens van der Maaten, and Kilian Q. Weinberger, “Densely Connected Convolutional Networks,” in proceedings of the 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Hawaii, USA, pp. 2,261 – 2,269, Jun. 2017.
- [14] Forrest N. Iandola, Song Han, Matthew W. Moskewicz, Khalid Ashraf, William J. Dally and Kurt Keutzer, “SqueezeNet: AlexNet-Level Accuracy With 50xFewer Parameters And Textless1MB Model Size,” in proceedings of the 2016 ArXiv on Computer Vision and Pattern Recognition, California, USA, pp. 1- 13, Feb. 2016.
- [15] George E. Sakr, Maria Mokbel, Ahmad Darwich, Mia Nasr Khneisser and Ali Hadi, “Comparing Deep Learning and Support Vector Machines for Autonomous Waste Sorting,” in proceedings of the IEEE International Multidisciplinary Conference on Engineering Technology (IMCET), Beirut, Lebanon, pp. 207 - 212, Nov. 2016.
- [16] Bernardo S. Costa, Aiko C. S. Bernardes, Julia V. A. Pereira, Vitoria H. Zampa, Vitoria A. Pereira, Guilherme F. Matos, Eduardo A. Soares, Claiton L. Soares, and Alexandre F. Silva, “Artificial Intelligence in Automated Sorting in Trash Recycling,” in proceedings of the XV Encontro Nacional de Inteligência Artificial e Computacional (ENIAC), pp. 198 – 205, Sao Paulo, Brazil, Oct. 2018.
- [17] Cenk Bircanoglu, Meltem Atay, Fuat Beser, Ozgun Genc, and Merve Ayyuce Kizrak, “RecycleNet: Intelligent Waste Sorting Using Deep Neural Networks,” in proceedings of the 2018 Innovations in Intelligent Systems and Applications (INISTA), Thessaloniki, Greece, pp. 1 – 7, Jul. 2018.
- [18] Chutimet Srinilta and Sivakorn Kanharattanachai, “Municipal Solid Waste Segregation with CNN, ” in proceedings of the 2019 5th International Conference on Engineering, Applied Sciences and Technology (ICEAST), Luang Prabang, Laos, pp.1 – 4, Jul. 2019.
- [19] Fast.ai : Making Neural Nets Uncool Again [Online], 2018. Available from: <https://www.fast.ai/> [Visited date: 2019, Dec. 10]

ภาคผนวก

ภาคผนวก ก

แบบเสนอหัวข้อโครงการ รายวิชา 2301399 Project Proposal

ปีการศึกษา 2562

ชื่อโครงการ (ภาษาไทย)	ระบบแยกขยะรีไซเคิลอัตโนมัติ
ชื่อโครงการ (ภาษาอังกฤษ)	Automatic Recycle Waste Separation System
อาจารย์ที่ปรึกษา	1. ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ศุภกานต์ พิมลธเรศ 2. ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ศศิภา พันธุ์ดีธร
ผู้ดำเนินการ	1. นายกองพล ลวงงาม เลขประจำตัวนิสิต 5933603123 2. นายสรวิศ ศิริมงคล เลขประจำตัวนิสิต 5933660923 สาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์ ภาควิชาคณิตศาสตร์และวิทยาการคอมพิวเตอร์ คณะวิทยาศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

หลักการและเหตุผล

ปัจจุบันประเทศไทยกำลังก้าวเข้าสู่ปัญหาขยะล้นเมือง เนื่องจากการขยายตัวของชุมชนเมืองและการบริโภคที่เพิ่มมากขึ้น ส่งผลให้ปริมาณขยะมูลฝอยในหลายพื้นที่เพิ่มมากขึ้น ในปี พ.ศ. 2561 ปริมาณขยะมูลฝอยเกิดขึ้นประมาณ 27.8 ล้านตัน ซึ่งเพิ่มขึ้นร้อยละ 1.64 จากปี พ.ศ. 2560 การบริหารจัดการขยะมูลฝอยที่ถูกคัดแยก ณ ต้นทางและถูกนำไปใช้ประโยชน์ได้มีเพียงประมาณ 9.58 ล้านตัน [1] ส่วนขยะมูลฝอยที่ไม่ถูกคัดแยก ณ ต้นทางจะนำไปยังโรงงานรับซื้อขยะที่คอกคัดแยกขยะหรือทำการทิ้งหลุมฝังกลบ จนไปถึงการเผาขยะในเตาเพื่อให้ได้พลังงานไฟฟ้า การจัดการปริมาณขยะเหล่านั้นไม่ใช่ทางแก้ไขปัญหาที่เหมาะสมมากพอที่จะรับรองปริมาณขยะที่เพิ่มขึ้น อีกทั้งยังส่งผลกระทบต่อทางด้านมลพิษทางอากาศ น้ำและดิน แหล่งพาหะนำโรคและทัศนียภาพไม่สวยงาม [2] จากการศึกษางานวิจัยพฤติกรรมการจัดการขยะมูลฝอยของประชาชนในหลายพื้นที่ เช่น องค์การบริหารส่วนตำบลวัดจันทร์ อำเภอเมืองจังหวัดพิษณุโลก [3] และเทศบาลตำบลบ้านด่าน อำเภอรัฐประเทศ จังหวัดสระแก้ว [4] ประชากรส่วนใหญ่มีความเข้าใจและปฏิบัติในเรื่องการลดและจัดการขยะมูลฝอยมากที่สุดอยู่ในระดับปานกลางเท่านั้น

การคัดแยกขยะมูลฝอยเป็นการจัดการขยะ ณ ต้นทางที่ทำได้ง่าย โดยแบ่งขยะมูลฝอยออกเป็น 4 ประเภท ได้แก่ [2]

1) ขยะย่อยสลายหรือมูลฝอยย่อยสลาย คือ ขยะที่เน่าเสียและย่อยสลายได้เร็ว เช่น เศษผัก เปลือกผลไม้ เศษอาหาร ใบไม้ เศษเนื้อสัตว์

2) ขยะรีไซเคิลหรือมูลฝอยที่ยังใช้ได้ คือ ของเสียบรรจุภัณฑ์ หรือวัสดุเหลือใช้ ซึ่งสามารถนำกลับมาใช้ประโยชน์ใหม่ได้ เช่น แก้ว กระดาษ กระจก เครื่องดื่ม เศษพลาสติก เศษโลหะ อลูมิเนียม ยางรถยนต์ ก่อสร้างเครื่องตีแบบ UHT

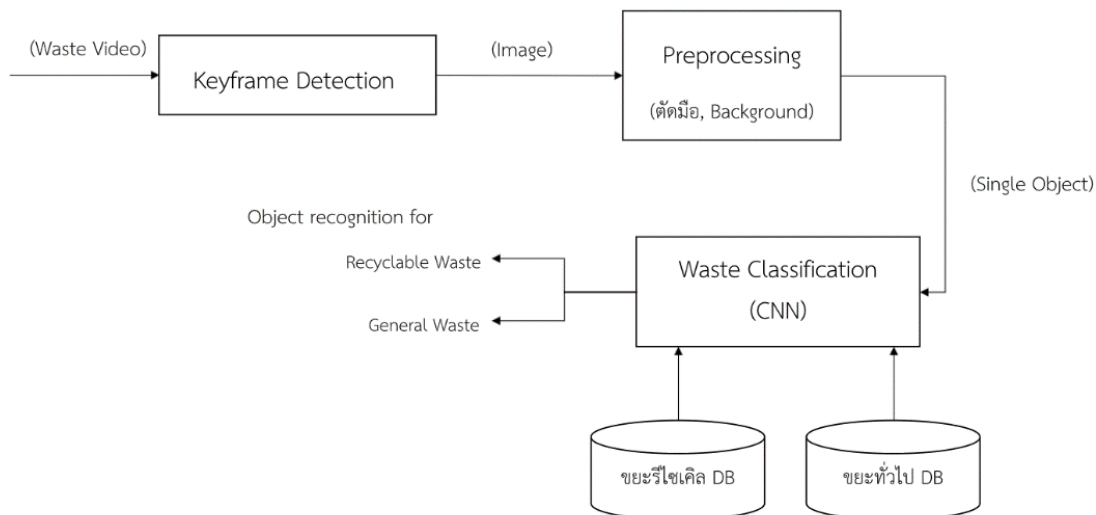
3) **ขยะอันตรายหรือมูลฝอยอันตราย** คือ มูลฝอยที่ปนเปื้อนหรือมีองค์ประกอบของวัตถุที่ก่อให้เกิดผลกระทบต่อคุณภาพสิ่งแวดล้อม หรืออาจทำให้เกิดอันตรายแก่บุคคล สัตว์ พืช หรือทรัพย์สิน เช่น หลอดฟลูออเรสเซนต์ ถ่านไฟฉาย วัตถุระเบิดได้ วัตถุไวไฟ วัตถุที่ทำให้เกิดโรค

4) **ขยะทั่วไปหรือมูลฝอยทั่วไป** คือ ขยะประเภทอื่นนอกเหนือจากขยะย่อยสลาย ขยะรีไซเคิล และขยะอันตราย เช่น ห่อพลาสติกใส่ขนม ถุงพลาสติกบรรจุผงซักฟอก

การคัดแยกขยะมูลฝอยโดยอาศัยเครื่องมือและเทคโนโลยี มีการใช้งานตั้งแต่ระดับครัวเรือนถึงโรงงานเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพการคัดแยกและนำกลับไปใช้ใหม่ได้ จากการค้นคว้าพบว่ามิงงานวิจัยอยู่หลายชิ้นที่เกี่ยวข้องกับการแยกขยะแต่ละประเภท งานวิจัยของ George E. Sakr และคณะ [5] ได้คัดแยกประเภทขยะโดยอัตโนมัติเพื่อจำแนกขยะ 3 ประเภทเป็น กระดาษ พลาสติกและโลหะ ด้วยการใช้โครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Networks: CNN) บนแบบจำลอง AlexNet [6] และซัพพอร์ต-เวกเตอร์แมทชีน (Support Vector Machines: SVM) ผลที่ได้แสดงให้เห็นว่าซัพพอร์ตเวกเตอร์แมทชีนมีความถูกต้องในการจำแนกสูงถึงร้อยละ 94.8 ในขณะที่โครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันบนแบบจำลอง AlexNet ทำได้เพียงร้อยละ 83 งานวิจัยของ Bernardo S. Costa และคณะ [7] คัดแยกขยะจากข้อมูลภาพซึ่งแบ่งเป็น 4 ประเภท ได้แก่ แก้ว พลาสติก กระดาษและโลหะ โดยใช้ตัวจำแนกได้แก่โครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันบนแบบจำลอง AlexNet และแบบจำลอง VGG-16 [8] ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมทชีน วิธีการค้นหาเพื่อนบ้านใกล้สุด k ตัว (K-Nearest Neighbor Algorithm: KNN) และวิธี Random Forest (RF) [9] เพื่อเปรียบเทียบความถูกต้อง ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าวิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันบนแบบจำลอง VGG-16 ให้ความถูกต้องสูงถึงร้อยละ 93 ตามมาด้วยแบบจำลอง AlexNet วิธีการค้นหาเพื่อนบ้านใกล้สุด k ตัว วิธี Random Forest และซัพพอร์ตเวกเตอร์แมทชีน ซึ่งได้ผลความถูกต้องร้อยละ 91 ร้อยละ 88 ร้อยละ 85 และร้อยละ 80 ตามลำดับ งานวิจัยของ Cenk Bircanoglu และคณะ [10] คิดค้นแบบจำลองจำแนกภาพขยะใหม่ โดยอาศัยโครงข่ายประสาทเชิงลึก (Deep Neural Networks) บนแบบจำลองทั้งหมด 7 แบบ ได้แก่ ResNet50 [11] MobileNet InceptionResNetV2 DenseNet121 [12] DenseNet169 DenseNet201 และ Xception ในระหว่างการทดสอบได้มีการปรับค่าในแต่ละแบบให้ได้ค่าความถูกต้องสูงสุด โดยแบบจำลอง 2 แบบที่ให้ค่าความถูกต้องสูงสุดหลังจากปรับค่าแล้วคือ DenseNet121 และ InceptionResNetV2 ที่ความถูกต้องร้อยละ 95 และร้อยละ 87 ตามลำดับ จากนั้นนำทั้งสองแบบมาสร้างแบบจำลองใหม่ที่ชื่อว่า RecycleNet โดยได้ค่าความถูกต้องที่ร้อยละ 81 ข้อได้เปรียบของวิธีนี้ คือ การใช้ทรัพยากรหน่วยประมวลผลกลางและหน่วยประมวลผลด้านกราฟิก 3 มิติต่ำกว่าแบบจำลองอื่น ๆ และค่าความถูกต้องสูงกว่า ResNet50 และ MobileNet งานวิจัยของ Chutimet Srinilta และคณะ [13] ใช้แบบจำลองที่แตกต่างกันของโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันในการจำแนกขยะจำนวน 4 ประเภท คือ ขยะทั่วไป ขยะย่อยสลาย ขยะรีไซเคิล และขยะอันตราย โดยแต่ละประเภทยังมีรายการชนิดขยะอีกด้วย ซึ่งอาศัยข้อมูลภาพจำนวน 9,200 รูป และใช้แบบจำลองของโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันทั้งหมด 4 แบบ ได้แก่ VGG-16 ResNet-50 MobileNet V2 และ DenseNet-121 ซึ่งผลแสดงให้เห็นว่าการจำแนกขยะได้ตรงรายการชนิดขยะในแต่ละ

ละประเภท โดยแบบจำลอง ResNet-50 ให้ค่าความถูกต้องสูงสุดร้อยละ 91.30 ส่วนแบบจำลองอื่น ๆ ให้ค่าความถูกต้องเกินร้อยละ 80 ในส่วนของการจำแนกประเภทขยะ แบบจำลองทุกแบบให้ค่าความถูกต้องอยู่ระหว่างร้อยละ 87.36 ถึงร้อยละ 94.86 โดยแบบจำลอง ResNet-50 ให้ค่าความถูกต้องสูงสุด ส่วนการจำแนกขยะรีไซเคิล ค่าความถูกต้องต่ำสุดได้จากแบบจำลอง VGG-16 ที่ร้อยละ 52.95

จากการทบทวนวรรณกรรมแสดงให้เห็นว่าการใช้วิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน มีความเป็นไปได้ในการจำแนกขยะแต่ละประเภท ผู้พัฒนาจึงสนใจนำโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันมาพัฒนาระบบการแยกคัดขยะรีไซเคิลหรือมูลฝอยที่ยังใช้ได้ ณ ต้นทาง ทำให้คนทั่วไปสามารถคัดแยกขยะได้ง่าย ผู้พัฒนาเล็งเห็นว่าถ้าให้คนทั่วไปเรียนรู้จากการทิ้งขยะชิ้นหนึ่งที่ไม่ใช่ขยะรีไซเคิลลงถังขยะรีไซเคิลแล้วมีสัญญาณแจ้งเตือนเพื่อให้เขาเรียนรู้ว่าขยะชิ้นนี้จะทิ้งลงถังไม่ใช่ขยะรีไซเคิล ทำให้ไม่ทิ้งขยะชิ้นนั้นลงถังขยะรีไซเคิลซ้ำอีกในภายหลังและตระหนักเพิ่มมากขึ้นในการคัดแยกขยะรีไซเคิลขึ้นต่อ ๆ ไปก่อนทิ้งลงถังขยะในทางกลับกัน หากคนทั่วไปทิ้งขยะรีไซเคิลลงถังที่ไม่ใช่ถังขยะรีไซเคิลก็จะได้รับสัญญาณแจ้งเตือนเช่นเดียวกัน แต่ถ้าเป็นขยะรีไซเคิลที่ถูกทิ้งลงถังขยะรีไซเคิลเครื่องจะไม่ส่งการแจ้งเตือน คนจะไม่เกิดอาการตกใจหรือมีปฏิกิริยาต่อการทิ้งขยะรีไซเคิลชิ้นนั้น โดยกระบวนการทำงานของระบบแยกขยะรีไซเคิลอัตโนมัติแสดงดังรูปที่ 1 เริ่มจากการรับข้อมูลนำเข้าเป็นวิดีโอขณะทิ้งขยะ แล้วเลือกเฟรมภาพสำคัญขณะที่มือกำลังทิ้งขยะอยู่ หลังจากนั้นเตรียมภาพโดยตัดมือและพื้นหลังออกให้เหลือเพียงภาพขยะ แล้วทำการจำแนกด้วยโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันเพื่อแยกขยะรีไซเคิลและขยะทั่วไป ซึ่งทั้งหมดที่กล่าวมาสามารถนำผลลัพธ์ของงานวิจัยนี้ไปต่อยอดกับขยะประเภทอื่น ๆ และนำไปประยุกต์ใช้ต่อไปได้



รูปที่ 1 แสดงกระบวนการทำงานของระบบแยกขยะรีไซเคิลอัตโนมัติ

วัตถุประสงค์

เพื่อพัฒนาโปรแกรมจำลองการแยกขยะรีไซเคิลอัตโนมัติด้วยการรับข้อมูลวิดีโอการทิ้งขยะเข้ามา และแจ้งเตือนหากมีการทิ้งขยะประเภทอื่นลงถังขยะรีไซเคิลและทิ้งขยะรีไซเคิลลงถังขยะประเภทอื่น

ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

ก. ประโยชน์ด้านความรู้และประสบการณ์ต่อนิสิต

1. ได้รับความรู้และความเข้าใจ ในการดำเนินการพัฒนาระบบ
2. พัฒนาศักยภาพการคิดวิเคราะห์ มีระเบียบวินัย ฝึกการทำงานแบบ Pair programming ตรงต่อเวลา และมีความรับผิดชอบต่องานที่ทำ
3. ได้รับความรู้เกี่ยวกับการเตรียมรูปภาพและวิดีโอ การแยกภาพจากวิดีโอในแต่ละเฟรม
4. ได้รับความรู้การเขียนโปรแกรมและการพัฒนาระบบจำแนกรูปภาพ

ข. ประโยชน์ที่ได้จากโครงการที่พัฒนาขึ้น

1. ช่วยปรับเปลี่ยนพฤติกรรมของผู้คนในการทิ้งขยะรีไซเคิลให้ถูกต้อง
2. ส่งเสริมการจัดการขยะ ณ ต้นทางเพื่อลดปัญหาการกำจัดขยะที่ไม่เหมาะสม
3. ทำให้การจัดเก็บขยะรีไซเคิลของเจ้าหน้าที่เป็นไปได้โดยง่าย

อุปกรณ์และเครื่องมือที่ใช้

ฮาร์ดแวร์

คอมพิวเตอร์ส่วนตัวที่มีหน่วยประมวลผลกลาง ความเร็วไม่ต่ำกว่า 1.6 GHz หน่วยความจำหลัก ความจุไม่ต่ำกว่า 8 GB และ ฮาร์ดดิสก์ชนิด SSD ความจุไม่ต่ำกว่า 256 GB จำนวน 1 เครื่อง

ซอฟต์แวร์

1. ระบบปฏิบัติการ Windows 10 เวอร์ชัน 1903
2. Jupyter Notebook เวอร์ชัน 4.4.0
3. ไบเบรารี Python สำหรับการคำนวณและการทำงานกับข้อมูล เช่น numpy, scipy, pandas

งบประมาณ

1. External Hard Disk ความจุ 1 TB	1 ชิ้น	3,600 บาท
2. กล้อง Webcam	2 ชิ้น	6,000 บาท
3. ค่าถ่ายเอกสารและเข้าเล่มรายงาน		400 บาท
รวม		10,000 บาท

เอกสารอ้างอิง

- [1] กรมควบคุมมลพิษ กระทรวงทรัพยากรธรรมชาติและสิ่งแวดล้อม, “รายงานสรุปสถานการณ์มลพิษของประเทศไทย ปี 2561,” หน้า 36 - 46, กุมภาพันธ์, 2562.
- [2] สำนักวิชาการ สำนักงานเลขาธิการสภาผู้แทนราษฎร, “การจัดการขยะมูลฝอยในประเทศไทย,” หน้า 1 - 5, พฤษภาคม 2562.
- [3] สุภาวดี น้อยน้ำใส และกิตติศักดิ์ พุฒิม, “พฤติกรรมกรรมการจัดการขยะมูลฝอยของประชาชนในเขตองค์การบริหารส่วนตำบลวัดจันทร์ อำเภอเมือง จังหวัดพิษณุโลก,” การนำเสนอผลงานวิจัยระดับชาติ เครือข่ายบัณฑิตศึกษา มหาวิทยาลัยราชภัฏภาคเหนือ ครั้งที่ 17, หน้า 2,792 – 2,802, กันยายน 2560.
- [4] ณัฐวดี สุขช่วย, “พฤติกรรมกรรมการจัดการขยะมูลฝอยของประชาชนในเขตเทศบาลตำบลบ้านด่าน อำเภออรัญประเทศ จังหวัดสระแก้ว,” (งานนิพนธ์รัฐศาสตรมหาบัณฑิต) สาขาวิชาการเมืองการปกครอง คณะรัฐศาสตร์และนิติศาสตร์ มหาวิทยาลัยบูรพา, หน้า 48 – 55, มิถุนายน 2558.
- [5] George E. Sakr, Maria Mokbel, Ahmad Darwich, Mia Nasr Khneisser and Ali Hadi, “Comparing Deep Learning and Support Vector Machines for Autonomous Waste Sorting,” in proceedings of the IEEE International Multidisciplinary Conference on Engineering Technology (IMCET), Beirut, Lebanon, pp. 207 - 212, Nov. 2016.
- [6] Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever, and Geoffrey E. Hinton, “ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks,” in Advances in Neural Information Processing Systems 25, pp. 1097–1105, Jan. 2012.
- [7] Bernardo S. Costa, Aiko C. S. Bernardes, Julia V. A. Pereira, Vitoria H. Zampa, Vitoria A. Pereira, Guilherme F. Matos, Eduardo A. Soares, Claiton L. Soares, and Alexandre F. Silva, “Artificial Intelligence in Automated Sorting in Trash Recycling,” in proceedings of the XV Encontro Nacional de Inteligência Artificial e Computacional (ENIAC), pp. 198 – 205, Sao Paulo, Brazil, Oct. 2018.
- [8] Karen Simonyan and Andrew Zisserman, “Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition,” in proceedings of the International Conference on Learning Representations (ICLR), pp. 1 – 14, San Diego, USA, Apr. 2015.
- [9] Tin Kam Ho, “Random Decision Forests,” in proceedings of the 3rd International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR), Quebec, Canada, pp. 278 – 282, Aug. 1995.

- [10] Cenk Bircanoglu, Meltem Atay, Fuat Beser, Ozgun Genc, and Merve Ayyuce Kizrak, “RecycleNet: Intelligent Waste Sorting Using Deep Neural Networks,” in proceedings of the 2018 Innovations in Intelligent Systems and Applications (INISTA), Thessaloniki, Greece, pp. 1 – 7, Jul. 2018.
- [11] Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, and Jian Sun, “Deep Residual Learning for Image Recognition,” in proceedings of the 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Las Vegas, NV, USA, pp. 770 – 778, Jun. 2016.
- [12] Gao Huang, Zhuang Liu, Laurens van der Maaten, and Kilian Q. Weinberger, “Densely Connected Convolutional Networks,” in proceedings of the 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Hawaii, USA, pp. 2,261 – 2,269, Jun. 2017.
- [13] Chutimet Srinilta and Sivakorn Kanharattanachai, “Municipal Solid Waste Segregation with CNN, ” in proceedings of the 2019 5th International Conference on Engineering, Applied Sciences and Technology (ICEAST), Luang Prabang, Laos, pp.1 – 4, Jul. 2019.

ประวัติผู้เขียน



นายกองพล ลวงงาม
รหัสนิสิต 5933603123
วันเดือนปีเกิด 10 กันยายน 2539
ภูมิลำเนา จังหวัดกาฬสินธุ์
กำลังศึกษาในสาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์
ภาคศึกษาคณิตศาสตร์และวิทยาการคอมพิวเตอร์
คณะวิทยาศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



นายสรวิศ ศิริมงคล
รหัสนิสิต 5933660923
วันเดือนปีเกิด 14 พฤษภาคม 2541
ภูมิลำเนา จังหวัดกรุงเทพมหานคร
กำลังศึกษาในสาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์
ภาคศึกษาคณิตศาสตร์และวิทยาการคอมพิวเตอร์
คณะวิทยาศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย