

**การแปลความหมายของรูปร่างของเม็ดเลือดแดงโดยใช้การเรียนรู้ของเครื่อง**

**Machine Learning for Red Blood Cell Morphology Interpretation**



**ปริญญานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต**

**สาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์**

**สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง**

**ปีการศึกษา 2561**

การแปลความหมายของรูปร่างของเม็ดเลือดแดงโดยใช้การเรียนรู้ของเครื่อง  
Machine Learning for Red Blood Cell Morphology Interpretation



ปริญญานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต  
สาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์  
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง  
ปีการศึกษา 2561

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้ สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใด ๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ปริญญาโทปีการศึกษา 2561

ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์

คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

เรื่อง การแปลความหมายของรูปร่างของเม็ดเลือดแดง โดยใช้การเรียนรู้ของเครื่อง

MACHINE LEARNING FOR RED BLOOD CELL MORPHOLOGY INTERPRETATION

ผู้จัดทำ

1. นายศุภวิชญ์ วาตะฐานะวโร

รหัสนักศึกษา 58011256

2. นายสุชัชจัตต์ ตั้งจิตนบ

รหัสนักศึกษา 58011330



ศุภวิชญ์ วาตะฐานะวโร  
(ผศ. ดร.ชุตติเมษฎ์ ศรีนิลทา)

อาจารย์ที่ปรึกษา

# การแปลความหมายของรูปร่างของเมล็ดเลือดแดง

## โดยใช้การเรียนรู้ของเครื่อง

นายศุภวิชญ์ วาตะฐานะวโร 58011256  
นายสุชัชจี้ ตั้งจิตนบ 58011330  
ผศ. ดร.ชุตติเมษฎ์ ศรีนิลทา อาจารย์ที่ปรึกษา  
ปีการศึกษา 2561

### บทคัดย่อ

การตรวจสอบรูปร่างของเซลล์เม็ดเลือดแดงเป็นส่วนที่มีความสำคัญอย่างมากในการตรวจวินิจฉัยโรคของสัตว์ป่วยเนื่องจากเซลล์เม็ดเลือดแดงที่ผิดปกติแต่ละเซลล์มีรูปร่างที่แตกต่างกัน โดยความคิดปกติของรูปร่างที่เกิดขึ้นนั้นสามารถบ่งบอกถึงโรคบางอย่างได้ ในปัจจุบันไม่มีเครื่องมืออัตโนมัติที่สามารถทำการระบุรูปร่างของเซลล์เม็ดเลือดแดงได้ หากต้องการทราบรูปร่างของเซลล์เม็ดเลือดแดงนั้นจำเป็นจะต้องทำการนำตัวอย่างเลือดไปทำการสเมียร์และตรวจสอบผ่านการส่องกล้องจุลทรรศน์โดยนักวิทยาศาสตร์ ซึ่งใช้เวลาและอาศัยประสบการณ์ของนักวิทยาศาสตร์เป็นอย่างมากในการที่จะแปลความหมายรูปร่าง เซลล์เม็ดเลือดแดงได้อย่างแม่นยำ โดยโครงการนี้ได้นำปัญญาประดิษฐ์มาใช้ในการระบุประเภทของรูปร่างของเซลล์เม็ดเลือดแดงจากรูปถ่ายจากกล้องจุลทรรศน์โดยระบบที่พัฒนาขึ้นเรียนรู้การระบุประเภทเม็ดเลือดจากการระบุประเภทของเม็ดเลือดของนักวิทยาศาสตร์ในห้องปฏิบัติการ ระบบที่พัฒนาขึ้นช่วยอำนวยความสะดวกในการแปลความหมายของรูปร่างของเม็ดเลือดแดงช่วยให้ลดความคลาดเคลื่อนของการระบุรูปร่างของเซลล์เม็ดเลือดแดง

# Machine Learning for Red Blood Cell Morphology Interpretation

Mr. Supawit                      Vatathanavaro    58011256

Mr. Suchat                      Tungjitnob        58011330

Asst. Prof. Dr. Chutimet Srinilta                      Advisor

Academic Year 2018

## ABSTRACT

The classification of red blood cells morphology plays a significant role in disease diagnosis in dogs. Shape of an abnormal cell differs from that of a normal red blood cell. Shape difference can indicate certain diseases. In order to know the morphology of red blood cells, the blood film is examined in laboratory by a Veterinary Clinical Laboratory Scientist. The correctness of reading blood film is based on the experience of the scientist. This project has applied artificial intelligence to develop a system that facilitates blood morphology classification process. The system is expected to improve the correctness of red blood cell morphology classification.

# กิตติกรรมประกาศ

โครงการนี้สำเร็จลุล่วงด้วยดีได้ด้วยความกรุณาจาก ผศ. ดร.ชุตินเมษณ์ ศรีนิลทา อาจารย์ที่ปรึกษาของโครงการนี้ ที่ช่วยแนะนำแนวทางให้ความรู้ ตรวจสอบและแก้ไขข้อบกพร่องของโครงการให้มีความสมบูรณ์มากยิ่งขึ้น

ขอขอบพระคุณ โรงพยาบาลสัตว์ มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ หัวหิน ที่ให้ความร่วมมือในการเก็บรวบรวมข้อมูลภาพเม็ดเลือดแดงของสุนัข และคอยให้คำปรึกษา

ขอขอบคุณ นายพิทวัส คุณกะมุต ที่ให้คำแนะนำและความช่วยเหลือด้านการทำเว็บไซต์ แอปพลิเคชัน

สุดท้ายนี้ขอขอบพระคุณ บิดา มารดา และครอบครัวที่เลี้ยงดู ส่งเสียค่าเล่าเรียน และให้การสนับสนุนในด้านต่างๆ



# สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อ .....	I
ABSTRACT .....	II
กิตติกรรมประกาศ .....	III
สารบัญ .....	IV
สารบัญตาราง .....	VI
สารบัญรูป .....	VII
บทที่ 1 .....	1
ความสำคัญและที่มา .....	1
วัตถุประสงค์ของโครงการ .....	2
ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ .....	2
ขอบเขตของโครงการ .....	2
ข้อจำกัดของโครงการ .....	2
บทที่ 2 .....	3
2.1 หลักการวิเคราะห์และจำแนกชนิดเมล็ดเลือดแดง .....	3
2.2 การเรียนรู้ของเครื่อง .....	9
2.3 โครงข่ายประสาทเทียม .....	11
2.4 โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน .....	15
2.5 Transfer Learning .....	20
2.6 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง .....	21
บทที่ 3 .....	24
3.1 ความต้องการของระบบ .....	24
3.2 ภาพรวมของระบบ .....	24

## สารบัญ (ต่อ)

3.3 รายละเอียดการทำงานของระบบ.....	25
3.4 ส่วนติดต่อกับผู้ใช้งาน.....	26
บทที่ 4 .....	31
4.1 การออกแบบการทดลองจำแนกเซลล์เม็ดเลือดขาว.....	31
4.2 การออกแบบการทดลองการจำแนกเซลล์เม็ดเลือดแดง .....	38
บทที่ 5 .....	43
5.1 สรุปผล .....	43



## สารบัญตาราง

ตาราง	หน้า
2.2 คุณลักษณะและโรคที่พบในเมล็ดเลือดแดงแต่ละชนิด .....	4
4.1 การเปรียบเทียบความแม่นยำในการจำแนกชนิดของเซลล์เม็ดเลือดของแต่ละสถาปัตยกรรมโดยการเทรนโมเดลตั้งแต่ต้น .....	34
4.2 confusion matrix ของสถาปัตยกรรม LeNet โดยการเทรนโมเดลใหม่ตั้งแต่ต้น .....	34
4.3 confusion matrix ของสถาปัตยกรรม VGG16 โดยการเทรนโมเดลตั้งแต่ต้น .....	34
4.4 confusion matrix ของสถาปัตยกรรม ResNet50 โดยการเทรนโมเดลตั้งแต่ต้น .....	35
4.5 การเปรียบเทียบความแม่นยำในการจำแนกชนิดของเซลล์เม็ดเลือดของแต่ละสถาปัตยกรรมโดยการเทรนตัวโมเดลโดยใช้ค่าน้ำหนักเริ่มต้นจาก Image Net .....	35
4.6 confusion matrix ของสถาปัตยกรรม VGG16 โดยการเทรนตัวโมเดลโดยใช้ค่าน้ำหนักเริ่มต้นจาก Image Net .....	35
4.7 confusion matrix ของสถาปัตยกรรม ResNet50 โดยการเทรนตัวโมเดลโดยใช้ค่าน้ำหนักเริ่มต้นจาก Image Net .....	36
4.8 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการจำแนกชนิดของเซลล์เม็ดเลือดของแต่ละสถาปัตยกรรมโดยการเทรนโดยใช้ค่าน้ำหนักจาก Image net โดยไม่มีการเปลี่ยนแปลงค่าน้ำหนัก .....	36
4.9 confusion matrix ของสถาปัตยกรรม VGG16 โดยการเทรนโดยใช้ค่าน้ำหนักจาก Image net โดยไม่มีการเปลี่ยนแปลงค่าน้ำหนัก .....	36
4.10 confusion matrix ของสถาปัตยกรรม ResNet50 โดยการเทรนโดยใช้ค่าน้ำหนักจาก Image net โดยไม่มีการเปลี่ยนแปลงค่าน้ำหนัก .....	37
4.11 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการจำแนกชนิดของเซลล์เม็ดเลือดแดงของสถาปัตยกรรม ResNet 50 .....	40
4.12 Confusion Matrix ของสถาปัตยกรรม ResNet-50 ในการจำแนกชนิดของเซลล์เม็ดเลือดแดง 41	

# สารบัญรูป

รูป	หน้า
2.1 เซลล์เม็ดเลือดแดงที่ส่วนกลางเซลล์จะถูกแสงส่องทะลุผ่านได้มากกว่า.....	3
2.2 โครงสร้างเซลล์ประสาทของมนุษย์ .....	11
2.3 เพอร์เซปตรอน .....	13
2.4 โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว.....	13
2.5 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น .....	14
2.6 การดึงคุณลักษณะของภาพของโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน.....	15
2.7 ตัวกรองที่นำมาทาบบกับภาพเพื่อหาคุณลักษณะ .....	16
2.8 ตัวอย่างผลลัพธ์ของการหาคุณลักษณะจากวัตถุ .....	16
2.9 ตัวอย่างผลลัพธ์ของการหาคุณลักษณะจากวัตถุโดยใช้ตัวกรองขนาด 3x3.....	17
2.10 การดึงคุณลักษณะของโดยใช้ตัวกรองขนาด 5x5 .....	18
2.11 การทำ Stride ที่มีค่าเท่ากับ 2 .....	18
2.12 การเพิ่ม Padding ให้กับภาพ .....	19
2.13 การทำ Max Pooling .....	20
2.14 แสดงความแตกต่างกับการเรียนรู้ของเครื่องทั่วไปกับการเรียนรู้แบบถ่ายโอน .....	20
2.15 สถาปัตยกรรม RBC-dCNN.....	21
2.16 ผลการทดลองในการแยกประเภทเม็ดเลือดแดง 5 ชนิด.....	21
2.17 ผลการทดลองการแยกประเภทเม็ดเลือดแดง .....	22
2.18 ผลการทดลองการแยกประเภทระหว่างเม็ดเลือดแดงปกติกับเม็ดเลือดแดงที่ติดเชื้อ .....	23
3.1 รายละเอียดของสถาปัตยกรรม Resnet ที่ประกอบด้วยจำนวนชั้นที่ต่างกัน .....	24
3.2 Block Diagram การทำงานของระบบ.....	25
3.3 หน้าแรกของโปรแกรม.....	26
3.4 รูปหน้าต่างเลือกขนาดเซลล์ที่ต้องการตรวจจับ .....	27
3.5 รูปหน้าต่างยืนยันการตรวจสอบข้อมูลหลังจากทำการขยายภาพ.....	28
3.6 รูปหน้าต่างแสดงผลการแยกประเภทของเซลล์เม็ดเลือดแดง .....	29
3.7 รูปหน้าต่างแสดงผลการค้นหาประวัติการตรวจเลือดจาก ID ศูนย์ .....	30
4.1 ตัวอย่างของ เซลล์เม็ดเลือดขาวชนิด เบโซฟิล .....	32

4.2 ตัวอย่างของ เซลล์เม็ดเลือดขาวชนิด อีโอซิโนฟิล .....	33
4.3 ตัวอย่างของ เซลล์เม็ดเลือดขาวชนิด ลิมโฟไซต์.....	33
4.4 ตัวอย่างของ เซลล์เม็ดเลือดขาวชนิด โมโนไซต์.....	33
4.5 ตัวอย่างของ เซลล์เม็ดเลือดขาวชนิด นิวโทรฟิล.....	33
4.6 กราฟเปรียบเทียบผลการทดลองแต่ละแบบของสถาปัตยกรรม ResNet50 .....	37
4.7 กราฟเปรียบเทียบผลการทดลองแต่ละแบบของสถาปัตยกรรม VGG16 .....	38
4.8 ภาพข้อมูลตัวอย่างของ เซลล์เม็ดเลือดแดงชนิด โซโดไซท์.....	40
4.9 ภาพข้อมูลตัวอย่างของ เซลล์เม็ดเลือดแดงชนิด ไฮโปโครเมีย .....	40
4.10 ภาพข้อมูลตัวอย่างของ เซลล์เม็ดเลือดแดงชนิด ปกติ.....	40
4.11 กราฟเปรียบเทียบค่า Loss เทียบกับ Epochs .....	41



# บทที่ 1

## บทนำ

### ความสำคัญและที่มา

ในคนและสัตว์เลี้ยงลูกด้วยนมการตรวจนับเม็ดเลือดอย่างสมบูรณ์ (Complete Blood Count , CBC) หรือการตรวจความสมบูรณ์ของเลือด เป็นการทดสอบที่ถูกร้องขอโดยแพทย์ เพื่อให้ทราบถึงข้อมูลเกี่ยวกับ ความสมบูรณ์ รูปร่าง ขนาด และ จำนวนของเซลล์เม็ดเลือดของผู้ป่วย โดยการตรวจนับเม็ดเลือดอย่างสมบูรณ์นั้นจะทำการตรวจนับปริมาณและลักษณะของเซลล์เม็ดเลือดทั้งสามชนิด ได้แก่ เซลล์เม็ดเลือดแดง เซลล์เม็ดเลือดขาว และ เกล็ดเลือด ทำให้ข้อมูลการตรวจความสมบูรณ์ของเลือดนี้เป็นข้อมูลที่มีความสำคัญมากและมักจะเป็นข้อมูลแรกที่แพทย์ต้องการทราบในเบื้องต้นก่อนจะทำการรักษาให้กับผู้ป่วย การตรวจนับเม็ดเลือดอย่างสมบูรณ์นั้นสามารถทำได้โดยใช้เครื่องตรวจนับเม็ดเลือดอย่างสมบูรณ์ หรือใช้การตรวจนับเม็ดเลือดอย่างสมบูรณ์โดยใช้คน ซึ่งการใช้เครื่องตรวจนับอัตโนมัติ นั้นแม้จะมีความแม่นยำในการตรวจนับในระดับหนึ่ง แต่อย่างไรก็ตามในการตรวจสอบเซลล์ที่มีความผิดปกติหรือการตรวจรูปร่างของเซลล์นั้น ตัวเครื่องยังไม่สามารถทำได้เนื่องจากตัวเครื่องสามารถทำได้เฉพาะการตรวจสอบขนาดของเซลล์เท่านั้น นอกจากนี้ผลการตรวจที่ได้จากเครื่องยังต้องได้รับการตรวจสอบโดยนักเทคนิคการแพทย์ เพื่อป้องกันกรณีที่เครื่องมีความผิดพลาดและเพื่อยืนยันว่าผลตรวจเลือดนั้นมีความถูกต้อง ในการตรวจนับเม็ดเลือดอย่างสมบูรณ์โดยใช้คนจะทำการตรวจโดยการนำฟิล์มเลือดมานับแยกชนิดของเซลล์เม็ดเลือดขาวแต่ละชนิด นับจำนวนของเซลล์เม็ดเลือดแดงและจำนวนเกล็ดเลือด ผ่านกล้องจุลทรรศน์ โดยในขั้นตอนนี้ ในผู้ป่วยบางคน เซลล์แต่ละชนิดอาจมีรูปร่างที่ใกล้เคียงกันและยากต่อการระบุชนิด ทำให้ต้องอาศัยความรู้และประสบการณ์ของผู้ตรวจสอบอย่างมาก โดยนักเทคนิคการแพทย์ที่ทำการตรวจสอบแต่ละคนอาจมีความเห็นที่แตกต่างกันในการระบุชนิดของเซลล์แต่ละเซลล์ได้ ส่งผลให้เกิดความคลาดเคลื่อนในการตรวจนับเม็ดเลือดอย่างสมบูรณ์ นอกจากนี้ตามปกติแล้ว รูปร่างของเซลล์เม็ดเลือดแดงนั้นจะไม่ได้ถูกทำการพิจารณาและจำแนกโดยนักเทคนิคการแพทย์ จะทำเพียงแค่การนับจำนวนเท่านั้นซึ่งในผู้ป่วยบางคน รูปร่างของเซลล์เม็ดเลือดแดงสามารถถูกนำมาใช้ประกอบการวินิจฉัยโรคได้

โครงการนี้จึง มีแนวคิดที่มาจากความต้องการที่จะช่วยระบุชนิดของเซลล์เม็ดเลือดแดงแต่ละชนิด จึงได้ทำการพัฒนาโปรแกรมสำหรับทำการนับ และระบุชนิดของเซลล์เม็ดเลือดแดงขึ้นมา ซึ่งโปรแกรมสามารถ ช่วยระบุว่ารูปร่างฟิล์มเลือดที่ใส่เข้ามาในโปรแกรมมีจำนวนเซลล์เม็ดเลือดแดงชนิดใดบ้างและมีจำนวนเท่าใด ทำให้สามารถช่วยผู้ทำการตรวจสอบเลือดตัดสินใจระบุชนิดและนับจำนวนเซลล์เม็ดเลือดแดงได้เร็วแล้วถูกต้องมากขึ้น

## วัตถุประสงค์ของโครงการ

เพื่อพัฒนาโปรแกรมสำหรับการแปลความหมายของรูปร่างของเม็ดเลือดแดงของสุนัขโดยการนับและช่วยระบุชนิดของเซลล์เม็ดเลือดแดง โดยทำงานกับไฟล์รูปภาพฟิล์มเลือดที่ทำการถ่ายผ่านกล้องจุลทรรศน์ ทำการตรวจจับเซลล์เม็ดเลือดแดง ทำการนับเซลล์เม็ดเลือดแดง และช่วยทำการระบุชนิดของรูปร่างเซลล์เม็ดเลือดแดง ที่อยู่ในฟิล์มเลือด

## ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

- 1) โปรแกรมสำหรับทำการนับและช่วยจำแนกชนิดของเซลล์เม็ดเลือดแดงจากภาพฟิล์มเลือดที่ได้รับเข้ามา
- 2) โปรแกรมที่ได้พัฒนาขึ้นสามารถช่วยอำนวยความสะดวกในการจำแนกชนิดของเซลล์เม็ดเลือดแดง ให้การจำแนกชนิดเซลล์เม็ดเลือดแดงเป็นไปอย่างถูกต้องและแม่นยำมากขึ้น
- 3) โปรแกรมหรือวิธีการทดลองในโครงการนี้ สามารถนำไปประยุกต์ใช้กับงานทางด้านโลหิตวิทยาอื่น ๆ ได้ต่อไป

## ขอบเขตของโครงการ

- 1) ระบบสามารถจำแนกประเภทเซลล์เม็ดเลือดแดงของสุนัข ได้อย่างถูกต้องโดยพิจารณาเฉพาะประเภทที่พบบ่อยคือ เซลล์เม็ดเลือดแดงประเภทปกติ เซลล์เม็ดเลือดแดงประเภทโซโคไซท์และเซลล์เม็ดเลือดแดงประเภทไฮโปโครเมีย
- 2) ระบบสามารถทำการนับและบอกจำนวน เซลล์เม็ดเลือดแดงแต่ละชนิดจากภาพฟิล์มเลือดที่นำเข้ามาว่ามีจำนวนเท่าใด

## ข้อจำกัดของโครงการ

- 1) รูปฟิล์มเลือดที่ใส่เข้ามาจะต้องมีขนาดเท่ากับ 1180 x 890
- 2) รูปฟิล์มเลือดที่ใส่เข้ามาที่ข้อมภายในเซลล์จะต้องมีความชัดเจน
- 3) รูปฟิล์มเลือดที่นำมาเป็น input ของ โปรแกรม จะต้องมีความคมชัดในระดับที่มนุษย์สามารถแยกประเภทของเม็ดเลือดได้

## บทที่ 2

# ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

### 2.1 หลักการวิเคราะห์และจำแนกชนิดเม็ดเลือดแดง

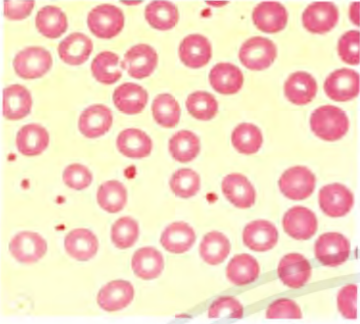
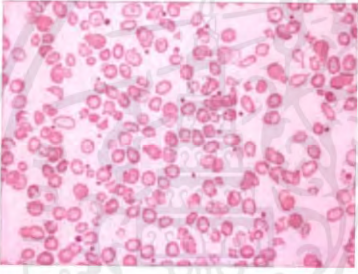


เซลล์เม็ดเลือดแดงของมนุษย์และสุนัขเป็นเซลล์ที่ไม่มีนิวเคลียส และมีรูปร่างต่างจากเซลล์ทั่วไป โดยหากเราทำการดูเซลล์เม็ดเลือดแดงผ่านกล้องจุลทรรศน์ จะสังเกตเห็นได้ว่าเซลล์เม็ดเลือดแดงจะมีลักษณะคล้ายกับโดนัทที่ไม่มีรูอยู่ตรงกลาง โดยตรงศูนย์กลางของเซลล์เม็ดเลือดแดงนั้นจะบางกว่าส่วนขอบของเซลล์เม็ดเลือดแดง โดยจากลักษณะดังกล่าวทำให้เมื่อเราดูเซลล์เม็ดเลือดแดงผ่านกล้องจุลทรรศน์แบบใช้แสงจะส่งผลให้แสงสามารถผ่านบริเวณศูนย์กลางของเซลล์มากกว่าบริเวณขอบของเซลล์ ทำให้เกิดภาพเซลล์เม็ดเลือดแดงที่มีรูปร่างคล้ายกับโดนัท



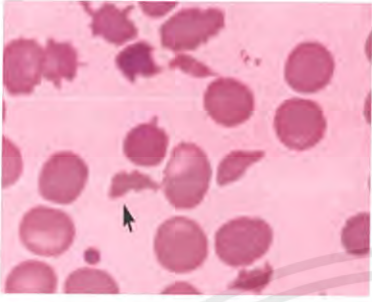
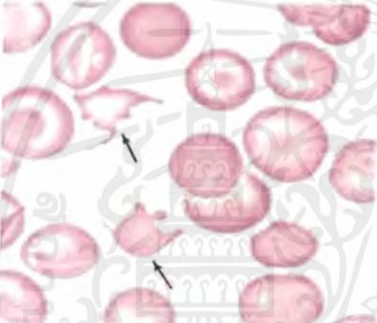
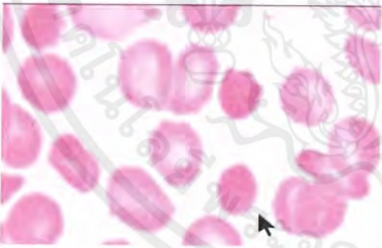
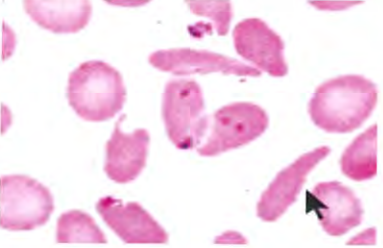
รูป 2.1 เซลล์เม็ดเลือดแดงที่ส่วนกลางเซลล์จะถูกแสงส่องทะลุผ่านได้มากกว่า (ซ้าย) เซลล์เม็ดเลือดประเภทปกติของคน (ขวา) เซลล์เม็ดเลือดแดงประเภทปกติของสุนัข

เซลล์เม็ดเลือดแดงมีหน้าที่นำออกซิเจนส่งไปยังเซลล์ต่าง ๆ ภายในร่างกาย โดยอาศัยฮีโมโกลบิน เป็นตัวนำออกซิเจนเข้าสู่เซลล์ต่าง ๆ การที่เม็ดเลือดแดงมีสีแดงก็เนื่องมาจากฮีโมโกลบินภายในเซลล์ทำการจับกับออกซิเจนทำให้เกิดสีแดงขึ้น โดยรูปร่างของเม็ดเลือดแดงนั้นสามารถบ่งบอกถึงโรคบางชนิดได้ โดยเม็ดเลือดแดงที่สามารถพบได้ในฟิล์มเลือดจะมีรูปร่างลักษณะดังตาราง 2.2

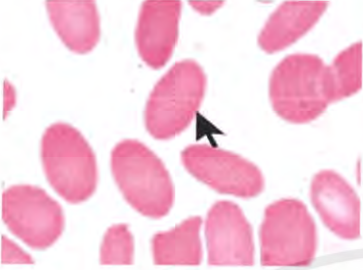

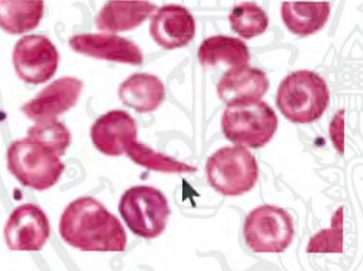
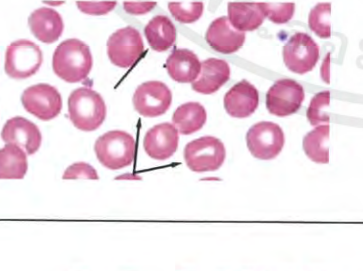

ตาราง 2.2 คุณลักษณะและโรคที่พบในเม็ดเลือดแดงแต่ละชนิด

เซลล์เม็ดเลือดแดงที่พบในฟิล์มเลือด	ชนิดขนาดของเซลล์เม็ดเลือดแดงและการบ่งชี้โรค
	<p><b>Normal Red Blood Cell</b></p> <p>เม็ดเลือดแดงตัวแกมีเส้นผ่านศูนย์กลาง 7.0-8.5 ไมครอน ย้อมติดสีชมพูโดยภายในกลางเซลล์จะจางกว่าที่ขอบเซลล์ อาจพบเม็ดเลือดแดงที่มีขนาดผิดปกติได้เล็กน้อย เนื่องจากเม็ดเลือดแดงมีอายุไม่เท่ากัน</p>
	<p><b>Poikilocytosis</b></p> <p>เป็นลักษณะของการพบเม็ดเลือดแดงหลายชนิดอยู่ร่วมกัน เช่น ear drop cell, burr cell, schistocyte, helmet cell บ่งบอกว่าการทำลายเม็ดเลือดแดงเกิดขึ้น</p>
	<p><b>Tear drop cell</b></p> <p>เป็นเซลล์รูปร่างเหมือนหยดน้ำ มีสาเหตุมาจากการที่ฮีโมโกลบินถูกออกซิไดส์</p>
	<p><b>Burr cell</b></p> <p>เป็นเซลล์ที่ใกล้เคียง หรือมีขนาดเล็กกว่าเม็ดเลือดแดงปกติ โดยผนังเซลล์จะยื่นออกไป 2-4 ปลาย ปลายที่ยื่นจะมีลักษณะทู่ โดยจะพบในผู้ป่วยที่มีหน้าที่ไตบกพร่องหรือมะเร็งกระเพาะอาหาร</p>

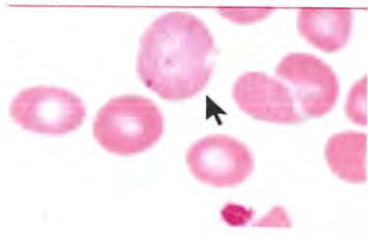



ตาราง 2.2 คุณลักษณะและโรคที่พบในเม็ดเลือดแดงแต่ละชนิด(ต่อ)

เซลล์เม็ดเลือดแดงที่พบในฟิล์มเลือด	ชนิดขนาดของเซลล์เม็ดเลือดแดง และการบ่งชี้โรค
	<p><b>Schistocyte</b></p> <p>เป็นเศษเม็ดเลือดที่รูปร่างไม่แน่นอนขนาดเล็กกว่าปกติ โดยอาจจะมีรูปแบบเป็นสามเหลี่ยมวงรี ซึ่งพบในภาวะที่มีการทำลายเม็ดเลือดแดง</p>
	<p><b>Acanthocyte</b></p> <p>เป็นเม็ดเลือดขนาดเล็กที่ติดสีทึบ และมีผนังยื่นออกไป 2-5 อัน โดยผนังจะยื่นออกไปไม่เท่ากัน โดยในบางครั้งส่วนปลายแหลมจะมีคุ่ม ซึ่งพบในเซลล์ในโรคตับ</p>
	<p><b>Spherocyte</b></p> <p>เป็นเซลล์ค่อนข้างกลม มีความหนาแน่นข้างมากกว่าเซลล์เม็ดเลือดปกติ โดยเมื่อดูจากแผ่นฟิล์มเซลล์จะมีขนาดเล็ก และติดสีทึบเต็มเซลล์ได้ง่าย เป็นภาวะของโรคโลหิตจาง</p>
	<p><b>Elliptocyte</b></p> <p>เป็นเม็ดเลือดแดงรูปไข่หรือวงรี ซึ่งมีฮีโมโกลบินอยู่มากที่ปลายทั้ง 2 ข้างของเซลล์ มีลักษณะเหมือนเม็ดเลือดแดงปกติ พบเล็กน้อยในโรคโลหิตจางจากการขาดธาตุเหล็ก</p>

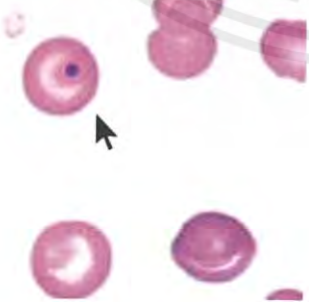
ตาราง 2.2 คุณลักษณะและโรคที่พบในเม็ดเลือดแดงแต่ละชนิด(ต่อ)

เซลล์เม็ดเลือดแดงที่พบในฟิล์มเลือด	ชนิดขนาดของเซลล์เม็ดเลือดแดงและการบ่งชี้โรค
	<p><b>Ovalocyte</b></p> <p>เป็นเม็ดเลือดแดงที่มีรูปร่างเป็นวงรีเหมือนไข่ โดยในเลือดคนปกติอาจจะพบได้เล็กน้อย โดยพบได้ในผู้ป่วยโลหิตจางจากการสลายเม็ดเลือดแดง หรืออายุเม็ดเลือดแดงมีอายุสั้นกว่าปกติ</p>
	<p><b>Target cell</b></p> <p>เป็นเม็ดเลือดแดงรูปร่างคล้ายระฆัง ผันเงาเซลล์บางกว่าปกติ โดยมีความผิดปกติในส่วนของผันเงาเซลล์เม็ดเลือดแดง ซึ่งจะมีคอเลสเตอรอลสูงมากกว่าปกติ พบในผู้ป่วยโรคตับ โรคไต</p>
	<p><b>Sickle cell</b></p> <p>เป็นเม็ดเลือดที่มีลักษณะคล้ายเคียวหรือพระจันทร์เสี้ยว เป็นลักษณะเฉพาะของเซลล์ที่มีฮีโมโกลบินเอสในภาวะขาดออกซิเจน พบมากในคนนิโกร</p>
	<p><b>Stomatocyte</b></p> <p>เป็นเม็ดเลือดแดงที่ตรงกลาง มีที่ว่างเป็นทรงรีหรือรูปปาก พบในผู้ป่วยโรคตับ</p>
	<p><b>Crenated cell</b></p> <p>เป็นเม็ดเลือดแดงที่ผันเงาเซลล์มีหนามสั้นๆ ขนาดเท่า ๆ กัน พบได้บ่อยเนื่องจากการเตรียมฟิล์มเลือดไม่ถูกต้อง</p>

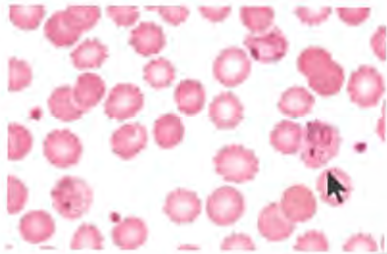
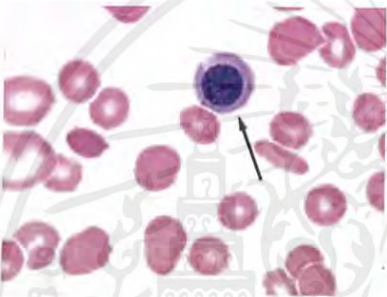
ตาราง 2.2 คุณลักษณะและโรคที่พบในเม็ดเลือดแดงแต่ละชนิด(ต่อ)

เซลล์เม็ดเลือดแดงที่พบในฟิล์มเลือด	ชนิดขนาดของเซลล์เม็ดเลือดแดงและการบ่งชี้โรค
	<p><b>Macrocyte</b> เป็นเม็ดเลือดแดงที่มีขนาดใหญ่กว่าปกติมีเส้นผ่านศูนย์กลางมากกว่า 8.5 ไมครอน พบได้ในภาวะโรคโลหิตจาง</p>
	<p><b>Microcyte</b> เป็นเม็ดเลือดแดงที่มีขนาดเล็กกว่าปกติเส้นผ่านศูนย์กลางน้อยกว่า 6.0 ไมครอน พบได้ในโรคโลหิตจางที่ขาดธาตุเหล็ก และ โรคธาลัสซีเมีย</p>
	<p><b>Anisocytosis</b> คือภาวะที่เม็ดเลือดแดงมีความผิดปกติทางด้านขนาด คือใหญ่กว่าปกติ เล็กกว่าปกติ และมีขนาดปกติปะปนอยู่ โดยจะพบในภาวะเม็ดเลือดแดงอายุสั้น, โรคโลหิตจาง, โรคธาลัสซีเมีย</p>
	<p><b>Hypochromia</b> เป็นความผิดปกติในการติดสีที่เม็ดเลือดแดงติดสีจาง พบได้ในโรคโลหิตจางจากการขาดธาตุเหล็ก, โรคธาลัสซีเมีย และในโรคโลหิตจางเรื้อรัง</p>

ตาราง 2.2 คุณลักษณะและโรคที่พบในเม็ดเลือดแดงแต่ละชนิด(ต่อ)

เซลล์เม็ดเลือดแดงที่พบในฟิล์มเลือด	ชนิดขนาดของเซลล์เม็ดเลือดแดงและการบ่งชี้โรค
	<p><b>Dimorphic red blood cell</b></p> <p>เป็นภาวะที่เม็ดเลือดแดง 2 ชนิดมีขนาดแตกต่างกันในฟิล์มเลือด พบได้ในผู้ป่วยโลหิตจางที่เกิดจากการขาดเหล็กและขาดวิตามินบี 12</p>
	<p><b>Basophilic stippling</b></p> <p>ภายในเม็ดเลือดมีสีน้ำเงินปนกับสีม่วงขนาดเล็กกระจายอยู่ทั่วเซลล์ โดยจะพบพิษจากสารตะกั่วและโรคธาลัสซีเมีย</p>
	<p><b>Pappenheimer body</b></p> <p>เป็นเหล็กชนิดเฟอร์ริกที่จับกับ โปรตีน จะมีสีคล้ายกับ Basophilic stippling แต่มีขนาดใหญ่กว่า และมีได้หลายเม็ด มักพบในโรคธาลัสซีเมีย</p>
	<p><b>Howell-Jolly-bodies</b></p> <p>เป็นเศษของนิวเคลียสที่เหลือให้เห็นในเม็ดเลือดแดงมีลักษณะเป็นก้อนกลมขนาด 1 ไมครอน พบได้ในภาวะที่มีการสร้างหรือทำลายเม็ดเลือดแดงผิดปกติ</p>

ตาราง 2.2 คุณลักษณะและโรคที่พบในเม็ดเลือดแดงแต่ละชนิด(ต่อ)

เซลล์เม็ดเลือดแดงที่พบในฟิล์มเลือด	ชนิดขนาดของเซลล์เม็ดเลือดแดงและการบ่งชี้โรค
	<p><b>Malarial pigment</b></p> <p>เป็นพยาธิที่อยู่ในเม็ดเลือดแดงของผู้ป่วย ซึ่งส่วนมากพบในระยะที่เป็นตัวอ่อน</p>
	<p><b>Erythroblastemia</b></p> <p>เป็นภาวะที่พบเม็ดเลือดแดงตัวอ่อนในฟิล์มเลือด พบได้ในผู้ป่วยโลหิตจางรุนแรงหรือภาวะหลังตัดม้าม</p>

( ที่มา : <http://www.mt.mahidol.ac.th> )

## 2.2 การเรียนรู้ของเครื่อง

การเรียนรู้ของเครื่อง เป็นสาขาหนึ่งของวิทยาปัญญาประดิษฐ์ เกี่ยวข้องกับ การศึกษาและ สร้าง อัลกอริทึมที่สามารถเรียนรู้และ ทำนายข้อมูลได้ เพื่อใช้ในการจำแนกหรือแจกแจงข้อมูลที่มีปริมาณมาก และมีรูปแบบที่แตกต่างกัน การเรียนรู้ของเครื่องนั้น ได้มีการนำหลาย ๆ ทักษะทางด้านสถิติ มาประยุกต์ใช้งานเพื่อใช้ในการแก้ปัญหา โดยการทำงานของการเรียนรู้ของเครื่องนั้น จะไม่มีการกำหนดลักษณะเงื่อนไขที่ตายตัวลงไป ในโปรแกรมที่สร้างขึ้นมา แต่จะอาศัย โมเดล ที่ได้สร้างขึ้นมาจากตัวข้อมูลที่เราเมืออยู่ โดยโมเดลจะถูกสร้างมาจากการใช้วิธีวิเคราะห์ และ จัดการข้อมูล โดยอาศัยข้อมูลจาก ชุดข้อมูลตัวอย่าง เพื่อให้โมเดล สามารถหาความสัมพันธ์ของข้อมูลเหล่านั้นออกมา โดยโมเดลจะทำการเรียนรู้ และสร้างวิธีการที่จะจัดการตอบสนองต่อข้อมูลที่ได้รับมา โดยที่ไม่จำเป็นต้องใช้มนุษย์ มาทำการ ปรับเปลี่ยน แก้ไข โปรแกรมใหม่ทุกครั้ง ที่มีข้อมูลแบบใหม่ถูกเพิ่มเข้าไปอีก

## 2.2.1 ประเภทของการเรียนรู้ของเครื่อง

การเรียนรู้ของเครื่องสามารถแบ่งออกเป็น 2 ประเภทหลัก ๆ โดยจำแนกตามหน้าที่และขอบเขตของงาน ได้ดังนี้

### 1 การเรียนรู้แบบมีผู้สอน

การเรียนรู้ในรูปแบบนี้ข้อมูลนำเข้าที่เรานำมาสอนให้กับ โมเดล จำเป็นต้องมีการจำแนกประเภทของข้อมูลไว้แล้ว กล่าวคือจะต้องสอนให้โมเดลรู้จักข้อมูลจากตัวอย่างเสียก่อน โดยในขั้นตอนการฝึกสอนโปรแกรมจะทำการสร้าง โมเดลที่ทำการเรียนรู้และ จัดจำว่าข้อมูลลักษณะใดจัดเป็นข้อมูลประเภทใด การเรียนรู้แบบมีผู้สอน มีเป้าหมายคือสร้างกฎทั่วไปที่จะสามารถหาความสัมพันธ์ หรือความเชื่อมโยงระหว่าง ข้อมูลที่นำมาฝึกสอน และ ข้อมูลที่นำมาทดสอบได้

### 2 การเรียนรู้ด้วยตนเอง

การเรียนรู้ในรูปแบบนี้ข้อมูลนำเข้าที่เรานำมาสอนให้กับ โมเดลนั้น จะไม่ได้รับการจำแนกชนิดเพื่อบอกว่าข้อมูลแต่ละประเภทคืออะไร ตั้งแต่ต้น โปรแกรมจะไม่สามารถรู้ได้เลยว่า ข้อมูลที่ได้รับมาคือสิ่งใด หรือ ผลลัพธ์เมื่อทำการวิเคราะห์ข้อมูลชนิดนี้จะเป็นสิ่งไหน โดยสิ่งที่การเรียนรู้ด้วยตัวเองจะทำนั้น ในขั้นตอนของการฝึกสอนโปรแกรมจะทำการสร้างโมเดลที่ทำการวิเคราะห์ข้อมูลเหล่านี้ และ ทำการจับข้อมูลเหล่านี้แบ่งออกเป็น กลุ่ม ๆ ตามลักษณะของข้อมูลที่โปรแกรมนั้นทำการแยกได้ โดยจะจัดให้ข้อมูลที่มีลักษณะคล้ายคลึงกัน มาอยู่ในกลุ่มเดียวกัน

## 2.2.2 ในการสร้างโมเดลการเรียนรู้ของเครื่อง

ขั้นตอนในการสร้างโมเดลสำหรับการเรียนรู้ของเครื่องนั้น มีขั้นตอนหลัก ๆ ดังนี้

- 1) ขั้นตอนการเตรียมข้อมูล ในขั้นตอนนี้ จะทำการศึกษาธรรมชาติของข้อมูลว่ามีรูปแบบเป็นอย่างไร โดยจะทำการจัดการข้อมูลเหล่านั้นให้อยู่ในรูปแบบที่เราต้องการและทำการสกัดลักษณะเฉพาะของข้อมูลออกมา ข้อมูลที่ถูกนำมาสกัดลักษณะเฉพาะแล้วมักจะมีจำนวนข้อมูลที่ลดลง เนื่องจากเราสกัดแค่บางส่วนของข้อมูลที่สำคัญจริง ๆ และ กำจัดส่วนของข้อมูลที่ไม่มีความหมายออกไป ซึ่งจะช่วยลดจำนวนข้อมูลที่จะต้องถูกนำไปประมวลผลในขั้นตอนการฝึกสอนอีกด้วย
- 2) ขั้นตอนการฝึกสอน โมเดล ขั้นตอนนี้คือการ สอนให้เครื่อง ทำการเรียนรู้ข้อมูลที่เราทำการป้อนเข้าไปผ่านอัลกอริทึมที่เราเป็นคนกำหนดให้ ซึ่งข้อมูลแต่ละแบบ ก็จะใช้อัลกอริทึมในการฝึกสอน ที่ไม่เหมือนกัน เมื่อทำการฝึกสอนข้อมูลที่ป้อนเข้าไปแล้ว โปรแกรมจะต้องรู้จากข้อมูลที่ได้รับรู้ออกมาอยู่ในรูปแบบของโมเดล โดยในขั้นตอนนี้ยังมีการรวมถึงการทำ การตรวจสอบข้าม เพื่อใช้ในการวัดประสิทธิภาพของโมเดล ว่ามีความผิดพลาด มากน้อยเพียงใด และ ยังป้องกันไม่ให้เกิดปัญหา โมเดลไม่หืดหยุ่นอีกด้วย โดยจะมีวิธีการแก้ปัญหาเบื้องต้นคือการลดพารามิเตอร์ที่

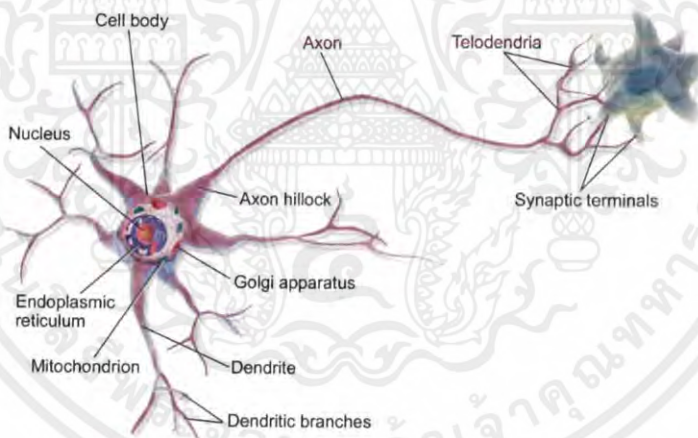
สามารถปรับค่าได้ให้น้อยลง แต่ไม่ควรน้อยจนเกินไปเพราะอาจทำให้โมเดลไม่มีความซับซ้อนเพียงพอที่จะตรวจจับรูปแบบของข้อมูลได้

- 3) ขั้นตอนการทดสอบโมเดล ในขั้นตอนนี้จะทำการวัดผลว่าโมเดลที่เราทำการสอนมานั้น มีความแม่นยำมากแค่ไหน โดยเราจะนำข้อมูลทดสอบ มาทดสอบกับโมเดล และ ทำการวัด ค่าความแม่นยำ โดยค่าความแม่นยำสามารถหาได้จากสมการนี้

$$\text{ค่าความแม่นยำ} = \frac{\text{จำนวนภาพที่ทายถูกต้อง}}{\text{จำนวนภาพทั้งหมด}}$$

### 2.3 โครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียม เป็นหนึ่งในเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง โดยแนวคิดของโครงข่ายประสาทเทียมนั้น ได้ทำการลอกเลียนแบบมาจาก การทำงานของสมองมนุษย์ ซึ่งสมองของมนุษย์นั้นเป็นอวัยวะ ที่มีงานการทำงานเป็นระบบที่ซับซ้อนเป็นอย่างมาก เนื่องจากมีเซลล์ประสาทจำนวนมากมารวมตัวกันอยู่ เซลล์ประสาทเหล่านี้ถือเป็น หน่วยย่อย ๆ ในการทำงานของระบบประสาทภายในสมอง ซึ่งมักจะถูกเรียก นิวรอน



รูป 2.2 โครงสร้างเซลล์ประสาทของมนุษย์

( ที่มา : <https://en.wikipedia.org/wiki/Neuron> , 2013 )

เซลล์ประสาทแต่ละเซลล์ จะมีองค์ประกอบ เป็นส่วนที่ใช้รับกระแสประสาท จากเซลล์ประสาทอื่นในระบบที่ส่งมาให้ และ ตัวเซลล์นี้จะทำการพิจารณาว่ากระแสประสาทที่ส่งมามีความแรงมากพอ ที่จะถูกส่งต่อไปในระบบหรือไม่ หากมีความแรงพอ กระแสประสาทนี้ก็จะถูกเซลล์ประสาท ส่งต่อสัญญาณไปทางด้านขวาซึ่งแตกกิ่งก้านเชื่อมต่อกับเซลล์ประสาทอื่น ๆ ต่อไป จะเห็นได้ว่า เซลล์ประสาทแต่ละตัวนั้นมีการทำงานที่ไม่ได้ซับซ้อนอะไร เพียงแค่ส่งต่อกระแสประสาทต่อไปเท่านั้น แต่เมื่อเรานำเซลล์ประสาทหลาย ๆ เซลล์มารวมกันเข้าเป็นจำนวนมาก กลับ

ทำให้เกิดเป็นการทำงานที่ซับซ้อนอย่างสมองของมนุษย์ได้ จึงทำให้เป็นที่มาของการศึกษา  
โครงข่ายประสาทเทียม

### 2.3.1 หลักการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียม มีหน่วยย่อยในระบบเป็นเซลล์ประสาทเทียม หรือเรียกอีกอย่าง  
หนึ่งว่า โหนด ซึ่งทำหน้าที่เหมือนกันเซลล์ประสาตนั่นเอง โดยโหนดเหล่านี้จะทำการเชื่อมต่อกัน  
เป็นจำนวนมากจนกลายเป็น โครงข่ายประสาทเทียมขึ้นมา โดยในแต่ละโหนดจะต้องมีการรับ  
ข้อมูลเข้ามาเป็นข้อมูลรับเข้า และจะมีการเชื่อมต่อ โหนดแต่ละโหนดเข้าด้วยกัน โดยจะมีการ  
กำหนดค่าน้ำหนักที่ใช้ในการส่งสัญญาณให้กับโหนดที่มีการเชื่อมต่อกันอยู่ โดยแต่ละโหนดจะทำ  
การพิจารณาข้อมูลว่าจะส่งต่อค่าอะไรไป โดยใช้ฟังก์ชันกระตุ้นที่ถูกกำหนดไว้ ฟังก์ชันกระตุ้นจะมี  
เงื่อนไขในการให้คำตอบที่แตกต่างกันไป โดยในโครงข่ายประสาทเทียมนั้นจะมี โหนดต่าง ๆ  
เชื่อมต่อกันอยู่มากมายจนกลายเป็น ระบบที่มีความซับซ้อนมากนั่นเอง โดยทั่วไปแล้ว โครงข่าย  
ประสาทเทียมนั้น จะแบ่งโครงสร้างออกเป็นสามชั้นด้วยกัน คือ

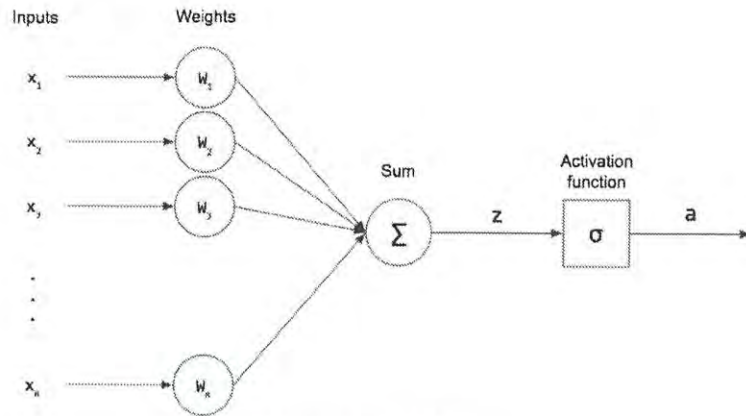
- 1) ชั้นขาเข้า
- 2) ชั้นซ่อน
- 3) ชั้นขาออก

ข้อมูลที่เราต้องการทำการวิเคราะห์นั้น จะถูกทำการป้อนเข้าไปใน โครงข่ายประสาท  
เทียม ผ่านทาง ชั้นขาเข้า แล้วส่งต่อไปยัง ชั้นซ่อน ซึ่งในชั้นซ่อน นี้จะมีกี่ชั้นก็ได้ ขึ้นอยู่กับประเภท  
ของโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งมีอยู่หลายรูปแบบด้วยกัน โดยในชั้นนี้ จะเกิดการคำนวณต่าง ๆ ขึ้น  
ในโหนดแต่ละตัว และจากนั้นสุดท้ายแล้ว เราจะได้ผลลัพธ์ที่ถูกส่งออกมายังชั้นขาออก

### 2.3.2 รูปแบบของโครงข่ายประสาทเทียม

#### 2.3.2.1 เพอร์เซปตรอน

โครงข่ายประสาทเทียมนั้นมีอยู่หลายรูปแบบด้วยกัน แต่รูปแบบที่มีโครงสร้าง  
ง่ายและไม่ซับซ้อนมาก คือ โครงข่ายประสาทแบบป้อนไปข้างหน้า ซึ่งโครงข่ายประสาทเทียมใน  
รูปแบบนี้จะมี เป็นโครงข่ายที่มีการแบ่งชั้นของโหนดเป็น ชั้น ๆ อย่างชัดเจน ข้อมูลที่ถูกนำเข้ามา  
ในโครงข่ายประสาทเทียมนี้ จะถูกป้อนเข้าไปในชั้นแรกของโครงข่ายประสาทเทียม แล้วจะมีการ  
ไหลของข้อมูลไปในทิศทางเดียวเท่านั้น คือ จาก ชั้นนำไปผ่านไปในชั้นซ่อน และ ออกมาในชั้นขา  
ออก โดยข้อมูลจะไม่สามารถไหลไปในทิศทางย้อนกลับเพื่อกลับไปยังชั้นก่อนหน้าได้ ซึ่ง  
โครงข่ายประสาทเทียมในรูปแบบนี้ที่ถูกคิดค้นขึ้นมา เป็นแบบแรกถูกเรียกว่า เพอร์เซปตรอน

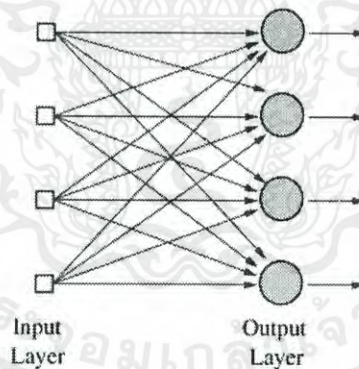


รูป 2.3 เพอร์เซปตรอน

( ที่มา : <https://medium.com/@stanleydukor> , 2018 )

### 2.3.2.2 โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว

เราสามารถนำเพอร์เซปตรอนมาเรียงต่อกันเป็น โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียวได้ซึ่ง โครงข่ายแบบนี้จะนั้น ชั้นขาเข้า เพื่อรับข้อมูลเข้ามา และ ชั้นขาออกเพื่อส่งออกข้อมูลนั้นจะเป็นชั้นเดียวกัน ซึ่งการที่นำเพอร์เซปตรอนมาเรียงกันเป็น โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียวจะช่วยให้มีการพิจารณาค่าน้ำหนักที่มากขึ้นทำให้การตัดสินใจของ โครงข่ายประสาทเทียมนั้นดีขึ้น



รูป 2.4 โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว

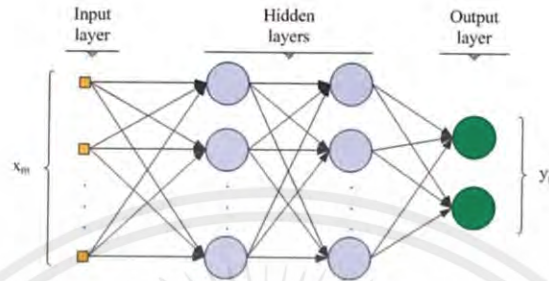
( ที่มา : <https://www.hackerearth.com> , 2018 )

### 2.3.2.3 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น

โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียวนั้นสามารถใช้งานในการแก้ปัญหาเชิงเส้นได้ แต่พอมาเป็น ปัญหาที่ไม่เป็นเชิงเส้นนั้น โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียวนั้นกลับไม่สามารถทำการแก้ปัญหาเหล่านี้ได้เลย โดยโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นนั้นเกิดขึ้นมาจากการนำ โหนดหลาย ๆ โหนด มาต่อกันเป็นชั้น ๆ โดยมีโครงข่ายประสาทเทียมแบบนี้จะมี ชั้นซ่อน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้ สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใด ๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

อยู่มากกว่า 1 ชั้น โดยโครงข่ายประสาทเทียมแบบนี้ มีความสามารถในการคำนวณหาผลลัพธ์ที่มีประสิทธิภาพมากขึ้น และสามารถแก้ไขปัญหาที่ไม่เป็นเชิงเส้นได้ โดยภายในโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นนั้น ตัวโครงข่ายสามารถทำการปรับแก้ไข ค่าน้ำหนักของตัวเองให้ดีขึ้นได้ โดยอาศัย หลักการแพร่ย้อนกลับ เข้ามาช่วย ทำให้ได้ผลลัพธ์ การทำงานที่ถูกต้องและแม่นยำมากขึ้น



รูป 2.5 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น  
( ที่มา : <https://www.hackerearth.com> , 2018 )

### 2.3.3 การแพร่เดินหน้า

การแพร่เดินหน้านั้นเป็นขั้นตอนในการหาคำตอบของโครงข่ายประสาทเทียมจากข้อมูลที่ได้รับเข้ามา จากแรกสุดที่ชั้นขาเข้า เมื่อโครงข่ายประสาทเทียมได้รับข้อมูลเข้ามา ข้อมูลจะถูกส่งไปยังชั้นซ่อนถัดไป ในแต่ละโหนดของชั้นซ่อนนี้ จะมีค่าน้ำหนักเป็นของตัวเอง ในแต่ละโหนดจะมีการคำนวณเกิดขึ้นคือ ค่าของข้อมูลที่ถูกนำเข้ามาในชั้นซ่อนจะถูกคูณเข้ากับค่าน้ำหนัก ที่อยู่ในแต่ละโหนด หลังจากทำการคูณค่านี้อาจจะถูกส่งเข้าไปยัง ฟังก์ชันกระตุ้น ค่าจะถูกจัดการให้อยู่ในรูปแบบตามที่ฟังก์ชันกระตุ้นนั้น กำหนดจึงจะถูกส่งต่อไปยังชั้นถัดไปซึ่ง เมื่อค่าเหล่านี้ถูกส่งไปยังชั้นซ่อนต่อไปก็จะถูกทำขั้นตอนเหล่านี้ไปเรื่อย ๆ จนถึงชั้นขาออก ภายในชั้นขาออก จะมีจำนวนโหนดเท่ากับจำนวนคลาสที่เราจะทำการทำนาย แต่ละโหนดจะเป็นตัวแทนของแต่ละคลาสนำค่าจากชั้นซ่อนสุดท้ายคูณเข้ากับ ค่าน้ำหนักของแต่ละโหนดหาก โหนดไหนมีค่ามากที่สุดแสดงว่าคลาสนั้นคือคำตอบของข้อมูลนี้นั่นเอง

### 2.3.4 การแพร่ย้อนกลับ

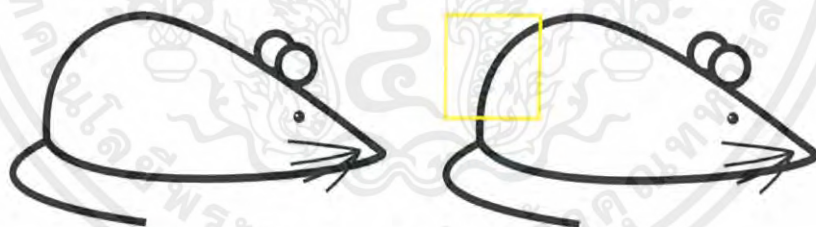
เมื่อโครงข่ายประสาทเทียมทำการแพร่เดินหน้าเสร็จเรียบร้อยแล้ว นั้นหมายความว่าเราได้ผลลัพธ์ของข้อมูลที่น่าเข้ามาแล้ว แต่คำตอบเหล่านั้นอาจไม่ถูกต้องเสมอไปค่าน้ำหนักในแต่ละโหนดที่อยู่ในโครงข่ายอาจจะยังเหมาะสมที่จะใช้กับข้อมูลของเรา จึงต้องมีการปรับค่าน้ำหนักในโครงข่ายประสาทเทียมขึ้น ในอดีตนั้นการทำโครงข่ายประสาทเทียมหลายชั้นใช้การแก้ไขน้ำหนักโดยการคำนวณมือ ซึ่งเป็นเรื่องที่ใช้เวลาเป็นอย่างมากและขาดความแม่นยำ จึงได้มีการคิดค้น การแพร่แบบย้อนกลับเข้ามา ซึ่งการแพร่แบบย้อนกลับนั้นเป็นขั้นตอนที่โครงข่ายประสาทเทียมใช้ใน

การปรับค่าน้ำหนักโดยตัวของมันเอง โดยการแพร่ย้อนกลับจะเกิดขึ้นหลังจากการทำ การแพร่ เดินหน้าเสร็จแล้ว ตัวโครงข่ายประสาทเทียมจะทำการพิจารณาคำตอบที่ได้รับจากการแพร่เดินหน้า เทียบกับเฉลยที่ตัวมันมีอยู่ โดยจะทำการคำนวณว่า คำตอบที่เราได้มีค่าต่างจากตัวเฉลยเท่าใด แล้ว ทำการส่งค่าความผิดพลาดนั้นย้อนกลับ จากชั้นขาออกไปยัง ชั้นซ่อน และทำการปรับค่าน้ำหนัก ตาม ค่าความผิดพลาดที่เกิดขึ้น เมื่อทำการแก้ค่าน้ำหนักที่ชั้นซ่อนนี้เสร็จ ก็จะทำการย้อนไปปรับค่า น้ำหนักเรื่อย ๆ จนทำการปรับน้ำหนักของ โหนดทั้งหมดเสร็จ ซึ่งการฝึกสอน โครงข่ายประสาท เทียมนั้นก็เกิดขึ้นจากการทำการแพร่เดินหน้า และ แพร่ย้อนกลับ วนไปวนมาไปเรื่อย ๆ ตามจำนวน รอบที่เรากำหนดนั่นเอง

## 2.4 โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน

เป็นโครงข่ายประสาทเทียมชนิดหนึ่งที่ได้รับแรงบันดาลใจมาจากการมองเห็นของมนุษย์ โดย โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันจะทำการจำลองการมองเห็นของมนุษย์ที่มองพื้นที่เป็น พื้นที่ย่อย ๆ และนำกลุ่มของพื้นที่ย่อย ๆ มารวมกัน เพื่อตัดสินใจว่าวัตถุที่เห็นอยู่เป็นวัตถุชนิดใด

โดยการมองเป็นพื้นที่ย่อย ๆ ของมนุษย์นั้นจะเปรียบเสมือนเป็นการแยกคุณลักษณะ (feature) ของพื้นที่ย่อยนั้น ๆ เช่น เส้นแนวตั้ง เส้นแนวนอน เส้นทแยงมุม ความโค้งของเส้นๆ ซึ่งการที่มนุษย์ สามารถรับรู้ได้ว่าพื้นที่ตรงนี้เป็นเส้นตรงหรือเส้น โค้ง เพราะมนุษย์มีการมองพื้นที่ย่อย ๆ ที่สนใจ และพื้นที่ย่อยบริเวณรอบ ๆ พื้นที่ย่อยที่สนใจ ร่วมกัน



รูป 2.6 การดึงคุณลักษณะของภาพของโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน

( ที่มา : <https://adeshpande3.github.io> , 2016 )

แนวคิดของโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน ใช้หลักการเดียวกันกับ คอนโวลูชันเชิง พื้นที่ในการทำงานด้านการประมวลผลภาพ

### 2.4.1 ตัวกรอง

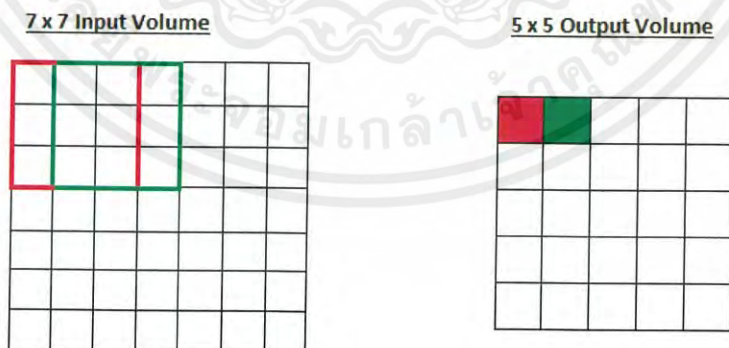
การคำนวณนี้จะเริ่มจากการกำหนดค่าใน ตัวกรอง หรือ เคอร์เนล ซึ่งจะช่วยดึง คุณลักษณะของวัตถุออกมา โดยปกติตัวกรอง/เคอร์เนล อันหนึ่งจะสามารถดึงคุณลักษณะออกมาได้ หนึ่งอย่างจากคุณลักษณะของภาพทั้งหมด จึงจำเป็นต้องใช้ตัวกรองหลายตัวกรองเพื่อทำการดึง

คุณลักษณะทางพื้นที่ของภาพออกมาให้ได้มากที่สุด โดยลักษณะของ ตัวกรอง นั้นจะเป็นตาราง 2 มิติ ที่มีขนาดเท่ากับพื้นที่ย่อยที่เราต้องการพิจารณา

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

รูป 2.7 ตัวกรองที่นำมาทาบทับกับภาพเพื่อหาคุณลักษณะ  
( ที่มา : <https://medium.com/@natthawatphongchit> , 2018 )

จากรูป จะสังเกตได้ว่า ตัวกรองนี้จะมีพื้นที่ย่อยที่ต้องการพิจารณา หรือดึงคุณลักษณะเท่ากับ 3x3 พิกเซล ซึ่งตัวกรองดังในภาพดังกล่าวจะเป็นตัวกรองที่ใช้ดึงคุณลักษณะเส้นทแยงมุม ตำแหน่งที่มีกรอบสีฟ้าเป็นตำแหน่งสำหรับที่เอาไว้ทาบบนพิกเซลของภาพที่เราต้องการดึงคุณลักษณะ โดยตัวกรองจะถูกทาบทลงในพิกเซลแรกของภาพที่ต้องการดึงคุณลักษณะ จากนั้นจะถูกเลื่อนไปทาบบนพิกเซลถัด ๆ ไปในภาพทีละพิกเซลจนครบทุกพิกเซล ซึ่งเราอาจจะไม่ทาบทัวกรองบนพิกเซลที่อยู่บริเวณกรอบภาพ เพราะจะทำให้ตัวกรองยื่นออกไปนอกบริเวณภาพ โดยหลังจากเราเลื่อนตัวกรองไปเรื่อย ๆ จนครบทุกพิกเซลที่สามารถเลื่อนได้ในภาพแล้ว เราจะได้ฟังก์ชันคุณลักษณะ ออกมา



รูป 2.8 ตัวอย่างผลลัพธ์ของการหาคุณลักษณะจากวัตถุ  
( ที่มา : <https://adeshpande3.github.io> , 2016 )

จากรูป 2.8 แสดงให้เห็นการเลื่อนหน้าต่างตัวกรองไปยังพิกเซลต่าง ๆ บนภาพ และตำแหน่งค่าคุณลักษณะบนฟังก์ชันลักษณะที่ได้จากการเลื่อนตัวกรองไปยังตำแหน่งต่าง ๆ

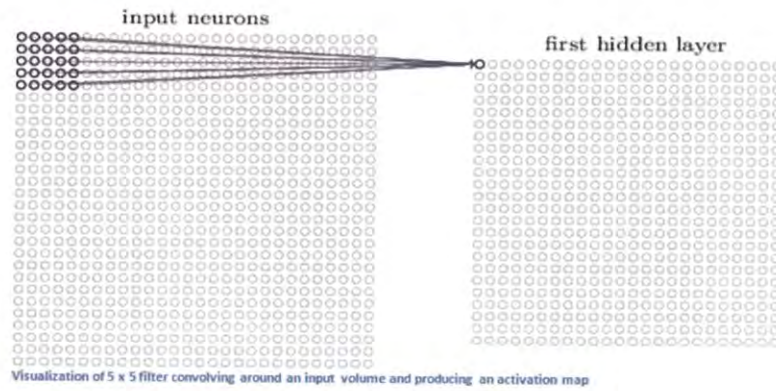
1	1	1	0	0
0	1	1	1	0
0	0	1x1	1x0	1x1
0	0	1x0	1x1	0x0
0	1	1x1	0x0	0x1

4	3	4
2	4	3
2	3	4

รูป 2.9 ตัวอย่างผลลัพธ์ของการหาคุณลักษณะจากวัตถุโดยใช้ตัวกรองขนาด 3x3

( ที่มา : <https://towardsdatascience.com/applied-deep-learning-part-4-convolutional-neural-networks, 2017> )

จากภาพข้างต้น สีฟ้าคือรูปภาพที่เราต้องการดึงคุณลักษณะ สีเขียวคือตัวกรองที่เรานำมาทับกับรูปภาพเพื่อดึงคุณลักษณะของภาพ และสีแดงคือฟังก์ชันลักษณะที่ได้จากการทับตัวกรองไปบนทุกพิกเซลที่สามารถจะเลื่อนไปได้ โดยการคำนวณนั้นจะคำนวณโดยการนำตัวกรองมาทับกับรูปภาพแล้วทำการคูณตำแหน่งต่อตำแหน่ง จากรูปจะเห็นว่าหากค่าพิกเซลตรงกันทั้งในตัวกรองและรูปภาพจะได้ค่าออกมาจากการคูณในแต่ละตำแหน่ง และหากพิกเซลในภาพไม่ตรงกับตัวกรองค่าจะถูกคูณด้วย 0 ทำให้หายไปแสดงว่าคุณลักษณะ ณ จุดนั้นไม่ตรง เมื่อได้ค่าในแต่ละช่องออกมาแล้วจะทำการนำค่าทั้งหมดมารวมกันแล้วเก็บลงไป ใน ฟังก์ชันลักษณะเพื่อแสดงว่าภาพที่เรานำตัวกรองนี้ไปทับมีคุณลักษณะตรงกับตัวกรองเพียงใด โดยจากการทับตัวกรองสีเขียวขนาด 3x3 ลงบนภาพวัตถุที่ต้องการหาคุณลักษณะบริเวณมุมขวาล่างของภาพ จะทำให้ได้คุณลักษณะออกมาเป็นค่า 4 ซึ่งอยู่ที่จุดขวาล่างของตารางผลลัพธ์การหาค่าคุณลักษณะ หรือตารางสีแดง



รูป 2.10 การดึงคุณลักษณะของโดยใช้ตัวกรองขนาด 5x5

( ที่มา : <https://adeshpande3.github.io> , 2016 )

จากรูป 2.10 แสดงให้เห็นว่า ภาพที่นำเข้ามานั้นถูกทาบด้วยตัวกรองขนาด 5x5 พิกเซล โดยเป็นการทาบแบบไม่ให้ตัวกรองนั้นหลุดออกจากขอบภาพที่ต้องการดึงคุณลักษณะ จะสังเกตเห็นได้ว่าฟังก์ชันลักษณะที่ได้นั้นจะมีขนาดเล็กลง

## 2.4.2 Stride และ Padding

### 2.5.2.1 Stride

คือตัวกำหนดการเลื่อนของตัวกรองว่าควรจะไปทีละกี่พิกเซล โดยในตัวอย่างก่อนหน้า Stride นั้นมีค่าเท่ากับ 1 เพราะว่าตัวกรองมีการเลื่อนไปที่ละ 1 พิกเซล โดยเราสามารถกำหนดค่า Stride ให้มากขึ้นได้หากเราต้องการคำนวณหาฟังก์ชันลักษณะที่มีการทับซ้อนน้อยลง แต่หากเราเพิ่ม Stride จะส่งผลให้เราได้ฟังก์ชันลักษณะที่มีขนาดเล็กลงดังภาพ สีฟ้าแทนรูปภาพ สีเขียวแทนตัวกรอง สีแดงแทนฟังก์ชันลักษณะที่ได้

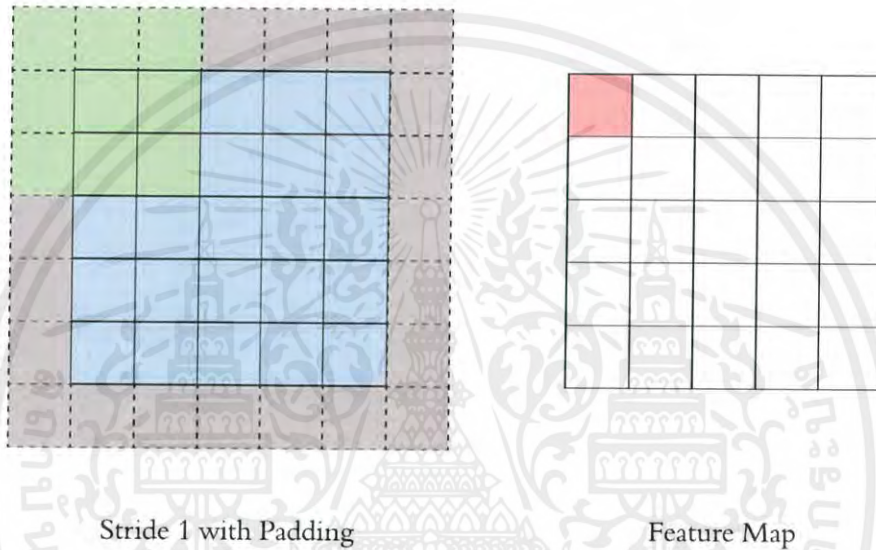


รูป 2.11 การทำ Stride ที่มีค่าเท่ากับ 2

( ที่มา : <https://towardsdatascience.com/applied-deep-learning-part-4-convolutional-neural-networks>, 2017 )

### 2.4.2.1 Padding

คือการเพิ่มค่าไปยังขอบรอบนอกของรูป โดยอาจเป็นการเติมค่า 0 หรือ 1 ลงไปในรูปภาพเพื่อเมื่อเวลาเราทำการนำตัวกรองมาทาบบนรูปภาพเพื่อหาฟังก์ชันลักษณะ เราจะได้ขนาดของฟังก์ชันลักษณะ ที่มีขนาดเท่ากับขนาดภาพที่เรานำมาทาบบนรูปที่แสดงต่อไปนี้ สีเทาถือ padding สีเขียวถือตัวกรอง สีฟ้าถือภาพที่ต้องการนำมาหาคุณลักษณะ สีแดงถือค่าในฟังก์ชันลักษณะที่ได้จากตัวกรองโดยการทำ Padding นั้นมีความสำคัญเพราะบางปัญหา อาจมีข้อมูลที่สำคัญอยู่บริเวณขอบของรูปซึ่งเราต้องการเก็บข้อมูลบริเวณนั้นไว้ด้วย

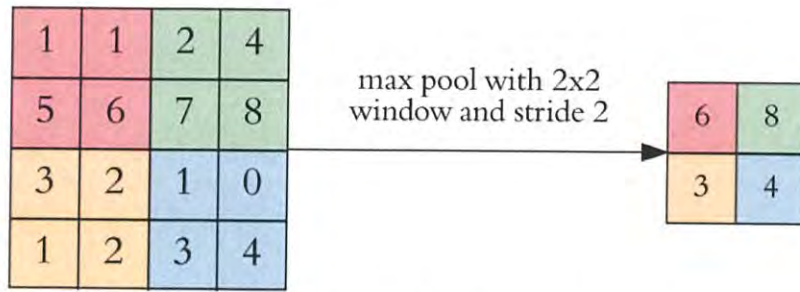


รูป 2.12 การเพิ่ม Padding ให้กับภาพ

( ที่มา : <https://towardsdatascience.com/applied-deep-learning-part-4-convolutional-neural-networks, 2017> )

### 2.4.3 Pooling

Pooling คือการลดขนาดของรูปแบบหนึ่งโดยมีจุดประสงค์เพื่อให้ขนาดของรูปที่ต้องประมวลผลน้อยลงแต่ยังคงมีคุณสมบัติเด่น ๆ ที่เราสนใจอยู่เช่นเดิม โดยมีการย่อที่นิยมอยู่ 2 ประเภทคือ Max Pooling และ Mean Pooling โดยในโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน นิยมใช้ Max Pooling เป็นการกรองแบบหนึ่งโดยจะหาค่าสูงสุดในบริเวณที่ตัวกรองทาบบอยู่มาเป็นผลลัพธ์ โดยตัวกรองจะมีลักษณะเดียวกับตัวกรองในขั้นตอนการดึงคุณลักษณะของภาพ โดยจะเลื่อนตัวกรองไปตาม Stride ที่กำหนดไว้ สุดท้ายค่าที่ได้จากการทำโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน จะเป็นค่าที่บ่งบอกถึงคุณลักษณะของภาพ ๆ นั้น แล้วสามารถนำค่าคุณลักษณะต่าง ๆ ไปใช้ในการแยกประเภทของวัตถุต่อไป

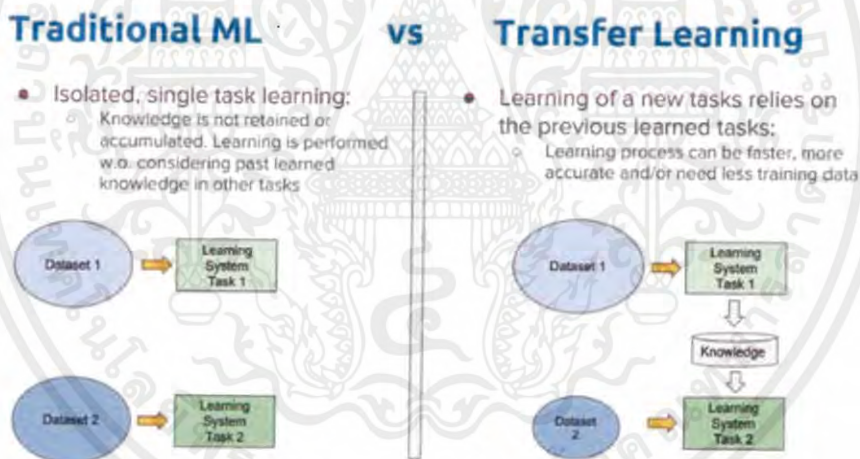


รูป 2.13 การทำ Max Pooling

( ที่มา : <https://towardsdatascience.com/applied-deep-learning-part-4-convolutional-neural-networks, 2017> )

## 2.5 Transfer Learning

Transfer learning เป็นการเรียนรู้ของเครื่องรูปแบบหนึ่ง โดยจะนำโมเดลที่เรียนรู้ข้อมูลรูปแบบที่หนึ่งนำมาเรียนรู้ต่อกับข้อมูลอีกรูปแบบที่สอง โดยจะสามารถเพิ่มประสิทธิภาพความแม่นยำของโมเดลและลดระยะเวลาที่ใช้ในการเรียนรู้ลงมาก



รูป 2.14 แสดงความแตกต่างกับการเรียนรู้ของเครื่องทั่วไปกับการเรียนรู้แบบถ่ายโอน

( ที่มา : <https://towardsdatascience.com/a-comprehensive-hands-on-guide-to-transfer-learning-with-real-world-applications-in-deep-learning , 2018> )

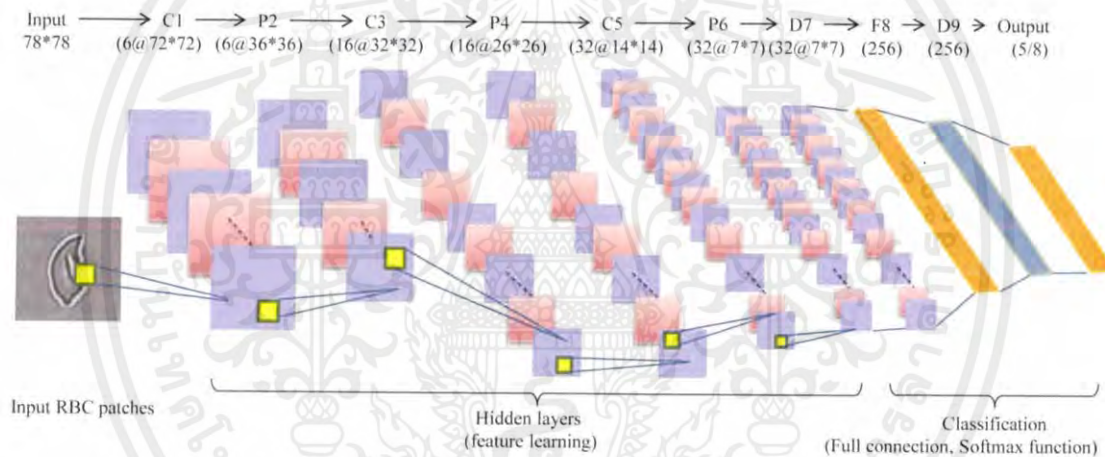
จากรูปจะสังเกตเห็นได้ว่าการเรียนรู้ของเครื่องแบบทั่วไปนั้นจะต้องเรียนรู้ตั้งแต่เริ่มต้น แต่ในทางตรงกันข้ามการเรียนรู้แบบถ่ายโอนจะมีการนำตัวโมเดลที่มีความรู้ซึ่งเรียนรู้จากข้อมูลรูปแบบที่หนึ่งมาเรียนรู้ต่อกับข้อมูลรูปแบบที่สองซึ่งสามารถเรียนรู้กับข้อมูลที่น้อยลงได้ ในปัจจุบันการทำ Image Classification นิยมนำ Transfer Learning มาใช้โดยการนำค่าน้ำหนักของแบบจำลองที่มีการฝึกสอนจำแนกประเภทของภาพจำนวนมากได้รับการฝึกสอนมาเป็นอย่างดี มาใช้เป็นค่าน้ำหนัก

เริ่มต้นของแบบจำลองที่ต้องการฝึกสอน ซึ่งจะช่วยให้การฝึกสอนแบบจำลองมีความแม่นยำมากขึ้นและใช้ระยะเวลาฝึกสอนแบบจำลองน้อยลง

## 2.6 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

### 2.6.1 A Deep Convolutional Neural Network for Classification of Red Blood Cells in Sickle Cell Anemia

งานวิจัยนี้มีการนำเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันมาช่วยในการแยกชนิดของเม็ดเลือดแดงในโรคโลหิตจาง โดยจะมีการ pre processing ด้วยวิธีการทาง image processing เพื่อแยกเม็ดเลือดแดงแต่ละเม็ดออกมาเป็นเม็ดเดี่ยว ๆ แล้วนำไปประมวลผลในโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน โดยใช้สถาปัตยกรรม RBC-dCNN ในการแยกประเภทเม็ดเลือดแดงแต่ละชนิด



รูป 2.15 สถาปัตยกรรม RBC-dCNN

( ที่มา : A Deep Convolutional Neural Network for Classification of Red Blood Cells in Sickle Cell Anemia , 2017 )

Fold No.	Training set	Evaluation set	Training error	Evaluation error
Fold1	5664	1416	9.14%	10.54%
Fold2	5664	1416	9.07%	11.16%
Fold3	5664	1416	8.52%	10.08%
Fold4	5670	1410	9.84%	11.27%
Fold5	5658	1422	8.39%	10.55%
Mean Accuracy			91.01%±0.33%	89.28%±0.24%

รูป 2.16 ผลการทดลองในการแยกประเภทเม็ดเลือดแดง 5 ชนิด

( ที่มา : A Deep Convolutional Neural Network for Classification of Red Blood Cells in Sickle Cell Anemia , 2017 )

## 2.6.2 White Blood Cell Classification and Counting Using Convolutional Neural Network

### Network

งานวิจัยชิ้นนี้ใช้วิธีการ transfer learning คือการทำค่าน้ำหนักที่ถูกเทรนมาอยู่แล้วนำมาเทรนต่อเพราะมีข้อมูลที่ใช้ในการเทรนน้อย โคนจะใช้เวลาในการเทรนโมเดลน้อยลงผลการจำแนกชนิดเม็ดเลือดขาวที่ดีขึ้น โดยการทดลองนี้จะทำการเทรนโดยใช้สถาปัตยกรรม 3 แบบคือ AlexNet GoogLeNet, ResNet-101

โดยทั้ง 3 สถาปัตยกรรมนี้จะถูกนำค่าน้ำหนักที่ถูกเทรนด้วยรูปของ ImageNet ซึ่งประกอบด้วยรูปกว่าล้านรูป และชนิดวัตถุกว่าพันชนิดมาเทรนต่อจากเดิม โดยจากการทดลองพบว่าสถาปัตยกรรม AlexNet นั้นให้ผลการแยกประเภทเม็ดเลือดขาวที่ดีที่สุดเทียบกับอีก 2 สถาปัตยกรรมที่เหลือ โดยมีค่าความอ่อนไหวอยู่ที่ 89.18% ค่าความจำเพาะอยู่ที่ 97.85% และค่าความแม่นยำอยู่ที่ 96.63 %

## 2.6.3 Computer Aided System for Red Blood Cell Classification in Blood Smear Image

งานวิจัยชิ้นนี้ใช้เทคนิคการ Segmentation โดยจะทำ Color Space Reduction ก่อน โดยจะเลือกเฉพาะ Channel สีที่เป็น Green ออกมาเพราะสามารถแสดงเม็ดเลือดแดงออกมาได้ชัดเจนมากที่สุด หลังจากนั้นทำการแปลงรูปภาพเป็น Binary Image โดยใช้เทคนิค Otsu adaptive threshold strategy เพื่อทำการแยกเม็ดเลือดแดงออกจากพื้นหลัง และทำการใช้เทคนิค Morphological operation เพื่อทำการแยกเม็ดเลือดที่ติดกันออกจากกันโดยใช้วิธีที่เรียกว่า Opening โดยจะทำ Feature extraction โดยดูจากเส้นรอบวงและพื้นที่ เพื่อที่จะระบุความอัดแน่นของเม็ดเลือด หากมีค่ามากแสดงว่าตัวเม็ดเลือดมีความซับซ้อน ซึ่งจะบ่งบอกได้ว่าเป็นเม็ดเลือดแดงที่ผิดปกติ ซึ่งในงานวิจัยนี้ได้ใช้อัลกอริทึม Artificial neural network (ANN) เป็นตัวจำแนกประเภทระหว่างเม็ดเลือดแดงปกติและเม็ดเลือดแดงที่ผิดปกติ

Table 2. Result for identifying and count the number of normal and abnormal RBC

Image	RBC type	TP	FP	TN	FN	Precision (%)	Recall (%)	Accuracy (%)
im_1	Normal	2	1	15	2	67	50	85
	Abnormal	15	2	2	1	88	94	
im_2	Normal	10	1	19	5	91	67	83
	Abnormal	19	5	10	1	79	95	
im_3	Normal	3	1	26	10	75	23	73
	Abnormal	26	10	3	1	72	96	
im_4	Normal	25	3	39	2	89	93	93
	Abnormal	39	2	25	3	95	93	

### รูป 2.17 ผลการทดลองการแยกประเภทเม็ดเลือดแดง

( ที่มา : Computer Aided System for Red Blood Cell Classification in Blood Smear Image,

2014 )

## 2.6.4 Evaluations of Deep Convolutional Neural Networks for Automatic

### Identification of Malaria Infected Cells

งานวิจัยนี้เป็นการแยกประเภทเม็ดเลือดแดงเพื่อดูว่าเม็ดเลือดแดงใดบ้างที่ติดเชื้อ โดยเปรียบเทียบความสามารถในการคัดแยกประเภทจากสถาปัตยกรรมการเรียนรู้เชิงลึก 3 สถาปัตยกรรม ซึ่งประกอบด้วย 1.LeNet-5 2.AlexNet 3.GoogLeNet และอัลกอริทึมการเรียนรู้ของเครื่องที่มีชื่อว่า SVM

	Ground Truth		Accuracy
	Positive	Negative	
LeNet-5	Positive	493	96.18%
	Negative	21	
AlexNet	Positive	502	95.79%
	Negative	15	
GoogLeNet	Positive	503	98.13%
	Negative	14	
SVM	Positive	500	91.66%
	Negative	17	

TABLE III: The confusion matrix of the testing results.

รูป 2.18 ผลการทดลองการแยกประเภทระหว่างเม็ดเลือดแดงปกติกับเม็ดเลือดแดงที่ติดเชื้อ  
( ที่มา : Evaluations of Deep Convolutional Neural Networks for Automatic  
Identification of Malaria Infected Cells , 2017 )

# บทที่ 3

## การออกแบบ และพัฒนา

### 3.1 ความต้องการของระบบ

#### 3.1.1 Input

- ผู้ใช้ต้องทำการอัปโหลดภาพแผ่นฟิล์มเซลล์เม็ดเลือดแดงที่ต้องการขึ้นระบบ
- ภาพฟิล์มเลือดที่นำเข้ามาต้องเห็นเม็ดเลือดชัดเจน และมีขนาด 1180x890 พิกเซล

#### 3.1.2 Functional

- สามารถจำแนกชนิดและนับ เซลล์เม็ดเลือดแดงได้ 3 ประเภท คือ โซโดไซท์ ไฮโปโครเมีย และ ปกติ
- สามารถตีกรอบ ตัวเซลล์เม็ดเลือดแดงแต่ละชนิด ในภาพฟิล์มเลือดได้

### 3.2 ภาพรวมของระบบ

โครงการนี้ได้ทำการออกแบบระบบเป็นเว็บแอปพลิเคชัน โดยเมื่อผู้ใช้งานทำการใส่รูปภาพฟิล์มเลือด ที่ต้องการแยกประเภทและนับจำนวนเซลล์เม็ดเลือดแดง แล้ว ทางแอปพลิเคชันก็จะนำภาพเข้าไปประมวลผลโดยการดึงคุณลักษณะเซลล์เม็ดเลือดแดง ในภาพที่นำเข้ามา และนำค่าคุณลักษณะที่ได้ไปคำนวณเพื่อหาว่า มีจำนวนเซลล์เม็ดเลือดแดงเท่าใดและเป็นชนิดใดบ้าง

layer name	output size	18-layer	34-layer	50-layer	101-layer	152-layer
conv1	112x112	7x7, 64, stride 2				
		3x3 max pool, stride 2				
conv2.x	56x56	$\begin{bmatrix} 3 \times 3, 64 \\ 3 \times 3, 64 \end{bmatrix} \times 2$	$\begin{bmatrix} 3 \times 3, 64 \\ 3 \times 3, 64 \end{bmatrix} \times 3$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 64 \\ 3 \times 3, 64 \\ 1 \times 1, 256 \end{bmatrix} \times 3$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 64 \\ 3 \times 3, 64 \\ 1 \times 1, 256 \end{bmatrix} \times 3$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 64 \\ 3 \times 3, 64 \\ 1 \times 1, 256 \end{bmatrix} \times 3$
conv3.x	28x28	$\begin{bmatrix} 3 \times 3, 128 \\ 3 \times 3, 128 \end{bmatrix} \times 2$	$\begin{bmatrix} 3 \times 3, 128 \\ 3 \times 3, 128 \end{bmatrix} \times 4$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 128 \\ 3 \times 3, 128 \\ 1 \times 1, 512 \end{bmatrix} \times 4$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 128 \\ 3 \times 3, 128 \\ 1 \times 1, 512 \end{bmatrix} \times 4$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 128 \\ 3 \times 3, 128 \\ 1 \times 1, 512 \end{bmatrix} \times 8$
conv4.x	14x14	$\begin{bmatrix} 3 \times 3, 256 \\ 3 \times 3, 256 \end{bmatrix} \times 2$	$\begin{bmatrix} 3 \times 3, 256 \\ 3 \times 3, 256 \end{bmatrix} \times 6$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 256 \\ 3 \times 3, 256 \\ 1 \times 1, 1024 \end{bmatrix} \times 6$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 256 \\ 3 \times 3, 256 \\ 1 \times 1, 1024 \end{bmatrix} \times 23$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 256 \\ 3 \times 3, 256 \\ 1 \times 1, 1024 \end{bmatrix} \times 36$
conv5.x	7x7	$\begin{bmatrix} 3 \times 3, 512 \\ 3 \times 3, 512 \end{bmatrix} \times 2$	$\begin{bmatrix} 3 \times 3, 512 \\ 3 \times 3, 512 \end{bmatrix} \times 3$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 512 \\ 3 \times 3, 512 \\ 1 \times 1, 2048 \end{bmatrix} \times 3$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 512 \\ 3 \times 3, 512 \\ 1 \times 1, 2048 \end{bmatrix} \times 3$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 512 \\ 3 \times 3, 512 \\ 1 \times 1, 2048 \end{bmatrix} \times 3$
	1x1	average pool, 1000-d fc, softmax				
FLOPs		$1.8 \times 10^9$	$3.6 \times 10^9$	$3.8 \times 10^9$	$7.6 \times 10^9$	$11.3 \times 10^9$

รูป 3.1 รายละเอียดของสถาปัตยกรรม ResNet ที่ประกอบด้วยจำนวนชั้นที่ต่างกัน

โดยในระบบของเราจะใช้สถาปัตยกรรม ResNet ที่ประกอบด้วย 50 ชั้น และจะทำการเปลี่ยนชั้นสุดท้ายที่ประกอบด้วย 1000 โหนด เป็น 3 โหนดซึ่งมีจำนวนเท่ากับประเภทของเม็ดเลือดแดงที่เราต้องการจำแนก

### 3.3 รายละเอียดการทำงานของระบบ



รูป 3.2 Block Diagram การทำงานของระบบ

#### 3.3.1 ผู้ใช้นำภาพเข้าสู่ระบบ

นำภาพฟิล์มเลือด ที่ต้องการประมวลผลเข้าสู่ระบบ

#### 3.3.2 ดึงคุณลักษณะจากภาพเซลล์เม็ดเลือดแดง

นำภาพเซลล์เม็ดเลือดแดงที่ผู้ใช้นำเข้ามาทำการดึงคุณลักษณะจากภาพ โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน โดยใช้ภาษา Python 3.7 ประกอบด้วย Library Skimage, OpenCV, Keras ในการพัฒนา

#### 3.3.3 วิเคราะห์รูปทรงเม็ดเลือด

นำคุณลักษณะที่ได้จากขั้นตอนก่อนหน้ามาเข้าโครงข่ายประสาทเทียม เพื่อวิเคราะห์หาประเภทของเซลล์เม็ดเลือดแดง จำนวน 3 ชนิด ได้แก่ โซโดไซท์ ไฮโปโครเมียและปกติ โดยใช้ภาษา Python 3.7 ประกอบด้วย Library Skimage, OpenCV, Keras ในการพัฒนา

#### 3.3.4 แสดงผลลัพธ์

แสดงผลลัพธ์ว่าเซลล์เม็ดเลือดแดงว่าเป็นชนิดใดและมีจำนวนเท่าใดบ้าง

### 3.4 ส่วนติดต่อกับผู้ใช้งาน

DOGBLOODCLASSIFICATION Search

---

1 Enter Information and Image

Owner Name

Dog Name

Dog ID

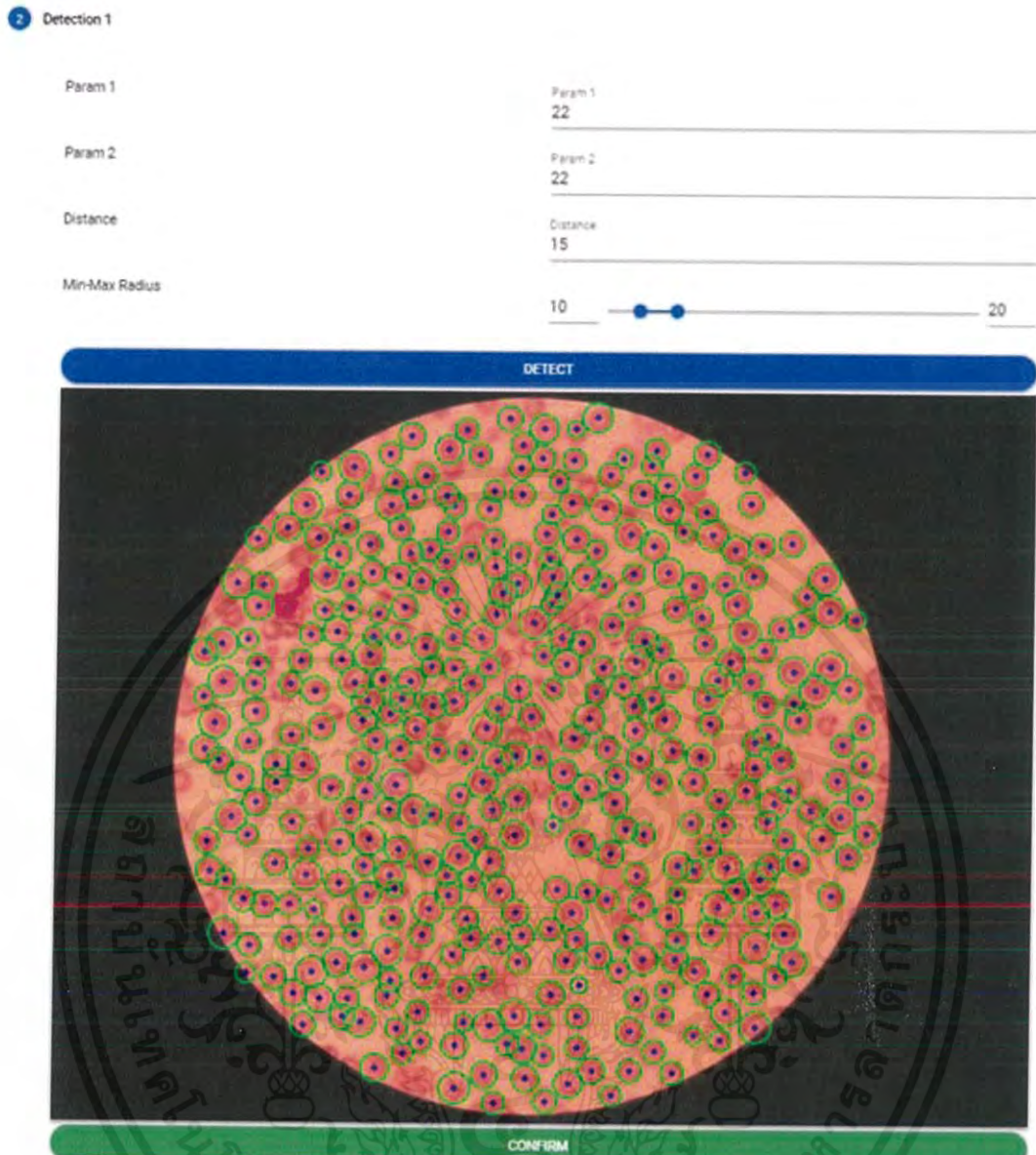
Image

**UPLOAD**

รูป 3.3 หน้าแรกของโปรแกรม

หน้าหลักของโปรแกรมจะประกอบด้วย

1. แถบ Search ซึ่งใช้ในการ Search ID ประวัติการตรวจเลือดของสุนัข
2. กล่องข้อความสำหรับการใส่รายละเอียดของสุนัขตัวนั้น ๆ ดังนี้
  - 2.1 Owner Name (ชื่อเจ้าของ ภาษาไทยหรือภาษาอังกฤษ)
  - 2.2 Dog Name (ชื่อของสุนัข ภาษาไทยหรือภาษาอังกฤษ)
  - 2.3 Dog ID (ไอดีของสุนัข เป็นตัวเลขเท่านั้น)
  - 2.4 Image (ใช้ในการอัปโหลดรูปแผ่นฟิล์มเม็ดเลือดที่ต้องการตรวจ)
3. ปุ่ม UPLOAD กดใช้เมื่อข้อมูลทุกช่องถูกรอกแล้วเพื่อทำการอัปโหลดข้อมูลไปขั้นตอนต่อไป

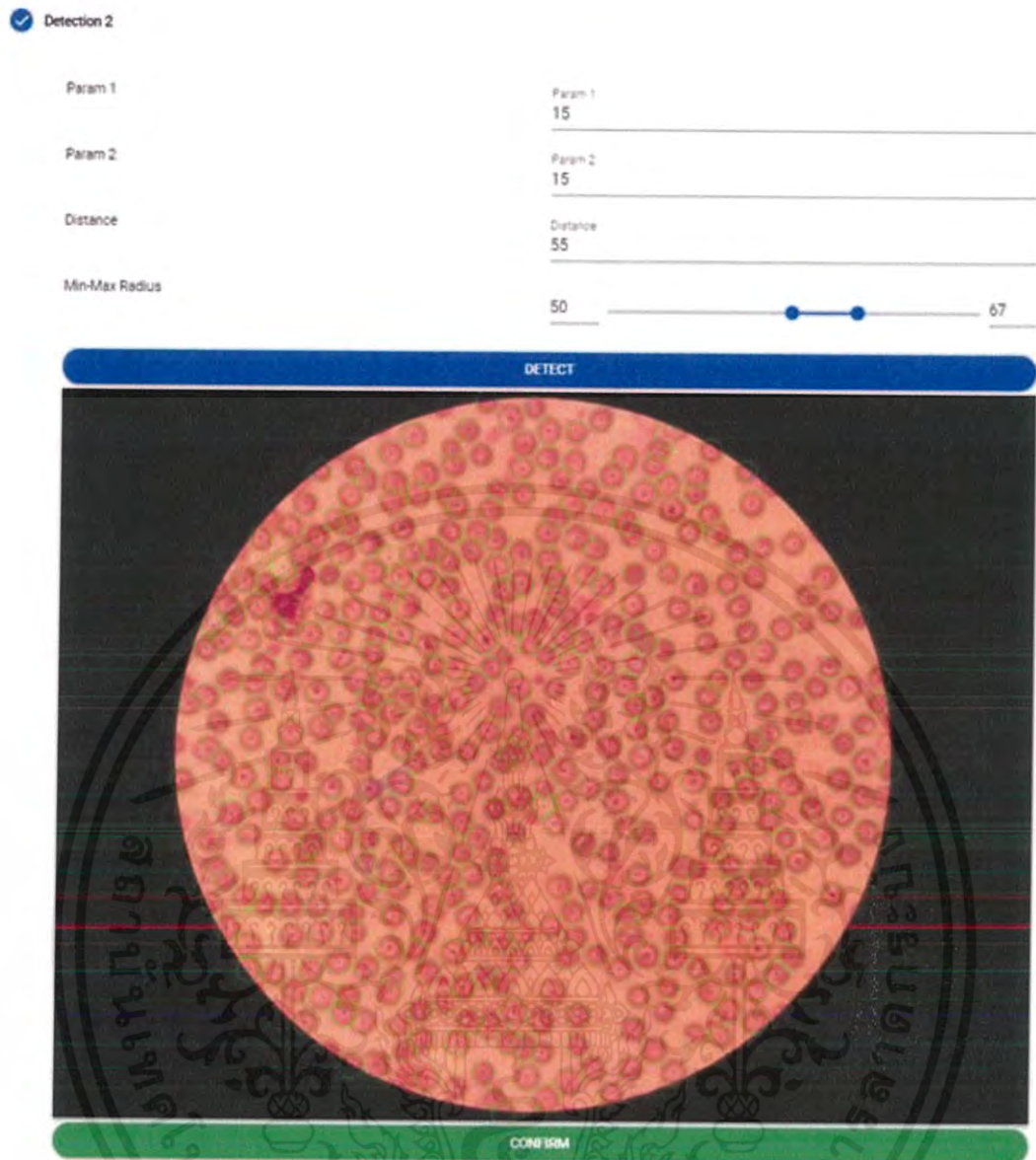


รูป 3.4 รูปหน้าต่างเลือกขนาดเซลล์ที่ต้องการตรวจจับ

หน้าต่างมา ต้องกรอกข้อมูลให้ จำนวน 5 อย่าง คือ

1. Param1 คือค่าที่กำหนด Sensitivity ในการตรวจจับเซลล์
2. Param 2 คือค่าที่กำหนด Sensitivity ในการตรวจจับเซลล์
- 3.Distance คือค่าที่กำหนด เพื่อบอกระยะห่างระหว่างเซลล์แต่ละเซลล์
4. Min Radius คือค่าที่กำหนด เพื่อบอกค่ารัศมีเซลล์ที่มีค่าต่ำที่สุด
5. Max Radius คือค่าที่กำหนด เพื่อบอกค่ารัศมีเซลล์ที่มีค่าสูงที่สุด

เมื่อกำหนดค่าเหล่านี้ ทั้งหมดแล้วให้ทำการกดปุ่ม DETECT โปรแกรมจะทำการแสดงภาพเซลล์ที่ตรวจจับได้ โดยหากยังตรวจจับได้ไม่ดีพอ ให้ผู้ใช้ทำการปรับค่าต่าง ๆ แล้วกด DETECT ใหม่ จนกว่าจะได้การตรวจจับที่เป็นที่พอใจ แล้วจึงทำการกดปุ่ม CONFIRM



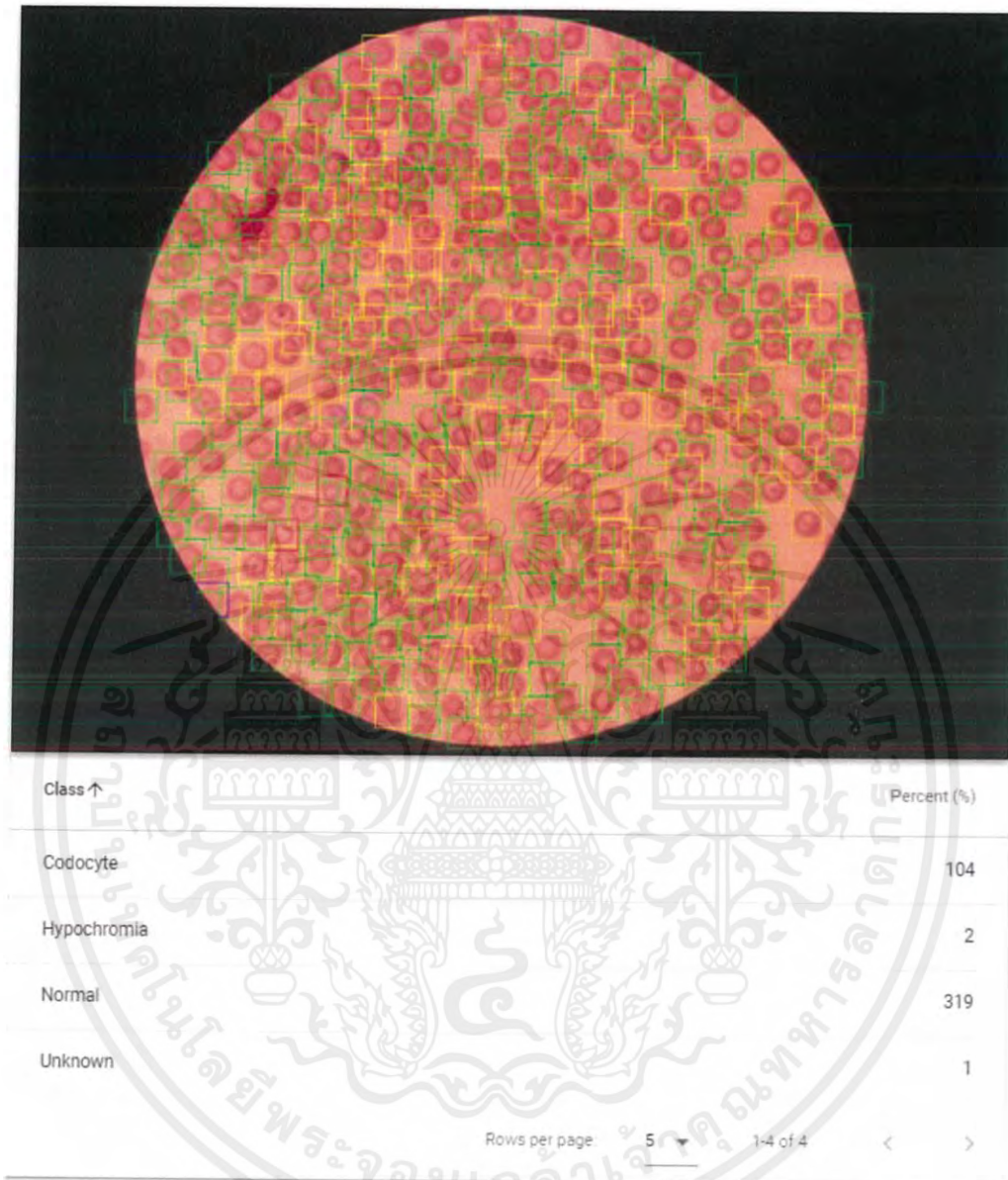
รูป 3.5 รูปหน้าตาที่ยืนยันการตรวจสอบข้อมูลหลังจากทำการขยายภาพ

หน้าถัดมา ต้องกรอกข้อมูลให้ระบบ จำนวน 5 อย่างเพื่อทำการยืนยันหลังจากขยายภาพ ได้แก่

1. Param1 คือค่าที่กำหนด Sensitivity ในการตรวจจับเซลล์
2. Param 2 คือค่าที่กำหนด Sensitivity ในการตรวจจับเซลล์
- 3.Distance คือค่าที่กำหนด เพื่อบอกระยะห่างระหว่างเซลล์แต่ละเซลล์
4. Min Radius คือค่าที่กำหนด เพื่อบอกค่ารัศมีเซลล์ที่มีค่าต่ำที่สุด
5. Max Radius คือค่าที่กำหนด เพื่อบอกค่ารัศมีเซลล์ที่มีค่าสูงที่สุด

เมื่อกำหนดค่าเหล่านี้ ทั้งหมดแล้วให้ทำการกดปุ่ม DETECT โปรแกรมจะทำการแสดงภาพเซลล์ที่ตรวจจับได้ โดยหากยังตรวจจับได้ไม่ดีพอ ให้ผู้ใช้ทำการปรับค่าต่าง ๆ แล้วกด DETECT ใหม่

จนกว่าจะได้การตรวจจับที่เป็นที่พอใจ แล้วจึงทำการกดปุ่ม CONFIRM เช่นเดียวกับหน้าต่างก่อนหน้า

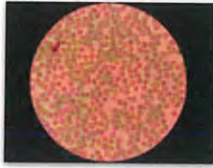


รูป 3.6 รูปหน้าต่างแสดงผลการแยกประเภทของเซลล์เม็ดเลือดแดง

หน้าต่างโปรแกรมแสดงผลการทำงานของโปรแกรมแยกประเภทของเซลล์เม็ดเลือดแดง โดยจะประกอบด้วยปุ่ม BACK ที่สามารถกดย้อนกลับไปหน้าก่อนหน้าได้ และ ปุ่ม RESTART ซึ่งทำการย้อนกลับไปหน้าจอแรกของโปรแกรมเพื่อทำการแยกประเภทของเซลล์เม็ดเลือดแดงจากแผ่นฟิล์มเม็ดเลือดใหม่อีกครั้ง

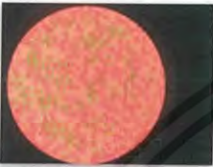
Dog: bo  
(id: 123)  
Owner: big

PRINT



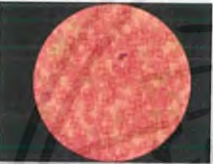
Record 1 (2019-04-29 12:32:34)

Verify ↑	Class	Percent (%)
<input type="checkbox"/>	Normal (GREEN)	319
<input type="checkbox"/>	Codocyte (YELLOW)	104
<input type="checkbox"/>	Hypochromia (RED)	2
<input type="checkbox"/>	Unknown (BLUE)	1



Record 2 (2019-04-29 12:33:53)

Verify ↑	Class	Percent (%)
<input type="checkbox"/>	Normal (GREEN)	101



Record 3 (2019-04-29 12:38:32)

Verify ↑	Class	Percent (%)
<input type="checkbox"/>	Hypochromia (RED)	278
<input type="checkbox"/>	Codocyte (YELLOW)	1
<input type="checkbox"/>	Normal (GREEN)	20
<input type="checkbox"/>	Unknown (BLUE)	0

รูป 3.7 รูปหน้าต่างแสดงผลการค้นหาวัดการตรวจเลือดจาก ID สุนัข

หน้าแสดงประวัติของการแยกประเภทเลือดสุนัขก่อนหน้า โดยจะแสดงรายละเอียดชื่อสุนัข  
ชื่อเจ้าของ ตามด้วยผลการตรวจเลือดในแต่ละครั้งที่ผ่านมามา

## บทที่ 4

### การทดลองและผลการทดลอง

#### 4.1 การออกแบบการทดลองจำแนกเซลล์เม็ดเลือดขาวของมนุษย์

เนื่องจากเม็ดเลือดขาวของคนมีรูปทรงกลมคล้ายกับเม็ดเลือดแดงและอยู่ในสภาพแวดล้อมเดียวกัน การทดลองนี้จึงมีวัตถุประสงค์เพื่อหาสถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันที่มีความแม่นยำในการจำแนกชนิดของเซลล์เม็ดเลือดขาวได้ดีที่สุด ทางเราจึงได้ใช้วิธีการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของสถาปัตยกรรมต่าง ๆ โดยใช้วิธี 5 fold cross validation โดยได้ทดลองกับสถาปัตยกรรมทั้งหมด จำนวน 3 สถาปัตยกรรม ได้แก่

- 1) LeNet
- 2) VGG-16
- 3) ResNet-50

ในการทดลองจะทำการนำสถาปัตยกรรมแต่ละรูปแบบมาทำการทดสอบกับรูปภาพเซลล์เม็ดเลือดที่ผ่านกระบวนการทำ Augmentation ได้แก่ การหมุนและการสะท้อนรูป เพื่อให้ข้อมูลรูปภาพเซลล์เม็ดเลือดมีจำนวนมากขึ้นและซึ่งจะทำให้โมเดลที่เราได้จากทดลองมีประสิทธิภาพในการจำแนกประเภทเซลล์เม็ดเลือดได้ดียิ่งขึ้น โดยแต่ละสถาปัตยกรรมจะมีการทดลองทั้งหมด 3 แบบ ได้แก่

- 1) ทำการทดลองเทรนตัวโมเดลตั้งแต่ต้นทั้งหมด
- 2) ทำการทดลองเทรนตัวโมเดลโดยใช้ค่าน้ำหนักเริ่มต้นจาก Image Net
- 3) ทำการทดลองเทรนโดยใช้ค่าน้ำหนักจาก Image net โดยไม่มีการเปลี่ยนแปลงค่าน้ำหนัก

##### 4.1.1.1 รายละเอียดในการทดลอง

- 1) ภาพความละเอียดขนาด 224 x 224 พิกเซล
- 2) ภาพมี Bit Depth 24 Bit
- 3) ไฟล์ภาพชนิด PNG
- 4) จำนวนภาพเซลล์เม็ดเลือดขาวแต่ละชนิดมีจำนวน 1000 ภาพ โดยภาพเซลล์เม็ดเลือดขาวถูกแบ่งออกเป็น 5 ชนิด ได้แก่ นิวโทรฟิล เบโซฟิล ลิมโฟไซต์ อีโอซิโนฟิล โมโนไซต์
- 5) รายละเอียดฮาร์ดแวร์คอมพิวเตอร์ที่ใช้ในการฝึกสอนแบบจำลอง

Processor: Intel Core i7-8750H

GPU: NVIDIA GeForce GTX 1070

Memory: 16 GB

6) การตั้งค่าตัวแปรที่ใช้ในการฝึกสอนแบบจำลอง

Learning Rate: 0.001

Optimizer: Adam

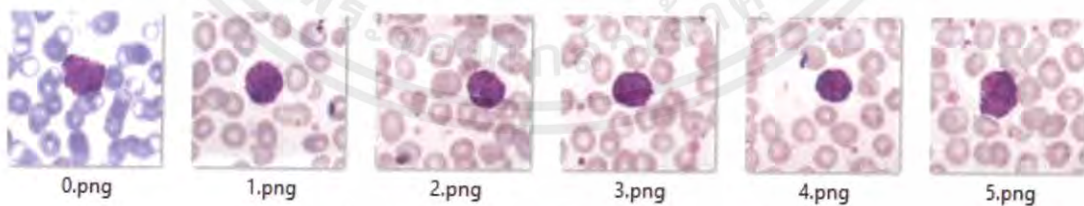
Loss Function: Categorical Cross-Entropy

Batch Size: 32

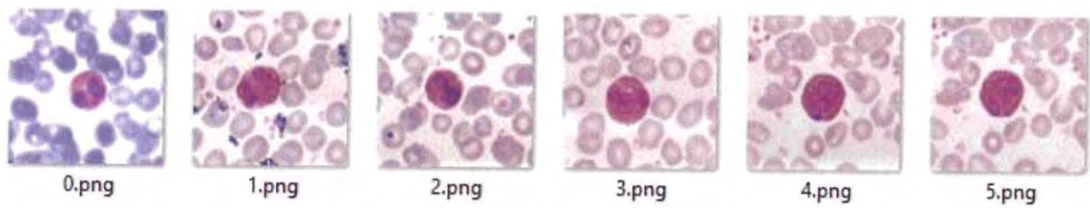
#### 4.1.2.2 ขั้นตอนในการทดลอง

- 1) ในการทดลองเราได้นำภาพจาก เซลล์เม็ดเลือดขาวของมนุษย์มาจาก BCCD Dataset จำนวน 410 ภาพ และ LISC Dataset จำนวน 400 ภาพ โดยได้ทำการรวมภาพเซลล์เม็ดเลือดขาว ทั้ง 5 ชนิดของแต่ละ Dataset มารวมกัน จากนั้นทำการแบ่งภาพออกมาจำนวน 20% จากจำนวนภาพเซลล์แต่ละชนิดเพื่อนำมาเป็นชุดข้อมูลทดสอบ
- 2) นำภาพของเซลล์แต่ละชนิดที่เหลือไปทำการ Augment เพื่อให้ได้ชุดข้อมูลสอนที่มากขึ้น ทำให้มีประสิทธิภาพในการเรียนรู้มากขึ้น
- 3) นำภาพที่ได้ทำการ Augment มาทดสอบโดยใช้วิธีการ 5 fold cross validation เพื่อทำการวัดประสิทธิภาพของโมเดลที่ได้ทำการสอนมา
- 4) นำโมเดลที่ได้ในแต่ละ fold มาทำการทดสอบกับชุดทดสอบที่ถูกแยกออกมาในข้อ 1 แล้วนำค่าความแม่นยำที่ได้มาทำการหาค่าเฉลี่ย
- 5) ทำข้อ 1-4 กับทั้ง 3 สถาปัตยกรรมที่ได้กล่าวมา โดยจะทำการทดลองทั้ง 3 แบบตามที่ได้กล่าวไปในการออกแบบการทดลอง

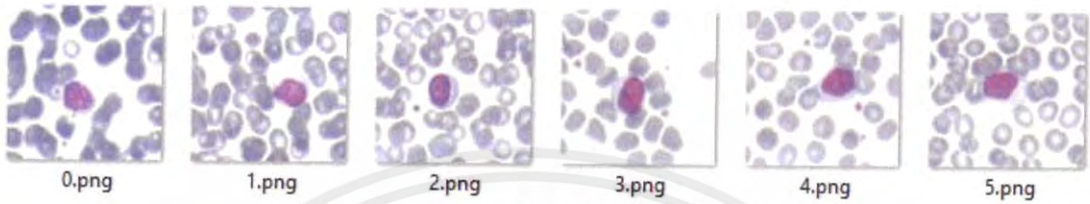
#### 4.1.1.3 ภาพข้อมูลตัวอย่างที่ใช้ในการทดลอง



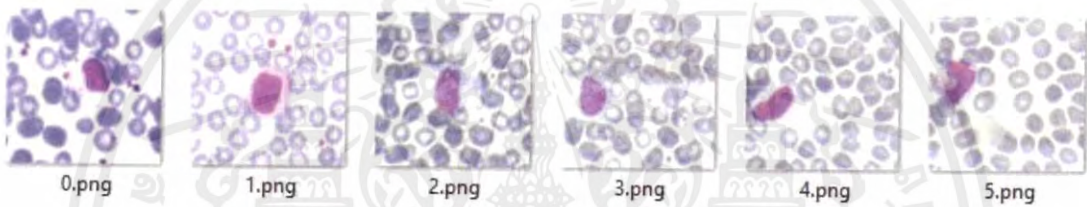
รูป 4.1 ตัวอย่างของ เซลล์เม็ดเลือดขาวชนิด เบโซฟิล



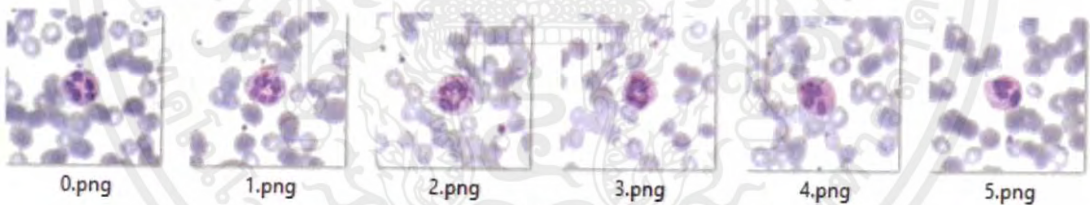
รูป 4.2 ตัวอย่างของ เซลล์เม็ดเลือดขาวชนิด อีโอซิโนฟิล



รูป 4.3 ตัวอย่างของ เซลล์เม็ดเลือดขาวชนิด ลิมโฟไซต์



รูป 4.4 ตัวอย่างของ เซลล์เม็ดเลือดขาวชนิด โมโนไซต์



รูป 4.5 ตัวอย่างของ เซลล์เม็ดเลือดขาวชนิด นิวโทรฟิล

#### 4.1.2 ผลการทดลอง

4.1.2.1 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการจำแนกชนิดของเซลล์เม็ดเลือดของแต่ละสถาบัน

ตาราง 4.1 การเปรียบเทียบความแม่นยำในการจำแนกชนิดของเซลล์เม็ดเลือดของแต่ละสถาปัตยกรรมโดยการเทรนโมเดลตั้งแต่ต้น

สถาปัตยกรรม	ค่าสูงสุด	ค่าต่ำสุด	ค่าเฉลี่ย
LeNet	72.97%	66.67%	69%
VGG16	67.57%	52.25%	61.44%
ResNet50	87.39%	83.78%	85.94%

ตาราง 4.2 confusion matrix ของสถาปัตยกรรม LeNet โดยการเทรนโมเดลใหม่ตั้งแต่ต้น

Actual\Predicted	BASO-PHIL	EOSINO-PHIL	LYMPHO-CYTE	MONO-CYTE	NEUTRO-PHIL
BASOPHIL	6	1	0	0	2
EOSINOPHIL	1	16	1	1	6
LYMPHOCYTE	0	6	11	1	2
MONOCYTE	1	1	1	8	3
NEUTROPHIL	1	10	1	1	37

ตารางที่ 4.3 confusion matrix ของสถาปัตยกรรม VGG16 โดยการเทรนโมเดลตั้งแต่ต้น

Actual\Predicted	BASO-PHIL	EOSINO-PHIL	LYMPHO-CYTE	MONO-CYTE	NEUTRO-PHIL
BASOPHIL	5	1	2	1	1
EOSINOPHIL	2	13	1	2	8
LYMPHOCYTE	1	3	11	2	4
MONOCYTE	2	2	1	6	3
NEUTROPHIL	1	6	3	5	35

ตาราง 4.4 confusion matrix ของสถาปัตยกรรม ResNet50 โดยการเทรนโมเดลตั้งแต่ต้น

Actual\Predicted	BASO- PHIL	EOSINO- PHIL	LYMPHO- CYTE	MONO- CYTE	NEUTRO- PHIL
BASOPHIL	7	0	1	1	0
EOSINOPHIL	0	18	0	1	6
LYMPHOCYTE	1	1	17	1	1
MONOCYTE	1	0	1	11	2
NEUTROPHIL	0	4	1	1	44

ตาราง 4.5 การเปรียบเทียบความแม่นยำในการจำแนกชนิดของเซลล์เม็ดเลือดของแต่ละสถาปัตยกรรมโดยการเทรนตัวโมเดลโดยใช้ค่าน้ำหนักเริ่มต้นจาก Image Net

สถาปัตยกรรม	ค่าสูงสุด	ค่าต่ำสุด	ค่าเฉลี่ย
VGG16	79.28%	64.86%	73.51%
ResNet50	89.19%	84.68%	86.49%

ตาราง 4.6 confusion matrix ของสถาปัตยกรรม VGG16 โดยการเทรนตัวโมเดลโดยใช้ค่าน้ำหนักเริ่มต้นจาก Image Net

Actual\Predicted	BASO- PHIL	EOSINO- PHIL	LYMPHO- CYTE	MONO- CYTE	NEUTRO- PHIL
BASOPHIL	6	1	1	1	1
EOSINOPHIL	1	17	1	1	6
LYMPHOCYTE	0	1	14	3	1
MONOCYTE	0	2	3	9	2
NEUTROPHIL	2	6	1	3	38

ตาราง 4.7 confusion matrix ของสถาปัตยกรรม ResNet50 โดยการเทรนตัวโมเดลโดยใช้ค่าน้ำหนักเริ่มต้นจาก Image Net

Actual\Predicted	BASO- PHIL	EOSINO- PHIL	LYMPHO- CYTE	MONO- CYTE	NEUTRO- PHIL
BASOPHIL	7	0	1	0	0
EOSINOPHIL	1	19	0	1	5
LYMPHOCYTE	1	1	17	0	1
MONOCYTE	1	0	1	11	2
NEUTROPHIL	0	5	1	0	44

ตาราง 4.8 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการจำแนกชนิดของเซลล์เม็ดเลือดของแต่ละสถาปัตยกรรมโดยการเทรนโดยใช้ค่าน้ำหนักจาก Image net โดยไม่มีการเปลี่ยนแปลงค่าน้ำหนัก

สถาปัตยกรรม	ค่าสูงสุด	ค่าต่ำสุด	ค่าเฉลี่ย
VGG16	68.47%	63.06%	65.77%
ResNet50	16.22%	11.71%	13.69%

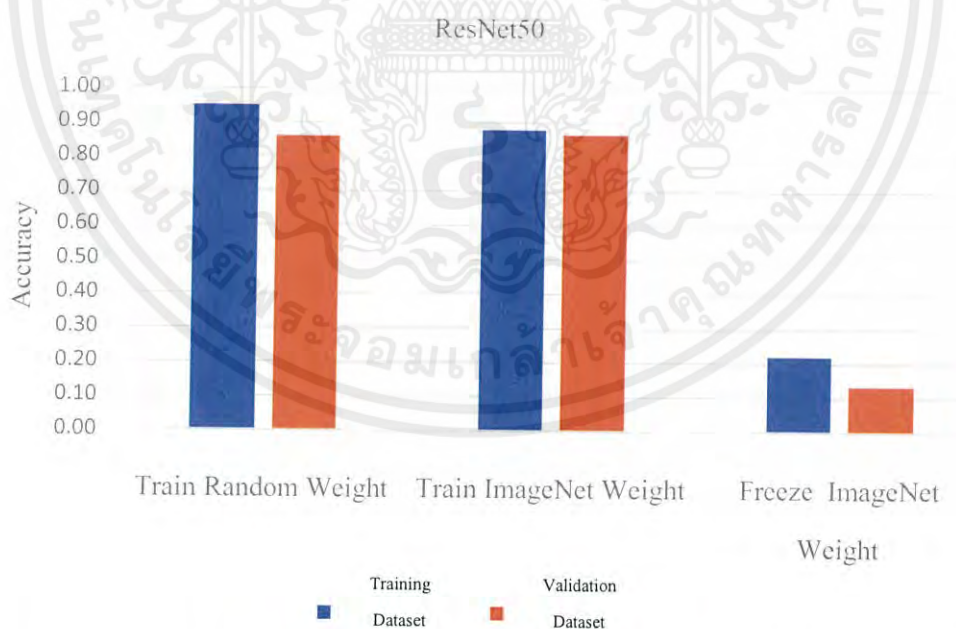
ตาราง 4.9 confusion matrix ของสถาปัตยกรรม VGG16 โดยการเทรนโดยใช้ค่าน้ำหนักจาก Image net โดยไม่มีการเปลี่ยนแปลงค่าน้ำหนัก

Actual\Predicted	BASO- PHIL	EOSINO- PHIL	LYMPHO- CYTE	MONO- CYTE	NEUTRO- PHIL
BASOPHIL	5	1	2	0	0
EOSINOPHIL	1	10	1	4	8
LYMPHOCYTE	0	4	12	0	2
MONOCYTE	0	2	1	9	1
NEUTROPHIL	0	8	0	0	40

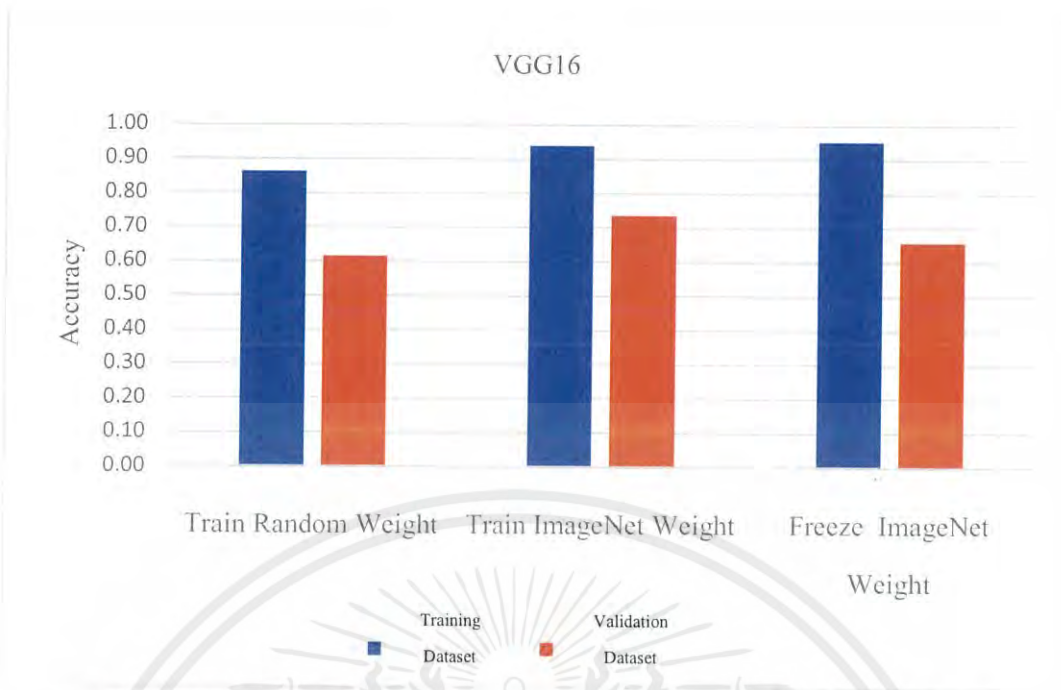
ตาราง 4.10 confusion matrix ของสถาปัตยกรรม ResNet50 โดยการเทรนโดยใช้ค่าน้ำหนักจาก Image net โดยไม่มีการเปลี่ยนแปลงค่าน้ำหนัก

Actual\Predicted	BASO- PHIL	EOSINO- PHIL	LYMPHO- CYTE	MONO- CYTE	NEUTRO- PHIL
BASOPHIL	1	3	0	6	0
EOSINOPHIL	1	3	1	21	0
LYMPHOCYTE	1	4	1	14	0
MONOCYTE	1	1	1	12	0
NEUTROPHIL	0	7	0	42	0

จากการตารางผลการทดลอง 4.1 4.5 และ 4.8 สรุปได้ว่าการฝึกสอนตัวแบบจำลองโดยใช้ค่าน้ำหนักเริ่มต้นจาก ImageNet จะให้ความแม่นยำในการแยกประเภทเซลล์เม็ดเลือดขาวสูงที่สุดและลำดับถัดมาคือการฝึกสอนแบบจำลองทั้งหมดตั้งแต่ต้นโดยใช้ค่าน้ำหนักแบบสุ่มและสุดท้ายคือการฝึกสอนแบบจำลองโดยใช้ค่าน้ำหนักจาก ImageNet โดยไม่มีการเปลี่ยนแปลงค่าน้ำหนักภายในเลเยอร์



รูป 4.6 กราฟเปรียบเทียบผลการทดลองแต่ละแบบของสถาปัตยกรรม ResNet50



รูป 4.7 กราฟเปรียบเทียบผลการทดลองแต่ละแบบของสถาปัตยกรรม VGG16

#### 4.1.3 สรุปผลการทดลอง

จากการทดลองจะสรุปได้ว่าการฝึกแบบจำลองโดยใช้ค่าน้ำหนักเริ่มต้นจาก ImageNet ให้ผลความแม่นยำมากที่สุด และสถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันที่มีความสามารถในการจำแนกเซลล์เม็ดเลือดได้ดีที่สุดที่ได้จากการทดลองคือสถาปัตยกรรม ResNet50 เนื่องจากขนาดของเซลล์เม็ดเลือดขาวในภาพนั้นมีขนาดเล็กเมื่อเทียบกับขนาดทั้งหมดของรูปภาพทำให้เมื่อทำการ Max Pooling เพื่อลดขนาดของคุณลักษณะที่ได้ออกมาส่งผลให้คุณลักษณะของเซลล์เม็ดเลือดขาวที่เราสนใจซึ่งมีน้อยอยู่แล้วมีน้อยลงไปอีกจึงทำให้ตัวสถาปัตยกรรมแบบ VGG นั้นมีค่าความแม่นยำที่น้อยเมื่อเทียบกับสถาปัตยกรรม ResNet50 ซึ่งมีการทำ Max Pooling เพียงครั้งเดียวทำให้รายละเอียดคุณลักษณะต่าง ๆ ของเซลล์เม็ดเลือดยังคงอยู่จึงทำให้สถาปัตยกรรม ResNet50 ทำการทดลองได้ค่าความแม่นยำที่สูงที่สุด

#### 4.2 การออกแบบการทดลองการจำแนกเซลล์เม็ดเลือดแดงของสุนัข

การทดลองนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อนำสถาปัตยกรรมที่ได้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุดที่ได้จากการทดลองในหัวข้อ 4.1 การออกแบบการทดลองจำแนกเซลล์เม็ดเลือดขาว นำมาใช้เป็นสถาปัตยกรรมในการจำแนกประเภทของเซลล์เม็ดเลือดแดง โดยในการทดลองนี้เราจะนำสถาปัตยกรรม ResNet50 มาใช้เป็นตัวจำแนกประเภทเซลล์เม็ดเลือดแดงโดยใน เราทำการ ขยายภาพรูปต้นฉบับ โดยทำการขยายภาพเป็น จำนวน 2 เท่า 3 เท่า 4 เท่า และ 5 เท่า เพื่อให้ได้ ภาพเซลล์เม็ดเลือดแดงที่มีขนาดแตกต่างกัน

กัน และเราทำการตัดภาพเซลล์เม็ดเลือดแดงออกมาจากภาพแผ่นฟิล์มและนำไปให้ผู้เชี่ยวชาญแยกประเภทของเซลล์เม็ดเลือดแดงแต่ละชนิด

#### 4.2.1.1 รายละเอียดในการทดลอง

1) ภาพเซลล์เม็ดเลือดแดง 3 ประเภท ได้แก่ โซโดโซท์จำนวน 345 ภาพ ไฮโปโครเมียจำนวน 356 ภาพและแบบปกติจำนวน 2691 ภาพ

2) ภาพมี Bit Depth 24 Bit

3) ไฟล์ภาพชนิด PNG

4) ภาพเซลล์เม็ดเลือดแดงที่ถูกตัดออกทุกภาพจะนำไปทำ padding zero เพื่อให้มีขนาด 224x224 พิกเซล

5) รายละเอียดฮาร์ดแวร์คอมพิวเตอร์ที่ใช้ในการฝึกสอนแบบจำลอง

Processor: Intel Core i7-8750H

GPU: NVIDIA GeForce GTX 1070

Memory: 16 GB

6) การตั้งค่าตัวแปรที่ใช้ในการฝึกสอนแบบจำลอง

Learning Rate: 0.001

Optimizer: Adam

Loss Function: Categorical Cross-Entropy

Batch Size: 32

#### 4.2.1.2 ขั้นตอนในการทดลอง

1) ในการทดลองเรานำภาพแผ่นฟิล์มจำนวน 22 ภาพ มาทำการขยายขนาดเป็น 2,3,4 และ 5 เท่า ตามลำดับ

2) ทำการตัดเซลล์เม็ดเลือดแดงออกมาจากภาพแผ่นฟิล์มเม็ดเลือดที่ถูกขยายตามจำนวนเท่าต่าง ๆ โดยใช้ Adaptive Histogram และ Hough Circle Transform กับภาพแผ่นฟิล์มเม็ดเลือด

3) นำภาพเซลล์เม็ดเลือดแดงที่ตัดได้มาแยกประเภท เป็น 3 ประเภท คือ 1. โซโดโซท์ 2. ไฮโปโครเมีย 3. ปกติ และทำการแบ่งชุดข้อมูล ออกเป็น 70% สำหรับการเรียนรู้ และ 30% สำหรับการทดสอบ

4) นำภาพของเซลล์แต่ละชนิดในชุดสำหรับการเรียนรู้ไปทำการ Augment เพื่อให้ได้ชุดข้อมูลสอนที่มากขึ้น โดยจะ Augment ให้มีจำนวนชนิดละ 10000 ภาพ ทำให้มีประสิทธิภาพในการเรียนรู้มากขึ้น

5) นำโมเดลที่เรียนรู้จากชุดสำหรับการเรียนรู้มาทดสอบกับชุดทดสอบที่แยกไว้ในตอนแรก

#### 4.4.3 ภาพข้อมูลตัวอย่างที่ใช้ในการทดลองจำแนกเซลล์เม็ดเลือดแดง



รูป 4.8 ภาพข้อมูลตัวอย่างของ เซลล์เม็ดเลือดแดงชนิด โครโคไซท์



รูป 4.9 ภาพข้อมูลตัวอย่างของ เซลล์เม็ดเลือดแดงชนิด ไฮโปโครเมีย

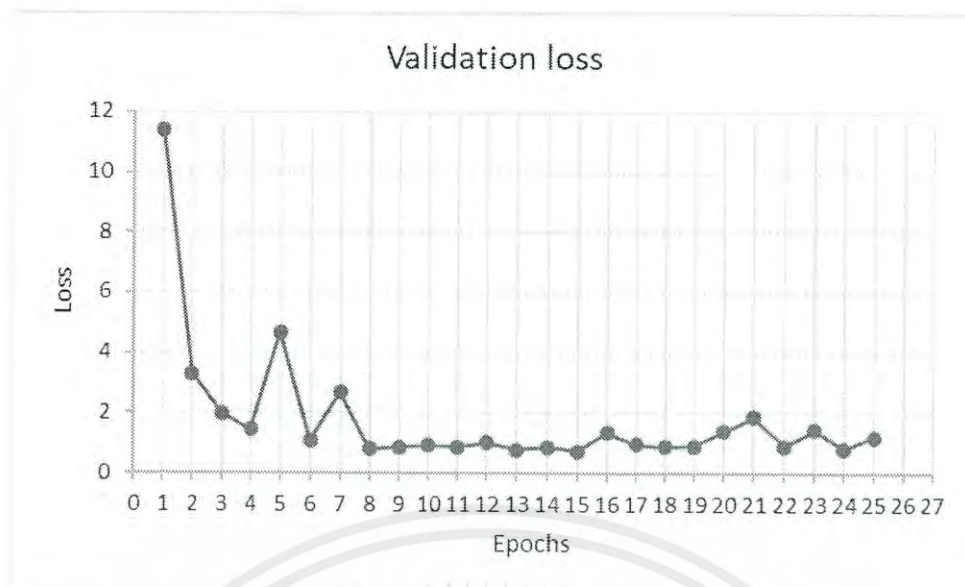


รูป 4.10 ภาพข้อมูลตัวอย่างของ เซลล์เม็ดเลือดแดงชนิด ปกติ

#### 4.2.2 ผลการทดลองการจำแนกเซลล์เม็ดเลือดแดง

ตาราง 4.11 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการจำแนกชนิดของเซลล์เม็ดเลือดแดงของสถาปัตยกรรม ResNet 50

สถาปัตยกรรม	Validation Accuracy	Training Accuracy	Test Accuracy
ResNet50	96.34% (+/- 0.58%)	99.10%	94.99%



รูป 4.11 กราฟเปรียบเทียบค่า Loss เทียบกับ Epochs

จากรูป 4.11 สังเกตได้ว่าค่า Validation loss ลดลงเรื่อย ๆ ตามจำนวน Epochs ที่เพิ่มขึ้นจนค่า Validation loss ไม่ลดลงต่ำกว่า Epochs ที่ได้ Validation loss ต่ำที่สุด เป็นจำนวน 10 Epochs จึงทำการหยุดฝึกสอน จะสังเกตได้ว่า Epochs ที่ 15 ให้ค่า Validation loss ต่ำที่สุด เราจึงนำค่าน้ำหนักจาก Epochs ที่ได้ Validation loss ต่ำที่สุดมาใช้เป็นค่าน้ำหนักของแบบจำลองที่นำไปใช้งานจริง

ตาราง 4.12 Confusion Matrix ของสถาปัตยกรรม ResNet-50 ในการจำแนกชนิดของเซลล์เม็ดเลือดแดง

Actual\Predicted	Codocyte	Hypochromia	Normal
Codocyte	103	1	17
Hypochromia	0	114	1
Normal	25	7	750

จากตารางผลการทดลองที่ 4.11 สรุปได้ว่าแบบจำลองที่ถูกฝึกสอนสำหรับการแยกประเภทเม็ดเลือดแดง 3 ชนิด สามารถจำแนกประเภทด้วยความแม่นยำ Training Accuracy 99.10% และ Test Accuracy 94.99% โดยสังเกตได้จากตารางที่ 4.12 ว่าตัวแบบจำลองนั้นสามารถจำแนกประเภทได้ถูกต้องได้เป็นส่วนใหญ่และมากกว่าจำนวนการจำแนกประเภทที่ผิด ซึ่งแบบจำลองไม่ได้มีการจำแนกประเภทเอนเอียงไปยังประเภทใดประเภทหนึ่ง

#### 4.2.3 สรุปผลการทดลองจำแนกเซลล์เม็ดเลือดแดง

จากการทดลองพบว่าการจำแนกประเภทเซลล์เม็ดเลือดแดง โดยใช้สถาปัตยกรรม ResNet50 ได้ ผลลัพธ์ Training Accuracy 99.10% และ Test Accuracy 94.99%



## บทที่ 5

# บทสรุปและข้อเสนอแนะ

### 5.1 สรุปผล

เนื่องจากในขั้นแรกทางผู้จัดทำยังไม่ได้รับข้อมูลภาพเซลล์เม็ดเลือดแดงของสุนัขจากทางโรงพยาบาลสัตว์หัวหิน จึงได้นำข้อมูลภาพเซลล์เม็ดเลือดขาวของมนุษย์มาทำการทดลองแทนก่อน เนื่องจากมีลักษณะเป็นเซลล์เม็ดเลือดเหมือนกัน โดยการทดลองที่ได้ทำในขั้นแรกนั้นคือการหาวิธีการฝึกสอนแบบจำลองที่แม่นยำที่สุดและหาสถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันที่มีความแม่นยำในการจำแนกชนิดของเซลล์เม็ดเลือดขาวมากที่สุด เพื่อที่จะนำวิธีการฝึกสอนและสถาปัตยกรรมที่ดีที่สุดมาใช้กับข้อมูลเซลล์เม็ดเลือดแดง โดยจากการทดลองพบว่า การฝึกสอนแบบจำลองโดยใช้ค่าน้ำหนักเริ่มต้น ImageNet ในสถาปัตยกรรม ResNet50 ให้ความแม่นยำในการจำแนกประเภทเม็ดเลือดขาวมากที่สุด เราทำจึงใช้ผลการทดลองข้างต้นกับการจำแนกประเภทเซลล์เม็ดเลือดแดงโดยการทดลองจำแนกประเภทเซลล์เม็ดเลือดแดงมีการนำเทคนิคต่าง ๆ เข้ามาช่วยแก้ปัญหาในเรื่องของ ชุดข้อมูล ที่ไม่สมบูรณ์ เช่น การทำ Image Augmentation , Oversampling และ เรื่องของคุณภาพของภาพหลังจากทำการขยายภาพ เรามีการใช้ Application Waifu2x เข้ามาช่วยเพื่อทำการขยายภาพ โดยยังคงความคมชัดเท่าเดิม โดยเบื้องหลังของโปรแกรมนี้ มีการใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึกเข้ามาช่วย โดยหลังจากได้ประยุกต์ใช้เทคนิคต่าง ๆ เพื่อแก้ไข ปัญหาของ ชุดข้อมูล แล้ว พบว่าสถาปัตยกรรม ResNet50 นั้นสามารถทำการจำแนกชนิดเซลล์เม็ดเลือดแดงได้อย่างแม่นยำถึง 94.99%

### 5.2 ปัญหาและแนวทางแก้ไข

- 1) ขนาดภาพฟิล์มเม็ดเลือดนั้นมีขนาดที่ต่างต่างกัน ส่งผลให้ยากต่อการนำไปประมวลผล โดยควรจะมีการกำหนดขนาดภาพหรืออุปกรณ์ในการถ่ายให้ชัดเจนเพื่อสะดวกต่อการนำไปประมวลผลต่อ
- 2) จำนวนคลาสข้อมูลแต่ละคลาสมิ่จำนวนไม่เท่ากันจึงต้องทำการ Resample โดยการ Up sampling ด้วยวิธีการ Augmentation
- 3) ภาพเซลล์เม็ดเลือดแดงที่ตัดมาจากเพิ่มเริ่มต้นนั้นคุณภาพของภาพไม่ดีพอที่จะนำไปประมวลผล จึงต้องทำการขยายภาพ โดยรวมก่อนแล้วทำการตัดอีกทีหนึ่ง
- 4) ใช้ runtime เยอะ ในการขยายรูปแล้วตัด ควรจะหาอัลกอริทึมที่สามารถจะประมวลผลภาพที่คุณภาพต่ำได้มาทดแทนการขยายภาพ

### 5.3 แนวทางการพัฒนาต่อ

- 1) ทำการจำแนกประเภทของเซลล์เม็ดเลือดแดง ได้มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น
- 2) สามารถทำ การตรวจจับเซลล์เม็ดเลือดแดง โดยใช้อัลกอริทึมทางด้าน การเรียนรู้เชิงลึก
- 3) สามารถจำแนกประเภทเซลล์เม็ดเลือดแดง ได้หลายประเภทยิ่งขึ้น
- 4) พัฒนาอัลกอริทึมที่ช่วยให้ runtime ลดลง



## บรรณานุกรม

- Mengjia Xu และคณะ. 2017. “A deep convolutional neural network for classification of red blood cells in sickle cell anemia”. Key Laboratory of Medical Image Computing of Ministry of Education, Northeastern University, Shenyang, China
- Merl James Macawile และคณะ. 2018. “White Blood Cell Classification and Counting Using Convolutional Neural Network”. School of Electrical, Electronics and Computer Engineering Mapua University Manila, Philippines
- RazaliTomari และคณะ. 2014. “Computer Aided System for Red Blood Cell Classification in Blood Smear Image”. Faculty of Electrical and Electronic Engineering, Universiti un Hussein Onn Malaysia, Parit Raja Batu Pahat 86400, Malaysia
- Yuhang Dong และคณะ. 2017. “Evaluations of deep convolutional neural networks for automatic identification of malaria infected cells”. Dept. of Electrical and Computer Engineering, University of Alabama in Huntsville, Huntsville, AL 35899, USA
- Kaiming He และคณะ. 2015. “Deep Residual Learning for Image Recognition”. Microsoft Research
- Karen Simonyan และคณะ. 2014. “Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition”. Visual Geometry Group, Department of Engineering Science, University of Oxford
- Margarida Silveira. 2005. “An Algorithm for the Detection of Multiple Concentric Circles”. IST/INESC Lisbon Portugal

Jürgen Schmidhuber. 2014. “Deep learning in neural networks: An overview”. The Swiss AI Lab IDSIA, Istituto Dalle Molle di Studi sull'Intelligenza Artificiale, University of Lugano & SUPSI, Galleria 2, 6928 Manno-Lugano, Switzerland

บังอร ดัชนีเกตุร 2005. **เม็ดเล็อดแดงที่พบในเสมียร์เล็อด** [Online].

Available <http://www.mt.mahidol.ac.th/e-learning/AutomateReport.../Page2.html>

Adit Deshpande 2016. **A Beginner's Guide To Understanding Convolutional Neural Networks** [Online]. Available <https://adeshpande3.github.io/adeshpande3.github.io>

Arden Dertat 2017. **Applied Deep Learning - Part 4: Convolutional Neural Networks** [Online]. Available <https://towardsdatascience.com/applied-deep-learning-part-4-convolutional-neural-networks-584bc134c1e2>

Sumit Saha 2018. **A Comprehensive Guide to Convolutional Neural Networks—the ELI5 way** [Online]. Available <https://towardsdatascience.com/applied-deep-learning-part-4-convolutional-neural-networks-584bc134c1e2>

Mayank Jain 2017. **The Basics of Neural Networks** [Online]. Available <https://medium.com/datadriveninvestor/the-basics-of-neural-networks>

geek\_kid 2018. **Neural Network fundamentals** [Online]. Available <https://medium.com/datadriveninvestor/neural-network-fundamentals>

eriklindernoren 2018. **Keras implementations of Generative Adversarial Networks.** [Online]. Available <https://github.com/eriklindernoren/Keras-GAN>