

การศึกษาการจำแนกภาพเอ็มอาร์ไอสมองด้วยโมเดลโครงข่ายประสาท ชนิดคอนโวลูชัน

Study of brain MRI Image classification by Convolutional Neural Network

สิรภาพ ตามธรรม

บัณฑิตศึกษา สาขาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์และเทคโนโลยี

E-mail: Sirapoap_tham@rtaf.mi.th

สุชาดา สิทธิจึงสภาพร

สาขาวิศวกรรมอิเล็กทรอนิกส์ สถาบันนวัตกรรมมหานคร

คณะวิศวกรรมศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีมหานคร

140 ถนนเชื่อมสัมพันธ์ แขวงกระทุ่มราย เขตหนองจอก กรุงเทพฯ 10530

Email: ssuchada@mut.ac.th

Manuscript Received March 24, 2024

Revised May 4, 2024

Accepted May 12, 2024

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้นำเสนอวิธีการจำแนกภาพ MRI (Magnetic Resonance Imaging) โดยใช้โมเดลโครงข่ายประสาทชนิดคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Network: CNN) โมเดล CNN ได้รับการฝึกฝนบนชุดข้อมูลภาพเอ็มอาร์ไอที่มีการติดป้ายกำกับไว้ ซึ่งช่วยให้โมเดลสามารถเรียนรู้รูปแบบและลักษณะเฉพาะของ ภาพเอ็มอาร์ไอที่เกี่ยวข้องกับโรคหรือสภาวะทางการแพทย์ต่าง ๆ ผลที่ได้จากการทดลองพบว่า โมเดลที่เหมาะสมสำหรับงาน MRI เพื่อจำแนกภาพสมองจากอาการอัลไซเมอร์คือ ResNet50 เนื่องจากการใช้รอบในการเทรนที่น้อย, ค่า loss มีค่าคงที่และ accuracy สูง

คำสำคัญ: การจำแนกภาพเอ็มอาร์ไอ (Magnetic Resonance Imaging) โดยใช้โมเดลโครงข่ายประสาทชนิดคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Network: CNN)

ABSTRACT

This research presents a method for classifying Magnetic Resonance Imaging (MRI) images using Convolutional Neural Networks (CNNs). The CNN model is trained on a labeled dataset of MRI images, which allows the model to learn patterns and specific features of MRI images related to various diseases or medical conditions. Simulation result show that the appropriate model for classification of Alzheimer's brain MRI image is ResNet50. This is used the less epochs for training compared to MobileNetV2 and efficientNetB7 with high accuracy.

Keywords: Magnetic Resonance Imaging (MRI) Convolutional Neural Networks (CNNs)

1. บทนำ

MRI Magnetic Resonance Imaging [1] เป็นเทคนิคการถ่ายภาพทางการแพทย์ที่ใช้สนามแม่เหล็กและคลื่นวิทยุ เพื่อสร้างภาพที่มีรายละเอียดของโครงสร้างภายในของร่างกาย เป็นวิธีที่ไม่

กระทบในการมองเห็นเนื้อเยื่ออ่อน อวัยวะ และโครงสร้างอื่น ๆ ภายในร่างกาย ทำให้เป็นเครื่องมือที่ดีสำหรับการวินิจฉัยและติดตามอาการทางการแพทย์ต่าง ๆ MRI มีประโยชน์อย่างยิ่งสำหรับการถ่ายภาพสมอง ไขสันหลัง ข้อต่อ กล้ามเนื้อ และอวัยวะภายใน เช่น หัวใจและตับ

ลักษณะของภาพ MRI มีลักษณะเฉพาะหลายประการที่ทำให้มีเอกลักษณ์และส่งผลต่อการวินิจฉัยทางการแพทย์ได้อย่างดี นี่คือนิยามสำคัญของภาพ MRI ดังแสดงในรูปที่ 1 มีรายละเอียดดังนี้

1. ให้ภาพที่มีรายละเอียดสูง ภาพ MRI สามารถแสดงรายละเอียดของเนื้อเยื่ออ่อนและโครงสร้างทางกายวิภาคที่ซับซ้อนได้ดีกว่าการตรวจอื่น ๆ เช่น การเอกซเรย์หรือ CT scan

2. การถ่ายภาพหลายระนาบ MRI สามารถถ่ายภาพในระนาบหลายระนาบ ให้มุมมองที่ครอบคลุมของโครงสร้างภายในจากมุมต่าง ๆ

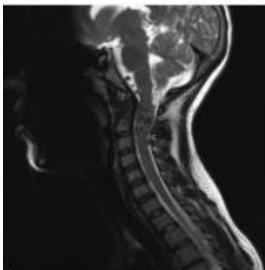
ความยืดหยุ่นนี้มีประโยชน์สำหรับการประเมินทางกายวิภาคโดยละเอียด

3. ไม่มีรังสีไอออไนซ์ MRI อาศัยสนามแม่เหล็กแรงสูงและพัลส์ความถี่วิทยุแทน ทำให้ MRI เป็นตัวเลือกที่ปลอดภัยยิ่งขึ้นสำหรับการถ่ายภาพซ้ำ โดยเฉพาะสตรีมีครรภ์และเด็ก

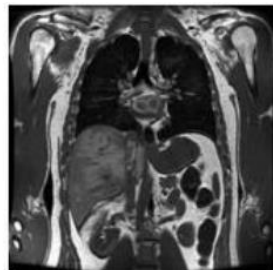
4. ความละเอียดเชิงพื้นที่สูง MRI สามารถให้ภาพที่มีความละเอียดสูง ช่วยให้มองเห็นโครงสร้างขนาดเล็กและความผิดปกติได้อย่างละเอียด

5. ลักษณะเฉพาะของเนื้อเยื่อ เนื้อเยื่อที่แตกต่างกันมีคุณสมบัติทางแม่เหล็กที่ต่างกัน ส่งผลให้ความเข้มของสัญญาณในภาพ MRI แตกต่างกัน ซึ่งช่วยให้สามารถแยกแยะเนื้อเยื่อตามลักษณะโดยธรรมชาติ ซึ่งช่วยในการวินิจฉัยสภาวะต่าง ๆ

6. สามารถตรวจได้หลายส่วนของร่างกาย ภาพ MRI สามารถใช้ตรวจได้หลายส่วนของร่างกาย เช่น สมอง กระดูกสันหลัง หัวใจ ช่องท้อง ข้อต่อ กล้ามเนื้อ และเส้นเลือด



รูปที่ 1 ตัวอย่างภาพ MRI ส่วนต่าง ๆ ของร่างกาย [1]



Brain MRI [1] เป็นเทคนิคการถ่ายภาพทางการแพทย์ที่ให้ภาพที่มีรายละเอียดของโครงสร้างภายในสมอง ใช้สนามแม่เหล็กและคลื่นวิทยุเพื่อสร้างภาพที่มีรายละเอียดสูงของสมองและโครงสร้างโดยรอบ สามารถใช้ในการวินิจฉัยภาวะต่าง ๆ รวมถึงเนื้องอก อุบัติเหตุทางหลอดเลือดสมอง และโรคอัลไซเมอร์ ดังแสดงในรูปที่ 2

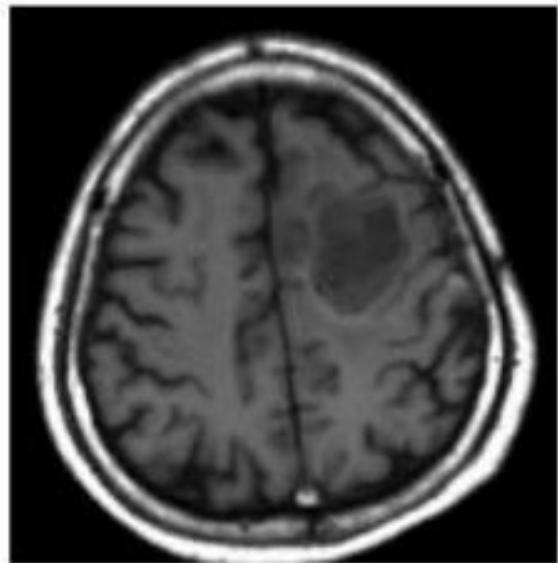
ข้อดีที่สำคัญของ MRI ด้านสมอง

1. ให้ภาพที่มีรายละเอียดสูง ภาพ MRI สามารถแสดงรายละเอียดของโครงสร้างสมอง เนื้อเยื่ออ่อน เส้นเลือด และเส้นประสาทได้ชัดเจน

2. ไม่มีรังสี ภาพ MRI ไม่ใช้รังสีในการสร้างภาพ จึงปลอดภัยกว่าการตรวจอื่น ๆ ที่ใช้รังสี เช่น CT scan

3. ภาพ MRI สามารถตรวจหาความผิดปกติของสมองได้ตั้งแต่ระยะเริ่มแรก

4. ภาพ MRI ส่วนใหญ่ไม่ต้องฉีดสารทึบรังสี ยกเว้นบางกรณี



รูปที่ 2 ตัวอย่างภาพ MRI สมอง [1]

2. ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

CNN model (Convolutional Neural Network model) [2]

- [5] เป็นโมเดล Deep Learning ที่ถูกออกแบบมาเพื่อประมวลผลข้อมูล 2 มิติ เช่น รูปภาพ วิดีโอ ทำงานโดยใช้เทคนิค Convolution

ซึ่งเป็นการกรองข้อมูล 2 มิติด้วย Kernel ที่มีขนาดเล็ก โดย Kernel นี้ทำหน้าที่เหมือนตัวกรองดึงเอาคุณสมบัติเฉพาะของรูปภาพออกมา เช่น เส้น ขอบ มุม ซึ่งประกอบด้วยหลายชั้น (Layer) แต่ละชั้นจะทำหน้าที่กรองข้อมูลและดึงเอาคุณสมบัติที่ซับซ้อนมากขึ้นเรื่อย ๆ มีประสิทธิภาพสูงในการทำงานกับงาน การมองเห็นของคอมพิวเตอร์ (Computer Vision) หลายประเภท

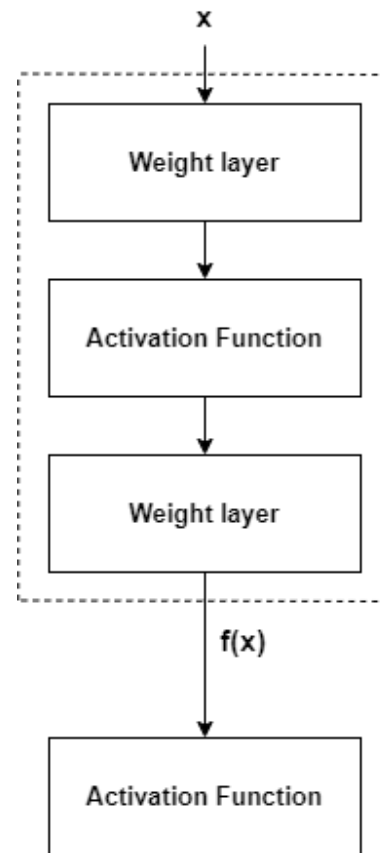
โมเดลที่ใช้งานมีดังนี้

1) ResNet (Residual Networks) [6] เป็น Convolutional Neural Network (CNN) ประเภทหนึ่ง ได้รับการออกแบบมาเพื่อแก้ไขปัญหา Vanishing Gradient ที่เกิดขึ้นใน CNN ที่มีความลึกมาก หลักการทำงานของ ResNet ใช้ Residual Connection ในการเชื่อมต่อเลเยอร์ต่าง ๆ ของโมเดล Residual Connection นี้ช่วยให้โมเดลสามารถเรียนรู้ความสัมพันธ์ระหว่าง input กับ output ของเลเยอร์นั้น ๆ ได้โดยตรง [6]

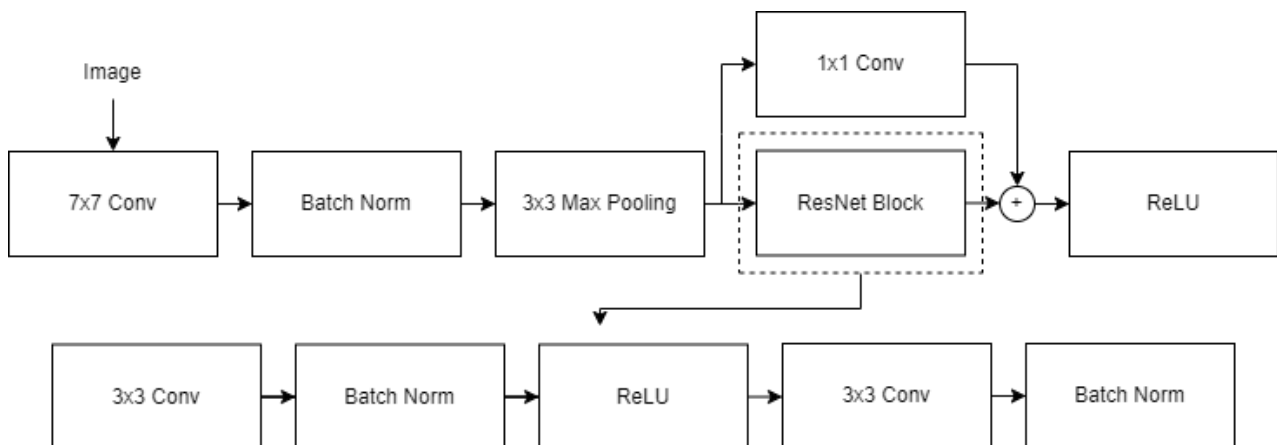
โครงสร้างพื้นฐานของ Residual Block ประกอบด้วย องค์ประกอบดังนี้ Convolutional layer, Batch Normalization, ReLU activation, Another convolutional layer, Batch Normalization, Shortcut connection for identity mapping, Element-wise addition of shortcut and output และ Final ReLU activation ดังแสดงในรูปที่ 3

ประเภทของสถาปัตยกรรม ResNet แสดงตามความลึก และมีการพัฒนาหลายรูปแบบ เช่น ResNet-18 ResNet-34 เป็นเวอร์ชันที่เหมาะสมสำหรับงานที่ซับซ้อนน้อย ResNet-50 ResNet-101 ResNet-152 เป็นสถาปัตยกรรมเชิงลึกที่มีความจุเพิ่มขึ้น มักใช้สำหรับงานการจัดหมวดหมู่รูปภาพบนชุดข้อมูลขนาดใหญ่ และ

Wide ResNet (WRN) เป็นรูปแบบที่มีความกว้างเพิ่มขึ้น ให้ความแตกต่างระหว่างความลึกและความกว้างที่แตกต่างกัน



รูปที่ 3 องค์ประกอบของ Residual Block [6]

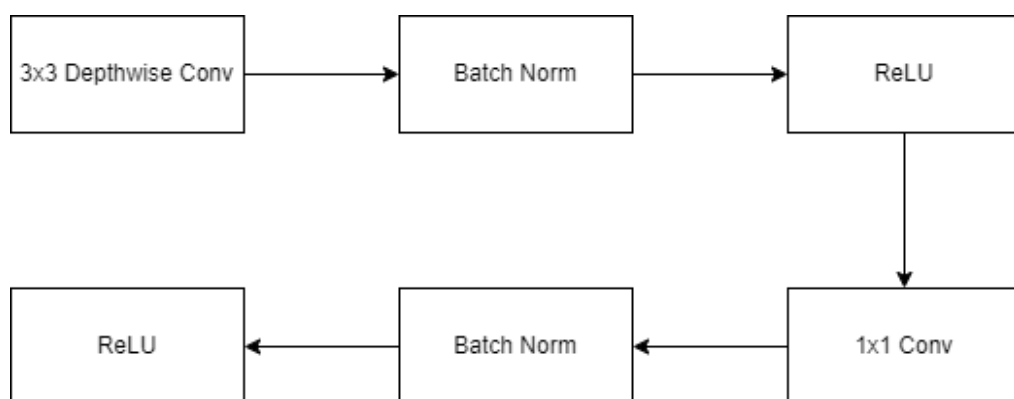


รูปที่ 4 โครงสร้าง ResNet [6]

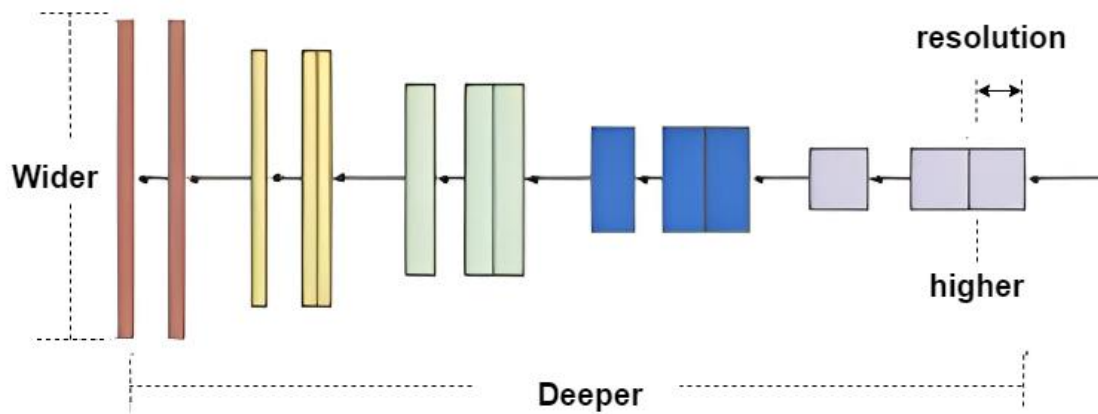
ResNet Model [6] จะมีโครงสร้างที่ประกอบขึ้นจาก residual block ต่อกัน ชั้นแรกของโครงข่ายจะใช้ฟิลเตอร์ขนาด 7x7 และให้เอาต์พุตเป็น 64 และกำหนด stride เป็น 2 ตามด้วยการทำ Batch Normalization และการทำพูลลิ่งค่าสูงสุด (Max pooling) ในชั้นต่อ ๆ ไปจะประกอบขึ้นจาก Residual Blocks ซึ่งมีโครงสร้างข้างในประกอบด้วยประกอบขึ้นด้วยชั้นคอนโวลูชันที่ใช้ฟิลเตอร์ขนาด 3x3 และ ฟังก์ชันกระตุ้นเรกติไฟด์เชิงเส้น (ReLU) และในส่วนท้ายของโครงข่ายจะทำพูลลิ่งแบบค่าเฉลี่ย (Average pooling) ก่อนจะเข้าสู่

ขั้นตอนการจำแนก (classification) ดังแสดงในรูปที่ 4

2) MobileNet [7] เป็นโมเดล Convolutional Neural Network (CNN) ประเภทหนึ่ง โมเดลนี้ได้รับการออกแบบมาเพื่อใช้งานบนอุปกรณ์พกพาโดยเฉพาะ เน้นความเร็วและประสิทธิภาพ หลักการทำงานใช้เทคนิค Depthwise Separable Convolution ในการลดจำนวนพารามิเตอร์และ FLOPs ของโมเดล เทคนิคนี้ช่วยให้โมเดลทำงานได้เร็วขึ้นโดยไม่ต้องเสียความแม่นยำ แสดงในรูปที่ 5

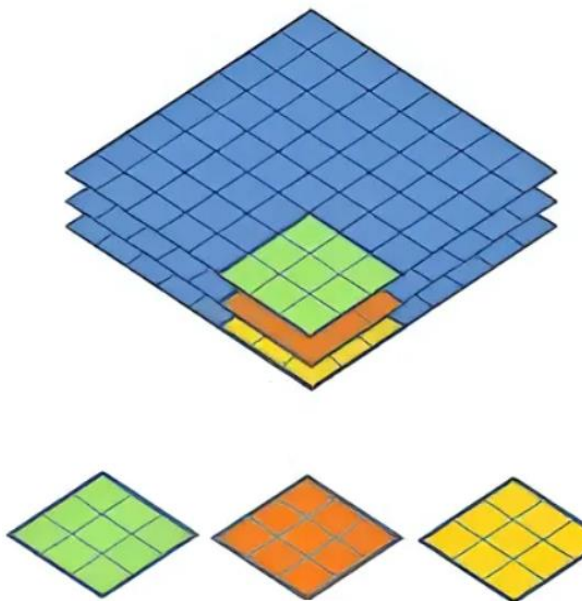


รูปที่ 5 โครงสร้างภายใน Depthwise Separable [7]

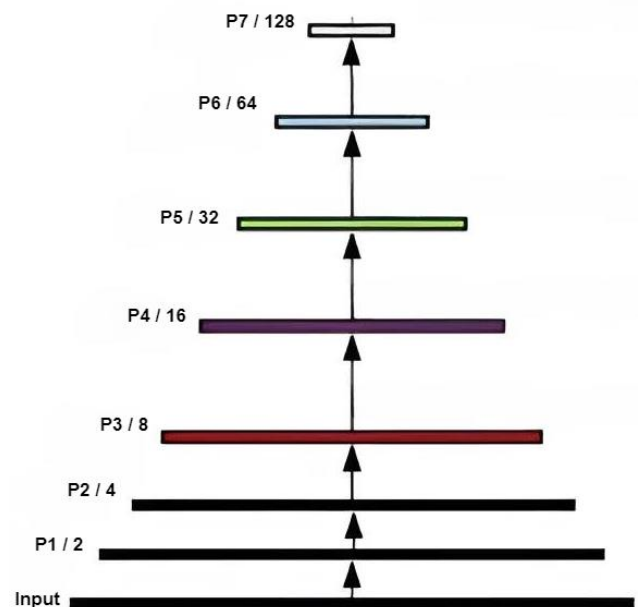


รูปที่ 7 การปรับขนาดโมเดลในรูปแบบ Compound scaling [8]

Depthwise Separable Convolutions [7] คือ การบิดแบบแยกส่วนเชิงลึกอย่างกว้าง ซึ่งแยกการบิดแบบมาตรฐานออกเป็นสองขั้นตอน การบิดแบบเชิงลึกและการบิดแบบจุด ซึ่งจะช่วยลดจำนวนพารามิเตอร์และการคำนวณ ทำให้เครือข่ายมีน้ำหนักเบามากขึ้น แสดงในรูปที่ 6



รูปที่ 6 โครงสร้างแบบ Depthwise Separable Convolutions [7]



รูปที่ 8 โครงสร้างภายในของ EfficientNet [8]

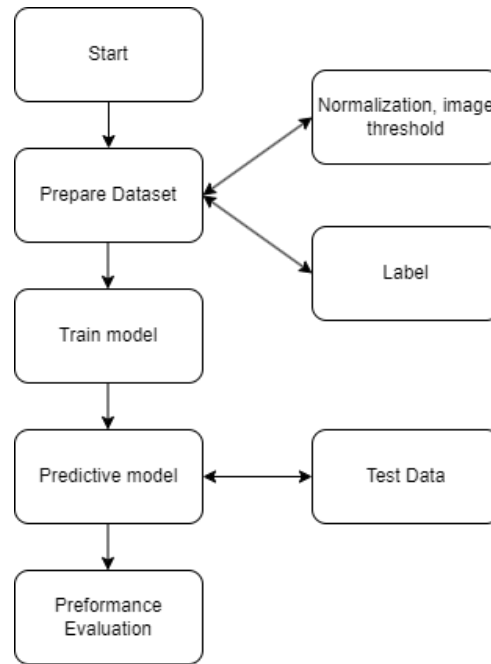
3) EfficientNet [8] เป็น Convolutional Neural Network (CNN) ประเภทหนึ่ง เป้าหมายหลักของโมเดลนี้คือการเพิ่มประสิทธิภาพ (Efficiency) และความแม่นยำ (Accuracy) ของโมเดล CNN

หลักการทำงานของ EfficientNet ใช้เทคนิคที่เรียกว่า Compound Scaling ในการปรับขนาดโมเดล แสดงในรูปที่ 7 เทคนิคนี้ช่วยเพิ่มประสิทธิภาพและความแม่นยำของโมเดล โดย

ปรับแต่ง 3 องค์ประกอบหลักของโมเดล CNN แสดงในรูปที่ 8 ดังนี้

- 1) ความกว้าง (Width): จำนวนฟิลเตอร์ใน convolutional layer
 - 2) ความลึก (Depth): จำนวน convolutional layer
 - 3) ความละเอียด (Resolution): ขนาดของ input image
- Compound Scaling [8] เป็นเทคนิคที่ใช้ในการปรับขนาด

โมเดล Convolutional Neural Network (CNN) เทคนิคนี้ช่วยเพิ่มประสิทธิภาพและความแม่นยำของโมเดล Compound Scaling ทำงานโดยการเพิ่มทั้ง width, depth และ resolution ของโมเดล ด้วย constant ratio ตัวเดียวกัน เทคนิคนี้ช่วยให้โมเดลสามารถเรียนรู้ features ได้ละเอียดขึ้นตามลำดับเวอชันของโมเดล



รูปที่ 9 โครงสร้างพื้นฐานของ Machine learning

3. การจำลองการทำงานและผลที่ได้

การจำลองการทำงานโดยใช้โครงสร้างพื้นฐานของ Machine learning ดังแสดงในรูปที่ 9 โดยมีขั้นตอนดังนี้

3.1 การจำลองการทำงาน

1) เตรียม Dataset สำหรับการเทรนรูปแบบ supervised learning โดยแบ่งออกเป็น 2 ส่วนคือ การจัดการรูปภาพทำการ resize ภาพจัดการข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบตามที่ model ต้องการ และการ label ให้ข้อมูลเพื่อเตรียมความพร้อมให้ข้อมูลสำหรับเทรน ดังแสดงในรูปที่ 10



รูปที่ 10 ตัวอย่างภาพการ Label data

2) เตรียม model สำหรับเทรนโดยใช้ weights เบื้องต้นจาก imagenet คือชุดข้อมูลภาพขนาดใหญ่ที่ใช้สำหรับการวิจัยด้าน computer vision ทำการตัดในส่วนของการ classification ออกและเทรน extraction feature ใหม่และเพิ่มรูปแบบ classification ใหม่ ดังแสดงในรูปที่ 11

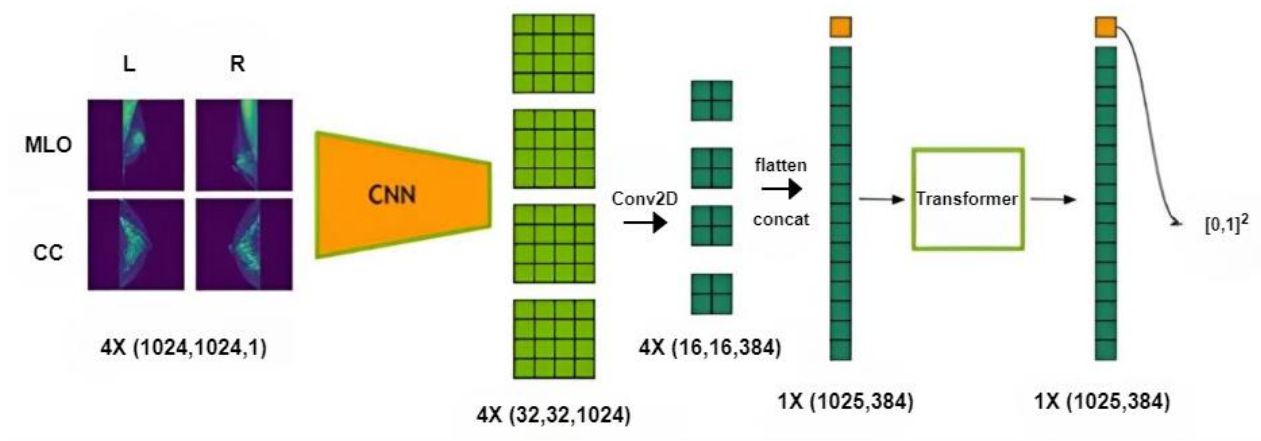
3) หลังจากผ่านการ train แล้วจะได้ models ที่มีค่า weight ที่เหมาะสมออกมา ต่อไปนำ Test Data ที่เตรียมไว้เพื่อทำการ Predict ว่าสามารถจำแนกภาพ MRI จาก model ที่ทำการ train

3.2 ผลการทดลอง

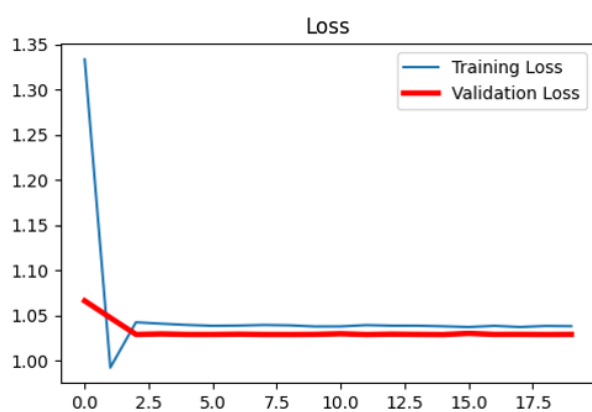
ผลการทดลองที่ได้จากทั้ง 3 โมเดลมีดังนี้

3.2.1 ResNet50

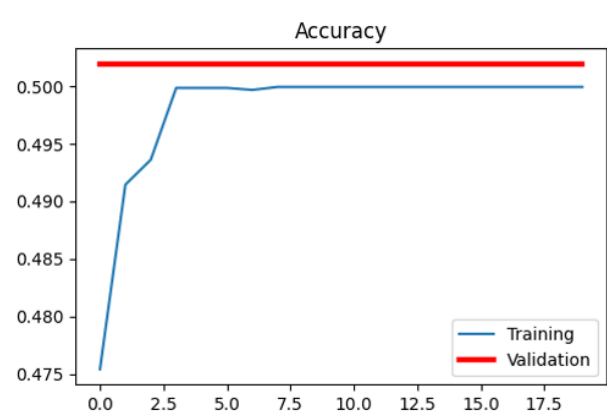
จากการตั้งค่าการเทรนจำนวน 100 Epoch, Early Stop และ Checkpoint ซึ่งเทียบค่าระหว่าง loss และ validation accuracy จากรูปที่ 4 แสดงให้เห็นว่าค่า loss ที่ได้มีค่าคงที่เมื่อทำการเทรนไปอย่างน้อย 20 Epoch ดังแสดงในรูปที่ 12 และ ค่า accuracy จะมีค่าคงที่เมื่อทำการเทรนไปอย่างน้อย 20 Epoch ดังแสดงในรูปที่ 13



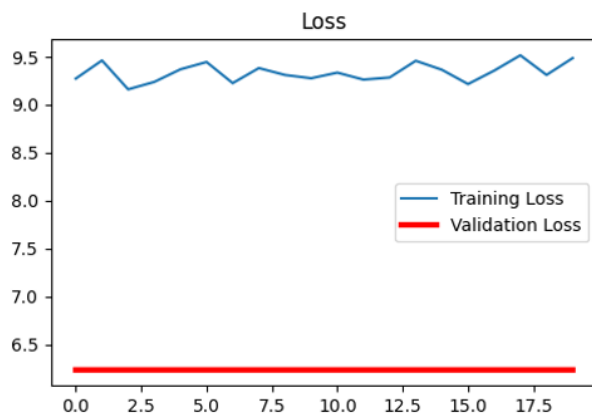
รูปที่ 11 ขั้นตอนการ Train ด้วย model



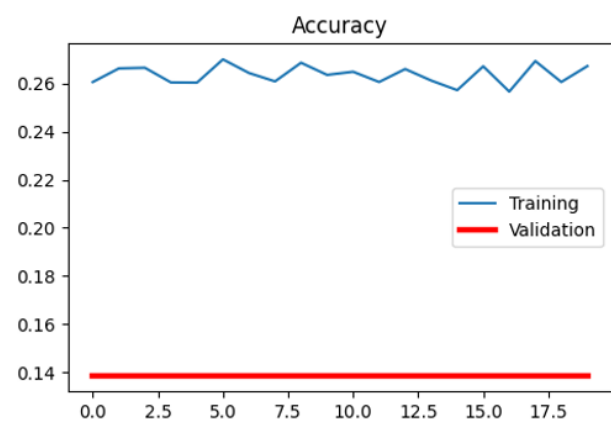
รูปที่ 12 ค่า Loss จากการเทรนด้วย ResNet50



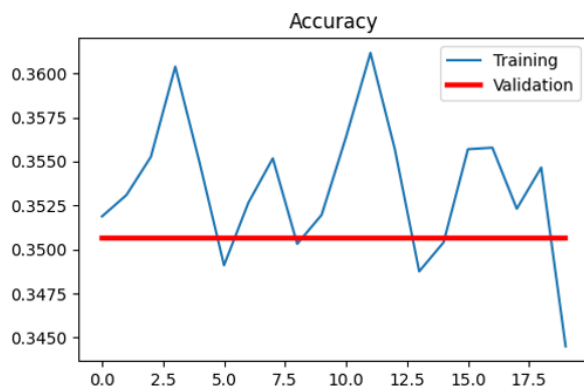
รูปที่ 13 ค่า Accuracy จากการเทรนด้วย ResNet50



รูปที่ 14 ค่า Loss จากการเทรนด้วย Mobile V2



รูปที่ 17 ค่า Accuracy จากการเทรนด้วย EfficientNetB7



รูปที่ 15 ค่า Accuracy จากการเทรนด้วย Mobile V2



รูปที่ 16 ค่า Loss จากการเทรนด้วย EfficientNetB7

3.2.2 MobileNet V2

จากการตั้งค่าการเทรนจำนวน 100 Epoch, Early Stop และ Checkpoint ซึ่งเทียบค่าระหว่าง loss และ validation accuracy ดังแสดงในรูปที่ 14 แสดงให้เห็นว่าค่า loss พบว่ามีการทำงานของ Early Stop และ Checkpoint เมื่อถึง 70 Epoch จากรูปแสดงให้เห็นว่าค่าที่ได้ยังไม่คงที่แต่ไม่มีการเปลี่ยนแปลง และเมื่อถูกหยุดด้วย Early Stop ค่าที่ได้ยังไม่คงที่และพบว่าเมื่อทำการเทรนมากขึ้นค่าที่ได้เริ่มลดลง ดังแสดงในรูปที่ 15

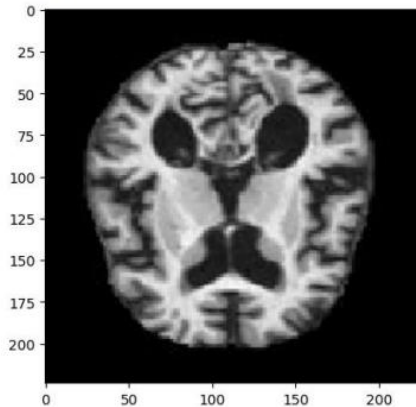
3.2.3 EfficientNetB7

จากการตั้งค่าการเทรนจำนวน 100 Epoch, Early Stop และ Checkpoint ซึ่งเทียบค่าระหว่าง loss และ validation accuracy ดังแสดงในรูปที่ 16 แสดงให้เห็นว่าค่า loss พบว่ามีการทำงานของ Early Stop และ Checkpoint เมื่อถึง 70 Epoch จากรูปแสดงให้เห็นว่าค่าที่ได้ยังไม่คงที่และเมื่อทำการเทรนจำนวนมากขึ้นพบว่าค่า loss จะมากขึ้นตาม

เมื่อถูกหยุดด้วย Early Stop ค่าที่ได้ยังไม่คงที่และพบว่าเมื่อทำการเทรนต่อไปความถูกต้องเริ่มลดลง ดังแสดงในรูปที่ 17

เมื่อนำโมเดลทั้ง 3 หลังจากการเทรน ทำการ Predict ภาพพบว่าทั้ง 3 โมเดล สามารถเลือกภาพได้อย่างถูกต้อง ดังแสดงในรูปที่ 18 แสดงการเลือกภาพสภาวะ MildDemented ได้ถูกต้อง

```
{'MildDemented': 0, 'ModerateDemented': 1, 'NonDemented': 2, 'VeryMildDemented': 3}
(8, 224, 224, 3)
(8,)
class: 0.0
```



รูปที่ 18 ภาพ MRI สมอง สภาวะ MildDemented

4. สรุปผล

บทความนี้ได้นำเสนอวิธีการจำแนกภาพเอ็มอาร์ไอ (Magnetic Resonance Imaging) โดยใช้โมเดลโครงข่ายประสาทชนิดคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Network: CNN) เพื่อจำแนกภาพ MRI สมองจากอาการโรคความจำเสื่อม หรืออัลไซเมอร์ (Alzheimer's disease) โดยนำเสนอโมเดลของแมชชีนเลิร์นนิง 3 ชนิด ได้แก่ ResNet50, MobileNetV2 และ EfficientNetB7 โดยใช้เงื่อนไขที่เหมือนกันเพื่อเปรียบเทียบโมเดลที่ดีที่สุดสำหรับการจำแนกภาพ MRI สมอง ผลที่ได้จากการจำลองการทำงาน พบว่าโมเดลที่เหมาะสมสำหรับงาน MRI เพื่อจำแนกภาพสมองจากอาการอัลไซเมอร์คือ ResNet50 เนื่องจากการใช้รอบในการเทรนที่น้อย ค่า loss มีค่าคงที่และ accuracy สูง

เอกสารอ้างอิง

- [1] วิภาดา รัตนพันธ์. เอ็มอาร์ไอ สแกน (MRI Scan) คืออะไร. สืบค้น 19 กุมภาพันธ์ 2567, จาก: <https://ihealzy.com/mri-scan/>
- [2] M. Begum, M. H. Shuvo, M. K. Nasir, A. Hossain, M. J. Hossain, M. Ashraf, J. Uddin, And M. A. Samad, "LCNN: Lightweight CNN Architecture for Software Defect Feature Identification Using Explainable AI," *IEEE Access*, vol. 12, pp. 55744-55756, 2024.
- [3] J. Chen, J. Wang, Q. Yuan and Z. Yang, "CNN-LSTM Model for Recognizing Video-Recorded Actions Performed in a Traditional

Chinese Exercise," *IEEE Journal of Translational Engineering in Health and Medicine*, vol. 11, pp. 351-359, 2023.

- [4] H. Kim, S. Park, H. -J. Park, H. -G. Son and S. Kim, "Solar Radiation Forecasting Based on the Hybrid CNN-CatBoost Model," *IEEE Access*, vol. 11, pp. 13492-13500, 2023.
- [5] X. Cui, X. Li, X. Zheng and Y. Ren, "Driving Behavior Primitive Classification Using CNN-Based Fusion Models," *IEEE Access*, vol. 12, pp. 56344-56355, 2024.
- [6] Natthawat Phongchit. มาทำความรู้จัก ResNet กันดีกว่า. สืบค้น 15 มกราคม 2567, จาก: <https://medium.com/@natthawat-phongchit/มาทำความรู้จัก-ResNet-กันดีกว่า-aec3a8c10793>
- [7] Nonthakon Jitchiranant. ใช้ Mobilenet จำแนกรูปภาพใน Keras. สืบค้น 15 มกราคม 2567, จาก: <https://nonthakon-medium.com/ใช้-Mobilenet-จำแนกรูปภาพ-Keras-232f5a62e625>
- [8] Sompraram Xu. รู้จักEfficientNetหนึ่งในโมเดลObject Detection. สืบค้น 20 มกราคม 2567, จาก: <https://medium.com/super-ai-engineer/รู้จัก-EfficientDet-หนึ่งในโมเดล-Object-Dete-cd0ac67f1f9b>



สิรภาพ ตามธรรม จบการศึกษาวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต (วิศวกรรมคอมพิวเตอร์) จากสถาบันเทคโนโลยีไทย-ญี่ปุ่น ปัจจุบันเป็นอาจารย์แผนกวิชาสามัญ กองการศึกษา โรงเรียนจำอากาศ และกำลังศึกษาระดับปริญญาโท สาขาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีมหานคร โดยหัวข้อที่สนใจได้แก่

โครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Network) การประมวลผลภาษาธรรมชาติ (Natural Language Processing)



สุชาดา สิทธิจงสภาพร จบการศึกษาวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต (วิศวกรรมอิเล็กทรอนิกส์) และวิศวกรรมศาสตรดุษฎีบัณฑิต (วิศวกรรมไฟฟ้า) จากมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีมหานคร ปัจจุบันเป็นอาจารย์ประจำภาควิชาวิศวกรรมอิเล็กทรอนิกส์ สถาบันนวัตกรรมมหานคร มหาวิทยาลัยเทคโนโลยี

มหานคร ดำรงตำแหน่งรองศาสตราจารย์ สาขาวิศวกรรมอิเล็กทรอนิกส์ และผู้ช่วยอธิการบดีฝ่ายวิจัย โดยหัวข้องานวิจัยที่สนใจ ได้แก่ การประมวลผลขั้นสูง (Advanced signal processing) การประมวลผลเชิงสถิติ (Statistical signal processing) การประมวลผลเชิงภาพและวิดีโอ (Image and video processing) ระบบสมองกลฝังตัว (Embedded system) และอัลกอริธึมแบบปรับตัวได้ (Adaptive algorithm)