

การจำแนกโรคอัลไซเมอร์จากภาพเอ็มอาร์ไอโดยใช้การเรียนรู้เชิงลึก

ธงชัย พจน์เสถียร¹ จูติพร สุทธิกุล² วรพงศ์ ตั้งศิริรัตน์^{3*}

¹สาขาวิชาเทคโนโลยีวิศวกรรมการวัดคุมและอัตโนมัติ คณะวิศวกรรมศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยเทคโนโลยี

พระจอมเกล้าพระนครเหนือ วิทยาเขตระยอง, ระยอง, ประเทศไทย

²สาขาวิชาเทคโนโลยีวิศวกรรมกระบวนการเคมี คณะวิศวกรรมศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยเทคโนโลยี

พระจอมเกล้าพระนครเหนือ วิทยาเขตระยอง, ระยอง, ประเทศไทย

^{3*}ภาควิชาวิศวกรรมการวัดและควบคุม คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง,
กรุงเทพมหานคร, ประเทศไทย

*ผู้ประพันธ์บรรณกิจ อีเมล : worapong.ta@kmitl.ac.th

รับต้นฉบับ : 24 ธันวาคม 2565; รับบทความฉบับแก้ไข : 25 มกราคม 2566; ตอบรับบทความ : 28 กุมภาพันธ์ 2566

เผยแพร่ออนไลน์ : 29 มิถุนายน 2566

บทคัดย่อ

เนื่องจากประชากรมีอายุที่ยืนยาวมากขึ้นทำให้ปัจจุบันประเทศไทยได้เข้าสู่สังคมผู้สูงอายุ และในปี พ.ศ. 2563 พบว่ามีจำนวนประชากรที่มีอายุ 60 ปีขึ้นไปทั้งหมด 11.627 ล้านคนคิดเป็นอัตราส่วนร้อยละ 17.57 ของประชากรทั้งหมดในประเทศไทย และจะมีประชากรอายุ 60 ปีขึ้นไปในอัตราส่วนร้อยละ 28 ของประชากรทั้งหมดในประเทศไทยภายในปี พ.ศ. 2573 โดยปกติร่างกายของทุกคนจะเสื่อมลงตามอายุที่มากขึ้นและหนึ่งในอาการป่วยที่มีอัตราการเกิดมากขึ้น คือ อาการสมองเสื่อม โดยเฉพาะโรคอัลไซเมอร์ ยิ่งอายุมากขึ้นก็จะพบผู้ป่วยด้วยโรคนี้เพิ่มมากขึ้นในอัตราส่วนเกือบสองเท่าในทุก 5 ปี โดยโรคนี้ไม่สามารถป้องกันและไม่สามารถรักษาให้หายขาดได้ แต่ถ้าสามารถตรวจเจอโรคอัลไซเมอร์ได้ก่อนก็จะยังมีโอกาสรักษาให้อาการดีขึ้นหรือเสื่อมช้าลง งานวิจัยนี้เป็นการนำโครงข่ายประสาทเทียมแบบลึกมาพัฒนาเพื่อทำการจำแนกโรคอัลไซเมอร์โดยใช้ข้อมูลรูปภาพจากเครื่องตรวจด้วยคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้า หรือเอ็มอาร์ไอ และวิธีการเตรียมข้อมูลอย่างง่าย ข้อมูลที่ใช้ในงานวิจัยนี้ประกอบด้วยรูปเอ็มอาร์ไอของสมองปกติจำนวน 2,560 รูป และรูปเอ็มอาร์ไอของสมองที่เป็นโรคอัลไซเมอร์จำนวน 2,561 รูป รวมรูปเอ็มอาร์ไอที่ใช้ในงานวิจัยนี้ทั้งหมดจำนวน 5,121 รูป ผลการวิจัยพบว่ามีค่าความถูกต้องเท่ากับร้อยละ 97.56 ความแม่นยำเท่ากับร้อยละ 98.22 ค่าความระลึกเท่ากับร้อยละ 96.89 และค่าเฉลี่ยเท่ากับร้อยละ 97.54

คำสำคัญ : โรคอัลไซเมอร์ โครงข่ายประสาทเทียมแบบลึก ผู้สูงอายุ เครื่องตรวจด้วยคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้า

Alzheimer's Disease Classification from MRI Using Deep Learning

Thongchai Photsathian¹ Thitiporn Suttikul² Worapong Tangsirat^{3*}

¹*Division of Instrumentation and Automation Engineering Technology, Faculty of Engineering and Technology,
King Mongkut's University of Technology North Bangkok (Rayong Campus), Rayong, Thailand*

²*Division of Chemical Process Engineering Technology, Faculty of Engineering and Technology,
King Mongkut's University of Technology North Bangkok (Rayong Campus), Rayong, Thailand*

^{3*}*Department of Instrumentation and Control Engineering, School of Engineering,
King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang, Bangkok, Thailand*

*Corresponding Author. E-mail address: worapong.ta@kmitl.ac.th

Received: 24 December 2022; Revised: 25 January 2023; Accepted: 28 February 2023

Published online: 29 June 2023

Abstract

Thailand has entered an aging society as a result of its population's longevity; in 2020, there were 11.627 million persons in Thailand who were 60 or older, or 17.57 percent of the country's overall population. By 2030, Thailand will have a population that is 60 years of age or older, making up approximately 28% of the total population. Everyone's body naturally deteriorates with age, and dementia, particularly Alzheimer's disease, is one of the more common conditions. The number of individuals who have this disease increases with age, increasing by around double every five years. Both treatment and prevention are not possible for this illness. Early detection of Alzheimer's disease increases the likelihood that symptoms can be treated to improve or delay further decline. In this study, simple data preparation techniques and magnetic resonance imaging (MRI) data were used to categorize Alzheimer's disease using deep neural network (DNN). The 5,121 total images used in this study were composed of 2,560 MRI images for the normal case and 2,561 MRI images for the Alzheimer case. According to the data analysis, this model has an accuracy of 97.56%, a precision of 98.22%, a recall of 96.89%, and an F1Score of 97.54%.

Keywords: Alzheimer's disease, Deep neural network, Elderly, MRI

1) บทนำ

โรคอัลไซเมอร์เป็นหนึ่งในอาการสมองเสื่อม (dementia) ชนิดหนึ่งที่พบได้บ่อยในผู้สูงอายุโรคนี้เกิดจากการตายของเซลล์สมองจนเกิดภาวะสมองเสื่อม ผู้ป่วยจะไม่สามารถตัดสินใจแยกถูกผิดได้ ไม่สามารถควบคุมอารมณ์ ความทรงจำสูญเสีย สุดท้ายจะไม่สามารถใช้ชีวิตประจำวันได้ตามปกติ [1]–[5] แม้กระทั่งการกินอาหาร การเข้าห้องน้ำ โรคนี้ยังไม่สามารถรักษาให้หายขาดและได้มีการประมาณการจากองค์การอนามัยโลก (WHO) ว่าภายในปี ค.ศ. 2030 จะมีผู้สูงอายุในโลกที่เป็นผู้ป่วยโรคอัลไซเมอร์จะมีมากถึง 75 ล้านคน [6], [7]

จากข้อมูลของหน่วยงานราชการไทยที่ชื่อว่ากรมกิจการผู้สูงอายุ (Department of Older Persons: DOP) ได้จัดทำข้อมูลประชากรในประเทศไทยเมื่อปี ค.ศ. 2020 พบว่ามีจำนวนผู้สูงอายุทั้งหมด 11.627 ล้านคน คิดเป็นอัตราส่วนร้อยละ 17.57 ของประชากรทั้งหมดในประเทศไทย [1] จึงทำให้คาดการณ์ได้ว่าอาจจะมีผู้สูงอายุที่มีภาวะสมองเสื่อมในประเทศไทยสูงถึง 1 ล้านคน จะเห็นว่าจำนวนผู้ป่วยจะเพิ่มสูงมากขึ้นตามจำนวนประชากรผู้สูงอายุและประเทศไทยจะเข้าสู่สังคมผู้สูงอายุอย่างสมบูรณ์ (complete aged society) ภายในปี ค.ศ. 2022 และประเทศไทยจะเข้าสู่การเป็นสังคมผู้สูงวัยระดับสุดยอด (super-aged society) ภายในปี ค.ศ. 2032 คือมีประชากรอายุ 60 ปีขึ้นไปในอัตราส่วนร้อยละ 28 แสดงว่าประชากรทุก 100 คน เราจะพบจำนวนผู้สูงอายุ 28 คน ของจำนวนประชากรทั้งหมด [3], [8] จากเหตุผลดังกล่าวข้างต้นทำให้เกิดแนวคิดที่จะพัฒนาโมเดลสำหรับการคัดแยกผู้ป่วยโรคอัลไซเมอร์จากรูปที่ได้จากเครื่องตรวจด้วยคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้า หรือ เอ็มอาร์ไอ (Magnetic Resonance Imaging: MRI) โดยใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก (deep learning) เพื่อเป็นเครื่องมือในการตรวจคัดกรองเบื้องต้นก่อนส่งไปให้แพทย์ทำการวินิจฉัยต่อไป

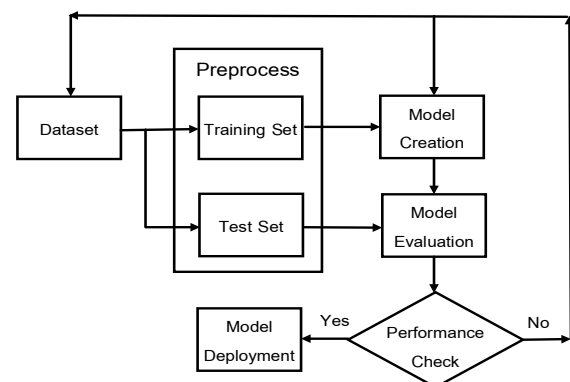
ก่อนหน้านี้ได้มีงานวิจัยเกี่ยวกับการนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence: AI) มาประยุกต์ใช้ในการตรวจโรคอัลไซเมอร์แต่ละงานต่างใช้ข้อมูลแตกต่างกัน [9]–[15] แต่ในงานวิจัยนี้ได้ใช้ฐานข้อมูลรูปภาพของเครื่องเอ็มอาร์ไอจากเว็บไซต์ www.kaggle.com/datasets/tourist55/alzheimers-data-set-4-class-of-images นอกจากนี้มีงานวิจัยก่อนหน้านี้ที่ใช้ข้อมูลเดียวกันนี้ในการสร้างโมเดลที่ใช้ทำนายโรคอัลไซเมอร์ [16] แต่พบว่ามีค่าความถูกต้องเพียง 70.30% เท่านั้น

2) การดำเนินงานวิจัยและทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

ในงานวิจัยนี้ได้ทำการทดลองตามผังงาน (flow chart) ดังรูปที่ 1 โดยจะนำข้อมูลตั้งต้น (dataset) มาทำการเตรียมข้อมูลเบื้องต้น (pre-process) หลังจากนั้นจะนำข้อมูลทั้งหมดมาแบ่งออกเป็นสองชุด โดยทำการแบ่งโดยใช้อัตราส่วน 80 ต่อ 20 คือข้อมูลชุดสอน (training set) มีอัตราส่วนเท่ากับ 80% และข้อมูลชุดทดสอบ (test set) มีอัตราส่วนเท่ากับ 20% หลังจากนั้นจะนำข้อมูลชุดสอนไปสร้างโมเดล (model creation) และนำโมเดลที่ได้ไปประเมินประสิทธิภาพ (model evaluation) และทดสอบโมเดลที่ได้กับข้อมูลชุดทดสอบว่ามีประสิทธิภาพเป็นไปตามที่ได้ออกแบบหรือยัง ถ้ายังไม่ได้ให้กลับไปปรับแต่งโมเดลในส่วนของการสร้างโมเดลใหม่ หรือกลับไปเริ่มทำในส่วนของการข้อมูลตั้งต้น แต่ถ้าประสิทธิภาพของโมเดลเป็นไปตามที่ได้ออกแบบให้นำโมเดลไปใช้งานได้ (model deployment) และรายละเอียดการทำงานของแต่ละส่วนจะมีดังนี้

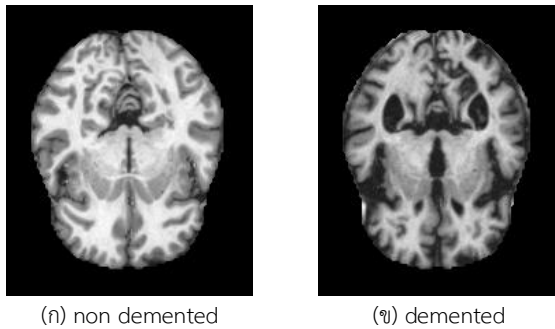
2.1) ข้อมูลจากเครื่องตรวจด้วยคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้า

เครื่องตรวจด้วยคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้า หรือเอ็มอาร์ไอ คือเทคนิคการสร้างภาพด้วยคลื่นแม่เหล็ก ใช้เป็นเครื่องมือในการตรวจหาความผิดปกติของร่างกาย การตรวจร่างกายโดยใช้คลื่นสนามแม่เหล็กความเข้มสูง ในการสร้างภาพเสมือนจริงของอวัยวะภายในต่าง ๆ ของร่างกาย โดยเฉพาะ สมอง หัวใจ เส้นประสาทในร่างกาย และส่วนที่เป็นโรคมะเร็งได้ เครื่องตรวจด้วยคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้า สามารถให้ภาพที่แยกความแตกต่างระหว่างเนื้อเยื่อต่าง ๆ (soft tissues) ทำให้มีความถูกต้องแม่นยำในการวินิจฉัยโรคมายิ่งขึ้น อีกทั้งสามารถทำการตรวจได้แบบ 3 มิติ ภาพที่ได้จึงชัดเจน ทำให้แพทย์สามารถตรวจวินิจฉัยความผิดปกติในร่างกายได้อย่างแม่นยำละเอียดกว่าเอกซเรย์คอมพิวเตอร์ (Computed Tomography: CT)



รูปที่ 1 : ขั้นตอนการทดลอง

รูปที่ 2 แสดงภาพถ่ายของสมองจากเครื่องเอ็มอาร์ไอที่ใช้ในการทดลองนี้ ประกอบไปด้วยภาพถ่ายของสมองกรณีไม่มีอาการป่วยของโรคอัลไซเมอร์ (non demented) ดังแสดงในรูปที่ 2(ก) และภาพถ่ายของสมองกรณีมีอาการป่วยของโรคอัลไซเมอร์ (demented) ดังรูปที่ 2(ข)



(ก) non demented

(ข) demented

รูปที่ 2 : ภาพถ่ายสมองที่ได้จากเครื่องเอ็มอาร์ไอ

2.2) การเตรียมข้อมูล

ในขั้นตอนนี้จะทำการประมวลผลข้อมูลเบื้องต้นก่อนเข้าสู่การสร้างโมเดลโดยจะทำการแปลงข้อมูลจากข้อมูลที่เป็นรูปภาพไปเป็นไฟล์ตาราง (.CSV) แสดงดังรูปที่ 3 โดยได้ทำการแปลงข้อมูลทั้งหมดใน dataset จำนวน 5121 รูป แต่ละรูปมีขนาด 176×208 pixel ทำการแปลงโดยนำจุด pixel แต่ละจุดมาเรียงต่อกัน 1 จุดต่อ 1 ช่อง ตามแนวนอนจะได้ทั้งหมด 36,608 ช่อง และจะนำผลที่ได้ไปเป็นผลเฉลยของแต่ละรูปมาบวกต่อท้ายอีกหนึ่งช่อง จะได้เป็นตารางแนวนอนจำนวน 36,609 ช่อง จากนั้นกลับไปนำรูปที่ 2 มาเรียงต่อกันแบบเดิมในแถวใหม่จนครบ 5,121 รูป จะได้ตารางขนาด 5,121 แถว $\times$ 36,609 หลัก โดยนำค่าที่ได้มาบวกจะเป็นข้อมูลผลการตรวจโรคอัลไซเมอร์ ถ้าผลลัพธ์เท่ากับ 1 นั่นคือเป็นโรคอัลไซเมอร์ และในทางกลับกันถ้าผลลัพธ์เท่ากับ 0 แสดงว่า ไม่เป็นโรคอัลไซเมอร์

โดยข้อมูลในแนวนอนตั้งแต่ pixel 0 จนถึง pixel 36607 จะให้เป็นตัวแปร $\times 0$ ถึง $\times 36607$ และผลลัพธ์จะกำหนดให้เป็นตัวแปร Y จากนั้นทำการตรวจสอบการขาดหายไปของข้อมูล (missing value) และเช็คข้อมูลที่มีค่าผิดปกติไปจากปกติ (check outlier) ในการทดลองนี้ได้ใช้ข้อมูลรูปภาพทั้งหมดจากเครื่องเอ็มอาร์ไอจำนวน 5,121 รูป ดังตารางที่ 1 และได้ทำการแบ่งกลุ่มข้อมูลออกเป็นสองกลุ่ม คือ

กลุ่มแรก คือ กลุ่มข้อมูลรูปเอ็มอาร์ไอของสมองปกติจำนวน 2,560 รูป และได้แบ่งข้อมูลในกลุ่มนี้เพื่อนำไปประมวลผลเป็นข้อมูลชุดสอนจำนวน 2,052 รูป และข้อมูลชุดทดสอบจำนวน 508 รูป

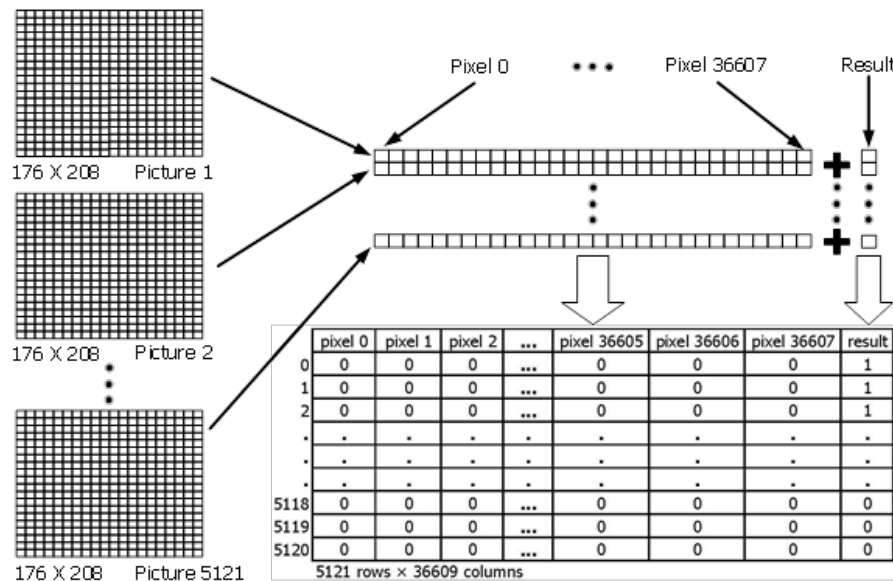
กลุ่มที่สอง คือ กลุ่มข้อมูลรูปเอ็มอาร์ไอของสมองที่เป็นโรคอัลไซเมอร์ ซึ่งจะเป็นการรวมรูปสมองจากเครื่องเอ็มอาร์ไอที่เป็นโรคอัลไซเมอร์ทั้งหมดรวมเป็นจำนวน 2561 รูป และได้แบ่งข้อมูลในกลุ่มนี้เพื่อนำไปประมวลผลเป็นข้อมูลชุดสอนจำนวน 2,044 รูป และข้อมูลชุดทดสอบจำนวน 517 รูป

ตารางที่ 1 : จำนวนข้อมูลที่ใช้ทั้งหมด

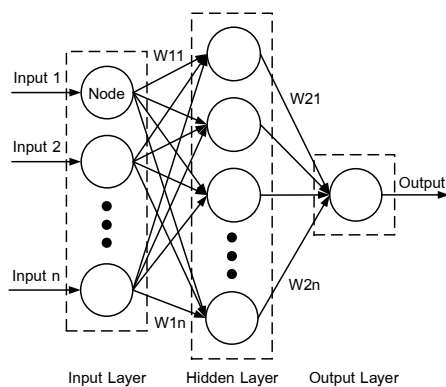
Dataset	เป็นโรคอัลไซเมอร์	ไม่เป็นโรคอัลไซเมอร์	Total
Training set	2044	2052	4096
Test set	517	508	1025
Total	2561	2560	5121

2.3) การสร้างโมเดล

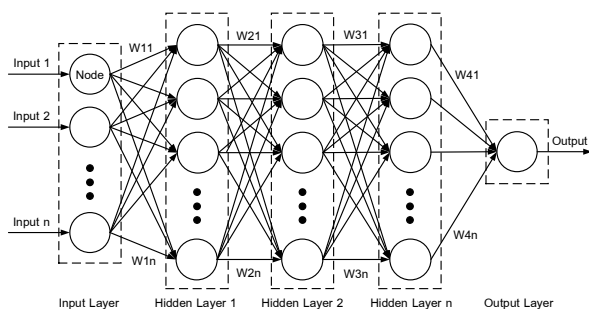
ในส่วนนี้จะเป็นการนำข้อมูลชุดสอนทั้งหมดที่ได้จากกระบวนการก่อนหน้ามาสร้างโมเดล และทำการฝึกสอน (training) โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบลึก (Deep Neural Network: DNN) ใช้สำหรับการจำแนกประเภทของข้อมูล (binary classification) ดังแสดงในรูปที่ 5 โดยโมเดลนี้มีพื้นฐานมาจากการนำโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network: ANN) ดังรูปที่ 4 ซึ่งประกอบไปด้วยชั้นต่าง ๆ ดังนี้ ชั้นอินพุต (input layer) ชั้นซ่อน (hidden layer) และชั้นเอาต์พุต (output layer) โดยแต่ละชั้นจะประกอบไปด้วยโหนด (node) ต่าง ๆ ในที่นี้แสดงเป็นวงกลม โดยโหนดในชั้นอินพุตจะรับข้อมูลเข้ามา และจะส่งข้อมูลต่อไปยังโหนดในชั้นซ่อน โดยโหนดในชั้นอินพุตจะเชื่อมต่อกับโหนดในชั้นซ่อนด้วยเส้นตรงที่เรียกว่า W_{11} จนถึง W_{1n} และโหนดในชั้นซ่อนจะเชื่อมต่อไปยังโหนดในชั้นเอาต์พุตด้วยเส้นตรงเรียกว่า W_{21} จนถึง W_{2n} โดยแต่ละโหนดจะเชื่อมต่อกันแบบสมบูรณ์ (fully connected) และในส่วนของโครงข่ายประสาทเทียมแบบลึกดังรูปที่ 5 จะประกอบไปด้วยชั้นต่าง ๆ เหมือนกับโครงข่ายประสาทเทียม ต่างกันตรงที่โครงข่ายประสาทเทียมแบบลึก จะมีการเพิ่มชั้นซ่อนให้มากกว่าหนึ่งชั้น เพื่อลดเวลาในการคำนวณของคอมพิวเตอร์ให้น้อยลง โดยยังมีความสามารถในการพยากรณ์ที่ซับซ้อนได้แบบเดิม



รูปที่ 3 : การแปลงข้อมูลจากรูปภาพไปเป็นไฟล์ตาราง



รูปที่ 4 : โครงข่ายประสาทเทียม (ANN)



รูปที่ 5 : โครงข่ายประสาทเทียมแบบลึก (DNN)

2.4) การประเมินประสิทธิภาพของโมเดล

ขั้นตอนนี้จะเป็นการประเมินประสิทธิภาพของโมเดลที่ใช้จำแนกประเภทของข้อมูลว่ามีความถูกต้องแม่นยำเพียงใด โดยนำข้อมูลชุดทดสอบ มาทดสอบกับโมเดลที่ได้สร้างไว้ โดยวิธีที่ใช้ในการประเมินประสิทธิภาพของโมเดลดังนี้

2.4.1) แผนภูมิความร่อนเมทริกซ์สับสน

แผนภูมิความร่อนเมทริกซ์สับสน (confusion matrix) คือ ตารางที่ใช้วัดความสามารถในการพยากรณ์ของโมเดลเทียบกับสิ่งที่เกิดขึ้นจริงแสดงดังรูปที่ 6 โดยมีตัวแปรต่าง ๆ ดังนี้

- True Positive (TP) คือ โมเดลทำนายว่าเป็นโรคอัลไซเมอร์จริง และในความเป็นจริงก็เป็นโรคอัลไซเมอร์
- True Negative (TN) คือ โมเดลทำนายว่าไม่เป็นโรคอัลไซเมอร์ และในความเป็นจริงก็ไม่เป็นโรคอัลไซเมอร์
- False Positive (FP) คือ โมเดลทำนายว่าเป็นโรคอัลไซเมอร์ แต่ในความเป็นจริงกลับไม่ได้เป็นโรคอัลไซเมอร์
- False Negative (FN) คือ โมเดลทำนายว่าไม่เป็นโรคอัลไซเมอร์ แต่ในความเป็นจริงกลับเป็นโรคอัลไซเมอร์

	Predicted Positive (1)	Predicted Negative (0)
Actually Positive (1)	True Positive (TP)	False Positive (FP)
Actually Negative (0)	False Negative (FN)	True Negative (TN)

รูปที่ 6 : แผนภูมิความร่อนเมทริกซ์สับสน

2.4.2) ค่าความถูกต้อง

ค่าความถูกต้อง (accuracy) คือ อัตราส่วนของโมเดลที่พยากรณ์ได้อย่างถูกต้องเทียบกับข้อมูลทั้งหมด ดังความสัมพันธ์ต่อไปนี้

$$\text{Accuracy} = \left[\frac{\text{TP} + \text{TN}}{\text{TP} + \text{TN} + \text{FP} + \text{FN}} \right] \times 100\% \quad (1)$$

โดยที่ TP คือ โมเดลทำนายว่าเป็นโรคอัลไซเมอร์ได้ถูกต้อง

TN คือ โมเดลทำนายว่าไม่เป็นโรคอัลไซเมอร์ได้ถูกต้อง

FP คือ ไม่เป็นโรคอัลไซเมอร์แต่โมเดลทำนายว่าเป็นโรคอัลไซเมอร์

FN คือ เป็นโรคอัลไซเมอร์แต่โมเดลทำนายว่าไม่เป็นโรคอัลไซเมอร์

2.4.3) ความแม่นยำ

ความแม่นยำ (precision) คืออัตราส่วนของโมเดลพยากรณ์ว่าเป็นโรคอัลไซเมอร์ได้อย่างถูกต้อง เทียบกับข้อมูลที่มีโมเดลพยากรณ์ว่าเป็นโรคอัลไซเมอร์ทั้งหมด ดังความสัมพันธ์ต่อไปนี้

$$\text{Precision} = \left[\frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}} \right] \times 100\% \quad (2)$$

โดยที่ TP คือ โมเดลพยากรณ์ว่าเป็นโรคอัลไซเมอร์ได้อย่างถูกต้อง

FP คือ ไม่เป็นโรคอัลไซเมอร์แต่โมเดลทำนายว่าเป็นโรคอัลไซเมอร์

2.4.4) ค่าความระลึก

ค่าความระลึก (recall) คืออัตราส่วนของข้อมูลที่มีโมเดลพยากรณ์ว่าเป็นโรคอัลไซเมอร์ได้อย่างถูกต้อง เทียบกับข้อมูลทั้งหมดที่เป็นโรคอัลไซเมอร์ แสดงดังสมการต่อไปนี้

$$\text{Recall} = \left[\frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}} \right] \times 100\% \quad (3)$$

เมื่อ TP คือ โมเดลพยากรณ์ว่าเป็นโรคอัลไซเมอร์ได้อย่างถูกต้อง

FN คือ โมเดลพยากรณ์ผิดว่าไม่เป็นโรคอัลไซเมอร์

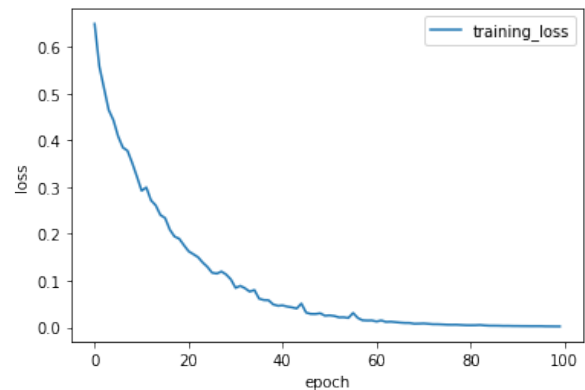
2.4.5) ค่าเฉลี่ย

ค่าเฉลี่ย (F1Score) คือ การหาค่าเฉลี่ยของโมเดลที่ใช้พยากรณ์ โดยให้ความสำคัญมากกับข้อมูลที่มีค่าน้อย และให้ความสำคัญน้อยกับข้อมูลที่มีค่ามาก (harmonic mean) แสดงดังความสัมพันธ์ต่อไปนี้

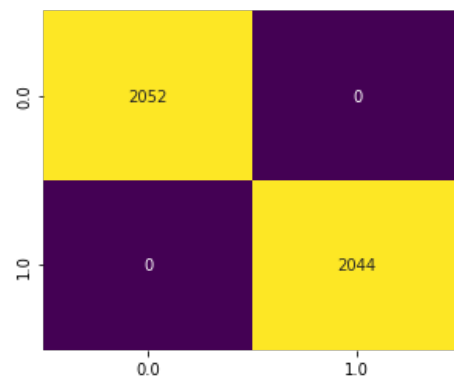
$$\text{F1Score} = 2 \times \left[\frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \right] \times 100\% \quad (4)$$

2.5) การนำโมเดลไปใช้งาน

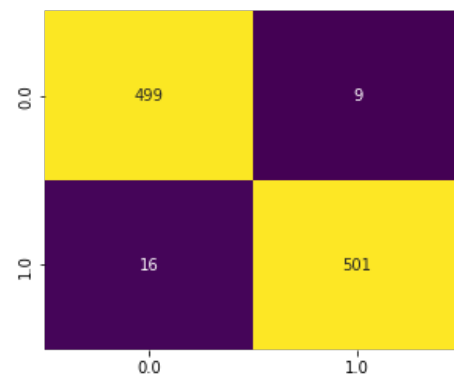
หลังจากได้ทำการประเมินประสิทธิภาพของโมเดลแล้วถ้าได้ประสิทธิภาพตามที่ต้องการจะสามารถนำโมเดลที่ได้สร้างไปใช้งานต่อได้ แต่ถ้าทำการประเมินประสิทธิภาพของโมเดลแล้ว แต่ยังไม่ได้ประสิทธิภาพตามที่ต้องการให้กลับไปเตรียมข้อมูลใหม่หรือกลับไปสร้างโมเดลใหม่จนได้ประสิทธิภาพตามต้องการ



รูปที่ 7 : กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างฟังก์ชันการสูญเสียเทียบกับจำนวนรอบที่ใช้สอน



รูปที่ 8 : แผนภูมิความร้อนเมตริกซ์สหสัมพันธ์ข้อมูลชุดสอน



รูปที่ 9 : แผนภูมิความร้อนเมตริกซ์สหสัมพันธ์ข้อมูลชุดทดสอบ

3) ผลการทดลอง

การทดลองในงานวิจัยนี้ได้ใช้ภาษาไพทอนทำงานบน Google Colab โดยใช้ไลบรารี Scikit-learn ในการสร้างโมเดล เนื่องจากสามารถใช้ได้ฟรีและไม่มีค่าใช้จ่าย โดยกำหนดให้ชั้นอินพุตมีจำนวนโหนดเท่ากับตัวแปรที่ป้อนเข้า และชั้นเอาต์พุตมีจำนวนโหนดเท่ากับตัวแปรผลลัพธ์ มีชั้นซ่อนทั้งหมดสามชั้น เพราะเหมาะกับปัญหาที่มีความซับซ้อน [17] ตามหลักการทั่วไป (rule of thumb) จำนวนโหนดที่ชั้นซ่อนไม่ควรเกินสองเท่า ของจำนวนโหนดที่ชั้นอินพุต [18] ในงานวิจัยนี้กำหนดให้ชั้นซ่อนชั้นที่หนึ่ง 50 โหนด ชั้นซ่อนชั้นที่สองมี 15 โหนด และชั้นซ่อนชั้นที่สามมี 15 โหนด ใช้รีลู (ReLU) เป็นฟังก์ชันถ่ายโอน (activation function) ตั้งค่าอัตราการเรียนรู้ (learning rate) เป็น 0.00015 กับกำหนดจำนวนรอบสำหรับการฝึกสอน (Epoch) จำนวน 100 รอบ โดยสองค่านี้ได้มาจากการใช้วิธีลองผิดลองถูกจากการทดลอง (trial and error) ประกอบกับการดูจากฟังก์ชันการสูญเสีย (loss function) และกำหนดขนาดของข้อมูลที่ใช้ในการปรับค่าน้ำหนัก (batch size) ให้มีขนาดข้อมูลเท่ากับ 64 เนื่องจากมีข้อมูลจำนวนมากซึ่งค่าปกติสำหรับข้อมูลที่มีจำนวนไม่มาก (ประมาณ 1000) จะใช้ค่าการปรับน้ำหนักอยู่ที่ 32 [18], [19]

ในงานวิจัยนี้ได้ทำการแบ่งโปรแกรมออกเป็น 2 โปรแกรมคือ โปรแกรมที่ 1 ใช้สำหรับการอ่านข้อมูลรูปภาพเข้ามาที่ละรูป เพื่อทำการแปลงจากรูปภาพไปเป็นตารางจนครบทั้งหมดแล้วเก็บข้อมูลที่แปลงได้เป็นไฟล์ตาราง (CSV) ส่วนโปรแกรมที่ 2 ใช้สำหรับการอ่านไฟล์ที่ได้จากโปรแกรมที่ 1 แล้วเข้าสู่ขั้นตอนในการสร้างโมเดลและทดสอบการทำงาน การแบ่งโปรแกรมแบบนี้มีข้อดีคือ ทำให้เกิดความสะดวกและรวดเร็วในการปรับค่าตัวแปรเสริมที่เป็นตัวกำหนดค่าการทำงานต่าง ๆ (hyper-parameter) เพราะทุกครั้งที่มีการปรับค่าตัวแปรเสริมก็ไม่ต้องไปเริ่มแปลงข้อมูลใหม่ สามารถเรียกใช้ข้อมูลที่แปลงมาแล้วจากโปรแกรมที่ 1 ได้เลยทำให้ลดเวลาในการประมวลผลได้

รูปที่ 7 แสดงกราฟความสัมพันธ์ระหว่างฟังก์ชันการสูญเสีย (loss function) เทียบกับจำนวนรอบที่ใช้ในการฝึกสอนจากรูปจะเห็นว่ากราฟการสูญเสียจะลดลงเรื่อย ๆ จนความชันแทบจะไม่เปลี่ยนแปลงหรือเปลี่ยนแปลงน้อยมาก ซึ่งหมายความว่าจำนวนรอบในการสอนที่กำหนดไว้มีความเหมาะสมแล้วไม่มีความจำเป็นที่จะเพิ่มจำนวนรอบที่ใช้ในการฝึกสอนเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพ และการสูญเสียเข้าใกล้ศูนย์

รูปที่ 8 แสดงแผนภูมิความร้อนเมทริกซ์สหสัมพันธ์ข้อมูลชุดสอนแสดงให้เห็นว่าโมเดลที่ได้สร้างขึ้นมาสามารถที่จะจำแนกประเภทของข้อมูลรูปภาพที่เป็นโรคอัลไซเมอร์ และไม่เป็นโรคอัลไซเมอร์ได้อย่างถูกต้องทั้งหมด

รูปที่ 9 แสดงแผนภูมิความร้อนเมทริกซ์สหสัมพันธ์ข้อมูลชุดทดสอบ ซึ่งแสดงให้เห็นว่าโมเดลที่ได้สร้างขึ้นมาสามารถจำแนกประเภทของข้อมูลรูปภาพที่ไม่เป็นโรคอัลไซเมอร์ได้ถูกต้องจำนวน 499 รูป จากรูปภาพทั้งหมดจำนวน 508 รูป และสามารถที่จะจำแนกประเภทของข้อมูลรูปภาพที่เป็นโรคอัลไซเมอร์ได้ถูกต้องจำนวน 501 รูป จากทั้งหมด 517 รูป เมื่อนำข้อมูลแผนภูมิความร้อนเมทริกซ์สหสัมพันธ์ข้อมูลชุดทดสอบคำนวณตามสมการ (1) ถึง (4) พบว่าจะได้ค่าความถูกต้องเท่ากับ 97.56% ความแม่นยำเท่ากับ 98.22% ค่าความระลึกเท่ากับ 96.89% และมีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 97.54%

4) สรุปผล

ในงานวิจัยนี้ได้ทำการนำโครงข่ายประสาทเทียมแบบลึกมาประยุกต์ในการจำแนกประเภทของข้อมูลว่าเป็นโรคอัลไซเมอร์หรือไม่เป็นโรคอัลไซเมอร์ โดยได้ใช้เทคนิคการแบ่งโปรแกรมออกเป็น 2 โปรแกรม โดยโปรแกรมที่ 1 ทำการแปลงข้อมูลจากรูปภาพไปเป็นตารางที่ละเอียดจนครบทั้งหมดและเก็บเป็นไฟล์ โปรแกรมที่ 2 จะอ่านไฟล์ที่ได้จากโปรแกรมที่ 1 ก่อนส่งข้อมูลเข้าสู่โครงข่ายประสาทเทียมแบบลึกและประเมินประสิทธิภาพของโมเดล การทำแบบนี้จะทำให้ทุกครั้งที่ทำการปรับค่าตัวแปรเสริมและเริ่มฝึกสอนใหม่จะใช้เวลาไม่นาน ในงานนี้ใช้เวลาในการฝึกสอน 3 นาที 51 วินาที ผลที่ได้เป็นที่น่าพอใจตรงตามที่ได้ออกแบบโดยมีค่าความถูกต้องอยู่ที่ 97.56% จากแผนภูมิความร้อนเมทริกซ์สหสัมพันธ์ของข้อมูลชุดสอน และข้อมูลชุดทดสอบ แสดงดังรูปที่ 8 และรูปที่ 9 ตามลำดับจะเห็นว่าโมเดลที่ได้จากการทดลองนี้ทำงานได้ดีสามารถทำนายได้ถูกต้องแม่นยำกับข้อมูลชุดสอน แต่กับข้อมูลชุดทดสอบยังมีข้อผิดพลาดที่จะต้องแก้ไขในอนาคต

แนวทางในการพัฒนาโมเดลที่ใช้ในการตรวจโรคอัลไซเมอร์สามารถนำโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Network: CNN) เข้ามาประยุกต์ในการพัฒนาโมเดล และในชุดข้อมูลถ้ามีประวัติของผู้ป่วยเช่น อายุ เพศ จำนวนผู้ป่วย เป็นต้น จะเป็นประโยชน์อย่างมาก เพราะข้อมูลเหล่านี้มีผลต่อการนำไปใช้ประกอบการตัดสินใจของแพทย์ผู้เชี่ยวชาญ ใน

อนาคตเมื่อการพัฒนาโมเดลได้ประสิทธิภาพตามต้องการแล้วสามารถนำโมเดลที่ได้ไปใช้เพื่อให้คอมพิวเตอร์ทำงานร่วมกับแพทย์ผู้เชี่ยวชาญ เพื่อเป็นแนวทางในการตรวจวินิจฉัยให้มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น

REFERENCES

- [1] S. Trakulsithichoke, "Prevention of Dementia in older persons," (in Thai), *J. Nursing and Health Care*, vol. 36, no. 4, pp. 6–14, 2018.
- [2] S. Mangmee and S. Monkong, "Relationships between mutuality, preparedness, and predictability to care, and caregiver role strain from caregiving activities for older people with Dementia," (in Thai), *J. Thailand Nursing and Midwifery Council*, vol. 36, no. 3, pp. 151–164, 2021.
- [3] S. Pomudomthap, C. Somthawinpongsai, and P. Piphitpakdee, "The application development of Dementia / Alzheimer patients in daily life," (in Thai), *J. Manage. Sci., Ubon Ratchathani Univ.*, vol. 11, no. 1, pp. 60–85, 2022.
- [4] L. Inklab, "Understanding & approaching the Alzheimer patients," (in Thai), *Christian Univ. Thailand J.*, vol. 20, no. 3, pp. 439–447, 2014.
- [5] W. Kongin, O. Thammson, S. Thipsrinuan, and S. Kaewborisuth, "How can we help an Alzheimer's patient and caregivers?," (in Thai), *The Thai J. Nursing Council*, vol. 15, no. 3, pp. 65–77, 2001.
- [6] P. Anundilokrit, "Dementia," (in Thai), *Regional Health Promotion Center 9 J.*, vol. 15, no. 37, pp. 392–398, 2021.
- [7] M. Prince, M. Guerchet, and M. Prina, "Policy brief for heads of government: The global impact of dementia 2013–2050," Alzheimer's Disease International (ADI), London, U.K., Dec. 1, 2013, [Online]. Available: <https://www.alzint.org/u/2020/08/GlobalImpactDementia2013.pdf>
- [8] P. Prasartkul and N. Satchanawakul, "The essential of ageing in place in Thailand," (in Thai), *Thammasat Rev.*, vol. 40, no. 2, pp. 1–23, 2021.
- [9] C. Kavitha, V. Mani, S. R. Srividhya, O. I. Khalaf, and C. A. Tavera Romero, "Early-stage Alzheimer's disease prediction using machine learning models," *Frontiers in Public Health*, vol. 10, Mar. 2022, Art. no. 853294.
- [10] C. Pamarapa, T. Ekjeen, W. Shoombuatong, and Y. Vichianin, "Alzheimer's disease classification and prediction using T1-weighted MR brain imaging based on SVM algorithm," *The Thai J. Radiological Technol.*, vol. 46, no. 1, pp. 69–79, 2021.
- [11] I. Beheshti, H. Demirel, and H. Matsuda, "Classification of Alzheimer's disease and prediction of mild cognitive impairment-to-Alzheimer's conversion from structural magnetic resource imaging using feature ranking and a genetic algorithm," *Comput. Biol. Med.*, vol. 83, pp. 109–119, Apr. 2017.
- [12] A. Farooq, S. Anwar, M. Awais, and S. Rehman, "A deep CNN based multi-class classification of Alzheimer's disease using MRI," in *Proc. IEEE Int. Conf. Imaging Syst. and Techniques (IST)*, Beijing, China, Oct. 2017, pp. 1–6.
- [13] S. Liu et al. "Generalizable deep learning model for early Alzheimer's disease detection from structural MRIs," *Sci. Rep.*, vol. 12, pp. 17106–17118, Oct. 2022.
- [14] S. S. Kundaram and K. C. Pathak, "Deep learning-based Alzheimer disease detection," in *Proc. 4th Int. Conf. Microelectronics, Comput. and Commun. Syst.*, Ranchi, India, May 2019, pp. 587–597.
- [15] R. Maskeliunas, R. Damasevicius, and T. Krilavicius, "Analysis of features of Alzheimer's disease: detection of early stage from functional brain changes in magnetic resonance images using a finetuned ResNet18 network," *Diagnostics*, vol. 11, no. 6, pp. 1071, Jun. 2021.
- [16] E. Mgddadi, A. Al-Aiad, M. S. Al-Ayyad, and A. Darabseh, "Prediction Alzheimer's disease from MRI images using deep learning," in *Proc. 12th Int. Conf. Inform. and Commun. Syst. (ICICS)*, Valencia, Spain, May 2021, pp. 120–125.
- [17] J. Heaton. "The number of hidden layers." HEATON RESEARCH.com. <https://www.heatonresearch.com/2017/06/01/hidden-layers.html> (accessed Jan. 19, 2023).
- [18] S. Srithongchai, "A PM2.5 prediction model using LSTM neural network in Bangkok area," *J. Eng. Digit. Technol. (JEDT)*, vol. 10, no. 1, pp. 1–9, 2022.
- [19] Y. Bengio, "Practical Recommendations for Gradient-Based Training of Deep Architectures," in *Neural Networks: Tricks of the Trade*, G. Montavon, G. B. Orr, and K.-R. Müller, Eds. Berlin, Germany: Springer, 2012, pp. 437–478.