

Received: 12 ก.ย. 2567

Revised: 29 ต.ค. 2567

Accepted: 31 ต.ค. 2567

การเปรียบเทียบประสิทธิภาพด้วยเครือข่ายประสาทเทียมจากการกำหนดค่าการเรียนรู้แบบต่าง ๆ  
สำหรับจำแนกภาพประเภทโรคอัลไซเมอร์ในมนุษย์

Comparison of Performance Using Neural Networks with Various Learning  
Configurations for Image Classification of Alzheimer's Disease in Humans

ภาณุวัฒน์ เมฆะ<sup>1\*</sup>, ณัฐนิชา ตียะสุขเศรษฐ์<sup>2</sup> และคึกฤทธิ์ โอสถานนกุล<sup>3</sup>

<sup>1</sup> สาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยแม่โจ้ เชียงใหม่

<sup>2</sup> สำนักงานปศุสัตว์ เขต5 กรมปศุสัตว์ เชียงใหม่

<sup>3</sup> สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ วิทยาลัยนานาชาติ มหาวิทยาลัยพายัพ เชียงใหม่

Panuwat Mekha<sup>1\*</sup>, Nutnicha Teeyasuksaet<sup>2</sup> and Khukrit Osathanukul<sup>3</sup>

<sup>1</sup> Department of Computer Science, Faculty of Science,

Maejo University, ChiangMai

<sup>2</sup> The Fifth Regional Livestock Office, Department of Livestock Development,

ChiangMai

<sup>3</sup> Program of Information Technology, The International College,

Payap University, ChiangMai

\* ผู้นิพนธ์ประสานงาน: ภาณุวัฒน์ เมฆะ อีเมล: panuwat\_m@mju.ac.th

## Abstract

This study focuses on the classification of Alzheimer's disease images in humans using the Teachable Machine platform, a machine learning tool designed to classify images based on varying stages of Alzheimer's disease: Non-demented, Very Mild Demented, Mild Demented, and Moderate Demented. A dataset comprising 33,984 images was utilized, with 85% of the data assigned to the training set and 15% to the testing set. A supervised learning approach, employing neural networks, was used to develop a model capable of distinguishing between images representing the different stages of Alzheimer's disease. We propose the Teachable Machine program has an effective algorithm for classifying Alzheimer's disease images in humans, achieving a best accuracy rate of 89.75% with a batch size of 16, 150 epochs and a learning rate of 0.001.

**Keywords :** *Alzheimer's disease; Image classification; Machine learning; Supervised Learning; Neural Network*

## บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์ในการจำแนกภาพโรคอัลไซเมอร์ในมนุษย์ ผ่านโปรแกรมทีชเอเบิลแมชชีนที่ใช้เป็นเครื่องมือสำหรับการเรียนรู้ด้วยเครื่องจักรเพื่อดำเนินการจำแนกภาพของโรคอัลไซเมอร์แต่ละระดับ ได้แก่ สมองไม่เสื่อม, สมองเสื่อมเล็กน้อยมาก, สมองเสื่อมเล็กน้อย และสมองเสื่อมปานกลาง จำนวนทั้งหมด 33,984 ภาพ สำหรับใช้เป็นข้อมูลชุดเรียนรู้ ร้อยละ 85 และข้อมูลชุดทดสอบร้อยละ 15 โดยใช้กระบวนการเรียนรู้ด้วยเครื่องจักรแบบมีผู้สอนด้วยวิธีเครือข่ายประสาทเทียม เพื่อสร้างแบบจำลองที่สามารถแยกแยะความแตกต่างระหว่างภาพที่มีลักษณะแตกต่างกัน ซึ่งจากผลการวิจัย พบว่าโปรแกรมทีชเอเบิลแมชชีนมีอัลกอริทึมที่มีประสิทธิภาพในการจำแนกภาพโรคอัลไซเมอร์ในมนุษย์ด้วยค่าความถูกต้องที่ดีที่สุดเท่ากับร้อยละ 89.75 ด้วยการกำหนดค่า Batch Size เท่ากับ 16, Epochs เท่ากับ 150 และ Learning rate เท่ากับ 0.001

**คำสำคัญ :** โรคอัลไซเมอร์; การจำแนกภาพ; การเรียนรู้ด้วยเครื่องจักร; การเรียนรู้แบบมีผู้สอน; เครือข่ายประสาทเทียม

## 1. บทนำ

โรคอัลไซเมอร์เป็นโรคทางสมองที่ส่งผลกระทบต่อความสามารถในการจดจำและกระบวนการคิดของมนุษย์ โดยเฉพาะในผู้สูงอายุ ซึ่งข้อมูลจากกรมสุขภาพจิต (Department of Mental Health) รายงานว่า องค์การอนามัยโลกระบุว่าในแต่ละปีมีผู้ป่วยโรคสมองเสื่อมรายใหม่เกือบ 10 ล้านรายทั่วโลก โดยในปี ค.ศ.2021 ประเทศสหรัฐอเมริกา มีอาการโรคอัลไซเมอร์ที่มีอายุ 65 ปีขึ้นไปประมาณ 6.2 ล้านคน โดยจำนวนนี้ร้อยละ 72 มีอายุ 75 ปีขึ้นไป โดยโรคอัลไซเมอร์เป็นสาเหตุการเสียชีวิตอันดับ 7 ในสหรัฐอเมริกาตามรายงานของศูนย์ควบคุมและป้องกันโรคสหรัฐอเมริกา ซึ่งโรคนี้สามารถพัฒนาได้อย่างช้า ๆ จากอาการเบื้องต้นที่ไม่รุนแรงจนถึงขั้นที่มีผลกระทบต่อชีวิตประจำวันอย่างชัดเจน การตรวจจับและวินิจฉัยโรคอัลไซเมอร์ในระยะเริ่มต้นจึงมีความสำคัญอย่างยิ่ง เนื่องจากการรักษาที่เริ่มต้นได้เร็วขึ้นสามารถช่วยลดการเสื่อมของสมองและเพิ่มคุณภาพชีวิตของผู้ป่วยได้ (Hogan, D. B. et al., 2007) นอกจากนี้การศึกษาทางด้านพันธุกรรมพบว่าพันธุกรรมมีความเชื่อมโยงระหว่างโรคอัลไซเมอร์กับยีน ซึ่งอาจมีผลต่อความเสี่ยงในการเกิดโรคอัลไซเมอร์ (Liu et al., 2013) รวมถึงพฤติกรรมการใช้ชีวิตของผู้ป่วยสามารถส่งผลกระทบต่อความเสี่ยงในการพัฒนาโรคอัลไซเมอร์ได้ (Livingston et al., 2020) รวมถึงด้านการรักษาและการป้องกัน พบว่ามีความพยายามในการพัฒนายาและวิธีการรักษาต่างๆ เพื่อลดหรือชะลอการเกิดของโรคอัลไซเมอร์ ตัวอย่างเช่น การใช้ยาต้านการอักเสบที่ไม่ใช่สเตียรอยด์ (NSAIDs) และยาต้านอัลไซเมอร์เช่น memantine และ cholinesterase inhibitors ที่ได้รับการศึกษาวิจัยอย่างกว้างขวาง (Cummings et al., 2019)

การใช้เทคโนโลยีการเรียนรู้ด้วยเครื่องจักรในด้านการแพทย์ โดยเฉพาะการจำแนกภาพทางการแพทย์เพื่อช่วยในการวินิจฉัยโรคต่างๆ ให้เกิดความถูกต้องและแม่นยำมากที่สุดที่จะส่งผลการรักษาโรคต่างๆ ได้อย่างถูกต้อง ดังนั้นโปรแกรมทีชเอเบิลแมชชีน จึงถูกออกแบบบนพื้นฐานการเรียนรู้ด้วยเครื่องจักรแบบมีผู้สอนด้วยวิธีเครือข่ายประสาทเทียม และนำไปประยุกต์ใช้เพื่อสร้างแบบจำลอง

ทางปัญญาประดิษฐ์ (AI) สำหรับการจำแนกประเภทข้อมูลต่างๆ ได้แก่ รูปภาพ เสียง และท่าทาง (Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. 2016)

ดังนั้นคณะผู้วิจัยจึงมีแนวคิดที่จะพัฒนาแบบจำลองสำหรับจำแนกภาพโรคอัลไซเมอร์ในระดับต่าง ๆ ได้แก่ สมองไม่เสื่อม, สมองเสื่อมเล็กน้อยมาก, สมองเสื่อมเล็กน้อย และสมองเสื่อมปานกลาง ด้วยโปรแกรมที่เขเปิดแมชชีน เพื่อสามารถนำอัลกอริทึมการเรียนรู้ด้วยเครื่องจักรแบบมีผู้สอนไปคัดกรองหรือวินิจฉัยภาพระดับของโรคอัลไซเมอร์ในมนุษย์ อีกทั้งเพื่อป้องกันและหลีกเลี่ยงการเกิดโรคอัลไซเมอร์ในระดับที่รุนแรงจนถึงขั้นเป็นโรคสมองเสื่อม

## 2. ข้อมูลและวิธีการดำเนินงานวิจัย

### 2.1 ชุดข้อมูล (Dataset)

ชุดข้อมูลประกอบด้วยภาพโรคอัลไซเมอร์แต่ละระดับ ได้แก่ สมองไม่เสื่อม (Non Demented), สมองเสื่อมเล็กน้อยมาก (Very Mild Demented), สมองเสื่อมเล็กน้อย (Mild Demented) และสมองเสื่อมปานกลาง (Moderate Demented) ซึ่งชุดข้อมูลเหล่านี้เป็นภาพถ่าย MRI ส่วนสมองของผู้ป่วยโรคอัลไซเมอร์แต่ละระดับ โดยชุดข้อมูลที่ใช้สำหรับการวิจัยนี้สามารถดาวน์โหลดได้จากเว็บไซต์ <https://www.kaggle.com/> (<https://qrcd.org/6xug>)

### ตารางที่ 1 แสดงจำนวนชุดข้อมูลของโรคอัลไซเมอร์แต่ละระดับ

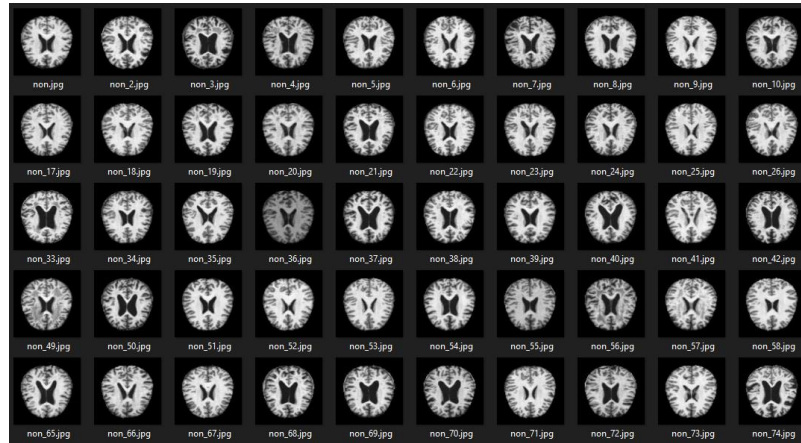
ระดับของโรคอัลไซเมอร์	จำนวนชุดข้อมูล (ภาพ)
สมองไม่เสื่อม (Non Demented)	3,200
สมองเสื่อมเล็กน้อยมาก (Very Mild Demented)	2,240
สมองเสื่อมเล็กน้อย (Mild Demented)	896
สมองเสื่อมปานกลาง (Moderate Demented)	64
รวม	6,400

### 2.2 ลักษณะของโรคอัลไซเมอร์แต่ละระดับ

โรคอัลไซเมอร์เป็นโรคที่ส่งผลกระทบต่อสมองและการทำงานของสมองที่เกี่ยวข้องกับความจำและการรับรู้ โดยโรคนี้สามารถแบ่งออกเป็นหลายระดับตามความรุนแรงของอาการได้ (Shaikh & Shinde, 2024) ดังนี้

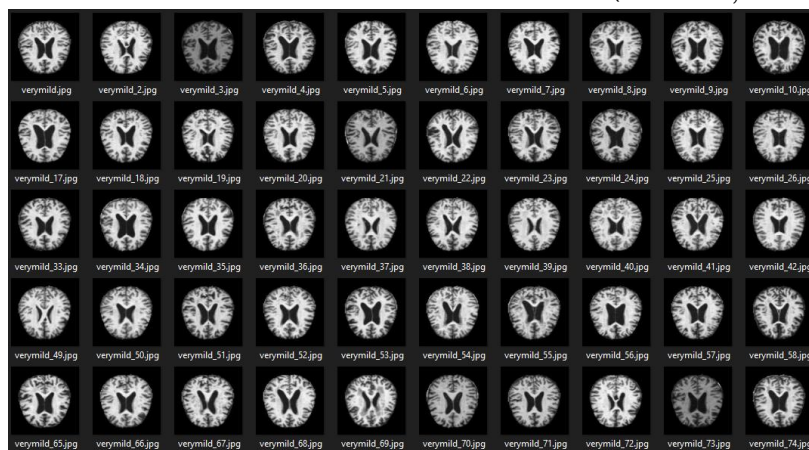
2.2.1 สมองไม่เสื่อม เป็นภาวะที่บ่งบอกถึงการทำงานของสมองที่ยังปกติ แม้ว่าอาจมีการเปลี่ยนแปลงบางอย่างตามอายุ เช่น การลดลงเล็กน้อยของความจำระยะสั้นหรือความสามารถในการคิดวิเคราะห์ แต่ไม่ได้ส่งผลกระทบต่อการใช้ชีวิตประจำวัน ซึ่งเป็นภาวะที่แตกต่างจากโรคสมองเสื่อม (Dementia) ซึ่งมีลักษณะการทำงานของสมองที่ลดลงอย่างต่อเนื่องและมีผลต่อกิจกรรมในชีวิตประจำวัน อีกทั้งการวินิจฉัยเพื่อการระบุภาวะสมองไม่เสื่อมเป็นขั้นตอนสำคัญในการป้องกันหรือชะลอการพัฒนาสู่โรคสมองเสื่อม หากพบความเสี่ยงในระยะแรก เช่น มีปัจจัยเสี่ยงอย่างความดันโลหิตสูง เบาหวาน หรือการขาดการออกกำลังกาย การจัดการและป้องกันสามารถลดโอกาสการเกิด

โรคสมองเสื่อมในอนาคตได้ โดยอาการมีดังนี้ การเปลี่ยนแปลงเล็กน้อยในความสามารถในการจำสิ่งต่าง ๆ หรืออาจมีการทำงานของสมองที่ลดลงเล็กน้อย แต่ยังไม่ถึงระดับที่ส่งผลกระทบต่อการทำงานในชีวิตประจำวัน หรือผู้ป่วยสามารถใช้ชีวิตได้ปกติ ไม่ต้องการความช่วยเหลือพิเศษ (Akhtar et al., 2024)



รูปที่ 1 ลักษณะสมองไม่เสื่อม

2.2.2 สมองเสื่อมเล็กน้อยมาก เป็นระยะเริ่มต้นของโรคสมองเสื่อม ซึ่งเป็นขั้นตอนที่อาการเริ่มปรากฏให้เห็น แต่ยังมีความรุนแรงน้อยมากและไม่ส่งผลกระทบต่อการใช้ชีวิตประจำวันอย่างชัดเจน ผู้ป่วยในระยะนี้อาจจะยังสามารถทำกิจกรรมส่วนใหญ่ในชีวิตประจำวันได้ด้วยตัวเอง แต่เริ่มมีปัญหาด้านความจำและการคิดวิเคราะห์ในบางด้าน และถึงแม้ว่าอาการเหล่านี้อาจดูเหมือนไม่รุนแรง แต่เป็นสัญญาณเตือนว่ามีการเสื่อมถอยของสมองเริ่มเกิดขึ้น และอาจพัฒนาไปสู่ระยะที่รุนแรงมากขึ้นของโรคสมองเสื่อม โดยอาการมีดังนี้ ความจำเริ่มลดลง, ปัญหาในการหาคำพูดหรือสื่อสาร, การตัดสินใจที่ลดลง, การลดลงของสมาธิ และการจัดการกับกิจกรรมซับซ้อน (Petersen, R. C. 2004)



รูปที่ 2 ลักษณะสมองเสื่อมเล็กน้อยมาก

2.2.3 สมองเสื่อมเล็กน้อย (Mild Demented) เป็นระยะที่สองของโรคสมองเสื่อม ซึ่งอาการเริ่มชัดเจนขึ้นจากระยะเริ่มต้น และส่งผลกระทบต่อการใช้ชีวิตประจำวันในบางส่วน แม้ว่าผู้ป่วยยังสามารถทำกิจกรรมพื้นฐานได้ แต่จะมีปัญหาชัดเจนในด้านความจำและการตัดสินใจที่มากขึ้นกว่าระยะ "สมองเสื่อมเล็กน้อยมาก" โดยอาการมีดังนี้ ปัญหาความจำที่เพิ่มมากขึ้น: ผู้ป่วยจะลืมเหตุการณ์

ในอดีตอันใกล้หรือข้อมูลสำคัญ, ปัญหาในการจัดการงานประจำวัน: การจัดการเรื่องการเงิน การซื้อของ หรือการวางแผนกิจกรรมเริ่มกลายเป็นเรื่องยากขึ้น, การตัดสินใจบกพร่อง: มีการตัดสินใจที่ไม่เหมาะสมบ่อยครั้ง หรือไม่สามารถแก้ปัญหาที่เคยแก้ได้, ความยากลำบากในการทำกิจกรรมที่ซับซ้อน รวมถึงการเปลี่ยนแปลงทางอารมณ์และพฤติกรรม: ผู้ป่วยอาจรู้สึกสับสน, หงุดหงิด หรือมีอาการซึมเศร้า เนื่องจากความยากลำบากในการทำกิจกรรมประจำวัน (McKhann, G., et al. 2011)



รูปที่ 3 ลักษณะสมองเสื่อมเล็กน้อย

2.2.4 สมองเสื่อมปานกลาง (Moderate Demented) เป็นระยะที่สามของโรคสมองเสื่อม ซึ่งมีการเสื่อมถอยของการทำงานของสมองที่เห็นได้ชัดมากขึ้น และส่งผลกระทบต่อการทำงานประจำวัน ผู้ป่วยจะต้องการความช่วยเหลือในการทำกิจกรรมที่เคยทำได้ด้วยตนเอง รวมถึงอาจเริ่มมีปัญหาในการรับรู้ถึงสิ่งรอบข้างและการจดจำบุคคลใกล้ชิด โดยอาการมีดังนี้ ปัญหาความจำที่รุนแรงมากขึ้น: ผู้ป่วยจะลืมเหตุการณ์ในชีวิตประจำวันบ่อยครั้ง และอาจลืมชื่อคนในครอบครัวหรือเพื่อนสนิท, ปัญหาการสื่อสาร: การหาคำพูดยากขึ้น พูดไม่ค่อยรู้เรื่อง หรือใช้คำที่ไม่เหมาะสม, ความสับสนและการรับรู้ที่ผิดปกติ: ผู้ป่วยอาจไม่สามารถรับรู้เวลา สถานที่ หรือบุคคลได้, ปัญหาในการทำกิจกรรมประจำวัน: ผู้ป่วยจะเริ่มต้องการความช่วยเหลือในการทำกิจกรรมพื้นฐาน, การเปลี่ยนแปลงทางพฤติกรรมและอารมณ์: ผู้ป่วยอาจมีอาการแปรปรวน หงุดหงิด ซึมเศร้า หรือมีอาการก้าวร้าว รวมถึงอาจเกิดอาการหลงผิด และการเดินทาง: ผู้ป่วยอาจเดินออกจากบ้านและหลงทาง ไม่สามารถหาทางกลับได้ เนื่องจากความจำที่เสื่อมถอยและความสับสน (Honig, L. S., G., et al. 2018)





รูปที่ 4 ลักษณะสมองเสื่อมปานกลาง

## 2.3 เครื่องมือที่ใช้ในการจำแนกภาพโรคอัลไซเมอร์

โปรแกรมทีชเอเบิลแมชชีน (Teachable Machine) เป็นโปรแกรมจากบริษัทกูเกิลที่ออกแบบมาเพื่อให้ผู้ใช้งานที่ไม่มี ความเชี่ยวชาญในการเขียนโปรแกรมสามารถสร้างโมเดลปัญญาประดิษฐ์ สำหรับการจำแนกประเภทข้อมูลต่างๆ ได้ ด้วยเทคนิคเครือข่ายประสาทเทียม โดยเฉพาะอย่างยิ่งการจำแนกรูปภาพ, เสียง, และท่าทาง ซึ่งมีขั้นตอนการทำงาน 3 ขั้นตอน ดังนี้

**2.3.1 Gather** เป็นขั้นตอนที่ทำการอัปโหลดภาพโรคอัลไซเมอร์แต่ละระดับเพื่อสร้างชุดข้อมูล โดยข้อมูลที่บันทึกจะถูกแบ่งออกเป็น 2 กลุ่ม ได้แก่

- ข้อมูลชุดเรียนรู้ (Training Data) : ชุดข้อมูลที่ใช้เพื่อฝึกแบบจำลอง มีสัดส่วนอยู่ที่ร้อยละ 85 ของข้อมูลทั้งหมด

- ข้อมูลชุดทดสอบ (Testing Data) : ชุดข้อมูลที่ใช้ทดสอบประสิทธิภาพของแบบจำลอง มีสัดส่วนอยู่ที่ร้อยละ 15 ของข้อมูลทั้งหมดจะถูกใช้ในการทดสอบ เพื่อให้แน่ใจว่าโมเดลสามารถจำแนกข้อมูลใหม่ได้อย่างถูกต้อง

**2.3.2 Train** เป็นขั้นตอนการสร้างแบบจำลอง ซึ่งโปรแกรมจะใช้วิธีเครือข่ายประสาทเทียมเพื่อสร้างโมเดลที่สามารถแยกแยะหรือจำแนกความแตกต่างระหว่างภาพที่มีลักษณะแตกต่างกัน และดำเนินการประเมินแบบจำลอง (Evaluating Model) โดยโปรแกรมจะทำการทดสอบแบบจำลองด้วยชุดข้อมูลที่ไม่ได้ใช้ในการเรียนรู้ เพื่อดูประสิทธิภาพของการจำแนกประเภทของโรคอัลไซเมอร์ โดยคณะผู้วิจัยสามารถปรับแต่งแบบจำลอง (Fine-Tuning) ด้วยการเพิ่มจำนวนภาพในชุดข้อมูล หรือทำการฝึกซ้ำหลาย ๆ ครั้ง (epochs) เพื่อปรับปรุงความแม่นยำในการจำแนกข้อมูล

**2.3.3 Export** เป็นขั้นตอนของการทดสอบโมเดลโดยการใส่รูปภาพ เสียง หรือท่าทางใหม่ แล้วให้แบบจำลองที่สร้างขึ้นแสดงผลของการจำแนกข้อมูล และสามารถส่งออกแบบจำลองไปใช้ต่อในระบบหรือแพลตฟอร์มอื่น ๆ ได้ (Google. (n.d.). Teachable Machine)

## 2.4 อัลกอริทึมที่ใช้ในการจำแนกภาพโรคอัลไซเมอร์

เครือข่ายประสาทเทียม (Neural Networks) เป็นโครงสร้างพื้นฐานที่อยู่เบื้องหลังการทำงานของโปรแกรมที่ชเอบิลแมชชีน ในการจำแนกรูปภาพ โดยใช้แนวคิดจากระบบประสาทในสมองมนุษย์ เครือข่ายประสาทเทียมนี้ประกอบไปด้วยหน่วยประมวลผลหรือโหนด (Node) ที่ทำงานร่วมกันในการประมวลผลข้อมูลที่ซับซ้อน (Dong et al., 2024) ด้วยโครงสร้างของเครือข่ายประสาทเทียมประกอบด้วยหลายเลเยอร์ (Layer) ดังนี้

- ชั้นข้อมูลนำเข้า (Input Layer) เป็นชั้นที่ทำหน้าที่รับข้อมูลดิบ คือ พิกเซลของรูปภาพ
- ชั้นซ่อน (Hidden Layers) เป็นชั้นที่ทำหน้าที่ประมวลผลข้อมูล ซึ่งมีได้หลายชั้น แต่ละชั้นจะรับข้อมูลจากชั้นก่อนหน้า แล้วทำการคำนวณด้วยสมการที่เกี่ยวข้อง
- ชั้นผลลัพธ์ (Output Layer) เป็นชั้นที่ทำหน้าที่แสดงผลลัพธ์จากการคำนวณ คือ การจำแนกภาพระดับโรคอัลไซเมอร์

### 2.4.1 การทำงานของเครือข่ายประสาทเทียมในการจำแนกรูปภาพโรคอัลไซเมอร์

#### 2.4.1.1 การคำนวณผ่านน้ำหนัก (Weights)

- โดยแต่ละการเชื่อมต่อระหว่างโหนดจะมีน้ำหนักที่ปรับปรุงได้ระหว่างการเรียนรู้ น้ำหนักเหล่านี้จะถูกคำนวณจากข้อมูลที่ได้รับคือพิกเซลของภาพ จากนั้นจะถูกส่งผ่านไปยังโหนดถัดไป (Zizler & Haye, 2024) เพื่อให้ได้ค่า Weighted Sum ดังสมการที่ 1

$$z = \sum_{i=1}^n w_i \cdot x_i + b \quad (1)$$

โดยที่:

- $w_i$  คือน้ำหนักที่เชื่อมโยงระหว่างโหนด
- $x_i$  คือข้อมูลนำเข้าที่ได้รับ
- $b$  คือ bias ซึ่งเป็นค่าคงที่ที่ช่วยให้แบบจำลองมีความยืดหยุ่นในการเรียนรู้

#### 2.4.1.2 การประมวลผลผ่านฟังก์ชัน Activation (Activation Function)

หลังจากที่คำนวณค่า Weighted Sum แล้ว ข้อมูลจะถูกผ่านฟังก์ชัน Activation เพื่อทำการแปลงค่าให้เป็นค่าที่มีขอบเขตจำกัด คือ ฟังก์ชัน ReLU (Rectified Linear Unit) ที่ใช้กันทั่วไป (Bouraya & Belangour, 2024) ดังสมการที่ 2

$$a = \max(0, z) \quad (2)$$

โดยที่: ฟังก์ชันนี้จะส่งค่า  $z$  ที่เป็นบวกไปยังโหนดถัดไป และจะตัดค่าที่เป็นลบออก

### 2.4.1.3 การปรับน้ำหนัก (Weight Adjustment)

เครือข่ายประสาทเทียมจะทำการปรับน้ำหนักระหว่างการเรียนรู้ โดยใช้วิธีการที่เรียกว่า Backpropagation ซึ่งเป็นกระบวนการที่ใช้ในการแก้ปัญหาน้ำหนักของการเชื่อมต่อตามค่าความผิดพลาด (error) จากผลลัพธ์ที่ได้เมื่อเปรียบเทียบกับค่าจริง (Label)

### 2.4.1.4 การคำนวณผลลัพธ์ (Output)

เมื่อข้อมูลถูกส่งผ่านทุกชั้นของเครือข่ายประสาทเทียม ค่าที่ได้จากชั้นผลลัพธ์ จะถูกใช้ในการจำแนกประเภทภาพโรควอลไซเมอร์แต่ละระดับ

## 2.5 ขั้นตอนดำเนินงานวิจัย

ขั้นตอนดำเนินการจำแนกภาพโรควอลไซเมอร์ผ่านโปรแกรมที่ชอเปิดแมชชีน โดยเริ่มจากการสร้าง Class และนำเข้าชุดข้อมูลภาพโรควอลไซเมอร์แต่ละระดับ ได้แก่ สมองไม่เสื่อม, สมองเสื่อมเล็กน้อยมาก, สมองเสื่อมเล็กน้อย และ สมองเสื่อมปานกลาง จากนั้นดำเนินการตั้งค่าการเรียนรู้แบบจำลอง (Training Model) ดังต่อไปนี้

- Epochs: คือจำนวนครั้งที่แบบจำลองจะเรียนรู้จากชุดข้อมูลการเรียนรู้ทั้งหมด แต่ละ Epoch จะนำภาพโรควอลไซเมอร์ทั้งหมดในชุดข้อมูลเรียนรู้ส่งผ่านแบบจำลองตามจำนวนรอบที่กำหนด (Géron, A. 2019)

- Batch Size คือจำนวนของตัวอย่างข้อมูลที่ถูกใช้ในหนึ่งรอบการฝึกฝน (Iteration) ของแบบจำลอง ซึ่งข้อมูลจะถูกแบ่งออกเป็นกลุ่มย่อยตามจำนวน Batch Size โดยแต่ละกลุ่มจะถูกป้อนเข้าสู่แบบจำลองเพื่อทำการฝึกฝน

- Learning Rate: คือค่าที่กำหนดว่าความเร็วในการอัปเดตน้ำหนักของเครือข่ายประสาทเทียม ในแต่ละรอบการฝึกฝนเป็นอย่างไร โดยค่า Learning Rate ที่ต่ำเกินไป อาจทำให้การฝึกฝนของแบบจำลองช้าและต้องใช้เวลาในการหาค่าผลลัพธ์ที่ดีที่สุดนานขึ้นในทางกลับกัน ค่า Learning Rate ที่สูงเกินไป อาจทำให้โมเดลอัปเดตน้ำหนักเร็วเกินไป ส่งผลให้แบบจำลองไม่สามารถเรียนรู้ได้ดี หรือทำให้ผลลัพธ์ไม่เสถียร

เมื่อดำเนินการตั้งค่าการเรียนรู้แบบจำลองเสร็จสิ้นแล้ว ขั้นตอนต่อไปคือการฝึกฝนแบบจำลองด้วยอัลกอริทึมเครือข่ายประสาทเทียม ซึ่งเป็นวิธีการเรียนรู้ด้วยเครื่องจักรแบบมีผู้สอน เพื่อจำแนกภาพโรควอลไซเมอร์แต่ละระดับ โดยอ้างอิงตามค่าการเรียนรู้ที่กำหนดไว้ และขั้นตอนสุดท้ายเป็นการวัดประสิทธิภาพของอัลกอริทึมที่ใช้จำแนกประเภทของโรควอลไซเมอร์ และนำผลลัพธ์ที่ได้ แสดงผลด้วยตารางความถูกต้อง ตาราง Confusion Matrix และกราฟเปรียบเทียบแบบต่าง ๆ ดังรูปที่ 5





ตารางที่ 2 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการจำแนกประเภทภาพโรคอัลไซเมอร์  
(Batch Size=16)

ระดับของ โรคอัลไซเมอร์	ค่าความถูกต้องในการจำแนกประเภทภาพโรคอัลไซเมอร์								
	E=50, L=0.001	E=100, L=0.001	E=150, L=0.001	E=50, L=0.01	E=100, L=0.01	E=150, L=0.01	E=50, L=0.1	E=100, L=0.1	E=150, L=0.1
สมองไม่เสื่อม	0.93	0.92	0.90	0.78	1.00	1.00	0.00	0.00	1.00
สมองเสื่อมเล็กน้อยมาก	0.67	0.83	0.87	0.76	0.00	0.00	1.00	1.00	0.00
สมองเสื่อมเล็กน้อย	0.59	0.77	0.82	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
สมองเสื่อมปานกลาง	0.90	0.80	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
ค่าเฉลี่ย	0.7725	0.83	0.8975	0.385	0.25	0.25	0.25	0.25	0.25

ตารางที่ 3 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการจำแนกประเภทภาพโรคอัลไซเมอร์  
(Batch Size=32)

ระดับของ โรคอัลไซเมอร์	ค่าความถูกต้องในการจำแนกประเภทภาพโรคอัลไซเมอร์								
	E=50, L=0.001	E=100, L=0.001	E=150, L=0.001	E=50, L=0.01	E=100, L=0.01	E=150, L=0.01	E=50, L=0.1	E=100, L=0.1	E=150, L=0.1
สมองไม่เสื่อม	0.79	0.90	0.79	0.85	0.83	1.00	1.00	1.00	1.00
สมองเสื่อมเล็กน้อยมาก	0.80	0.85	0.90	0.58	0.58	0.00	0.00	0.00	0.00
สมองเสื่อมเล็กน้อย	0.79	0.79	0.76	0.41	0.61	0.00	0.00	0.00	0.00
สมองเสื่อมปานกลาง	0.90	1.00	0.70	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
ค่าเฉลี่ย	0.82	0.885	0.7875	0.46	0.505	0.25	0.25	0.25	0.25

ตารางที่ 4 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการจำแนกประเภทภาพโรคอัลไซเมอร์  
(Batch Size=64)

ระดับของ โรคอัลไซเมอร์	ค่าความถูกต้องในการจำแนกประเภทภาพโรคอัลไซเมอร์								
	E=50, L=0.001	E=100, L=0.001	E=150, L=0.001	E=50, L=0.01	E=100, L=0.01	E=150, L=0.01	E=50, L=0.1	E=100, L=0.1	E=150, L=0.1
สมองไม่เสื่อม	0.87	0.93	0.82	0.00	0.80	0.92	1.00	1.00	1.00
สมองเสื่อมเล็กน้อยมาก	0.74	0.65	0.96	1.00	0.82	0.47	0.00	0.00	0.00
สมองเสื่อมเล็กน้อย	0.82	0.78	0.52	0.00	0.36	0.62	0.00	0.00	0.00
สมองเสื่อมปานกลาง	0.82	0.70	0.80	0.00	0.00	0.20	0.00	0.00	0.00
ค่าเฉลี่ย	0.8125	0.765	0.775	0.25	0.495	0.5525	0.25	0.25	0.25

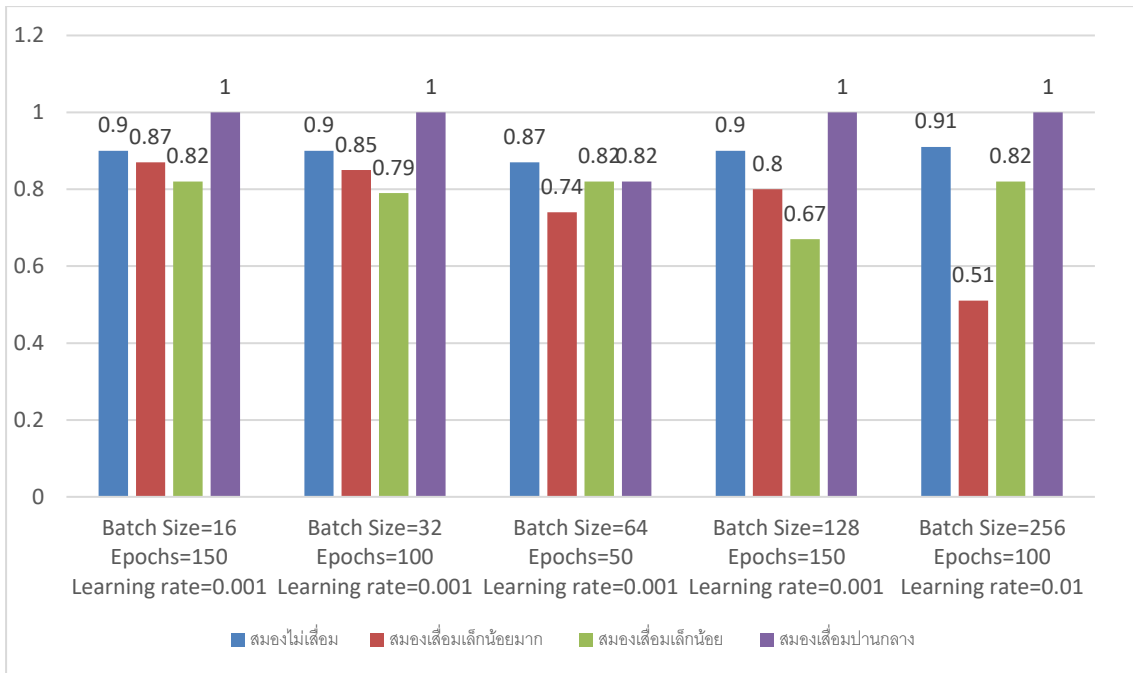
ตารางที่ 5 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการจำแนกประเภทภาพโรคอัลไซเมอร์ (Batch Size=128)

ระดับของโรคอัลไซเมอร์	ค่าความถูกต้องในการจำแนกประเภทภาพโรคอัลไซเมอร์								
	E=50, L=0.001	E=100, L=0.001	E=150, L=0.001	E=50, L=0.01	E=100, L=0.01	E=150, L=0.01	E=50, L=0.1	E=100, L=0.1	E=150, L=0.1
สมองไม่เสื่อม	0.97	0.95	0.90	0.72	0.76	0.92	1.00	0.00	1.00
สมองเสื่อมเล็กน้อยมาก	0.42	0.70	0.80	0.88	0.75	0.47	0.00	1.00	0.00
สมองเสื่อมเล็กน้อย	0.57	0.72	0.67	0.34	0.32	0.76	0.00	0.00	0.00
สมองเสื่อมปานกลาง	0.50	0.90	1.00	0.50	0.00	0.20	0.00	0.00	0.00
ค่าเฉลี่ย	0.615	0.8175	0.8425	0.61	0.4575	0.5875	0.25	0.25	0.25

ตารางที่ 6 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการจำแนกประเภทภาพโรคอัลไซเมอร์ (Batch Size=256)

ระดับของโรคอัลไซเมอร์	ค่าความถูกต้องในการจำแนกประเภทภาพโรคอัลไซเมอร์								
	E=50, L=0.001	E=100, L=0.001	E=150, L=0.001	E=50, L=0.01	E=100, L=0.01	E=150, L=0.01	E=50, L=0.1	E=100, L=0.1	E=150, L=0.1
สมองไม่เสื่อม	0.81	0.74	0.94	1.00	0.91	0.83	0.00	1.00	1.00
สมองเสื่อมเล็กน้อยมาก	0.74	0.88	0.73	0.00	0.51	0.79	1.00	0.00	0.00
สมองเสื่อมเล็กน้อย	0.51	0.67	0.62	0.00	0.82	0.68	0.00	0.00	0.00
สมองเสื่อมปานกลาง	0.70	0.70	0.70	0.00	1.00	0.30	0.00	0.00	0.00
ค่าเฉลี่ย	0.69	0.7475	0.7475	0.25	0.81	0.65	0.25	0.25	0.25

จากตารางที่ 2-6 จะเห็นประสิทธิภาพการจำแนกประเภทภาพโรคอัลไซเมอร์จากการกำหนดค่าการเรียนรู้ต่าง ๆ โดยกำหนดค่าต่างๆ และทำให้ได้ค่าความถูกต้องเฉลี่ยสูงสุด เท่ากับร้อยละ 89.75 ที่ค่า Batch Size เท่ากับ 16 และค่า Epochs เท่ากับ 150 และค่า Learning rate เท่ากับ 0.001 โดยมีค่าความถูกต้องของการจำแนกประเภทภาพโรคอัลไซเมอร์แต่ละระดับ ได้แก่ สมองไม่เสื่อม เท่ากับร้อยละ 90, สมองเสื่อมเล็กน้อยมาก เท่ากับร้อยละ 87, สมองเสื่อมเล็กน้อย เท่ากับร้อยละ 82 และสมองเสื่อมปานกลาง เท่ากับร้อยละ 100 และเมื่อเปรียบเทียบกับค่าความถูกต้องเฉลี่ยสูงสุดของการกำหนดค่าการเรียนรู้กับ Batch Size อื่น ๆ จะได้ผลลัพธ์ตามรูปที่ 6



รูปที่ 6 เปรียบเทียบค่าความถูกต้องเฉลี่ยสูงสุดในการจำแนกประเภทภาพโรคอัลไซเมอร์แต่ละระดับ ด้วย Batch Size ที่ต่างกัน

จากรูปที่ 6 จะเห็นได้ว่าค่าความถูกต้องเฉลี่ยสูงสุด เท่ากับร้อยละ 89.75 ที่ค่า Batch Size เท่ากับ 16 และค่า Epochs เท่ากับ 150 และค่า Learning rate เท่ากับ 0.001 ซึ่งผลการทดลองที่ได้มาสามารถนำมาแสดงเป็นตาราง Confusion Matrix เพื่อวัดประสิทธิภาพของวิธีเครือข่ายประสาทเทียมในการเรียนรู้ด้วยเครื่องจักร เพื่อคำนวณหาค่าความถูกต้องได้จากสมการ ดังนี้

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (3)$$

หรือ

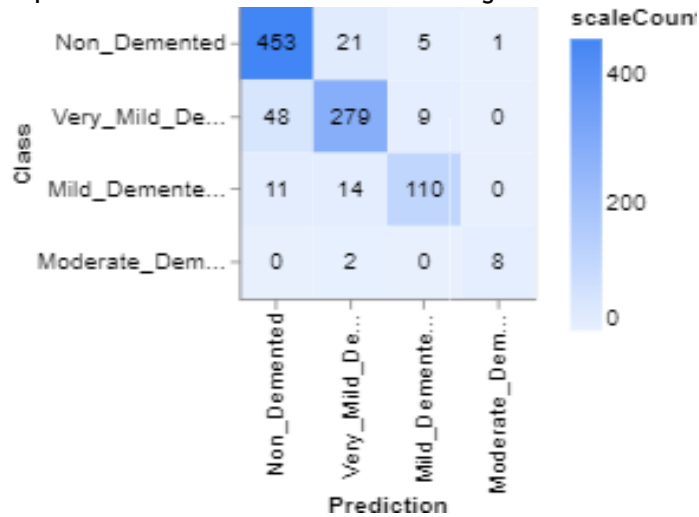
$$Accuracy = \frac{\text{ผลรวมของตัวเลขบนเส้นทแยงมุมในตาราง Confusion Matrix}}{\text{จำนวน observations ทั้งหมด}} \quad (4)$$

โดยที่:

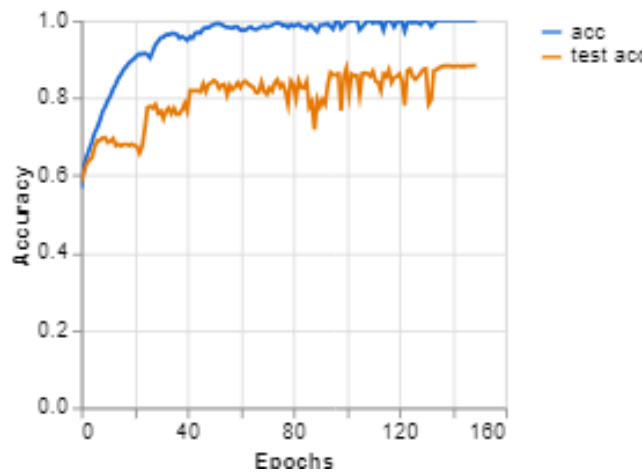
- TP คือ True Positive
- TN คือ True Negative
- FP คือ False Positive
- FN คือ False Negative

โดยพิจารณาสัดส่วนจากสิ่งที่เป็นเครือข่ายประสาทเทียมจำแนกประเภทภาพโรคอัลไซเมอร์แต่ระดับได้กับสิ่งที่เป็นจริง ดังตารางที่ 7

ตารางที่ 7 Confusion Matrix ของเครือข่ายประสาทเทียมที่มีการกำหนดค่า Batch Size เท่ากับ 16 และค่า Epochs เท่ากับ 150 และค่า Learning rate เท่ากับ 0.001

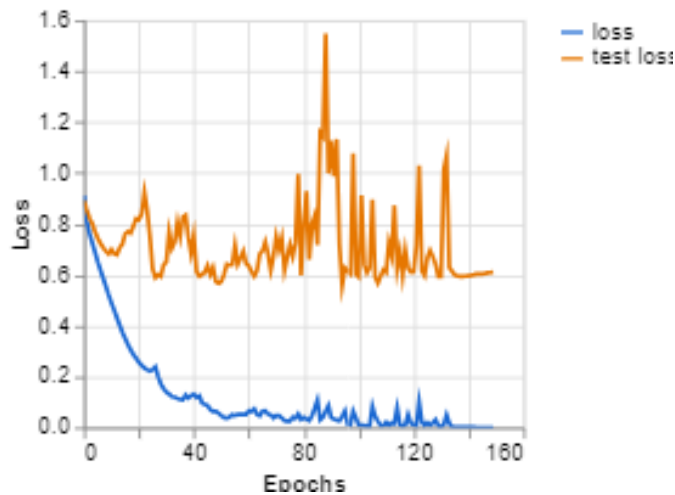


กราฟ Accuracy per Epochs เป็นกราฟที่ใช้วัดประสิทธิภาพของอัลกอริทึมสำหรับจำแนกภาพโรคอัลไซเมอร์ ที่จะพล็อตเส้นกราฟด้วยค่าความถูกต้อง บนแกน y และค่า Epochs บน แกน x โดยคณะผู้วิจัยสามารถวิเคราะห์ประสิทธิภาพของอัลกอริทึมสำหรับจำแนกภาพโรคอัลไซเมอร์แต่ละประเภทผ่านลักษณะการเปลี่ยนแปลงของเส้นกราฟที่เข้าใกล้มุมขวาบนและกราฟมีแนวโน้มคงที่หรือเพิ่มขึ้นเล็กน้อยแสดงว่าแบบจำลองเริ่มใกล้เคียงกับประสิทธิภาพสูงสุดทั้งเส้นสีน้ำเงิน (acc) และเส้นสีส้ม (test) ที่ใช้ทดสอบค่าความถูกต้อง ดังรูปที่ 7



รูปที่ 7 กราฟ Accuracy per Epochs

กราฟ Loss per Epochs เป็นกราฟที่ใช้วัดประสิทธิภาพของอัลกอริทึมสำหรับจำแนกภาพโรคอัลไซเมอร์ ที่จะพล็อตเส้นกราฟด้วยค่าความผิดพลาด บนแกน y และค่า Epochs บน แกน x โดยคณะผู้วิจัยสามารถวิเคราะห์ประสิทธิภาพของอัลกอริทึมสำหรับจำแนกภาพโรคอัลไซเมอร์แต่ละประเภทผ่านลักษณะการเปลี่ยนแปลงของเส้นกราฟที่เข้าใกล้มุมขวาล่างและกราฟมีแนวโน้มเริ่มคงที่หรือไม่ลดลง แสดงว่าแบบจำลองเริ่มถึงจุดที่เรียนรู้ได้เต็มที่ ทั้งเส้นสีน้ำเงิน (loss) และเส้นสีส้ม (test) ที่ใช้ทดสอบค่าความผิดพลาด (Murphy, Kevin P. 2012) ดังรูปที่ 8



รูปที่ 8 กราฟ Loss per Epochs

#### 4. สรุปผลและอภิปรายผล

การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของวิธีเครือข่ายประสาทเทียมจากการกำหนดค่าการเรียนรู้แบบต่างๆ สำหรับจำแนกภาพโรคอัลไซเมอร์ในมนุษย์แต่ละระดับที่แตกต่างกัน โดยมีการกำหนดค่าการเรียนรู้ ดังนี้ Batch Size ได้แก่ 16, 32, 64 และ 128, Epochs ได้แก่ 50, 100 และ 150 รวมถึง Learning rate ได้แก่ 0.001, 0.01 และ 0.1 ซึ่งจากการทดลองจะเห็นได้ว่าอัลกอริทึมที่มีค่าความถูกต้องเฉลี่ยดีที่สุดเท่ากับร้อยละ 89.75 ด้วยการกำหนดค่า Batch Size เท่ากับ 16, Epochs เท่ากับ 150 และ Learning rate เท่ากับ 0.001 และอัลกอริทึมที่มีประสิทธิภาพลำดับที่ 2 มีค่าความถูกต้องเฉลี่ยเท่ากับร้อยละ 88.50 ด้วยการกำหนดค่า Batch Size เท่ากับ 32, Epochs เท่ากับ 100 และ Learning rate เท่ากับ 0.001 และ อัลกอริทึมที่มีประสิทธิภาพลำดับที่ 3 มีค่าความถูกต้องเฉลี่ยเท่ากับร้อยละ 84.25 ด้วยการกำหนดค่า Batch Size เท่ากับ 128, Epochs เท่ากับ 150 และ Learning rate เท่ากับ 0.001 และอัลกอริทึมที่มีประสิทธิภาพลำดับที่ 4 มีค่าความถูกต้องเฉลี่ยเท่ากับร้อยละ 81.25 ด้วยการกำหนดค่า Batch Size เท่ากับ 64, Epochs เท่ากับ 50 และ Learning rate เท่ากับ 0.001 และอัลกอริทึมที่มีประสิทธิภาพลำดับที่ 5 มีค่าความถูกต้องเฉลี่ยเท่ากับร้อยละ 81.00 ด้วยการกำหนดค่า Batch Size เท่ากับ 256, Epochs เท่ากับ 100 และ Learning rate เท่ากับ 0.01 ซึ่งจากผลการทดลองจะสังเกตได้ว่าค่าการเรียนรู้ที่สามารถจำแนกภาพโรคอัลไซเมอร์แต่ละระดับในมนุษย์ จากตารางที่ 2-6 ดังนี้

- การกำหนดค่า Batch Size น้อยจะมีโอกาสให้ค่าความถูกต้องเฉลี่ยสูงกว่าการกำหนดค่า Batch Size มาก
- การกำหนดค่า Epochs มากจะมีโอกาสให้ค่าความถูกต้องเฉลี่ยสูงกว่าการกำหนดค่า Epochs น้อย
- การกำหนดค่า Learning rate น้อยจะมีโอกาสให้ค่าความถูกต้องเฉลี่ยสูงกว่าการกำหนดค่า Learning rate มาก แต่การเรียนรู้จะใช้เวลานาน ซึ่ง Learning rate เป็นพารามิเตอร์ที่ควบคุมการปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักของโมเดลในแต่ละรอบการเรียนรู้ (Epochs) ในการวิจัยนี้จะเห็นได้ว่าค่า Learning rate = 0.001 เป็นค่าที่มีความสมดุลในการเรียนรู้แบบจำแนกภาพโรคอัลไซเมอร์ ทำให้



โมเดลสามารถปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักได้ในอัตราที่ค่อนข้างเหมาะสม ไม่เร็วหรือช้าเกินไป โดยเมื่อค่า Epochs และ Batch Size ที่ต่างกัน และช่วยให้โมเดลสามารถเรียนรู้ได้อย่างมีประสิทธิภาพมากที่สุด ซึ่งแสดงออกเป็นค่าความถูกต้องเฉลี่ยสูงสุด

โดยผลลัพธ์ที่ได้จะสอดคล้องกับแนวโน้มของกราฟ Accuracy per Epochs และ Loss per Epochs ของการจำแนกภาพโรคอัลไซเมอร์แต่ละระดับ ที่วิธีเครือข่ายประสาทเทียม ซึ่งกราฟ Accuracy per Epochs มีลักษณะการเปลี่ยนแปลงของเส้นกราฟที่เข้าใกล้มุมขวาบน โดยกราฟมีแนวโน้มเพิ่มขึ้นและคงที่ แสดงว่าแบบจำลองให้ค่าความถูกต้องเฉลี่ยที่ดีที่สุด ส่วนกราฟ Loss per Epochs มีลักษณะการเปลี่ยนแปลงของเส้นกราฟที่เข้าใกล้มุมขวาล่างและกราฟมีแนวโน้มลดลงจนคงที่ แสดงว่าแบบจำลองให้ค่าความผิดพลาดเฉลี่ยน้อยที่สุด ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้จากงานวิจัยนี้ จะเห็นได้ว่ามีความสอดคล้องกับงานวิจัยอื่นๆ ที่ได้ศึกษาประสิทธิภาพของเครือข่ายประสาทเทียมในการจำแนกโรคอัลไซเมอร์ โดยพบว่าประสิทธิภาพของโมเดลจะแตกต่างกันไปตามโครงสร้างสถาปัตยกรรมและการปรับแต่งพารามิเตอร์ของเครือข่ายประสาทเทียม ยกตัวอย่างเช่น การใช้โมเดล Convolutional Neural Network (CNN) และใช้เทคนิคแบบ VGG-19, ResNet-50 และ Inception-V3 ซึ่งมีประสิทธิภาพในการจำแนกโรคอัลไซเมอร์ โดย VGG-19 มีความถูกต้องสูงสุดถึงร้อยละ 92.86 (Ayoub et al., 2024) หรือการใช้โมเดล DCNN ที่ปรับแต่งให้เหมาะสมกับการจำแนกโรคอัลไซเมอร์สามารถบรรลุความถูกต้องได้ถึงร้อยละ 96 (Dawood, A. S., 2024) รวมถึงการปรับแต่งพารามิเตอร์โดยใช้อัลกอริทึม Adam เป็นตัวเลือกที่ดีในการปรับแต่งพารามิเตอร์ของเครือข่ายประสาทเทียม เนื่องจากสามารถบรรลุความถูกต้องสูงสุดและลดอัตราการจำแนกผิดได้ (Singh et al., 2024) และการเพิ่มข้อมูลเทียมด้วยเทคนิคต่างๆ เช่น การหมุนภาพ การย่อขยายภาพ เป็นต้น สามารถช่วยเพิ่มประสิทธิภาพของโมเดลให้สูงขึ้น (Vega-Huerta et al., 2024) อย่างไรก็ตามจุดแข็งของงานวิจัยชิ้นนี้คือการพัฒนาแนวทางงานวิจัยที่ให้ผู้ศึกษางานวิจัยนี้ได้เห็นแนวทางการกำหนดค่าการเรียนรู้แบบต่าง ๆ ว่ามีผลต่อประสิทธิภาพการจำแนกข้อมูล

ดังนั้นคณะผู้วิจัยจึงสรุปได้ว่าค่าการเรียนรู้สำหรับการฝึกฝนแบบจำลองที่ใช้งานผ่านโปรแกรมที่ชื่อเบิลแมชชีน ได้แก่ ค่า Batch Size, Epochs และ Learning rate มีผลต่อประสิทธิภาพในการจำแนกประเภทภาพโรคอัลไซเมอร์แต่ละระดับในมนุษย์ได้ดีที่สุด เนื่องจากการเรียนรู้ด้วยเครื่องจักรวิธีเครือข่ายประสาทเทียมจะต้องใช้ค่าน้ำหนักและฟังก์ชัน รวมถึงค่าการเรียนรู้ต่างๆ ที่เหมาะสมและสัมพันธ์กับชุดข้อมูลเพื่อปรับปรุงการเรียนรู้กับชุดข้อมูลให้มีประสิทธิภาพดีขึ้นและสามารถนำแบบจำลองไปใช้งานได้จริง

## 5. กิตติกรรมประกาศ:

ขอขอบคุณสาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยแม่โจ้ และสำนักงานปศุสัตว์ เขต5 กรมปศุสัตว์ เชียงใหม่ และสาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ วิทยาลัยนานาชาติ มหาวิทยาลัยพายัพ ที่ช่วยกันพัฒนางานวิจัยนี้สำหรับใช้ประโยชน์ในด้านการแพทย์ของมนุษย์และสัตว์ต่อไปในอนาคต

## 6. เอกสารอ้างอิง

- ภาณุวัฒน์ เมฆะ, พงศิพงศ์ มุสิกอง, ณัฐภาส ผลากอง, พาสน์ ปราโมกษ์ชน และ พยุงศักดิ์ เกษม  
สำราญ. (2566). การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของโมเดลจำแนกภาพสำหรับโรคใบ  
ข้าวโพด. วารสารแม่ใจเทคโนโลยีสารสนเทศและนวัตกรรม, 9(2), 1-16.
- Ahmed, Ayoub., Achraf, Benba., Jilbab, Abdelilah. (2024). **Comparative Classification of Alzheimer's Disease.** doi: 10.1109/isivc61350.2024.10577901
- Alzheimer's Association. (2010). **Alzheimer's disease facts and figures. Alzheimer's & dementia**, 6(2), 158-194.
- Bernick, C. (2022). **Alzheimer's Disease Neuroimaging Initiative. Alzheimer's Disease Drug Development: Research and Development Ecosystem**, 455.
- Cummings, J., Lee, G., Ritter, A., Sabbagh, M., & Zhong, K. (2019). **Alzheimer's disease drug development pipeline.** *Alzheimer's & Dementia: Translational Research & Clinical Interventions*, 5, 272-293.
- Dawood, A. S. **A Comparative Study Using Deep Learning Models And Transfer Learning for Detection And Classification of Alzheimer's Disease.**
- Géron, A. (2019). *Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow.* O'Reilly Media.
- Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep Learning.* MIT Press.
- Google. (n.d.). **Teachable Machine.** Retrieved from <https://teachablemachine.withgoogle.com>
- Hogan, D. B., Bailey, P., Carswell, A., Clarke, B., Cohen, C., Forbes, D., ... & Thorpe, L. (2007). **Management of mild to moderate Alzheimer's disease and dementia.** *Alzheimer's & Dementia*, 3(4), 355-384.
- Hugo, Vega-Huerta., Kevin, Renzo, Pantoja-Pimentel., Sebastian, Yimmy, Quintanilla-Jaimes., Gisella, Luisa, Elena, Maquen-Niño., Percy, De-La-Cruz-VdV., Luis, Guerra-Grados. (2024). **Classification of Alzheimer's Disease Based on Deep Learning Using Medical Images.** *International Journal of Online Engineering (ijoe)*, doi: 10.3991/ijoe.v20i10.49089
- McKhann, G., et al. (2011). **The Diagnosis of Dementia Due to Alzheimer's Disease** Recommendations from the National Institute on Aging-Alzheimer's Association Workgroups on Diagnostic Guidelines for Alzheimer's Disease. *Alzheimer's & Dementia*, 7(3), 263-269.
- Mekha, P., & Teeyasuksaet, N. (2021, March). **Image classification of rice leaf diseases using random forest algorithm.** In 2021 joint international conference on digital arts, media and technology with ECTI northern section

- conference on electrical, electronics, computer and telecommunication engineering (pp. 165-169). IEEE.
- Mekha, P., Teeyasuksaet, N., Sompowloy, T., & Osathanunkul, K. (2022, January). **Honey bee sound classification using spectrogram image features**. In 2022 Joint International Conference on Digital Arts, Media and Technology with ECTI Northern Section Conference on Electrical, Electronics, Computer and Telecommunications Engineering (ECTI DAMT & NCON) (pp. 205-209). IEEE.
- Murphy, Kevin P. *Machine Learning: A Probabilistic Perspective*. MIT Press, 2012.
- Liu, C. C., Kanekiyo, T., Xu, H., & Bu, G. (2013). **Apolipoprotein E and Alzheimer disease: risk, mechanisms and therapy**. *Nature Reviews Neurology*, 9(2), 106-118.
- Livingston, G., Huntley, J., Sommerlad, A., Ames, D., Ballard, C., Banerjee, S., ... & Mukadam, N. (2020). **Dementia prevention, intervention, and care: 2020 report of the Lancet Commission**. *The lancet*, 396(10248), 413-446.
- Petersen, R. C., et al. (1999). **Mild Cognitive Impairment: Clinical Characterization and Outcome**. *Archives of Neurology*, 56(3), 303-308.
- Petersen, R. C. (2004). **Mild Cognitive Impairment as a Diagnostic Entity**. *Journal of Internal Medicine*, 256(3), 183-194.
- Peter, Zizler., Roberta, La, Haye. (2024). **Neural Networks. Compact textbooks in mathematics**,  
doi: 10.1007/978-3-031-54908-3\_9
- Qiao, Dong., Xueqin, Chen., Baoshan, Huang. (2024). **Neural networks**. doi: 10.1016/b978-0-443-15928-2.00009-4
- Rahul, Singh., Abhishek, Pal., Rahul, Chauhan., Hemant, Singh, Pokhariya., Aakriti, Shory., Arvind, Gulati. (2024). **Deep Learning Architectures for Alzheimer's Disease Classification Using Convolutional Neural Networks**. doi: 10.1109/icemps60684.2024.10559326
- Honig, L. S., Vellas, B., Woodward, M., Boada, M., Bullock, R., Borrie, M., ... & Siemers, E. (2018). **Trial of solanezumab for mild dementia due to Alzheimer's disease**. *New England Journal of Medicine*, 378(4), 321-330.
- Sara, Bouraya., Abdessamad, Belangour. (2024). **A comparative analysis of activation functions in neural networks: unveiling categories**. *Bulletin of Electrical Engineering and Informatics*, doi: 10.11591/eei.v13i5.7274
- van Oostveen, W. M., & de Lange, E. C. (2021). **Imaging techniques in Alzheimer's disease: a review of applications in early diagnosis and longitudinal monitoring**. *International journal of molecular sciences*, 22(4), 2110.

Uzer, Altaf, Shaikh., Shraddha, Shinde. (2024). **Alzheimer Disease**. World Journal of  
Biology Pharmacy and Health Sciences, doi: 10.30574/wjbphs.2024.18.2.0239