



## วารสารวิชาการ วิศวกรรมศาสตร์ ม.อบ. UBU Engineering Journal

บทความวิจัย

### การศึกษาวิธีจำแนกภาพ PET เพื่อการวินิจฉัยโรคอัลไซเมอร์เบื้องต้น

## Study of PET Image Classification Methods to the Preliminary Diagnosis of Alzheimer's Disease

จันทนา ปัญญาวรรณ<sup>1\*</sup> ประเมศวร์ ห่อแก้ว<sup>2</sup>

<sup>1</sup> คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยบูรพา อ.เมือง จ.ชลบุรี 20131

<sup>2</sup> สำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี อ.เมือง จ.นครราชสีมา 30000

Jantana Panyavaraporn<sup>1\*</sup> Paramate Horkaew<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Faculty of Engineering, Burapha University, Mueang, Chonburi 20131

<sup>2</sup> Institute of Engineering, Suranaree University of Technology, Mueang, Nakhon Ratchasima 30000

\* Corresponding author.

E-mail: jantanap@eng.buu.ac.th; Telephone: 0 3810 2222 ต่อ. 3380

วันที่รับบทความ 21 พฤศจิกายน 2560; วันแก้ไขบทความครั้งที่ 1 9 กุมภาพันธ์ 2561; วันแก้ไขบทความครั้งที่ 2 1 พฤษภาคม 2561; วันที่ตอบรับบทความ 14 มิถุนายน 2561

### บทคัดย่อ

ประเทศไทยกำลังอยู่ในช่วงการเปลี่ยนผ่านเข้าสู่สังคมผู้สูงอายุโดยสมบูรณ์ เริ่มเห็นเด่นชัดขึ้นในช่วงที่ผ่านมาเมื่ออัตราส่วนระหว่างประชากรเด็กต่อประชากรผู้ใหญ่ลดลง นอกจากแผนนโยบายของรัฐบาลที่จะต้องดำเนินการแล้ว การบริการด้านสุขภาพสำหรับผู้สูงอายุก็เป็นสิ่งจำเป็นที่จะต้องจัดเตรียมให้พร้อม โรคที่มักพบบ่อยในผู้สูงอายุ เช่น โรคความดันสูง โรคไขมันในเส้นเลือดสูง และโรคสมองเสื่อม เป็นต้น ภาวะสมองเสื่อมสัมพันธ์กับอายุที่เพิ่มขึ้น โรคอัลไซเมอร์ก็เป็นสภาวะทางสมองเสื่อมชนิดหนึ่งที่เกิดขึ้นในผู้สูงอายุ ผลกระทบที่เกิดขึ้นไม่ได้เกิดกับผู้ป่วยเพียงคนเดียวแต่ยังส่งผลกระทบต่อคนรอบข้างด้วย ดังนั้นการตรวจพบโรคตั้งแต่ระยะแรกจะช่วยให้สามารถหาวิธีรักษาเพื่อชะลอความรุนแรงของโรคได้ การวินิจฉัยโรคอัลไซเมอร์สามารถทำได้หลายวิธี เช่น การทำแบบสำรวจทางการแพทย์ การวิเคราะห์จากภาพถ่ายทางการแพทย์ เป็นต้น งานวิจัยฉบับนี้จึงนำเสนอวิธีการจำแนกผู้ป่วยโรคอัลไซเมอร์จากภาพ PET โดยใช้กลุ่มตัวอย่างของคนไทย ขั้นตอนประกอบด้วย การแบ่งภาพสมองออกจากพื้นหลังโดยใช้ K-means การหาคุณลักษณะเด่นของภาพโดยใช้การบีบอัดเวฟเล็ต หลังจากนั้นหาค่าเฉลี่ยและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานเพื่อลดขนาดของข้อมูลลง ขั้นตอนสุดท้ายคือจำแนกประเภทโดยการเรียนรู้ของเครื่อง ทดสอบการจำแนก 4 วิธีคือ ไอแกนเฟส ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน โครงข่ายประสาทเทียมแบบสังวัตนาการ และวิธีที่นำเสนอ ผลลัพธ์ที่ได้จากการทดสอบเห็นว่าวิธีที่นำเสนอให้ค่าความถูกต้องมากถึงร้อยละ 87 ซึ่งเหมาะสมสำหรับจำแนกผู้ป่วยโรคอัลไซเมอร์จากกลุ่มคนปกติ

### คำสำคัญ

โรคอัลไซเมอร์ ภาพ PET กาบอร์เวฟเล็ต โครงข่ายประสาทเทียมแบบสังวัตนาการ ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

## Abstract

Thailand has been undergoing a transition into a completely developed elderly society. The sign is becoming more apparent in the last few years, when a ratio between the number of children and mature adults has been dramatically decreasing. In addition to prevailing measures the government has to take, healthcare service for elderly people has to be readily prepared. Among diseases from which the elderly people are suffered are high blood pressure, high cholesterol and dementia. Age related dementia are gradually developed. Alzheimer's disease is however another more serious type of dementia that often drastically affect not only the patient but also their caretaker. Early diagnosis of the symptom could well enable therapeutic measures that improve their quality of life. This can be done in several ways, e.g., by medical survey and medical imaging. This paper therefore presents a robust PET image classification methods for diagnosing Alzheimer's disease in a samples drawn from Thai population. The proposed process adopted K-means clustering and Gabor Wavelet for brain segmentation and image feature extraction, respectively. To reduce the dimensions of data involved, only mean and standard deviation of pixels were extracted as features. The disease was finally classified by using a supervised machine learning in turn. Specifically, four classification methods were considered, i.e., Eigenface, Support Vector Machine, Convolutional Neural Network and proposed method. The experimental results indicated the accuracy of proposed method was up to 87%. It was appropriate to identify Alzheimer's patients from normal controls and the proposed SVM outperformed the rest.

## Keywords

Alzheimer's disease; PET image; Gabor wavelet; convolutional neural network; support vector machine

## 1. บทนำ

ปัจจุบันผู้สูงอายุในประเทศไทยมีจำนวนเพิ่มมากขึ้น จากบทความเรื่องโรคสมองเสื่อมของโรงพยาบาลรามาริบัติ [1] กล่าวว่าผู้ที่มีอายุตั้งแต่ 65 ปีขึ้นไปเป็นโรคสมองเสื่อมร้อยละ 5 และอัตราการเพิ่มขึ้นของโรคสมองเสื่อมจะแปรผันตามอายุที่เพิ่มขึ้น สำหรับกลุ่มผู้ที่มีอายุตั้งแต่ 80 ปีขึ้นไปจะพบโรคสมองเสื่อมถึงร้อยละ 20 หรือ 1 ใน 5 คน สมองเสื่อมเป็นภาวะหนึ่งของสมองที่เกิดจากหลายสาเหตุ ซึ่งพบว่าร้อยละ 70 ของผู้ป่วยสมองเสื่อม มีสาเหตุมาจากโรคอัลไซเมอร์ [2]

โรคอัลไซเมอร์ (Alzheimer's disease: AD) เป็นภาวะสมองเสื่อมที่เกิดจากความเสื่อมของสมองโดยตรง พบเห็นได้บ่อยในผู้สูงอายุ ในช่วงแรกสมองส่วนความจำจะฝ่อลง หลังจากนั้นสมองส่วนอื่น ๆ ก็ฝ่อตามไป ส่งผลต่อความคิดและการสื่อสารตลอดจนพฤติกรรม ผู้ป่วยจะเริ่มมีอาการหลงลืม เช่น ลืมทำในสิ่งที่ทำเป็นประจำ อาการของโรคนี้จะ

ค่อยเป็นค่อยไป หากพบเจอตั้งแต่เริ่มแรกจะมีโอกาสชะลอความรุนแรงของโรคให้เกิดขึ้นช้าลงได้ [1] ดังนั้นผู้ป่วยควรรีบปรึกษาแพทย์ผู้เชี่ยวชาญเพื่อหาสาเหตุที่แท้จริง แพทย์จะใช้วิธีการตรวจสอบและประเมินอาการผู้ป่วยจากการซักประวัติ โดยพิจารณาจากความผิดปกติทางการรับรู้และพฤติกรรม ตรวจร่างกายโดยเฉพาะการตรวจสภาพสมอง การตรวจระบบประสาทในห้องปฏิบัติการ และการวิเคราะห์จากภาพถ่ายสมอง ปัจจุบันมีงานวิจัยที่นำเสนอเกี่ยวกับการวินิจฉัยโรคอัลไซเมอร์จากภาพถ่ายทางการแพทย์โดยใช้หลักการประมวลผลภาพ [3-14] วิธีที่มักจะใช้จำแนกประเภท เช่น ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (support vector machine: SVM) และโครงข่ายประสาทเทียม เป็นต้น

งานวิจัยที่ [3-7] นำเสนอการวินิจฉัยโรคอัลไซเมอร์จากการสร้างภาพด้วยเรโซแนนซ์แม่เหล็ก (magnetic resonance imaging: MRI) งานวิจัยที่ [3] ใช้วิธีการวิเคราะห์ห้องค์ประกอบ

หลักและโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับจำแนกประเภทผู้ป่วยโรคอัลไซเมอร์ จากการทดสอบวิธีดังกล่าวให้ค่าความถูกต้องประมาณร้อยละ 89 โดย MRI ที่ใช้ทดสอบมาจากฐานข้อมูล OASIS ส่วนงานวิจัยที่ [4] นำเสนอวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบลึก ที่พิจารณาจากคุณลักษณะพื้นผิว วิธีนี้ใช้ MRI จาก Alzheimer's disease neuroimaging initiative (ADNI) ผลการทดสอบแสดงให้เห็นว่าการจำแนกวิธีนี้ยังไม่ดีเท่าที่ควร งานวิจัยที่ [5-7] ใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบสังวัตนาการ (convolutional neural network: CNN) โดยวิเคราะห์ MRI จากฐานข้อมูล ADNI เช่นกัน ผลการทดสอบการจำแนกประเภทผู้ป่วยเห็นว่าความแม่นยำสูงกว่าร้อยละ 90 จากงานวิจัยที่ [3-7] เป็นการวิเคราะห์จาก MRI โดยใช้การจำแนกประเภทที่แตกต่างกัน สรุปได้ว่าวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบสังวัตนาการ [5-7] ให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุด

บทความจากคลินิกความจำโรงพยาบาลกรุงเทพ [8] กล่าวว่าเทคโนโลยีทางการแพทย์พัฒนาไปมาก การตรวจความผิดปกติของสมองด้วยเครื่อง PET สแกน (positron emission tomography scan) สามารถยืนยันความถูกต้องได้มากกว่าร้อยละ 90 การวินิจฉัยโรคอัลไซเมอร์ด้วยเครื่อง PET สแกนคือการวัดการทำงานของเซลล์สมองจากระดับน้ำตาลในสมองที่มีการเปลี่ยนแปลง ซึ่งจะเกิดขึ้นชัดเจนในผู้ป่วยแสดงภาพได้ทั้งแบบ 2 และ 3 มิติ ภาพถ่ายจะแสดงสีที่แตกต่างกันอย่างชัดเจนในบริเวณที่มีปัญหา งานวิจัยที่ [9] ใช้ภาพ PET (positron emission tomography) สำหรับวินิจฉัยโรคอัลไซเมอร์ในประเทศไทย สารเภสัชรังสีที่ใช้ในการวินิจฉัยโรคสมองเสื่อมคือ F18-FDG โดยตรวจวัดระดับกลูโคสหรือระดับน้ำตาลในสมอง F18-DOPA เป็นสารเภสัชรังสีอีกชนิดที่ใช้วินิจฉัยโรคพาร์กินสัน ซึ่งเป็นโรคสมองเสื่อมอีกประเภทหนึ่ง และ C11-PIB ใช้สำหรับการวินิจฉัยโรคอัลไซเมอร์ที่สามารถตรวจหาสารเบต้าอามิลอยด์ ( $\beta$ -Amyloid) ตั้งแต่ระยะที่ยังไม่ปรากฏอาการ ยกตัวอย่างงานวิจัยที่นำเสนอการวินิจฉัยโรคอัลไซเมอร์จากภาพ PET ดังนี้ งานวิจัยที่ [10] เลือกส่วนที่

สนใจเพียง 21 จากทั้งหมด 116 ส่วน แล้วนำ 21 ส่วนที่เลือกเข้าสู่กระบวนการซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนและ random forest เพื่อแยกประเภทข้อมูล ข้อดีของวิธีนี้คือลดเวลาที่ใช้ในการคำนวณ งานวิจัยที่ [11,12] นำเสนอการเรียนรู้ของเครื่อง โดยทั้ง 2 งานวิจัยได้นำวิธีพื้นฐานมารวมกัน ส่งผลให้ความถูกต้องในแยกประเภทดีขึ้น งานวิจัยที่ [11] นำเสนอการรวม 3 วิธีเข้าด้วยกัน นั่นคือ การวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก การวิเคราะห์องค์ประกอบที่เป็นอิสระ (independent component analysis: ICA) และ SVM งานวิจัยที่ [12] นำเสนอการรวมกันของ K-nearest neighbors random forest และโครงข่ายประสาทเทียม

งานวิจัยที่ [13] นำเสนอการวิเคราะห์โรคอัลไซเมอร์จาก MRI และ PET ในส่วนของ MRI จะทำการปรับปรุงภาพและแยกส่วนของภาพก่อนที่จะส่งเข้าสู่กระบวนการคัดแยกคุณลักษณะเด่น สำหรับภาพ PET จะทำการปรับปรุงภาพแล้วส่งเข้าสู่กระบวนการคัดแยกคุณลักษณะเด่นเช่นกัน งานวิจัยนี้ใช้วิธีฟัซซี (fuzzy) ในการแยกประเภท อีกทั้งมีงานวิจัยที่นำเสนอการวินิจฉัยโรคอัลไซเมอร์โดยรวม MRI และ PET เข้าด้วยกัน เช่น งานวิจัยที่ [14] ได้นำเสนอการรวมกันของ MRI และ PET โดยใช้หลักการของการวิเคราะห์องค์ประกอบหลักในโดเมนเวฟเล็ต

อีกทั้งมีงานวิจัยที่ใช้ CNN สำหรับจำแนกประเภท เช่น งานทางด้านเกษตรกรรม [15,16] งานทางด้านทางการแพทย์ [17,18] เป็นต้น งานวิจัยที่ [15] เป็นการจำแนกโรคของข้าว ค่าความถูกต้องอยู่ที่ร้อยละ 95.48 จากฐานข้อมูล 500 ภาพ ส่วนงานวิจัยที่ [16] เป็นการจำแนกโรคของพืชจากภาพถ่าย ส่วนใบ ความถูกต้องอยู่ที่ร้อยละ 96.3 จากฐานข้อมูล 30880 ภาพ งานวิจัยที่ [17] นำ CNN ไปประยุกต์ใช้สำหรับการวินิจฉัยโรคทางทรวงอกจากภาพถ่ายเอ็กซเรย์ และมีการนำ CNN ไปจำแนกโรคเบื้องต้นโดยวิเคราะห์จากแบบสอบถามออนไลน์ [18]

จากงานวิจัยที่ [5-7, 15-18] เห็นว่าเมื่อนำ CNN ไปใช้ จำแนกประเภทข้อมูลส่งผลให้ค่าความถูกต้องในการจำแนก มากกว่าร้อยละ 90 อีกทั้งงานวิจัยที่ [8,9] กล่าวถึงการ วินิจฉัยโรคอัลไซเมอร์จากภาพ PET ของคนไทย เนื่องจาก ลักษณะสมองของคนทั่วโลกแตกต่างกัน งานวิจัยนี้จึงมุ่งเน้นที่ ภาพ PET ของคนไทยและพัฒนาการจำแนกประเภทของผู้ป่วย โรคอัลไซเมอร์และคนปกติ ภาพ PET ที่ใช้สำหรับการทดสอบ มาจากคนไทย 30 คนโดยเป็นภาพ PET ของผู้ป่วยโรค อัลไซเมอร์ 10 คนและคนปกติ 20 คน หลักการทำงานของ ระบบที่นำเสนอ ประกอบด้วย การจัดกลุ่มข้อมูลโดยใช้ K-means จากนั้นแบ่งส่วนภาพเฉพาะส่วนที่เป็นสมองออก จากพื้นหลัง และนำภาพที่ได้เข้าสู่กระบวนการการบอร์เวฟเล็ด แบ่งข้อมูลเป็นกริด หลังจากนั้นคำนวณค่าเฉลี่ยและค่า เบี่ยงเบนมาตรฐาน ส่งต่อเข้าสู่กระบวนการจำแนกข้อมูล โดย ทดสอบการจำแนกประเภทจาก 3 วิธีพื้นฐานและวิธีที่นำเสนอ งานวิจัยนี้ประกอบด้วย 5 ส่วนหลักคือ บทนำ ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง ขั้นตอนการวิจัย ผลการทดสอบระบบที่นำเสนอ ส่วนสุดท้ายเป็นบทสรุป

## 2. ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

ในส่วนนี้จะกล่าวถึงทฤษฎีการจัดกลุ่มและการจำแนก ประเภทข้อมูลที่ประกอบด้วยการจัดกลุ่มข้อมูลแบบ K-means การจำแนกประเภท 3 วิธีคือวิธีโครงข่ายประสาทเทียม วิธี SVM และวิธี Eigenface

### 2.1 K-means

K-means เป็นวิธีที่ใช้สำหรับการจัดกลุ่มข้อมูล โดยจะ แยกประเภทของวัตถุออกเป็น k กลุ่ม หลักการพื้นฐานคือการ กำหนดจุดศูนย์กลางกลุ่ม (centroid) จำนวน k จุด โดยเลื่อน ให้แต่ละจุดห่างกันมากที่สุด ถ้าวัตถุอยู่ใกล้จุดศูนย์กลางกลุ่มใด ก็จัดวัตถุให้อยู่ในกลุ่มของจุดศูนย์กลางกลุ่มนั้น เมื่อจัดกลุ่ม ครบแล้วทำการคำนวณจุดศูนย์กลางกลุ่มใหม่จากค่าเฉลี่ยพิกัด

ของวัตถุที่อยู่ในกลุ่ม (s) ตามสมการที่ 1 ทำซ้ำไปเรื่อย ๆ จน จุดศูนย์กลางกลุ่มไม่เปลี่ยนแปลง [19]

$$s = \sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^n \|x_i^{(j)} - c_j\|^2 \quad (1)$$

เมื่อ  $x$  คือวัตถุ โดยที่  $x = [x_1, x_2, \dots, x_n]$

$c$  คือจุดศูนย์กลางกลุ่ม โดยที่  $c = [c_1, c_2, \dots, c_k]$

$k$  คือจำนวนกลุ่ม และ  $n$  คือจำนวนข้อมูล

งานวิจัยนี้เลือกใช้ K-means ในขั้นตอนการแยกส่วนของ ภาพ เนื่องจาก K-means เป็นเทคนิคการเรียนรู้โดยไม่มีผู้สอน ที่ง่ายที่สุด เพราะเป็นการแก้ปัญหาการจัดกลุ่มที่รู้จักกันทั่วไป กำหนดให้  $k = 2$  เนื่องจากต้องการแยกภาพพื้นหลังออกจาก ฉากหน้า

### 2.2 Support vector machine (SVM)

SVM [20] คืออัลกอริทึมที่นำมาช่วยในการวิเคราะห์ข้อมูล และจำแนกข้อมูล แนวคิดของ SVM เกิดจากการนำค่าของ กลุ่มข้อมูลวางลงในพีเจอร์สเปซ จากนั้นหาเส้นแบ่งข้อมูลทั้งสองออกจากกัน โดยสร้างเส้นแบ่งที่เป็นเส้นตรงขึ้นมา เส้นตรง ที่ดีที่สุดถูกนำมาใช้กับข้อมูลที่เป็นเชิงเส้น ความเป็นจริงข้อมูลที่นำมาใช้ในการฝึกสอนส่วนใหญ่เป็นข้อมูลแบบไม่เป็นเชิงเส้น ซึ่งสามารถแก้ไขปัญหาดังกล่าวโดยการใช้ฟังก์ชันเคอร์เนล (kernel functions)

SVM สามารถจำแนกข้อมูลบนระนาบแบบหลายมิติได้โดย จะเลือกส่วนที่มีความเหมาะสมที่สุดเรียกว่า โครงสร้างในการ คัดเลือก โครงสร้างนี้มาจากข้อมูลที่สอนให้ระบบเรียนรู้ จำนวนเซตของโครงสร้างเรียกว่า “เวกเตอร์” ดังนั้น จุดมุ่งหมายหลักของ SVM ก็คือการแบ่งแยกกลุ่มของเวกเตอร์ ด้วยกลุ่มของตัวแปรเป้าหมายที่อยู่ในระนาบนั้นและกลุ่มอื่น ๆ ก็จะมีอยู่ในระนาบที่ต่างกัน เวกเตอร์ที่อยู่ข้างระนาบหลายมิติ เรียกว่า “ซัพพอร์ตเวกเตอร์ (support vectors)” SVM ที่ใช้ เคอร์เนลแบบเชิงเส้น (linear kernel) มีขั้นตอนการจำแนก ประเภทดังนี้

กำหนดให้

$(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)$  เป็นตัวอย่างที่ใช้สำหรับการฝึกสอน

$n$  คือจำนวนข้อมูลตัวอย่าง

$m$  คือจำนวนมิติข้อมูลเข้า

$y$  คือผลลัพธ์มีค่า 1 หรือ -1

ในกรณีที่ต้องการแบ่งข้อมูลเป็น 2 กลุ่ม ระบายตัดสินใจ  
คำนวณได้จากสมการที่ 2

$$(w \cdot x) + b = 0 \quad (2)$$

โดยที่  $w$  คือค่าน้ำหนัก และ  $b$  คือค่าไบอัส (bias)

หลังจากนั้น จำแนกประเภทข้อมูลโดยพิจารณาเงื่อนไข

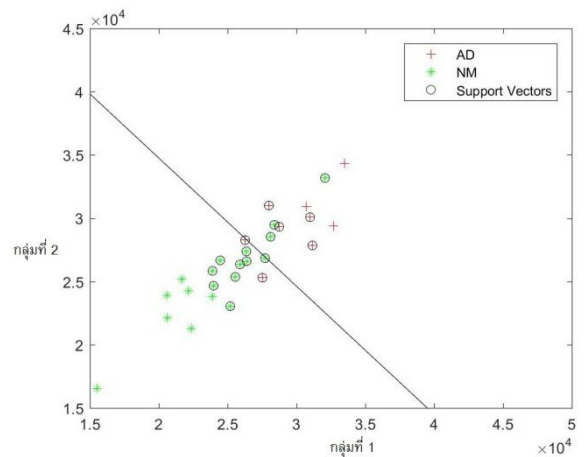
ถ้า  $(w \cdot x) + b > 0$  ให้  $y_i = 1$

ถ้า  $(w \cdot x) + b < 0$  ให้  $y_i = -1$

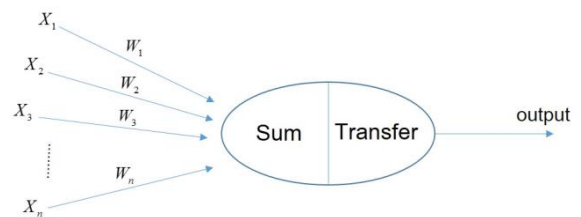
งานวิจัยที่ [9,10] ใช้ SVM สำหรับการจำแนกประเภทของผู้ป่วยโรคอัลไซเมอร์ พิจารณาจาก 2 งานวิจัยข้างต้นเห็นว่าวิธี SVM ใช้เวลาในการคำนวณน้อยและความแม่นยำสูง ฉะนั้นงานวิจัยนี้ทำการทดสอบจำแนกข้อมูลโดยวิธี SVM สำหรับกลุ่มตัวอย่างคนไทย งานวิจัยนี้ต้องการคัดแยกข้อมูลออกเป็น 2 กลุ่มคือกลุ่มคนปกติและผู้ป่วย โดยทดสอบเส้นแบ่งแบบเส้นตรงและเส้นโค้ง ถ้ามีเส้นตรงหลายเส้นที่สามารถคัดแยกได้ เส้นตรงที่ดีที่สุดพิจารณาจากเส้นตรงที่ผลรวมระยะห่างของเส้นตรงที่เป็นเส้นแบ่งถึงเส้นตรงที่ผ่านข้อมูลที่ใกล้ที่สุดและขนานกับเส้นแบ่งของข้อมูลทั้ง 2 กลุ่ม รูปที่ 1 แสดงตัวอย่างระบายตัดสินใจของชุดข้อมูลที่ใช้ในงานวิจัยนี้จำนวน 2 กลุ่ม ข้อมูลจากทั้งหมด 69 กลุ่มข้อมูล

### 2.3 โครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียม (neural network: NN) ถูกนำมาใช้ในการจำแนกข้อมูลอย่างกว้างขวาง เนื่องจากโครงข่ายประสาทเทียมสามารถปรับตัวให้รับรู้สภาพที่เปลี่ยนแปลงไปได้ โครงข่ายประสาทเทียมเกิดจากการนำแนวคิดเกี่ยวกับการทำงานของสมองมนุษย์มาประยุกต์ใช้เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของคอมพิวเตอร์ที่ลอกเลียนแบบการทำงานของเซลล์ประสาท



รูปที่ 1 ระบายตัดสินใจของ SVM



รูปที่ 2 การทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม

เรียกอีกชื่อว่า นิวรอน (neuron) โครงข่ายประสาทเทียมมีคุณสมบัติ 2 ประการ [21] ดังนี้

- 1) การเรียนรู้โดยที่โครงข่ายประสาทเทียมสามารถเรียนรู้จากชุดฝึกสอน (training)
- 2) การจดจำโดยที่โครงข่ายประสาทเทียมสามารถจดจำได้ทั้งชุดฝึกสอนและชุดทดสอบ (testing) โดยชุดทดสอบจะมีความแตกต่างจากชุดฝึกสอน

หลักการการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมประกอบด้วย อินพุตหลายค่าเข้ามาในโครงข่าย ( $X_n$ ) โดยที่อินพุตแต่ละค่าจะถูกคูณด้วยค่าถ่วงน้ำหนัก ( $W_n$ ) หลังจากนั้นนำค่าทั้งหมดรวมกันและส่งผ่านเข้าฟังก์ชันการถ่ายโอน เพื่อหาผลลัพธ์ที่ต้องการ ดังแสดงในรูปที่ 2 [22]

การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมคือการสอนให้โครงข่ายคำนวณผลลัพธ์พร้อมทั้งปรับปรุงค่าน้ำหนักจาก



รูปที่ 3 กระบวนการทำงานของ CNN

อินพุตที่ป้อนให้กับโครงข่ายโดยอาศัยหลักการทำซ้ำ งานวิจัยนี้ใช้การเรียนรู้แบบมีผู้สอนเพื่อจำแนกประเภทข้อมูล

โครงข่ายประสาทเทียมแบบสังวัตนาการ (CNN) [23] เป็นหนึ่งในวิธีการเรียนรู้ของเครื่อง CNN จะทำการคัดเลือกคุณลักษณะและทำซ้ำไปเรื่อย ๆ จนกว่าจะได้คุณลักษณะที่มีความสัมพันธ์กับผลลัพธ์มากที่สุด ลักษณะเด่นของ CNN คือสามารถแก้ปัญหาเรื่องสิ่งรบกวน การเปลี่ยนตำแหน่งของวัตถุในภาพได้เป็นอย่างดี และสามารถจดจำลักษณะเฉพาะของวัตถุได้เป็นอย่างดี รูปที่ 3 แสดงกระบวนการทำงานของ CNN

- โดยที่ CONV คือ Convolution Layer
- RELU คือ Rectified Linear Unit
- POOL คือ Pooling Layer
- FC คือ Full Connection

CONV จะทำการปรับตัวกรองด้วยตัวกรองหลายชนิด เพื่อให้ได้ข้อมูลในหลายคุณลักษณะ มีขั้นตอนดังนี้

1. คูณแต่ละค่าด้วยตัวกรอง
2. บวกทุกค่าตอบเข้าด้วยกันและหารด้วยจำนวนรวม
3. ทำซ้ำทุกค่า

RELU จะนำผลลัพธ์จากขั้นตอนก่อนหน้าเพื่อคำนวณค่าของน้ำหนักใหม่

POOL จะทำการเลือกค่าที่มากที่สุดและปรับลดขนาดของข้อมูลลง จะได้คุณลักษณะที่สำคัญของข้อมูลออกมา

FC จะทำการเชื่อมต่อนิวรอนทุกตัวใน 1 ชั้นไปที่นิวรอนทุกตัวในชั้นอื่น ๆ

งานวิจัยที่ [5-7] และ [15-18] นำ CNN มาใช้สำหรับการจำแนกประเภทของข้อมูลที่ต้องการ จากผลลัพธ์ของงานวิจัยข้างต้น สังเกตเห็นว่า CNN สามารถจำแนกประเภทได้แม่นยำ

มากกว่าร้อยละ 90 ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงใช้วิธี CNN เพื่อทดสอบการจำแนกประเภท

### 2.4 Eigenface

Eigenface ประกอบด้วย 2 ขั้นตอนดังนี้

#### 2.4.1 การฝึกสอน

เริ่มจากการจัดข้อมูลให้อยู่ในรูปเมทริกซ์ ( $F$ ) ตามสมการที่ 3

$$F = \begin{bmatrix} \Gamma_1 \\ \Gamma_2 \\ \Gamma_3 \\ \vdots \\ \Gamma_{29} \end{bmatrix} \tag{3}$$

เมื่อ  $\Gamma_i$  คือค่าเฉลี่ยและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของภาพที่  $i$  โดยที่  $1 \leq i \leq 29$  ใน 1 ภาพมีข้อมูลทั้งหมด 32 ค่า ฉะนั้น  $F$  มีขนาด  $29 \times 32$  และคำนวณค่าเฉลี่ยของแต่ละแถวตามสมการที่ 4

$$\psi_i = \frac{1}{32} \sum_{j=1}^{32} \Gamma_{i,j} \tag{4}$$

เมื่อ  $j$  คือข้อมูลในแต่ละแถว

หลังจากนั้นรวมค่าเฉลี่ยของแต่ละแถวตั้งสมการที่ 5

$$\Psi_i = [\psi_1 \ \psi_2 \ \psi_3 \ \dots \ \psi_{29}] \tag{5}$$

ลบค่าเฉลี่ยออกจากแต่ละแถวของเมทริกซ์ตั้งสมการที่ 6

$$\Phi_i = \Gamma_i - \psi_i \tag{6}$$

จะได้เมทริกซ์ใหม่ตามสมการที่ 7

$$A = \begin{bmatrix} \Phi_1 \\ \Phi_2 \\ \Phi_3 \\ \vdots \\ \Phi_{29} \end{bmatrix} \tag{7}$$

โดยที่  $A$  มีขนาด  $29 \times 32$

คำนวณโควาเรียนซ์เมทริกซ์ (covariance matrix) จะได้เมทริกซ์  $C$  ขนาด  $29 \times 29$  ตามสมการที่ 8

$$C = AA^T \tag{8}$$

คำนวณเวกเตอร์เจาะจง (Eigenvector:  $V$ ) ขนาด  $29 \times 29$  และ  
คำนวณต่อตามสมการที่ 9,10

$$D = V^T A \quad (9)$$

$$\Omega = DA^T \quad (10)$$

โดยที่  $D$  มีขนาด  $29 \times 32$  และ  $\Omega$  มีขนาด  $29 \times 29$   
นำ  $D$  และ  $\Omega$  ไปใช้ในขั้นตอนการทดสอบต่อไป

#### 2.4.2 การทดสอบ

ข้อมูลสำหรับการทดสอบมี 32 ค่า กำหนดให้เป็นเมตริกซ์  
( $T$ ) ขนาด  $1 \times 32$  และคำนวณต่อตามสมการที่ 11

$$P = DT^T \quad (11)$$

โดยที่  $P$  มีขนาด  $29 \times 1$  หลังจากนั้นคำนวณค่าผิดพลาด ( $E$ )  
จากการนำ  $P$  ลบออกจาก  $\Omega_j$  โดยที่  $j$  คือคอลัมน์ แล้วนำ  
ผลลัพธ์ที่ได้ไปหาค่าสูงสุด จึงต้องคำนวณ 29 ครั้งตามสมการที่  
12

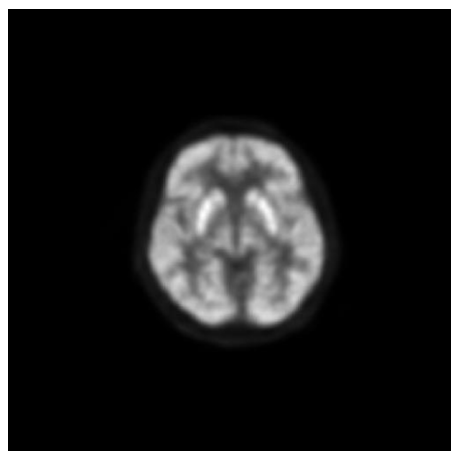
$$E_j = \max(|\Omega_j - P|) \quad (12)$$

หาค่า  $E_j$  ที่น้อยที่สุดและใช้ค่าผิดพลาดน้อยที่สุดสำหรับ  
จำแนกประเภทข้อมูล เนื่องจากใช้วิธี Leave-one-out ตามที่  
อธิบายในหัวข้อ 3.1 จึงมีภาพที่ใช้ฝึกสอน 29 ภาพเท่านั้น

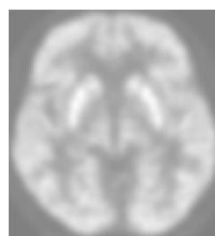
### 3. ขั้นตอนการวิจัย

งานวิจัยนี้มุ่งเน้นที่การจำแนกผู้ป่วยโรคอัลไซเมอร์  
เบื้องต้นจากภาพ PET เฉพาะกลุ่มคนไทยเท่านั้น รูปที่ 6 แสดง  
ภาพรวมของระบบการจำแนกผู้ป่วยโรคอัลไซเมอร์จากภาพ  
PET โดยมีขั้นตอนการวิจัยดังนี้

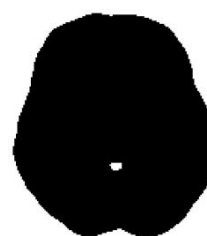
- 1) จากภาพ PET ดังตัวอย่างในรูปที่ 4 ทำการจัดกลุ่ม  
ข้อมูลโดยใช้วิธี K-means ตามสมการที่ 1 กำหนดให้  
 $k=2$  เนื่องจากต้องการจัดกลุ่มของพื้นหลังและฉาก  
หน้า
- 2) แบ่งส่วนภาพโดยเลือกเฉพาะส่วนที่เป็นฉากหน้า  
(พื้นที่สีดำในรูปที่ 5(ข)) ผลลัพธ์ที่ได้จากการแบ่ง  
ส่วนภาพดังแสดงตัวอย่างในรูปที่ 5(ก)



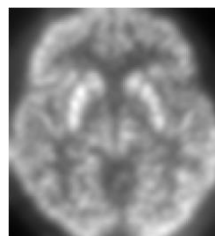
รูปที่ 4 ภาพ PET ของผู้ป่วย



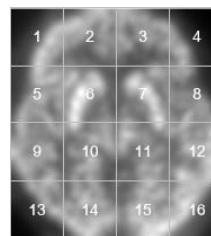
(ก)



(ข)



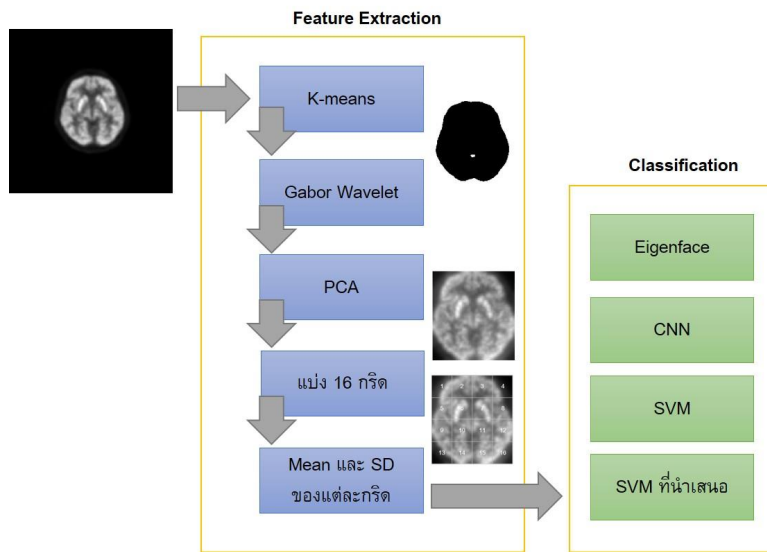
(ค)



(ง)

รูปที่ 5 ผลลัพธ์จากการแบ่งกลุ่ม ภาพอร์เวฟเล็ตและการแบ่งกริด

- 3) นำเข้าสู่กระบวนการภาพอร์เวฟเล็ตและการ  
วิเคราะห์หองค์ประกอบหลัก ผลลัพธ์หลังจาก  
กระบวนการนี้ดังแสดงตัวอย่างในรูปที่ 5(ค)
- 4) แบ่งภาพออกเป็น 16 กริดขนาดเท่าๆ กันดังรูปที่ 5  
(ง) เนื่องจากต้องการลดขนาดของข้อมูลก่อนเข้าสู่  
กระบวนการจำแนก
- 5) คำนวณค่าเฉลี่ยและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของแต่ละ  
กริด ฉะนั้นจะได้ค่าเฉลี่ย 16 ค่าและค่าเบี่ยงเบน  
มาตรฐาน 16 ค่ารวมเป็น 32 ค่า



รูปที่ 6 ภาพรวมของระบบการจำแนกผู้ป่วยโรคอัลไซเมอร์จากภาพ PET

- 6) ส่งค่าที่ได้ในขั้นตอนที่ 5) เข้าไปในส่วนการฝึกสอน (training)
- 7) ภาพ PET ที่ใช้สำหรับการทดสอบ (testing) ก็ทำเช่นเดียวกัน ตามขั้นตอนที่ 1) – 5)
- 8) นำข้อมูลเข้าสู่ขั้นตอนการจำแนกประเภท (classification) ต่อไป

### 3.1 การเตรียมข้อมูล

ทดสอบภาพ PET ไฟล์ DICOM ขนาด 109 เฟรมจำนวน 30 ภาพที่ประกอบด้วยภาพ PET ของผู้ป่วยที่เป็นโรคอัลไซเมอร์ 10 ภาพและคนปกติ 20 ภาพ เนื่องจากมีภาพถ่ายเพียง 30 ภาพ จึงไม่ต้องการตัดข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอน จึงใช้วิธี Leave-one-out คือการตัดออกไป 1 ข้อมูลเพื่อใช้เป็นข้อมูลสำหรับการทดสอบ โดยมีขั้นตอนดังนี้

- I. ข้อมูลทั้งหมด 30 ชุดข้อมูล
- II. เลือกออก 1 ชุดข้อมูล ส่วนนี้คือข้อมูลสำหรับการทดสอบ (testing data)
- III. เหลือข้อมูล 29 ชุดข้อมูลเรียกส่วนนี้ว่า ข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอน (training data)
- IV. นำ II. ไปทดสอบกับ III.
- V. นำข้อมูลใน II. กลับเข้าไปใน III.



รูปที่ 7 CNN

VI. เริ่มทำ II. – V. ใหม่ โดยเปลี่ยนชุดข้อมูลใน II. เป็นชุดข้อมูลอื่น ๆ จนทำไปจนครบทุกชุดข้อมูล ข้อมูลที่ใช้สำหรับการฝึกสอนและทดสอบคือค่าเฉลี่ยและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานที่เกิดจากกระบวนการคัดแยกคุณลักษณะ (feature extraction) ตามรูปที่ 6

### 3.2 CNN

กระบวนการทำงานของ CNN ประกอบด้วย 5 ชั้นคือ Input Layer ประกอบด้วยข้อมูลขนาด 32 จุด, ReLU Layer, Fully Connected Layer มี input ขนาด 32 จุด output ขนาด 2 จุด, Soft Max Layer, Classification Output Layer เป็นการเชื่อมต่อแบบ fully connection มี 2 โหนดดังแสดงในรูปที่ 7 ผลลัพธ์ที่ได้คือ Output Predictions งานวิจัยฉบับนี้จำแนกประเภทออกเป็น 2 กรณีคือผู้ป่วยโรคอัลไซเมอร์และคนปกติ

### 3.3 วิธี SVM ที่นำเสนอ

ทดสอบการจำแนกประเภทวิธี SVM จากฟังก์ชันเคอร์เนลแบบเชิงเส้น (linear) แบบกำลังสอง (quadratic) และแบบกำลังสาม (polynomial) ตามลำดับ เนื่องจากการจำแนกประเภทในกลุ่มคนปกติฟังก์ชันเคอร์เนลแบบกำลังสองและสามให้ผลลัพธ์ที่ดีกว่าแบบเชิงเส้น งานวิจัยฉบับนี้ได้พัฒนาอัลกอริทึมการจำแนกประเภทวิธี SVM ที่รวมฟังก์ชันเคอร์เนลแบบเชิงเส้นและกำลังสองเข้าด้วยกัน โดยพิจารณาเงื่อนไขตามรูปแบบรหัสเทียม (pseudocode) ดังนี้

---

SET Threshold = -0.55, R = Result

IF result of linear kernel = result of quadratic kernel

R <- result of linear kernel

ELSE

IF bias of linear kernel > Threshold

R <- result of quadratic kernel

ELSE

R <- result of linear kernel

END IF

END IF

---

กรณีนี้ผลลัพธ์ของฟังก์ชันเคอร์เนลแบบเชิงเส้นเหมือนกับฟังก์ชันเคอร์เนลแบบกำลังสองจะเลือกผลลัพธ์ของฟังก์ชันเคอร์เนลแบบเชิงเส้น แต่ถ้าผลลัพธ์ไม่ตรงกันให้พิจารณาค่าไบอัสของฟังก์ชันเคอร์เนลแบบเชิงเส้นว่ามากกว่าค่าเทรชโฮลด์หรือไม่ ถ้ามากกว่าจะเลือกผลลัพธ์ของฟังก์ชันเคอร์เนลแบบกำลังสอง นอกจากนั้นจะเลือกผลลัพธ์ของฟังก์ชันเคอร์เนลแบบเชิงเส้น

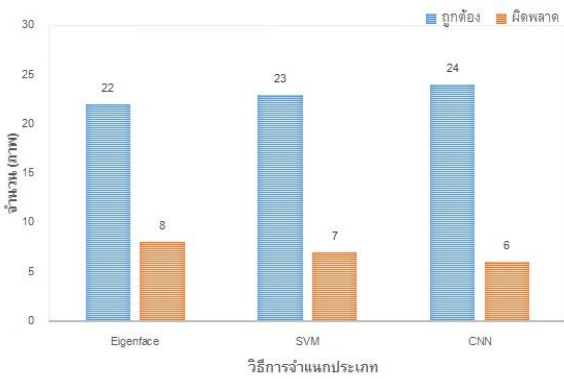
### 4. ผลการทดสอบและอภิปรายผล

งานวิจัยนี้เป็นการวิเคราะห์โรคอัลไซเมอร์เบื้องต้นจากภาพ PET ของผู้ป่วยและคนปกติ ผู้วิจัยจะไม่เปิดเผยชื่อและข้อมูลของผู้ป่วยเพื่อเคารพสิทธิและศักดิ์ศรีของกลุ่มตัวอย่างภาพ PET ที่ใช้สำหรับการทดสอบมีทั้งหมด 30 ภาพ

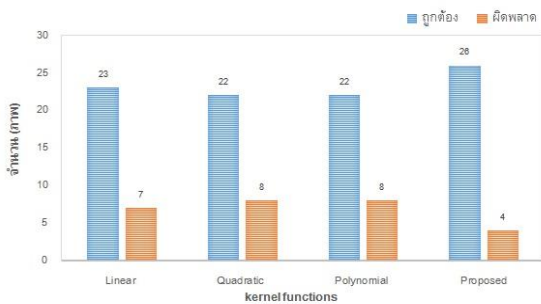
ตารางที่ 1 ผลการทดสอบวิธีจำแนกประเภท

	ผลการวิเคราะห์จากแพทย์เฉพาะทาง	วิธีการจำแนกประเภท			
		Eigenface	SVM (linear)	CNN	SVM (proposed)
1	AD	AD	AD	AD	AD
2	AD	NC	AD	NC	AD
3	AD	AD	AD	AD	AD
4	AD	AD	AD	AD	AD
5	AD	AD	AD	AD	AD
6	AD	AD	NC	AD	NC
7	AD	NC	AD	AD	AD
8	AD	NC	NC	NC	NC
9	AD	NC	NC	NC	NC
10	AD	AD	NC	NC	NC
11	NC	NC	NC	NC	NC
12	NC	NC	NC	NC	NC
13	NC	NC	NC	NC	NC
14	NC	NC	NC	NC	NC
15	NC	NC	NC	NC	NC
16	NC	NC	AD	NC	NC
17	NC	AD	NC	NC	NC
18	NC	NC	NC	AD	NC
19	NC	NC	NC	NC	NC
20	NC	NC	NC	NC	NC
21	NC	NC	NC	NC	NC
22	NC	NC	NC	NC	NC
23	NC	NC	NC	NC	NC
24	NC	AD	AD	NC	NC
25	NC	AD	NC	NC	NC
26	NC	NC	NC	NC	NC
27	NC	NC	NC	NC	NC
28	NC	AD	NC	AD	NC
29	NC	NC	AD	NC	NC
30	NC	NC	NC	NC	NC

ประกอบด้วยภาพ PET ของผู้ป่วย 10 ภาพและคนปกติ 20 ภาพ ทดสอบระบบการจำแนกผู้ป่วยโรคอัลไซเมอร์ตามขั้นตอนในหัวข้อที่ 3 ในส่วนการแยกประเภทของผู้ป่วยและคน



รูปที่ 8 ผลการจำแนกผู้ป่วยจากคนปกติโดยวิธีพื้นฐาน



รูปที่ 9 ผลการจำแนกวิธี SVM จากฟังก์ชันเคอร์เนลแบบเชิงเส้น กำลังสอง กำลังสาม และวิธีที่นำเสนอ

ปกติใช้ 3 วิธีพื้นฐานในการทดสอบคือ Eigenface, SVM และ CNN รวมถึงทดสอบวิธี SVM ที่นำเสนอตามอัลกอริทึมในหัวข้อที่ 3.3

ตารางที่ 1 แสดงผลการทดสอบวิธีจำแนกประเภทคอลัมน์ที่ 2 คือผลวิเคราะห์จากแพทย์เฉพาะทางของโรงพยาบาลจุฬาลงกรณ์ ซึ่งผู้วิจัยจะใช้ข้อมูลส่วนนี้เป็นข้อมูลอ้างอิงเพื่อตรวจสอบความถูกต้องของอัลกอริทึมที่พัฒนาขึ้น ค่าความถูกต้องในการจำแนกประเภทของทั้ง 3 วิธีพื้นฐาน Eigenface, SVM และ CNN ดังรูปที่ 8 จากผลการทดสอบสังเกตเห็นว่าวิธี CNN ให้ผลการจำแนกที่แม่นยำถึงร้อยละ 80 ในขณะที่วิธี Eigenface และ SVM ที่ใช้เคอร์เนลแบบเชิงเส้นความแม่นยำอยู่ที่ประมาณร้อยละ 73 และร้อยละ 77 ตามลำดับ ผลที่ได้จะสอดคล้องกับงานวิจัยที่ [5-7] และ [15-18] ซึ่งเลือกใช้วิธี CNN ในการจำแนกประเภท

ทดสอบการจำแนกประเภทวิธี SVM โดยเปลี่ยนฟังก์ชันเคอร์เนลเป็นแบบกำลังสอง (quadratic) และกำลังสาม (polynomial) จากผลการทดสอบในรูปที่ 9 เห็นว่าเคอร์เนลแบบกำลังสองและกำลังสามให้ความถูกต้องเท่ากันอยู่ที่ร้อยละ 73 แต่อย่างไรก็ตามฟังก์ชันเคอร์เนลแบบเชิงเส้นยังคงให้ค่าความถูกต้องที่สูงกว่า ข้อดีของวิธี SVM ที่ใช้ฟังก์ชันเคอร์เนลแบบกำลังสองและแบบกำลังสามคือสามารถจำแนกกลุ่มคนปกติได้ดีกว่าวิธี SVM ที่ใช้ฟังก์ชันเคอร์เนลแบบเชิงเส้น เนื่องจากผลการทดสอบวิธีพื้นฐานทั้ง 3 วิธียังให้ผลลัพธ์ไม่ตีเท่าที่ควร จึงปรับปรุงวิธีการจำแนกประเภทตามอัลกอริทึมในหัวข้อที่ 3.3 ที่รวมวิธี SVM แบบเชิงเส้นและแบบกำลังสองเข้าด้วยกัน วิธีที่นำเสนอให้ค่าความถูกต้องมากถึงร้อยละ 87 และสามารถจำแนกกลุ่มคนปกติได้ถูกต้องร้อยละ 100 จากผลสรุปค่าทางสถิติตารางที่ 2 เห็นว่าค่าผลบวกจริงและผลบวกปลอมที่วิเคราะห์จากภาพ PET ของผู้ป่วยให้ผลลัพธ์ที่เท่ากันทุกกรณี แต่วิธีที่นำเสนอสามารถปรับปรุงค่าผลบวกจริงและผลลบปลอมที่วิเคราะห์จากภาพ PET ของคนปกติได้ดีกว่าวิธีพื้นฐาน เนื่องจากมีภาพ PET ของคนไทยเพียง 30 ภาพ จึงส่งผลให้ร้อยละความถูกต้องในการจำแนกต่ำกว่างานวิจัยที่ [5-7] และ [15-18]

- โดยที่ ผลบวกจริง (True Positive: TP)
- ผลลบปลอม (False Negative: FN)
- ผลบวกปลอม (False Positive: FP)
- ผลลบจริง (True Negative: TN)
- Sensitivity or True Positive Rate (TPR)
- Specificity (SPC)
- Positive Predictive Value (PPV)
- Negative Predictive Value (NPV)
- False Positive Rate (FPR)
- False Negative Rate (FNR)
- False Discovery Rate (FDR)
- Accuracy (ACC)
- F1 score

ตารางที่ 2 สรุปผลค่าทางสถิติ

	Eigenface	SVM (linear)	CNN	SVM (proposed)
TP	6	6	6	6
FN	4	4	4	4
FP	4	3	2	0
TN	16	17	18	20
TPR	0.6	0.6	0.6	0.6
SPC	0.8	0.85	0.9	1
PPV	0.6	0.67	0.75	1
NPV	0.8	0.81	0.82	0.83
FPR	0.2	0.15	0.1	0
FNR	0.4	0.4	0.4	0.4
FDR	0.4	0.33	0.25	0
ACC	0.73	0.77	0.8	0.87
F1 Score	0.6	0.63	0.67	0.75
MCC	0.4	0.46	0.53	0.71

Matthews Correlation Coefficient (MCC)

## 5. สรุปผลและข้อเสนอแนะ

งานวิจัยนี้เป็นการจำแนกผู้ป่วยโรคอัลไซเมอร์และคนปกติจากภาพ PET ของคนไทย ขั้นตอนการทำงาน เริ่มต้นจากการจัดกลุ่มข้อมูลโดยใช้ K-means จากนั้นแบ่งส่วนภาพเฉพาะส่วนที่เป็นสมอง และนำภาพที่ได้เข้าสู่กระบวนการกาบอร์เวฟเล็ต หลังจากนั้นแบ่งข้อมูลเป็นกริด เพื่อคำนวณค่าเฉลี่ยและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน ขั้นตอนสุดท้ายนำค่าเฉลี่ยและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานเข้าสู่กระบวนการจำแนกข้อมูล งานวิจัยนี้ทดสอบวิธีจำแนก 4 วิธีคือ Eigenface, SVM, CNN และวิธี SVM ที่นำเสนอ ผลที่ได้จากการทดสอบสรุปว่าวิธี SVM ที่นำเสนอเหมาะสมสำหรับการจำแนกข้อมูลมากที่สุด เนื่องจากให้ค่าความถูกต้องมากถึงร้อยละ 87 ในกรณีที่ต้องการความแม่นยำมากขึ้น จำเป็นต้องปรับวิธีการสกัดคุณลักษณะเด่นของภาพ PET แต่อย่างไรก็ตามงานวิจัยนี้เป็นเพียงการวินิจฉัยโรคอัลไซเมอร์จากภาพ PET เบื้องต้นเท่านั้น

ผู้ป่วยควรได้รับข้อเสนอแนะและแนวทางดูแลรักษาจากแพทย์เฉพาะทาง

## กิตติกรรมประกาศ

ขอขอบคุณ รศ.พญ.สุภัทธรพร เทพมงคล สำหรับข้อเสนอแนะ ภาพ PET ที่ใช้ทดสอบได้รับการสนับสนุนจากโรงพยาบาลจุฬาลงกรณ์ งานวิจัยนี้ได้ผ่านการรับรองจากคณะกรรมการจริยธรรมการวิจัยในคน มหาวิทยาลัยบูรพา เลขที่ 57/2559 และได้รับทุนสนับสนุนจากสำนักงานวิจัยแห่งชาติ ทุนวิจัยเลขที่ 116/2557 และ 128/2558

## เอกสารอ้างอิง

- [1] คณะแพทยศาสตร์โรงพยาบาลรามาธิบดี มหาวิทยาลัยมหิดล. ภาวะสมองเสื่อม. เข้าถึงได้จาก: [https://med.mahidol.ac.th/ramamental/general/knowledge/07072014-1302?fbclid=IwAR3SF4MTXtsbEi4MSOCWslrjYoj1-RExOhgeSsFHKqwwvaEnU\\_71wX7syGl](https://med.mahidol.ac.th/ramamental/general/knowledge/07072014-1302?fbclid=IwAR3SF4MTXtsbEi4MSOCWslrjYoj1-RExOhgeSsFHKqwwvaEnU_71wX7syGl). [เข้าถึงเมื่อ เมษายน 2561].
- [2] ภาวะสมองเสื่อมพบในผู้สูงอายุมากที่สุด. สำนักงานกองทุนสนับสนุนการส่งเสริมสุขภาพ. 3 เมษายน 2558.
- [3] Mahmood R, Ghimire B. 2013. Automatic detection and classification of Alzheimer's Disease from MRI scans using principal component analysis and artificial neural networks. Proceedings of the 20th International Conference on Systems Signals and Image Processing, July 7-9 2013: 133-137.
- [4] Dolph, C. V. and et al. 2017. Deep learning of texture and structural features for multiclass Alzheimer's disease classification. Proceedings of International Joint Conference on Neural Networks, May 14-19 2017: 2259 – 2266.
- [5] Sarraf, S. and Tofighi, G. Deep learning-based pipeline to recognize Alzheimer's disease using

- fMRI data, Proceedings of Future Technologies Conference, San Francisco, CA, USA, Dec. 6-7, 2016: 816-820.
- [6] Billones, C.D. and et al. 2016. DemNet: A Convolutional Neural Network for the detection of Alzheimer's Disease and Mild Cognitive Impairment. Proceedings of IEEE Region 10 Conference, Nov 22-25, 2016: 3724-3727.
- [7] Han, Y. and Zhao, X.M. 2016. A hybrid sequential feature selection approach for the diagnosis of Alzheimer's Disease, Proceedings of International Joint Conference on Neural Networks. July 24-29 2016: 1216-1220.
- [8] โยธิน ชินวลัญช์. บทความคลินิคความจำ. โรงพยาบาลกรุงเทพ.
- [9] Tepmongkol, S. 2013. PET Imaging in Alzheimer's Disease. The Bangkok Medical Journal, 5: 76-79.
- [10] Garali I, Adel M, Bourennane S. Guedj E. Region-based brain selection and classification on PET images for Alzheimer's disease computer aided diagnosis. In: *Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*. 2015. p. 1473-1477.
- [11] Jiang J, Shu X, Liu X, Huang Z. A Computed Aided Diagnosis tool for Alzheimer's disease based on 11C-PiB PET imaging technique. In: *Proceedings of the IEEE International Conference on Information and Automation*. 2015. p. 1963-1968.
- [12] Wu W, Venugopalan J, Wang M. 11C-PIB PET Image Analysis for Alzheimer's Diagnosis Using Weighted Voting Ensembles. *Proceedings of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*. 2017: 3914-3917.
- [13] Krashenyi I, Popov A, Ramirez J, Gorriz JM. Fuzzy Computer-aided Diagnosis of Alzheimer's Disease using MRI and PET Statistical Features. In: *Proceedings of the IEEE International Conference on Electronics and Nanotechnology*. 2016. p. 187-191.
- [14] Das A, Bhattacharya M. Effective Image Fusion Method to Study Alzheimer's Disease using MR, PET Images. 2015. In: *Proceedings of the IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedicine*. 2015. p. 1603-1607.
- [15] Lu Y, et al. Identification of rice diseases using deep convolutional neural networks. *Neurocomputing*. 2017; 267: 378-384.
- [16] Sladojevic S, et al. Deep Neural Networks Based Recognition of Plant Diseases by Leaf Image Classification. *Computational Intelligence and Neuroscience*. 2016.
- [17] Chen J, et al. Thorax disease diagnosis using deep convolutional neural network. In: *Proceedings of the IEEE 38<sup>th</sup> Annual International Conference of the Engineering in Medicine and Biology Society*. 2016. p. 2287-2290.
- [18] Yao C, et al. A Convolutional Neural Network Model for Online Medical Guidance. *IEEE Access*. 2016; 4: 4094-4103.
- [19] ชูชาติ ปิณฑวิรุจน์. การประมวลผลภาพดิจิทัลขั้นสูงด้วย MATLAB. กรุงเทพฯ: สำนักพิมพ์ มิน เซอร์วิส ซัพพลาย; 2556. หน้า 33.
- [20] Gunn SR. *Support Vector Machines for Classification and Regression*. University of Southampton. 1998.
- [21] Wasserman WW, Fickett JW. Identification of Regulatory Regions which Confer Muscle-Specific

Gene Expression. *J. Mol. Biol.* 1998; 278: 167–181.

- [22] Anderson D, McNeil G. Artificial Neural Networks Technology. *A DACS State-of-the-Art Report.* 1992.
- [23] Deng L, Yu D. Deep Learning: Methods and Applications. *Foundations and Trends in Signal Processing.* 2014; 7 (3–4): 1–199.