



รายงานวิจัยฉบับสมบูรณ์

โครงการ ศึกษาความเป็นไปของการวิเคราะห์โรคอัลไซเมอร์จากภาพถ่ายทางการแพทย์
(Feasibility Study of Alzheimer's Disease from Medical Imaging)

ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.จันทนา ปัญญาวราภรณ์

โครงการวิจัยประเภทงบประมาณเงินรายได้จากเงินอุดหนุนรัฐบาล (งบประมาณแผ่นดิน)
ประจำปีงบประมาณ พ.ศ. 2557
มหาวิทยาลัยบูรพา

รหัสโครงการ 158905
สัญญาเลขที่ 116/2557

รายงานวิจัยฉบับสมบูรณ์

โครงการ ศึกษาความเป็นไปของการวิเคราะห์โรคอัลไซเมอร์จากภาพถ่ายทางการแพทย์
(Feasibility Study of Alzheimer's Disease from Medical Imaging)

ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.จันทนา ปัญญาวรรณ
คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยบูรพา

มีนาคม 2561

กิตติกรรมประกาศ

งานวิจัยนี้ได้รับทุนสนับสนุนการวิจัยจากงบประมาณเงินรายได้จากเงินอุดหนุนรัฐบาล (งบประมาณแผ่นดิน) ประจำปีงบประมาณ พ.ศ. 2557 มหาวิทยาลัยบูรพา ผ่านสำนักงานคณะกรรมการวิจัยแห่งชาติ เลขที่สัญญา 116/2557 งานวิจัยสามารถสำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดีจากความช่วยเหลือของผู้ร่วมวิจัย และขอขอบคุณโรงพยาบาลจุฬาลงกรณ์ที่ให้การสนับสนุนภาพถ่ายทางการแพทย์สำหรับการวิจัย รวมไปถึงรองศาสตราจารย์ พญ.สุภัทธรพร เทพมงคล และผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. ประเมศวร์ ห่อแก้ว สำหรับข้อเสนอแนะและแนวทางในการทำงานวิจัย

หัวหน้าโครงการวิจัย

มีนาคม 2561

บทคัดย่อ

ปัจจุบันประเทศไทยกำลังอยู่ในช่วงการเปลี่ยนผ่านเข้าสู่สังคมผู้สูงอายุอย่างสมบูรณ์ สังเกตได้จากอัตราส่วนระหว่างประชากรเด็กต่อประชากรผู้ใหญ่ลดลง มีแผนนโยบายของรัฐบาลที่ดำเนินการเกี่ยวกับการบริการด้านสุขภาพสำหรับผู้สูงอายุ ซึ่งโรคที่มักจะพบบ่อยในผู้สูงอายุ เช่น โรคความดันสูง โรคไขมันในเส้นเลือดสูง และโรคสมองเสื่อม เป็นต้น สมองเสื่อมเป็นโรคที่สัมพันธ์กับอายุที่เพิ่มขึ้น โรคอัลไซเมอร์ก็เป็นสภาวะทางสมองชนิดหนึ่งที่เกิดขึ้นในผู้สูงอายุ การตรวจพบโรคตั้งแต่ระยะแรกจะช่วยหาวิธีการรักษาเพื่อชะลอความรุนแรงของโรค การวินิจฉัยโรคอัลไซเมอร์ทำได้หลายวิธี เช่น การทำแบบสำรวจ การวิเคราะห์จากภาพถ่ายทางการแพทย์ เป็นต้น โครงการวิจัยฉบับนี้เป็นหนึ่งในวิธีการวินิจฉัยโรคอัลไซเมอร์เบื้องต้นจากภาพถ่ายทางการแพทย์ที่ใช้กลุ่มตัวอย่างของคนไทยจำนวน 30 คน ขั้นตอนประกอบด้วย การแบ่งภาพสมอง การหาคุณลักษณะเด่นของภาพและลดขนาดของข้อมูล ขั้นตอนสุดท้ายคือจำแนกประเภทโดยการเรียนรู้ด้วยเครื่อง ทำการทดสอบการจำแนก 3 วิธีคือ ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน โครงข่ายประสาทเทียมแบบสังวัตนาการ และวิธีที่นำเสนอ ผลลัพธ์ที่ได้จากการทดสอบเห็นว่าวิธีที่นำเสนอให้ค่าความถูกต้องมากถึงร้อยละ 87 ซึ่งเหมาะสมที่จะใช้จำแนกผู้ป่วยโรคอัลไซเมอร์จากกลุ่มคนปกติ

คำหลัก โรคอัลไซเมอร์, ภาพถ่ายทางการแพทย์, 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. This can be done in several ways, e.g., by medical survey and medical imaging. This paper therefore presents a robust medical image classification methods for the preliminary diagnosis of Alzheimer's disease in a samples drawn from 30 Thai population. The proposed process adopted clustering brain segmentation, image feature extraction and reduce the dimensions of data, respectively. The disease was finally classified by using a supervised machine learning. Specifically, three classification methods were considered, i.e., 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.

Keywords: Alzheimer's Disease, Medical Images, Convolutional Neural Network, Support Vector Machine

สารบัญ

	หน้า
กิตติกรรมประกาศ	ก
บทคัดย่อภาษาไทย	ข
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ	ค
สารบัญ	ง
สารบัญตาราง.....	ฉ
สารบัญภาพ	ช
คำอธิบายสัญลักษณ์และคำย่อ.....	ซ
บทที่ 1	
บทนำ.....	1
1.1 ความสำคัญและที่มาของปัญหา.....	1
1.2 วัตถุประสงค์	2
1.3 ขอบเขตการวิจัย	2
1.4 วิธีดำเนินการวิจัย	2
1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ	2
บทที่ 2	
ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง.....	3
2.1 โรคอัลไซเมอร์.....	3
2.2 ภาพถ่ายทางการแพทย์ (Medical Images)	4
2.3 การจำแนกประเภทโดยใช้หลักการประมวลผลภาพ	7
2.3.1 K-means	7
2.3.2 Support Vector Machine.....	7
2.3.3 โครงข่ายประสาทเทียม	9
2.4 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง (Literature Review).....	10
บทที่ 3	
วิธีดำเนินการวิจัย.....	12
3.1 กลุ่มตัวอย่าง	12
3.2 ศึกษาวิธีการจำแนกจากภาพ PET.....	14
3.3 พัฒนาอัลกอริธึมการจำแนกผู้ป่วยและคนปกติ	15

บทที่ 4

ผลการวิจัย.....	17
4.1 ตัววัดผล.....	17
4.2 ผลการทดสอบวิธีจำแนกภาพ PET จากกลุ่มตัวอย่าง	18
4.2.1 เปรียบเทียบการจำแนกวิธี CNN และ SVM แบบเชิงเส้น.....	18
4.2.2 การจำแนกวิธี SVM.....	20
4.2.3 การจำแนกจากอัลกอริทึมที่พัฒนา	21

บทที่ 5

สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ	23
ผลผลิต.....	24
บรรณานุกรม	25
ภาคผนวก	27

สารบัญภาพ

	หน้า
ภาพที่ 2.1 ภาพสมองของ (ก) ผู้สูงอายุปกติ (ข) สมองผู้ป่วยโรคอัลไซเมอร์	4
ภาพที่ 2.2 ภาพ PET ของผู้ป่วยโรคอัลไซเมอร์ในประเทศไทย	4
ภาพที่ 2.3 ตัวอย่างภาพถ่ายเอ็กซเรย์	5
ภาพที่ 2.4 ตัวอย่างภาพ CT Scan	5
ภาพที่ 2.5 ตัวอย่างภาพจากเครื่อง MRI	6
ภาพที่ 2.6 ตัวอย่างภาพ PET- CT	6
ภาพที่ 2.7 ตัวอย่างภาพถ่าย Ultrasound	7
ภาพที่ 2.8 ระนาบตัดสlicing ของ SVM	8
ภาพที่ 2.9 การทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม.....	9
ภาพที่ 2.10 กระบวนการทำงานของ CNN.....	9
ภาพที่ 3.1 ภาพ PET ของผู้ป่วยโรคอัลไซเมอร์ เพศชาย กลุ่มตัวอย่างที่ 2.....	12
ภาพที่ 3.2 ภาพ PET ของผู้ป่วยโรคอัลไซเมอร์ เพศหญิง กลุ่มตัวอย่างที่ 3	13
ภาพที่ 3.3 ภาพ PET ของผู้ป่วยโรคอัลไซเมอร์ เพศชาย กลุ่มตัวอย่างที่ 4.....	13
ภาพที่ 3.4 ภาพ PET ของผู้ป่วยโรคอัลไซเมอร์ เพศหญิง กลุ่มตัวอย่างที่ 5	13
ภาพที่ 3.5 ระบบการจำแนกภาพ PET สำหรับวินิจฉัยโรคอัลไซเมอร์เบื้องต้น	14
ภาพที่ 3.6 ภาพ PET จากกลุ่มตัวอย่าง.....	15
ภาพที่ 4.1 เปรียบเทียบผลการจำแนกผู้ป่วยจากคนปกติ	18
ภาพที่ 4.2 ผลการจำแนกวิธี SVM จากกลุ่มตัวอย่างจำนวน 30 ภาพ	21

สารบัญตาราง

	หน้า
ตารางที่ 3.1 ข้อมูลของผู้ป่วยจากกลุ่มตัวอย่าง	12
ตารางที่ 4.1 ผลการทดสอบจากวิธี SVM และ CNN	18
ตารางที่ 4.2 สรุปผลค่าทางสถิติ	19
ตารางที่ 4.3 ผลการทดสอบจากวิธี SVM แบบเชิงเส้น กำลังสอง และแบบกำลังสาม.....	20
ตารางที่ 4.4 ผลการทดสอบจำแนกตามอัลกอริทึมที่พัฒนาขึ้น.....	21
ตารางที่ 4.5 สรุปผลค่าทางสถิติ	22

คำอธิบายสัญลักษณ์และคำย่อ

AD	Alzheimer's Disease
NC	Normal Control
SVM	Support Vector Machine
NN	Neural Network
CNN	Convolutional Neural Network
PET	Positron Emission Tomography
MRI	Magnetic Resonance Imaging
CT	Computed Tomography
ICA	Independent Component Analysis
PCA	Principal Component Analysis
ADNI	Alzheimer's Disease Neuroimaging Initiative
KNN	K-Nearest Neighbors

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความสำคัญและที่มาของปัญหา

ปัจจุบันผู้สูงอายุในประเทศไทยมีจำนวนเพิ่มมากขึ้น บทความโรคสมองเสื่อมของภาควิชาจิตเวชศาสตร์ โรงพยาบาลรามาริบัติ (ภาควิชาจิตเวชศาสตร์ คณะแพทยศาสตร์ โรงพยาบาลรามาริบัติ, ม.ป.ป.) กล่าวว่าผู้ที่มีอายุตั้งแต่ 65 ปีขึ้นไปเป็นโรคสมองเสื่อมร้อยละ 5 และอัตราการเพิ่มขึ้นของโรคสมองเสื่อมจะแปรผันตามอายุที่เพิ่มขึ้น สำหรับกลุ่มผู้ที่มีอายุตั้งแต่ 80 ปีขึ้นไปมักจะพบโรคสมองเสื่อมถึงร้อยละ 20 สมองเสื่อมเป็นภาวะที่ความสามารถทางสติปัญญาลดลง คิดและจำไม่ได้ เป็นโรคที่มักพบในผู้สูงอายุทำให้ผู้ที่เป็โรคมีอาการหลงลืม การใช้ภาษาผิดปกติและพฤติกรรมรวมถึงอารมณ์เปลี่ยนไป โรคสมองเสื่อมเกิดจากหลายสาเหตุ ทั้งที่แก้ไขได้และแก้ไขไม่ได้ เช่น โรคอัลไซเมอร์ โรคหลอดเลือดสมอง โรคพาร์กินสัน เนื้องอกในสมอง โพรงน้ำในสมองขยายตัว เป็นต้น โรคสมองเสื่อมที่พบเห็นบ่อยที่สุดคือ โรคอัลไซเมอร์

โรคอัลไซเมอร์ (Alzheimer's Disease) เป็นสภาวะสมองเสื่อมที่เกิดจากความเสื่อมของสมองโดยตรง มักจะพบเห็นได้บ่อยในผู้สูงอายุ โรคอัลไซเมอร์เกิดจากการตายของเซลล์สมอง ซึ่งเซลล์สมองทำหน้าที่ในการเรียนรู้ จดจำ หากเซลล์สมองเหล่านี้เสื่อมโทรมหรือเสียหายจะส่งผลให้ความสามารถในการเรียนรู้และจดจำหายไป ในช่วงแรกสมองส่วนความจำจะฝ่อลง หลังจากนั้นสมองส่วนอื่นๆ ก็ส่งผลต่อความคิดและการสื่อสาร ตลอดจนพฤติกรรม ผู้ป่วยจะเริ่มมีอาการหลงลืม โดยที่อาการของโรคนี้จะค่อยเป็นค่อยไป หากพบเจอตั้งแต่เริ่มแรกจะมีโอกาสชะลอความรุนแรงของโรคให้เกิดขึ้นช้าลงได้ (ภาควิชาจิตเวชศาสตร์ คณะแพทยศาสตร์ โรงพยาบาลรามาริบัติ, ม.ป.ป.) ดังนั้นผู้ป่วยควมริบพบแพทย์ระบบประสาทเพื่อหาสาเหตุที่แท้จริง โรคอัลไซเมอร์ไม่ได้เป็นโรคติดต่อ แต่อาจมีการถ่ายทอดทางกรรมพันธุ์ได้ ปัจจัยเสี่ยงของโรคอัลไซเมอร์ที่สำคัญคืออายุที่เพิ่มมากขึ้น ซึ่งปัจจุบันคนเรามีอายุที่ยืนนานขึ้น โรคอัลไซเมอร์จึงพบได้มากขึ้นและกำลังเป็นปัญหาที่สำคัญของทุกประเทศในโลก การวินิจฉัยโรคนี้ตั้งแต่ระยะเริ่มแรกเป็นการชะลอความรุนแรงของโรค การวินิจฉัยเบื้องต้นเมื่อสงสัยว่าเป็นโรคอัลไซเมอร์มีดังนี้ ชักประวัติและตรวจร่างกาย ตรวจเบื้องต้นว่ามีอาการซึมเศร้าหรือไม่ ทดสอบความจำ ตรวจเลือด และตรวจจากภาพถ่ายทางการแพทย์

ปัจจุบันการตรวจความผิดปกติของสมองด้วยเครื่อง PET สแกนสามารถยืนยันความถูกต้องได้มากกว่าร้อยละ 90 การวินิจฉัยโรคอัลไซเมอร์ด้วยเครื่อง PET สแกนคือการวัดการทำงานของเซลล์สมองจากระดับน้ำตาลในสมองที่มีการเปลี่ยนแปลง โดยจะเกิดขึ้นชัดเจนในผู้ป่วยแสดงภาพได้ทั้ง 2 มิติและ 3 มิติ ภาพถ่ายที่ได้จะแสดงสีที่แตกต่างกันอย่างชัดเจนในบริเวณที่มีปัญหา (โยชิน ชินวลัญช์, ม.ป.ป.) จากบทความ (Tepmongkol, 2013) กล่าวถึงการใช้ภาพถ่าย PET เพื่อวินิจฉัยโรคอัลไซเมอร์ สารเภสัชรังสีที่ใช้ในการวินิจฉัยโรคสมองเสื่อมคือ F18-FDG ซึ่งเป็นการตรวจวัดระดับกลูโคสหรือระดับน้ำตาลในสมอง F18-DOPA ก็เป็นสารเภสัชรังสีอีกชนิดที่ใช้วินิจฉัยโรคพาร์กินสัน (Parkinson's Disease) ซึ่งเป็นโรคสมองเสื่อมอีกประเภทหนึ่ง และ C11-PIB ใช้สำหรับการวินิจฉัยโรคอัลไซเมอร์ โดยสารเภสัชรังสีดังกล่าวสามารถตรวจหาสารเบต้าอามิลอยด์ (β -Amyloid) ได้ตั้งแต่ระยะที่ยังไม่ปรากฏอาการ ปัจจุบันมีหลายโรงพยาบาลในประเทศไทยที่มีเครื่อง PET สแกน ด้วยเหตุผลที่ว่า การวินิจฉัยโรคอัลไซเมอร์ตั้งแต่เริ่มแรกเป็นหนทางที่ช่วยชะลอความรุนแรงของโรคได้ โครงการวิจัยนี้เป็นการพัฒนาอัลกอริธึมที่ช่วยสำหรับการวินิจฉัยโรคอัลไซเมอร์เบื้องต้นจากภาพถ่าย

ทางการแพทย์ เช่นภาพ MRI หรือภาพ PET เป็นต้น

1.2 วัตถุประสงค์

1. ศึกษาหลักการวินิจฉัยเบื้องต้นของการเกิดโรคอัลไซเมอร์
2. ศึกษาหลักการประมวลผลภาพถ่ายทางการแพทย์
3. ออกแบบและสร้างอัลกอริธึมสำหรับวินิจฉัยโรคอัลไซเมอร์เบื้องต้นจากภาพถ่ายทางการแพทย์
4. วิเคราะห์ภาพถ่ายทางการแพทย์เพื่อแยกองค์ประกอบของสมองและวิเคราะห์ผลกระทบจากปัจจัยภายนอก
5. จำแนกผู้ป่วยโรคอัลไซเมอร์และคนปกติจากภาพถ่ายทางการแพทย์

1.3 ขอบเขตการวิจัย

1. กลุ่มตัวอย่างเป็นภาพ PET ของคนไทยจำนวน 30 คนประกอบด้วย ภาพ PET ของผู้ป่วย 10 คนและคนปกติ 20 คน
2. จำแนกจากภาพถ่ายทางการแพทย์เท่านั้น โดยจำแนกเป็น 2 กลุ่มคือผู้ป่วยโรคอัลไซเมอร์และคนปกติ

1.4 วิธีดำเนินการวิจัย

ดำเนินการวิจัยที่ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยบูรพา
แบ่งวิธีดำเนินการวิจัยดังนี้

1. ศึกษาการวิเคราะห์โรคอัลไซเมอร์เบื้องต้นจากภาพถ่ายทางการแพทย์ (Medical Image)
2. ศึกษาเทคนิคการแยกภาพ (Image Segmentation) และการจำแนกประเภทภาพ (Image Classification)
3. รวบรวมงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง
4. ติดต่อขอภาพสมองของผู้ป่วยโรคอัลไซเมอร์และคนปกติจากโรงพยาบาล
5. ปรึกษาแพทย์เฉพาะทางเพื่อทำความเข้าใจหลักการวินิจฉัยโรคอัลไซเมอร์เบื้องต้น
6. ออกแบบอัลกอริธึมและเขียนโปรแกรมวิเคราะห์ภาพสมอง
7. วิเคราะห์ปัจจัยต่างๆ ที่มีผลต่ออัลกอริธึมที่ออกแบบ เช่น ความคมชัดของภาพ ขนาดของสมอง เทคนิคการแยกรูปภาพ เป็นต้น
8. เก็บผลการทดลองจากภาพ PET ทั้ง 30 ชุดข้อมูล
9. สรุปและวิเคราะห์ผล
10. จัดทำข้อมูลเผยแพร่งานวิจัยในรูปแบบต่างๆ เช่น ผลงานตีพิมพ์ในเอกสารสืบเนื่องการประชุมระดับนานาชาติและผลงานตีพิมพ์ในวารสาร เป็นต้น
11. ทำรายงานฉบับสมบูรณ์

1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1. โปรแกรมสำหรับวินิจฉัยโรคอัลไซเมอร์เบื้องต้นโดยใช้หลักการประมวลผลภาพดิจิทัล
2. บุคลากรทางการแพทย์สามารถนำไปใช้วินิจฉัยโรคอัลไซเมอร์เบื้องต้นได้

บทที่ 2

ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

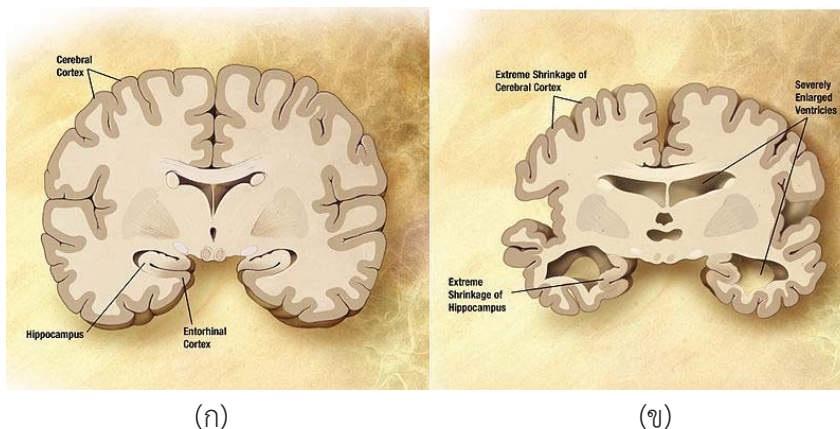
2.1 โรคอัลไซเมอร์

โรคอัลไซเมอร์ (Alzheimer's disease) เป็นโรคที่มียอดผู้ป่วยเพิ่มสูงขึ้นอย่างรวดเร็วและเป็นรูปแบบของภาวะสมองเสื่อมที่พบมากที่สุด โรคอัลไซเมอร์เป็นโรคทางสมองชนิดหนึ่ง ซึ่งไม่ใช่ภาวะสมองเสื่อมตามธรรมชาติหรือตามอายุที่มากขึ้น โรคอัลไซเมอร์เกิดจากการตายของเซลล์สมอง โดยที่เซลล์สมองมีทำหน้าที่ในการเรียนรู้และจดจำ หากเซลล์สมองเสื่อมโทรมหรือเสียหายไปจะส่งผลให้ความสามารถในการเรียนรู้และจดจำหายไปเช่นกัน ปัจจัยเสี่ยงที่ทำให้เกิดโรคอัลไซเมอร์คืออายุ สำหรับกลุ่มผู้ที่มีอายุตั้งแต่ 80 ปีขึ้นไปจะพบโรคสมองเสื่อมถึงร้อยละ 20 หรือ 1 ใน 5 คน สมองเสื่อมเป็นภาวะหนึ่งของสมองที่เกิดจากหลายสาเหตุ ซึ่งพบว่าร้อยละ 70 ของผู้ป่วยสมองเสื่อมมีสาเหตุมาจากโรคอัลไซเมอร์ (สำนักงานกองทุนสนับสนุนการสร้างเสริมสุขภาพ, 2558) สิ่งที่สำคัญที่สุดคือการวินิจฉัยโรคตั้งแต่วัยเริ่มแรกเพื่อชะลอความรุนแรงของโรค

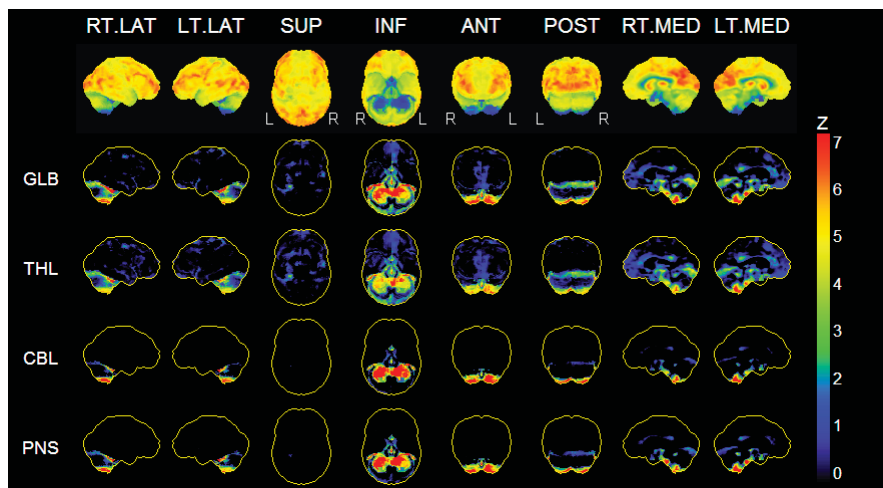
โรคอัลไซเมอร์สามารถวินิจฉัยจากพยาธิสภาพของสมองที่เปลี่ยนไปจากเดิม มีทฤษฎีหนึ่งกล่าวไว้ว่าโรคอัลไซเมอร์เกิดจากการสะสมของเบต้าอามิลอยด์ (β -Amyloid) ในเซลล์สมองและความผิดปกติของการม้วนพับของโปรตีน (protein misfolding disease) โปรตีนเบต้าอามิลอยด์เป็นส่วนหนึ่งของโปรตีนต้นกำเนิดอามิลอยด์ (Amyloid Precursor Protein; APP) ซึ่งเป็นโปรตีนที่มีความจำเป็นต่อการเจริญเติบโต การดำรงชีวิตและการซ่อมแซมเซลล์ประสาท โปรตีนต้นกำเนิดอามิลอยด์จะทำงานได้ก็ต่อเมื่อถูกเอนไซม์ตัดเอาเฉพาะส่วนที่ต้องการเท่านั้น ส่วนโปรตีนส่วนที่เหลือจะกลายเป็นเบต้าอามิลอยด์ ในคนปกติโปรตีนเบต้าอามิลอยด์นี้จะถูกกำจัดทิ้งได้ด้วยกลไกของร่างกาย แต่ผู้ที่เป็นโรคอัลไซเมอร์ไม่สามารถกำจัดโปรตีนเบต้าอามิลอยด์ออกจากสมองได้ เมื่อไม่สามารถกำจัดได้จึงเกิดการสะสมจับตัวเป็นตะกอนและเป็นก้อนกลายเป็นองค์ประกอบหลักของพลาแก (plaque) การที่โปรตีนเบต้าอามิลอยด์ที่ผิดปกติรวมกลุ่มกันจนเกิดเป็นพลาแกและเกิดการม้วนพับของโปรตีน ทำให้ไปขัดขวางการส่งสัญญาณภายในสมองส่วน hippocampus ซึ่งเป็นสมองส่วนที่เกี่ยวข้องกับความจำ ทำให้สูญเสียเส้นประสาทที่ทำงานเกี่ยวกับความทรงจำ จนมีอาการสูญเสียความทรงจำหรือเป็นโรคอัลไซเมอร์ ภาพที่ 1 แสดงการเปรียบเทียบโครงสร้างสมองของผู้สูงอายุปกติกับผู้ป่วยโรคอัลไซเมอร์ สังเกตเห็นว่าภาพขวามือโครงสร้างของสมองผู้ป่วยสมองจะฝ่อลงมากกว่าของผู้สูงอายุทั่วไป

โรคอัลไซเมอร์ยังไม่มีวิธีการที่จะตรวจหาโรคที่ง่ายและรวดเร็วเหมือนการตรวจวินิจฉัยโรคทั่วไป เนื่องจากโรคอัลไซเมอร์นี้เป็นความผิดปกติที่เกิดขึ้นที่สมอง วิธีตรวจที่เห็นผลที่ชัดเจนที่สุดคือการสแกนสมองด้วยเครื่อง PET สแกนเพื่อตรวจหาความผิดปกติทางสมอง การตรวจจากเครื่อง PET สแกนสามารถยืนยันความถูกต้องได้มากกว่าร้อยละ 90 การวินิจฉัยโรคอัลไซเมอร์ด้วยเครื่อง PET สแกนเป็นการวัดการทำงานของเซลล์สมองจากระดับน้ำตาลในสมองที่มีการเปลี่ยนแปลงเกิดขึ้นชัดเจนในผู้ป่วย ภาพที่ได้จะแสดงสีที่แตกต่างกันอย่างชัดเจนในบริเวณสมองส่วนที่มีปัญหา บทความ (Tepmongkol, 2013) กล่าวถึงภาพ PET ในการวินิจฉัยโรคอัลไซเมอร์ ซึ่งสามารถตรวจหาสารเบต้าอามิลอยด์ (β -Amyloid) ได้ตั้งแต่วัย

ที่ยังไม่ปรากฏอาการ ภาพที่ 2 แสดงตัวอย่างภาพ PET ของสมองผู้ป่วย เพศหญิง อายุ 76 ปี ในกลุ่มตัวอย่างที่นำมาทดสอบ



ภาพที่ 2.1 ภาพสมองของ (ก) ผู้สูงอายุปกติ (ข) สมองผู้ป่วยโรคอัลไซเมอร์ (การตรวจหาโรคอัลไซเมอร์จากเลือดใกล้จะเป็นจริง, ม.ป.ป.)



ภาพที่ 2.2 ภาพ PET ของผู้ป่วยโรคอัลไซเมอร์ในประเทศไทย

2.2 ภาพถ่ายทางการแพทย์ (Medical Images)

ปัจจุบันโรงพยาบาลต่างๆ จัดเก็บภาพถ่ายทางการแพทย์แบบ PACS (Picture Archiving and Communication System) PACS คือระบบเทคโนโลยีสารสนเทศทางการแพทย์อย่างหนึ่งที่ใช้ในการจัดเก็บภาพถ่ายทางการแพทย์ (Medical Images) และรับส่งข้อมูลภาพในรูปแบบดิจิทัล โดยที่ PACS จะรับส่งข้อมูลผ่านทางระบบเครือข่ายคอมพิวเตอร์ตามรูปแบบมาตรฐาน Digital Imaging and Communications in Medicine (DICOM) ภาพถ่ายทางการแพทย์สามารถช่วยในการวิเคราะห์โรค โดยที่ภาพถ่ายทางการแพทย์มีอยู่ด้วยกัน 5 ชนิด (ภาพถ่ายทางการแพทย์, ม.ป.ป.) ดังนี้

1. ภาพถ่ายเอ็กซเรย์ (X-ray)

ภาพถ่ายเอ็กซเรย์เกิดจากการปล่อยรังสีเอกซ์จากเครื่องกำเนิดฉายไปยังเป้าหมาย เพื่อให้ในเกิดภาพเงาและมีแผ่นฟิล์มมารองรับสำหรับบันทึกภาพ ภาพที่ได้จึงเกิดจากการที่องค์ประกอบอวัยวะใดรังสี

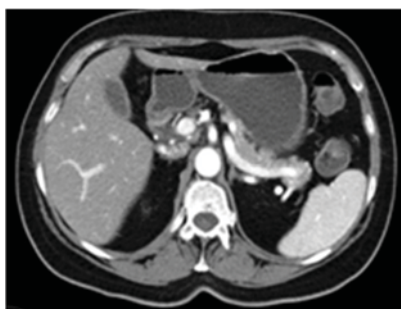
เอกซเรย์ผ่านไปได้ยากหรือทึบก็จะมีสีขาว ส่วนถ้าอวัยวะใดรังสีเอกซเรย์ผ่านไปได้ง่ายหรือโปร่งก็จะมีสีเทาดำหรือดำ เช่น ภาพที่ 2.3 เป็นภาพถ่ายเอ็กซเรย์ บริเวณทรวงอก สังเกตเห็นว่าส่วนกระดูก ซึ่งประกอบด้วยแคลเซียมจะทึบรังสีจึงเห็นเป็นเงาสีขาว ส่วนที่เป็นปอด ซึ่งมีอากาศอยู่ภายในมากจะโปร่งรังสีกว่าส่วนอื่น จึงเห็นเป็นเงาสีเทาดำหรือดำ เป็นต้น



ภาพที่ 2.3 ตัวอย่างภาพถ่ายเอ็กซเรย์ (ภาพถ่ายทางการแพทย์, ม.ป.ป.)

2. ภาพจากเครื่อง CT Scan

CT ย่อมาจาก (Computed Tomography) เกิดจากการแก้ไขปัญหาของภาพถ่ายเอ็กซเรย์ เนื่องจากต้องการวิเคราะห์ภาพที่มีความละเอียดมากขึ้น ภาพถ่ายเอ็กซเรย์เป็นภาพ 2 มิติส่งผลให้ภาพเกิดเงาของอวัยวะต่างๆ ซ้อนทับกันและภาพที่ได้ไม่ชัดเจน เครื่อง CT ยังคงใช้รังสีเอกซ์เช่นเดิม แต่จะมีหัวอ่านหลายหัวอยู่ภายในเพื่อรับภาพที่เกิดขึ้น เครื่อง CT จะมีการหมุนต้นกำเนิดรังสีไปรอบๆ เพื่อให้ได้ภาพเงาจากหลายมุม จากนั้นระบบของเครื่องก็จะนำข้อมูลทั้งหมดที่ได้มาประมวลผลและสร้างภาพ 3 มิติ เนื่องจากภาพทั้งหมดเกิดจากข้อมูลในคอมพิวเตอร์ จึงสามารถสร้างภาพแบบ Tomography คือเป็น slice ย่อยๆ ออกมาได้ เช่น ภาพที่ 2.4 เป็นภาพ CT scan บริเวณช่องท้องตอนบน

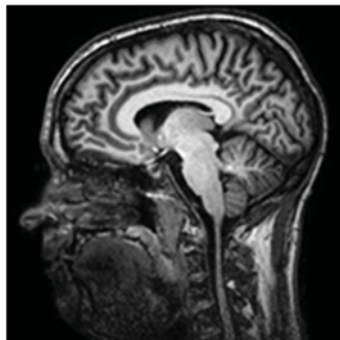


ภาพที่ 2.4 ตัวอย่างภาพ CT Scan (ภาพถ่ายทางการแพทย์, ม.ป.ป.)

3. ภาพจากเครื่อง MRI

MRI ย่อมาจาก Magnetic Resonance Imaging เป็นเทคโนโลยีทางการแพทย์ที่สร้างขึ้น เพื่อการวินิจฉัยทางการแพทย์ที่ต้องการความคมชัดของภาพมากขึ้น MRI จะใช้คลื่นแม่เหล็กไฟฟ้าเพื่อเปลี่ยนแกนของโมเลกุลน้ำ แล้วจึงดักจับคลื่นความถี่ที่ถูกปล่อยออกมาในขณะที่โมเลกุลของน้ำคืนตัว จากนั้นเครื่อง MRI จะนำสัญญาณข้อมูลที่ได้ไปประมวลผลจนเป็นภาพอวัยวะต่างๆ โดยอวัยวะส่วนใดที่มีน้ำเป็น

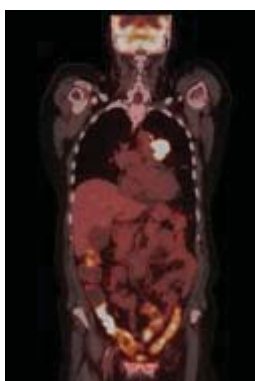
องค์ประกอบมากจะได้ภาพสีขาวหรือสีเทาอ่อน ส่วนอวัยวะใดที่มีน้ำอยู่น้อยหรือเป็นโพรงจะได้ภาพสีดำหรือเทาเข้ม ซึ่งภาพ MRI จะมีลักษณะตรงกันข้ามกับภาพเอ็กซเรย์และภาพ CT Scan เช่น ภาพที่ 2.5 แสดงตัวอย่างภาพ MRI บริเวณศีรษะ ส่วนที่เป็นกระดูกหรือโพรงจะมีสีดำหรือเทาเข้ม ในขณะที่สมองและไขสันหลัง มีลักษณะคล้ายฟองน้ำจะมีสีขาวหรือเทาอ่อน



ภาพที่ 2.5 ตัวอย่างภาพจากเครื่อง MRI (ภาพถ่ายทางการแพทย์, ม.ป.ป.)

4. ภาพจากเครื่อง PET

PET ย่อมาจาก Positron Emission Tomography เป็นเทคโนโลยีทางการแพทย์ที่สร้างขึ้นเพื่อการวิจัยทางการแพทย์และการวิเคราะห์หาสาเหตุที่แม่นยำและต้องการความคมชัดของภาพมากขึ้น PET จะอาศัยหลักแนวคิดที่ว่า เนื้อเยื่อที่ผิดปกติโดยเฉพาะเนื้อร้ายมักจะมีการเผาผลาญอาหารมากกว่าเนื้อเยื่อปกติ หรือเนื้อเยื่อที่อ่อนแอจะมีการเผาผลาญอาหารน้อยลงเช่นกัน มีการนำหลักการของเวชศาสตร์นิวเคลียร์มาใช้ร่วมด้วย เช่น การใช้สารกัมมันตรังสี ^{11}C , ^{13}N , ^{15}O และ ^{18}F มาใช้ดูปริมาณสะสมของสารเหล่านั้นในอวัยวะเป้าหมายต่างๆ เช่น ภาพที่ 2.6 เป็นภาพ PET-CT คือนำภาพจาก PET มาซ้อนกับ CT ของบริเวณลำตัว



ภาพที่ 2.6 ตัวอย่างภาพ PET- CT (ภาพถ่ายทางการแพทย์, ม.ป.ป.)

5. ภาพถ่าย Ultrasound

Ultrasound หรือ Sonography เป็นภาพถ่ายอีกประเภทหนึ่งที่เกิดจากการส่งคลื่นเสียงความถี่สูงเข้าสู่ร่างกายผ่านทางโพรบ (probe) โดยที่โพรบจะเป็นตัวปล่อยเสียงและรับเสียงสะท้อนกลับ เนื่องจากเนื้อเยื่อของอวัยวะต่างๆ ในร่างกายจะมีสภาวะการเป็นตัวกลางในการนำเสียงสะท้อนและหักเหที่แตกต่าง

กัน เมื่อได้ข้อมูลกลับมาก็นำมาประมวลผลเป็นภาพต่อไป ยกตัวอย่างเช่น การตรวจดูภาวะทารกขณะอยู่ในครรภ์ และภาพที่ 2.7 เป็นภาพถ่าย Ultrasound บริเวณตับ มีลักษณะคล้ายรูปพัดหัวกลับ บริเวณปลายด้านบนที่แคบกว่าจะเป็นบริเวณผิวหนัง โดยแพทย์นำโพรวางไว้ โดยจะทาเจลลื่นๆ เพื่อสัญญาณเสียงเข้าสู่ร่างกายได้โดยง่าย ส่วนด้านล่างที่กางกว้างออกจะเป็นภาพของอวัยวะเป้าหมายที่เกิดจากคลื่นเสียงที่สะท้อนกลับมา



ภาพที่ 2.7 ตัวอย่างภาพถ่าย Ultrasound (ภาพถ่ายทางการแพทย์, ม.ป.ป.)

2.3 การจำแนกประเภทโดยใช้หลักการประมวลผลภาพ

ในหัวข้อนี้จะกล่าวถึงการจำแนกข้อมูลจากภาพ มีด้วยกัน 3 วิธีคือ K-means, SVM และโครงข่ายประสาทเทียม

2.3.1 K-means

K-means เป็นเทคนิคการเรียนรู้โดยไม่มีผู้สอนที่ง่ายที่สุดและเป็นวิธีที่ใช้สำหรับการจัดกลุ่มข้อมูล โดยจะแยกประเภทของวัตถุออกเป็น k กลุ่ม หลักการพื้นฐานคือการกำหนดจุดศูนย์กลางกลุ่ม (centroid) จำนวน k จุด โดยเลื่อนให้แต่ละจุดห่างกันมากที่สุด ถ้าวัตถุอยู่ใกล้จุดศูนย์กลางกลุ่มใดก็จัดวัตถุให้อยู่ในกลุ่มของจุดศูนย์กลางกลุ่มนั้น เมื่อจัดกลุ่มครบแล้ว คำนวณจุดศูนย์กลางกลุ่มใหม่จากค่าเฉลี่ยพิกัดของวัตถุที่อยู่ในกลุ่ม (s) ตามสมการที่ 2.1 ทำซ้ำไปเรื่อยๆ จนจุดศูนย์กลางกลุ่มไม่เปลี่ยนแปลง (ชูชาติ ปิณฑวิรุจน์, 2556)

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

(2.1)

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

2.3.2 Support Vector Machine

Support Vector Machine (SVM) คืออัลกอริทึมที่ใช้สำหรับการวิเคราะห์ข้อมูลและจำแนกข้อมูล แนวคิดของ SVM เกิดจากการนำค่าของกลุ่มข้อมูลวางลงในพีเจอรส์เปซ จากนั้นหาเส้นแบ่งข้อมูลทั้งสองออกจากกันโดยสร้างเส้นแบ่งที่เป็นเส้นตรงขึ้นมา เส้นตรงที่ดีที่สุดถูกนำมาใช้กับข้อมูลที่เป็นเชิงเส้น แต่ในความเป็นจริง ข้อมูลที่นำมาใช้ในการฝึกสอนส่วนใหญ่เป็นข้อมูลแบบไม่เป็นเชิงเส้น ก็สามารถแก้ไขปัญหาดังกล่าวได้โดยการใช้ฟังก์ชันเคอร์เนล (kernel functions)

SVM สามารถจำแนกข้อมูลบนระนาบหลายมิติได้ โดยจะเลือกส่วนที่มีความเหมาะสมที่สุด เรียกส่วนนี้ว่า โครงสร้างในการคัดเลือก (feature selection) โครงสร้างนี้มาจากข้อมูลที่สอนให้ระบบเรียนรู้ จำนวนเซตของโครงสร้างเรียกว่า เวกเตอร์ ดังนั้นจุดมุ่งหมายหลักของ SVM ก็คือการแบ่งแยกกลุ่มของเวกเตอร์ด้วยกลุ่มของตัวแปรเป้าหมายที่อยู่ในระนาบ และกลุ่มอื่นๆ ก็จะอยู่ในระนาบที่ต่างกัน เวกเตอร์ที่อยู่ข้างระนาบหลายมิติเรียกว่า ซัพพอร์ตเวกเตอร์ (support vectors)

SVM ที่ใช้เคอร์เนลแบบเชิงเส้น (linear kernel) มีขั้นตอนการจำแนกประเภทดังนี้ กำหนดให้ $(x_i, y_i), \dots, (x_n, y_n)$ เป็นตัวอย่างที่ใช้สำหรับการฝึกสอน n คือจำนวนข้อมูลตัวอย่าง m คือจำนวนมิติข้อมูลเข้า y คือผลลัพธ์มีค่า 1 หรือ -1 ในกรณีที่ต้องการแบ่งข้อมูลเป็น 2 กลุ่ม ระนาบตัดสินใจคำนวณได้จากสมการที่ 2.2

$$(w \cdot x) + b = 0 \quad (2.2)$$

โดยที่ w คือค่าน้ำหนัก

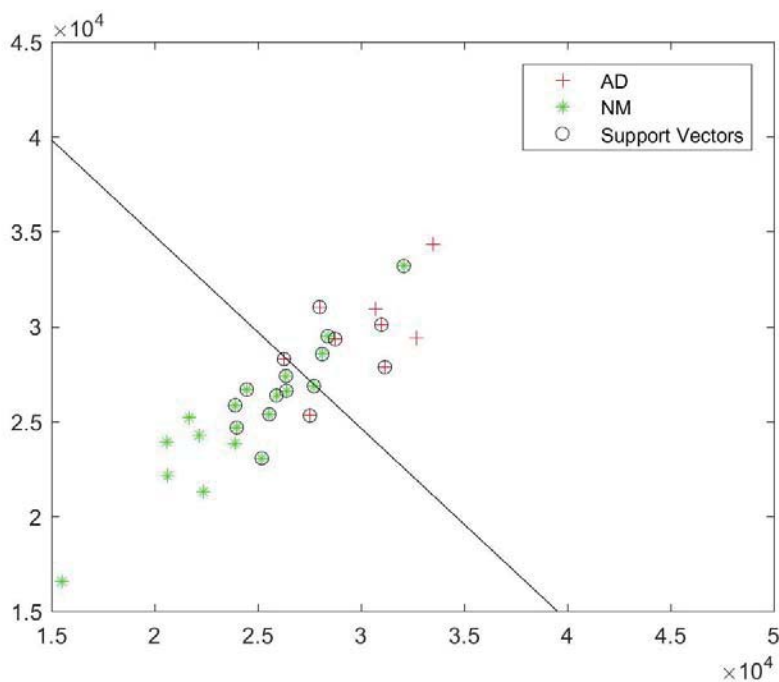
b คือค่าไบอัส (bias)

หลังจากนั้นจำแนกประเภทข้อมูลโดยพิจารณาจากเงื่อนไข

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

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

ฟังก์ชันเคอร์เนลเป็นได้ทั้งสมการเส้นตรงและสมการเส้นโค้ง ในกรณีที่เป็นฟังก์ชันเคอร์เนลแบบเส้นตรงจะมีเส้นตรงหลายเส้นที่สามารถตัดแยกได้ เส้นตรงที่ดีที่สุดคือเส้นตรงที่ผลรวมระยะห่างของเส้นตรงที่เป็นเส้นแบ่งถึงเส้นตรงที่ผ่านข้อมูลที่ใกล้ที่สุดและขนานกับเส้นแบ่งของข้อมูลทั้ง 2 กลุ่ม ภาพที่ 2.8 แสดงตัวอย่างระนาบตัดสินใจของชุดข้อมูลที่ใช้ในงานวิจัยนี้จำนวน 2 กลุ่มข้อมูลจากทั้งหมด 69 กลุ่มข้อมูล



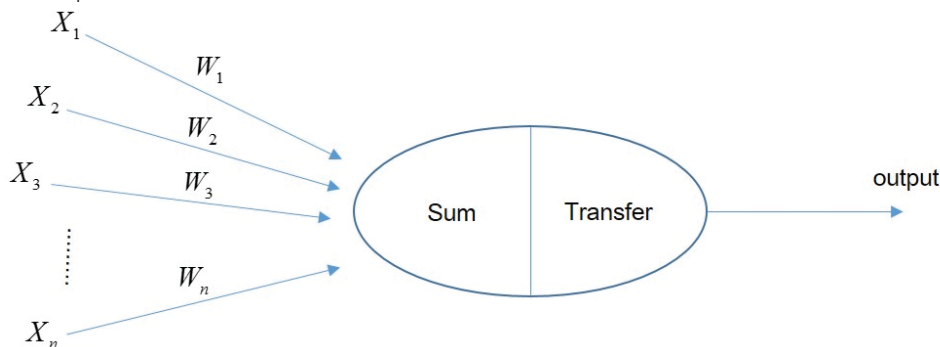
ภาพที่ 2.8 ระนาบตัดสินใจของ SVM

2.3.3 โครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network: NN) ถูกนำมาใช้ในการจำแนกข้อมูลอย่างกว้างขวาง เพราะโครงข่ายประสาทเทียมสามารถปรับตัวให้รับรู้สภาพที่เปลี่ยนแปลงไปได้ โครงข่ายประสาทเทียมเกิดจากการนำแนวคิดเกี่ยวกับการทำงานของสมองมนุษย์มาประยุกต์ใช้เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของคอมพิวเตอร์ ซึ่งลอกเลียนการทำงานของเซลล์ประสาท เรียกอีกชื่อหนึ่งว่า นิวรอน (neuron) โครงข่ายประสาทเทียมมีคุณสมบัติ 2 ประการ ดังนี้

- การเรียนรู้ โดยที่โครงข่ายประสาทเทียมสามารถเรียนรู้จากชุดฝึกสอน (training)
- การจดจำ โดยที่โครงข่ายประสาทเทียมสามารถจดจำได้ทั้งชุดฝึกสอนและชุดทดสอบ (testing) ซึ่งชุดทดสอบจะมีความแตกต่างจากชุดฝึกสอน

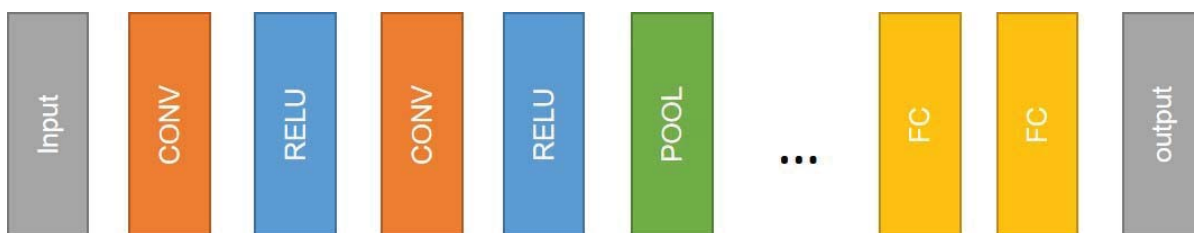
หลักการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม (Anderson, 1992) ประกอบด้วยสัญญาณขาเข้า (input) หลายค่าเข้ามาในโครงข่าย (x_n) โดยที่สัญญาณขาเข้าแต่ละค่าจะถูกคูณด้วยค่าถ่วงน้ำหนัก (w_n) นำค่าทั้งหมดไปรวมกันและส่งผ่านเข้าฟังก์ชันการถ่ายโอน (transfer function) เพื่อหาผลลัพธ์ที่ต้องการดังแสดงในภาพที่ 2.9 โดยทั่วไปการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมคือการสอนให้โครงข่ายคำนวณผลลัพธ์พร้อมกับปรับปรุงค่าน้ำหนักจากสัญญาณขาเข้าที่ป้อนให้กับโครงข่ายโดยอาศัยหลักการทำซ้ำ



ภาพที่ 2.9 การทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียมแบบสังวัตนาการ (Convolutional Neural Network: CNN)

CNN เป็นหนึ่งในวิธีการเรียนรู้ของเครื่องที่นิยม โดย CNN จะทำการคัดเลือกคุณลักษณะและทำซ้ำไปเรื่อยๆ จนกว่าจะได้คุณลักษณะที่มีความสัมพันธ์กับผลลัพธ์มากที่สุด ลักษณะเด่นของ CNN คือสามารถแก้ปัญหาเรื่องสิ่งรบกวน การเปลี่ยนตำแหน่งของวัตถุในภาพได้เป็นอย่างดีและสามารถจดจำลักษณะเฉพาะของวัตถุได้เป็นอย่างดี ส่งผลให้ผลลัพธ์มีความแม่นยำสูง ภาพที่ 2.10 แสดงกระบวนการทำงานของ CNN



ภาพที่ 2.10 กระบวนการทำงานของ CNN

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

CONV จะทำการปรับตัวกรองด้วยตัวกรองหลายชนิดเพื่อให้ได้ข้อมูลในหลายคุณลักษณะ มีขั้นตอนการดังนี้

1. คูณแต่ละค่าด้วยตัวกรอง
2. บวกทุกค่าตอบเข้าด้วยกันและหารด้วยจำนวนรวม
3. ทำซ้ำทุกค่า

RELU จะนำผลลัพธ์จากขั้นตอนก่อนหน้า เพื่อคำนวณค่าของน้ำหนักใหม่

POOL จะทำการเลือกค่าที่มากที่สุดและปรับลดขนาดของข้อมูลลง จะได้คุณลักษณะที่สำคัญของข้อมูลออกมา

FC จะทำการเชื่อมต่อนิวรอนทุกตัวใน 1 ชั้นไปที่นิวรอนทุกตัวในชั้นอื่นๆ

2.4 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง (Literature Review)

ปัจจุบันมีงานวิจัยที่นำเสนอการวินิจฉัยโรคอัลไซเมอร์จากภาพทางการแพทย์ บทความที่นำเสนอการวินิจฉัยโรคอัลไซเมอร์จากภาพ MRI เช่น บทความของ (Mahmood, 2013) นำเสนอวิธีการแยกประเภทของผู้ป่วยโรคอัลไซเมอร์โดยใช้การวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก (Principle Component Analysis : PCA) และโครงข่ายประสาทเทียม จากวิธีนี้ให้ค่าความถูกต้องประมาณร้อยละ 89 โดยบทความดังกล่าวใช้ภาพ PET จากฐานข้อมูล OASIS ส่วนงานบทความ (Dolph, 2017) นำเสนอวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบลึก (Deep Neural Network: DNN) โดยพิจารณาจากคุณลักษณะพื้นผิวของภาพ MRI วิธีนี้ใช้ภาพถ่ายจากฐานข้อมูล Alzheimer's Disease Neuroimaging Initiative (ADNI) จากผลของวิธีข้างต้นเห็นว่าผลการจำแนกยังไม่ดีเท่าที่ควร งานวิจัยของ (Sarraf, 2016) (Billones, 2016) และ (Han, 2016) ใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบสังวัตนาการ (CNN) โดยพิจารณาจากภาพ MRI จากฐานข้อมูล ADNI สำหรับจำแนกประเภทผู้ป่วยอัลไซเมอร์ สังเกตเห็นว่าผลที่ได้มีความแม่นยำสูงกว่าร้อยละ 90 ฉะนั้นสรุปได้ว่าวิธี CNN ให้ผลการจำแนกที่ดีกว่า DNN

มีบทความวิจัยที่นำเสนอการวินิจฉัยโรคอัลไซเมอร์จากภาพ PET ยกตัวอย่างเช่น บทความ (Garali, 2015) ทำการเลือกส่วนที่สนใจเพียง 21 ส่วนจากทั้งหมด 116 ส่วน แล้วนำ 21 ส่วนที่เลือกเข้าสู่กระบวนการ SVM และ Random Forest เพื่อแยกประเภท ข้อดีของวิธีนี้คือเวลาที่ใช้ในการคำนวณลดลง บทความ (Jiang, 2015) (Wu, 2017) นำเสนอการเรียนรู้ของเครื่องโดยทั้ง 2 งานวิจัยได้นำวิธีพื้นฐานมารวมกัน ส่งผลให้ความถูกต้องในแยกประเภทดีขึ้น บทความ (Jiang, 2015) นำเสนอการรวมกันของ 3 วิธีคือ PCA, ICA และ SVM ส่วนบทความ (Wu, 2017) นำเสนอการรวมกันของ KNN, Random Forests และโครงข่ายประสาทเทียม

บทความ (Krashenyi, 2016) นำเสนอการวิเคราะห์โรคอัลไซเมอร์จากภาพ MRI และภาพ PET ในส่วนของภาพ MRI ทำการปรับปรุงภาพและแยกส่วนของภาพก่อนที่จะส่งเข้าสู่กระบวนการคัดแยกคุณลักษณะ (Feature Extraction) สำหรับภาพ PET จะทำการปรับปรุงภาพ แล้วส่งสู่กระบวนการคัดแยกคุณลักษณะเช่นกัน งานวิจัยนี้ใช้วิธีฟัซซี (Fuzzy) ในการแยกประเภท และงานวิจัยที่นำเสนอการ

วินิจฉัยโรคอัลไซเมอร์โดยรวมภาพ MRI และ PET เข้าด้วยกัน เช่น บทความ (Garali, 2015) นำเสนอการรวมกันของ MRI และภาพ PET โดยใช้หลักการของ PCA ในโดเมนเวฟเล็ต

บทที่ 3

วิธีดำเนินการวิจัย

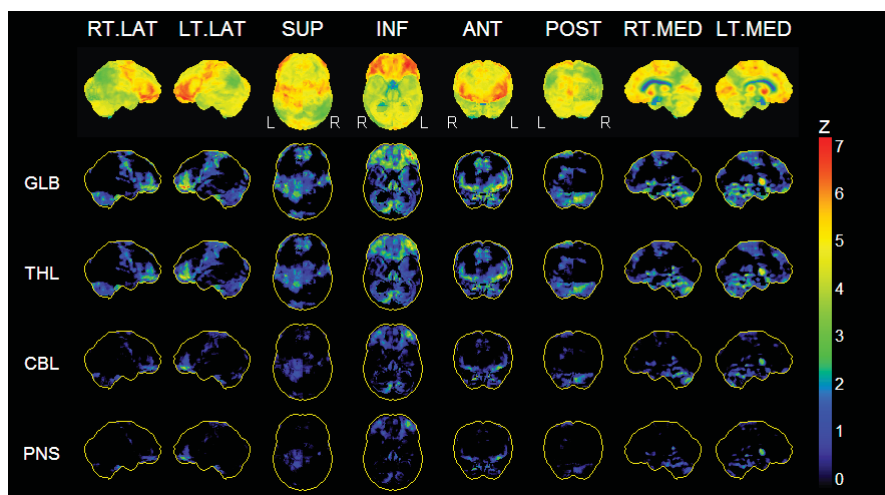
3.1 กลุ่มตัวอย่าง

กลุ่มตัวอย่างคือภาพ PET ของคนไทยจำนวน 30 คนประกอบด้วย

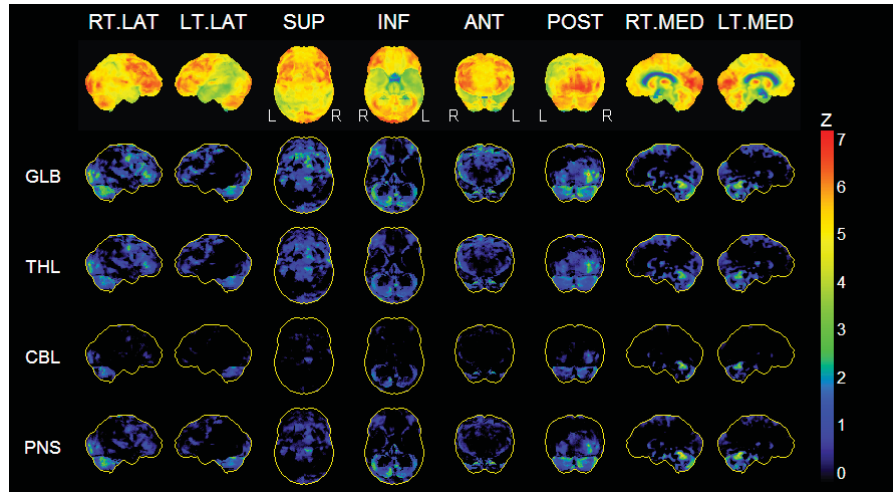
- 1) ภาพ PET ของผู้ป่วยโรคอัลไซเมอร์ 10 คน โดยตารางที่ 3.1 แสดงข้อมูลเพศและอายุของผู้ป่วยโรคอัลไซเมอร์ในกลุ่มตัวอย่าง ภาพที่ 3.1 และ 3.3 แสดงตัวอย่างของภาพ PET ในกลุ่มตัวอย่างเพศชาย และภาพที่ 3.2 และ 3.4 แสดงตัวอย่างของภาพ PET ในกลุ่มตัวอย่างเพศหญิง
- 2) ภาพ PET ของคนปกติ 20 คน

ตารางที่ 3.1 ข้อมูลของผู้ป่วยจากกลุ่มตัวอย่าง

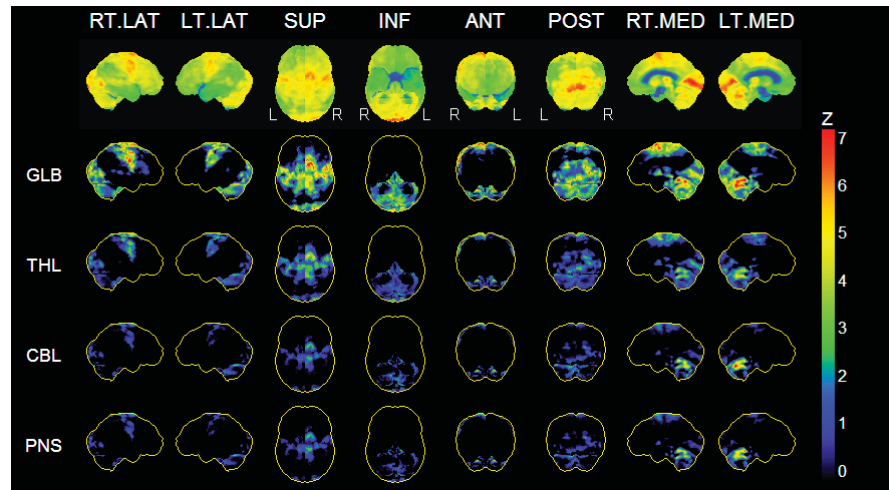
กลุ่มตัวอย่างที่	เพศ	อายุ
1	หญิง	76
2	ชาย	54
3	หญิง	79
4	ชาย	70
5	หญิง	61
6	ชาย	63
7	ชาย	79
8	หญิง	63
9	หญิง	59
10	ชาย	50



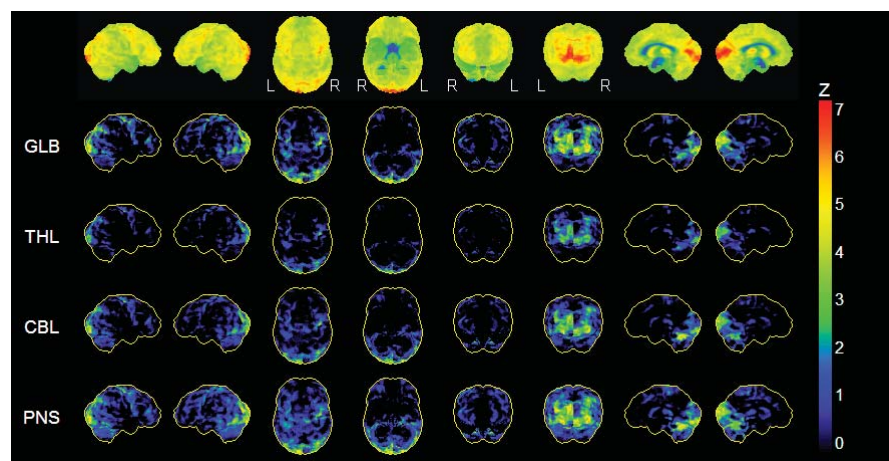
ภาพที่ 3.1 ภาพ PET ของผู้ป่วยโรคอัลไซเมอร์ เพศชาย กลุ่มตัวอย่างที่ 2



ภาพที่ 3.2 ภาพ PET ของผู้ป่วยโรคอัลไซเมอร์ เพศหญิง กลุ่มตัวอย่างที่ 3



ภาพที่ 3.3 ภาพ PET ของผู้ป่วยโรคอัลไซเมอร์ เพศชาย กลุ่มตัวอย่างที่ 4

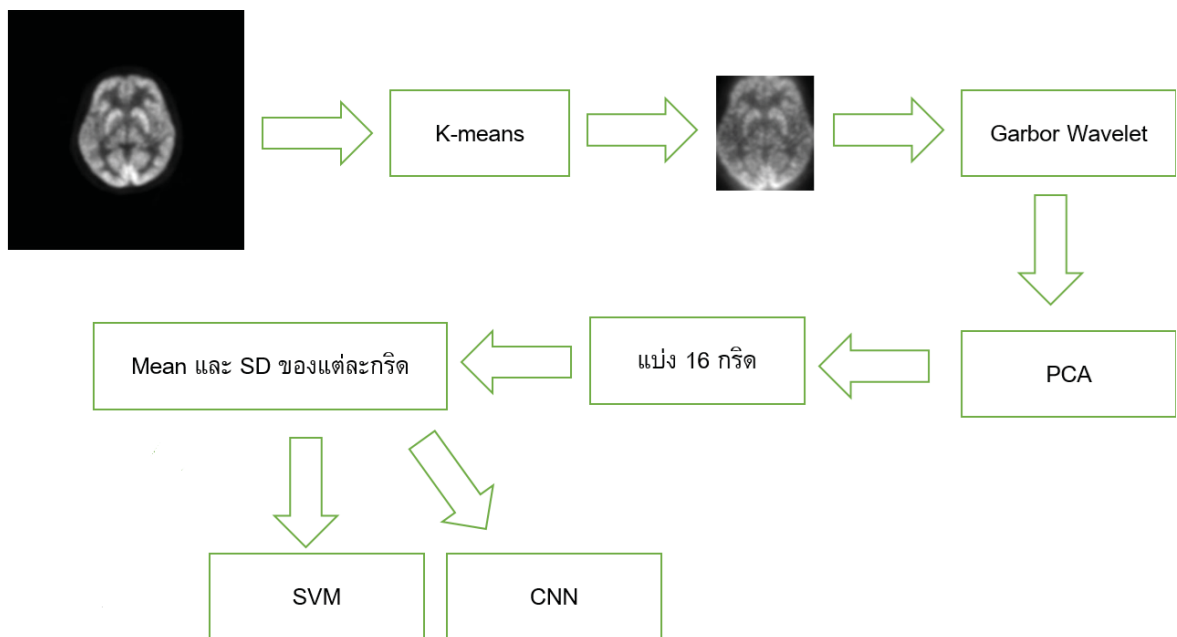


ภาพที่ 3.4 ภาพ PET ของผู้ป่วยโรคอัลไซเมอร์ เพศหญิง กลุ่มตัวอย่างที่ 5

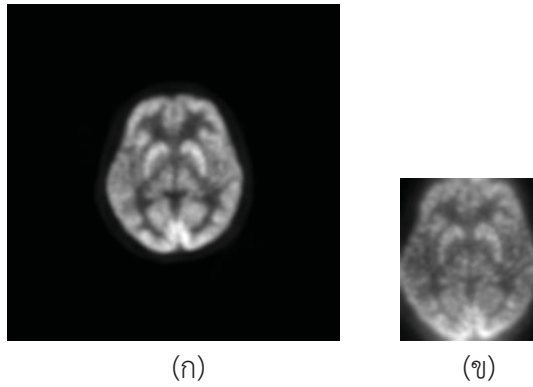
3.2 ศึกษาวิธีการจำแนกจากภาพ PET

ขั้นตอนดำเนินการวิจัยมีดังนี้

1. ใช้ภาพ PET จากกลุ่มตัวอย่างจำนวน 30 ภาพ
2. ออกแบบระบบฯ สำหรับวินิจฉัยโรคอัลไซเมอร์เบื้องต้น ดังแสดงในภาพที่ 3.5
3. จากภาพ PET (ภาพที่ 3.6 (ก)) จัดกลุ่มข้อมูลโดยใช้วิธี K-means ที่ $k = 2$
4. แบ่งส่วนภาพโดยเลือกเฉพาะส่วนที่เป็นฉากหน้า ดังแสดงตัวอย่างในภาพที่ 3.6(ข)
5. นำภาพที่ 3.6(ข) เข้าสู่กระบวนการกาบอร์เวฟเล็ต (Gabor Wavelet) และ PCA
6. แบ่งภาพออกเป็น 16 กริดขนาดเท่าๆ กัน
7. คำนวณค่าเฉลี่ยและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของแต่ละกริด จะได้ค่าเฉลี่ย 16 ค่าและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 16 ค่ารวมทั้งสิ้นเป็น 32 ค่า
8. ส่งค่าที่ได้ในขั้นตอนที่ 5) เข้าไปในส่วนการฝึกสอน (training)
9. ภาพ PET ที่ใช้สำหรับการทดสอบ (testing) ก็ทำเช่นเดียวกัน 1) – 5)
10. นำข้อมูลเข้าสู่ขั้นตอนการจำแนกทั้ง 2 คือ วิธี SVM และ CNN



ภาพที่ 3.5 ระบบการจำแนกภาพ PET สำหรับวินิจฉัยโรคอัลไซเมอร์เบื้องต้น



ภาพที่ 3.6 ภาพ PET จากกลุ่มตัวอย่าง

ภาพ PET ในกลุ่มตัวอย่างมีเพียง 30 ภาพ จึงไม่ต้องการตัดข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอน เลือกวิธี Leave one out คือการตัดออกไป 1 ข้อมูลเพื่อใช้เป็นข้อมูลสำหรับการทดสอบ โดยมีขั้นตอนดังนี้

- 1) ข้อมูลทั้งหมด 30 ชุดข้อมูล
- 2) เลือกออก 1 ชุดข้อมูล ส่วนนี้คือ “ข้อมูลสำหรับการทดสอบ (testing data)”
- 3) เหลือข้อมูล 29 ชุดข้อมูล เรียกส่วนนี้ว่า “ข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอน (training data)”
- 4) นำ 2) ไปทดสอบกับ 3)
- 5) นำข้อมูลใน 2) กลับเข้าไปใน 3)
- 6) เริ่มทำ 2) – 5) ใหม่ โดยเปลี่ยนชุดข้อมูลใน 2) เป็นชุดข้อมูลอื่นๆ วนทำไปจนครบทุกชุดข้อมูล

3.3 พัฒนาอัลกอริธึมการจำแนกผู้ป่วยและคนปกติ

พัฒนาการจำแนกประเภทจากวิธี SVM โดยเลือกใช้ฟังก์ชันเคอร์เนล (kernel functions) แบบเชิงเส้น (linear) แบบกำลังสอง (quadratic) และแบบกำลังสาม (polynomial) เนื่องจากผลการทดสอบที่ได้จากฟังก์ชันเคอร์เนลแบบกำลังสองและแบบกำลังสามให้ผลลัพธ์เหมือนกัน ในกรณีที่เป็นคนปกติฟังก์ชันเคอร์เนลแบบกำลังสองสามารถจำแนกประเภทดีกว่าฟังก์ชันเคอร์เนลแบบเชิงเส้น ผู้วิจัยจึงคิดที่จะพัฒนาอัลกอริธึมการจำแนกประเภทที่รวมฟังก์ชันเคอร์เนลแบบเชิงเส้นรวมและแบบกำลังสองเข้าด้วยกัน โดยระบบจะใช้วิธี SVM ทั้งแบบเชิงเส้นและแบบกำลังสอง แต่จะพิจารณาเงื่อนไขตาม Pseudocode ด้านล่าง ในกรณีที่ผลลัพธ์ของฟังก์ชันเคอร์เนลแบบเชิงเส้นเหมือนกับฟังก์ชันเคอร์เนลแบบกำลังสอง ให้ใช้ผลลัพธ์ของฟังก์ชันเคอร์เนลแบบเชิงเส้น แต่ถ้าผลลัพธ์ไม่ตรงกันให้พิจารณาค่าไบอัสของฟังก์ชันเคอร์เนลแบบเชิงเส้นว่ามากกว่าค่าเทรชโฮลด์หรือไม่ ถ้าใช่ให้ใช้ผลลัพธ์ของฟังก์ชันเคอร์เนลแบบกำลังสอง แต่ถ้าไม่ใช่ให้ใช้ผลลัพธ์ของฟังก์ชันเคอร์เนลแบบเชิงเส้น

```
SET Threshold , R = Result
IF result of linear kernel = result of quadratic
kernel
    Result <-- result of linear kernel
ELSE
    IF bias of linear kernel > Threshold
        Result <-- result of quadratic kernel
    ELSE
        Result <-- result of linear kernel
    END IF
END IF
```

บทที่ 4

ผลการวิจัย

4.1 ตัววัดผล

ผลบวกจริง (True Positives: TP) คนป่วยตรวจพบว่าเป็นโรค

ผลลบปลอม (False Negatives: FN) คนป่วยตรวจสอบว่าไม่มีโรค

ผลบวกปลอม (False Positives: FP) คนปกติตรวจสอบว่ามีโรค

ผลลบจริง (True Negatives: TN) คนปกติตรวจสอบว่าไม่มีโรค

Sensitivity or True Positive Rate (TPR)

$$TPR = \frac{TP}{TP + FN} \quad (4.1)$$

Specificity (SPC)

$$SPC = \frac{TN}{TN + FP} \quad (4.2)$$

Positive Predictive Value (PPV)

$$PPV = \frac{TP}{TP + FP} \quad (4.3)$$

Negative Predictive Value (NPV)

$$NPV = \frac{TN}{TN + FN} \quad (4.4)$$

False Positive Rate (FPR)

$$FPR = \frac{FP}{FP + TN} \quad (4.5)$$

False Negative Rate (FNR)

$$FNR = \frac{FN}{TP + FN}$$

(4.6)

False Discovery Rate (FDR)

$$FDR = \frac{FP}{TP + FP} \quad (4.7)$$

Accuracy (ACC)

$$ACC = \frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN} \quad (4.8)$$

F1 score

$$F1 = \frac{2TP}{2TP + FP + FN} \quad (4.9)$$

Matthews Correlation Coefficient (MCC)

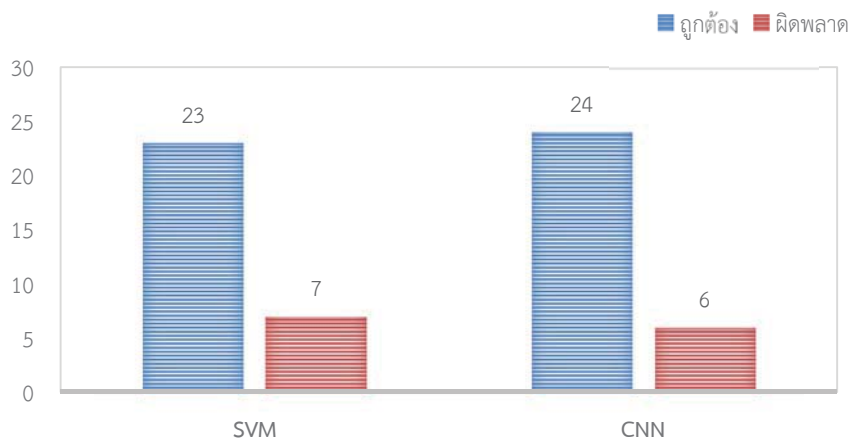
$$MCC = \frac{(TP \times TN) - (FP \times FN)}{\sqrt{(TP + FP)(TP + FN)(TN + FP)(TN + FN)}} \quad (4.10)$$

4.2 ผลการทดสอบวิธีจำแนกภาพ PET จากกลุ่มตัวอย่าง

ทำการทดสอบวิธีการจำแนกประเภทจากภาพ PET โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อจำแนกผู้ป่วยและคนปกติ จากภาพ PET บริเวณสมอง

4.2.1 การจำแนกวิธี CNN และ SVM แบบเชิงเส้น

จากขั้นตอนการวิจัยในหัวข้อที่ 3.2 ทำการทดสอบผลจากภาพ PET จำนวน 30 ภาพ แบ่งเป็น ภาพถ่ายของผู้ป่วย 10 ภาพและคนปกติ 20 ภาพ ในส่วนการจำแนกประเภทของผู้ป่วยกับคนปกติเลือกใช้ 2 วิธีในการทดสอบ คือ SVM แบบเชิงเส้นและ CNN ดังแสดงผลการทดสอบตามตารางที่ 4.1 โดยคอลัมน์ที่ 2 คือผลวิเคราะห์จากแพทย์เฉพาะทางของโรงพยาบาลจุฬาลงกรณ์ ซึ่งผู้วิจัยจะใช้ข้อมูลส่วนนี้เป็นข้อมูลอ้างอิง เพื่อตรวจสอบความถูกต้อง ค่าความถูกต้องในการจำแนกประเภทของทั้ง 2 วิธีดังแสดงในภาพที่ 4.1 จากผลการทดสอบสังเกตเห็นว่าวิธี CNN ให้ผลการจำแนกที่แม่นยำถึงร้อยละ 80 ในขณะที่วิธี SVM แบบเชิงเส้น ความแม่นยำอยู่ที่ประมาณร้อยละ 76.67 และผลสรุปค่าทางสถิติดังตารางที่ 4.2 เห็นว่าค่าผลบวกจริงและค่าผลบวกปลอมเท่ากันทั้ง 3 วิธี แต่ค่าผลลบจริงและค่าผลลบปลอมของวิธี CNN ตรวจสอบได้ถูกต้องมากที่สุด นั่นก็แสดงว่าวิธี CNN สามารถแยกประเภทคนปกติได้ดีกว่าวิธี SVM แบบเชิงเส้น



ภาพที่ 4.1 เปรียบเทียบผลการจำแนกผู้ป่วยจากคนปกติ

ตารางที่ 4.1 ผลการทดสอบจากวิธี SVM และ CNN

	ผลการวิเคราะห์จากแพทย์เฉพาะทาง	วิธีจำแนก (Classifications)	
		SVM	CNN
1	AD	AD	AD
2	AD	AD	Normal
3	AD	AD	AD
4	AD	AD	AD
5	AD	AD	AD
6	AD	Normal	AD
7	AD	AD	AD
8	AD	Normal	Normal

9	AD	Normal	Normal
10	AD	Normal	Normal
11	Normal	Normal	Normal
12	Normal	Normal	Normal
13	Normal	Normal	Normal
14	Normal	Normal	Normal
15	Normal	Normal	Normal
16	Normal	AD	Normal
17	Normal	Normal	Normal
18	Normal	Normal	AD
19	Normal	Normal	Normal
20	Normal	Normal	Normal
21	Normal	Normal	Normal
22	Normal	Normal	Normal
23	Normal	Normal	Normal
24	Normal	AD	Normal
25	Normal	Normal	Normal
26	Normal	Normal	Normal
27	Normal	Normal	Normal
28	Normal	Normal	AD
29	Normal	AD	Normal
30	Normal	Normal	Normal

AD คือผู้ป่วยโรคอัลไซเมอร์ และ Normal คือคนปกติ

ตารางที่ 4.2 สรุปผลค่าทางสถิติ

	SVM	CNN
True Positive (TP)	6	6
False Negative (FN)	4	4
False Positive (FP)	3	2
True Negative (TN)	17	18
TPR	0.6	0.6
SPC	0.85	0.9
PPV	0.67	0.75
NPV	0.81	0.82
FPR	0.15	0.1
FNR	0.4	0.4
FDR	0.33	0.25
ACC	0.767	0.8
F1 Score	0.63	0.67
MCC	0.46	0.53

4.2.2 การจำแนกวิธี SVM

ทำการทดสอบผลจากภาพ PET จำนวน 30 ภาพ แบ่งเป็นภาพถ่ายของผู้ป่วย 10 ภาพและคนปกติ 20 ภาพ ในส่วนการจำแนกประเภทของผู้ป่วยกับคนปกติทำการทดสอบวิธี SVM แบบเชิงเส้น กำลังสอง และ กำลังสาม ผลการทดสอบตามตารางที่ 4.3 โดยคอลัมน์ที่ 2 คือผลวิเคราะห์จากแพทย์เฉพาะทางของโรงพยาบาลจุฬาลงกรณ์ จากผลการทดสอบเห็นว่าวิธี SVM แบบกำลังสองและกำลังสามให้ผลลัพธ์เหมือนกัน โดยที่ความแม่นยำของวิธี SVM แบบกำลังสองและกำลังสามเท่ากับร้อยละ 73.33 แต่วิธี SVM แบบเชิงเส้นมีค่าความแม่นยำอยู่ที่ร้อยละ 76.67 ดังแสดงในภาพที่ 4.2 นั้นก็แสดงว่าวิธี SVM แบบเชิงเส้นให้ค่าความแม่นยำที่ดีกว่า ถ้าวิเคราะห์เฉพาะกลุ่มคนปกติจะเห็นว่าวิธี SVM แบบกำลังสองและกำลังสามสามารถจำแนกคนปกติได้แม่นยำกว่าแบบเชิงเส้น เนื่องจาก SVM แบบกำลังสองและกำลังสามสามารถจำแนกคนปกติได้ถูกต้องทั้งหมด

ตารางที่ 4.3 ผลการทดสอบจากวิธี SVM แบบเชิงเส้น กำลังสอง และแบบกำลังสาม

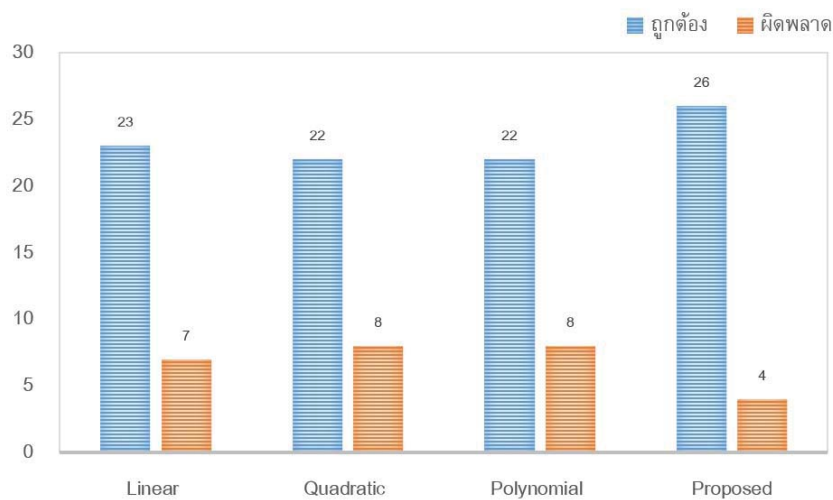
	ผลการวิเคราะห์จากแพทย์เฉพาะทาง	SVM		
		Linear Kernel	Quadratic Kernel	polynomial Kernel
1	AD	AD	Normal	Normal
2	AD	AD	Normal	Normal
3	AD	AD	AD	AD
4	AD	AD	AD	AD
5	AD	AD	Normal	Normal
6	AD	Normal	Normal	Normal
7	AD	AD	Normal	Normal
8	AD	Normal	Normal	Normal
9	AD	Normal	Normal	Normal
10	AD	Normal	Normal	Normal
11	Normal	Normal	Normal	Normal
12	Normal	Normal	Normal	Normal
13	Normal	Normal	Normal	Normal
14	Normal	Normal	Normal	Normal
15	Normal	Normal	Normal	Normal
16	Normal	AD	Normal	Normal
17	Normal	Normal	Normal	Normal
18	Normal	Normal	Normal	Normal
19	Normal	Normal	Normal	Normal
20	Normal	Normal	Normal	Normal
21	Normal	Normal	Normal	Normal
22	Normal	Normal	Normal	Normal
23	Normal	Normal	Normal	Normal
24	Normal	AD	Normal	Normal
25	Normal	Normal	Normal	Normal
26	Normal	Normal	Normal	Normal

27	Normal	Normal	Normal	Normal
28	Normal	Normal	Normal	Normal
29	Normal	AD	Normal	Normal
30	Normal	Normal	Normal	Normal

AD คือผู้ป่วยโรคอัลไซเมอร์ และ Normal คือคนปกติ

4.2.3 วิธีที่นำเสนอ

จากตารางที่ 4.3 เห็นว่าวิธี SVM แบบกำลังสองและแบบกำลังสามสามารถจำแนกคนปกติได้ดีกว่าฟังก์ชันเคอร์เนลแบบเชิงเส้น ผู้วิจัยจึงพัฒนาอัลกอริทึมการจำแนกตามตามหัวข้อที่ 3.3 และภาพที่ 4.2 แสดงผลการจำแนกคนป่วยและคนปกติจากกลุ่มตัวอย่างจำนวน 30 ภาพ โดยวิธีที่นำเสนอสามารถจำแนกกลุ่มคนปกติได้ถูกต้องร้อยละ 100 และให้ค่าความแม่นยำอยู่ที่ร้อยละ 86.67 ซึ่งเป็นผลที่ดีที่สุด ตารางที่ 4.4 และ 4.5 แสดงผลลัพธ์แต่ละภาพในกลุ่มตัวอย่าง



ภาพที่ 4.2 ผลการจำแนกวิธี SVM จากกลุ่มตัวอย่างจำนวน 30 ภาพ

ตารางที่ 4.4 ผลการทดสอบวิธีการจำแนกตามอัลกอริทึมที่พัฒนาขึ้น

	ผลการวิเคราะห์จากแพทย์เฉพาะทาง	การจำแนกประเภท		
		SVM (linear)	CNN	SVM (proposed)
1	AD	AD	AD	AD
2	AD	AD	Normal	AD
3	AD	AD	AD	AD
4	AD	AD	AD	AD
5	AD	AD	AD	AD
6	AD	Normal	AD	Normal
7	AD	AD	AD	AD
8	AD	Normal	Normal	Normal
9	AD	Normal	Normal	Normal
10	AD	Normal	Normal	Normal

11	Normal	Normal	Normal	Normal
12	Normal	Normal	Normal	Normal
13	Normal	Normal	Normal	Normal
14	Normal	Normal	Normal	Normal
15	Normal	Normal	Normal	Normal
16	Normal	AD	Normal	Normal
17	Normal	Normal	Normal	Normal
18	Normal	Normal	AD	Normal
19	Normal	Normal	Normal	Normal
20	Normal	Normal	Normal	Normal
21	Normal	Normal	Normal	Normal
22	Normal	Normal	Normal	Normal
23	Normal	Normal	Normal	Normal
24	Normal	AD	Normal	Normal
25	Normal	Normal	Normal	Normal
26	Normal	Normal	Normal	Normal
27	Normal	Normal	Normal	Normal
28	Normal	Normal	AD	Normal
29	Normal	AD	Normal	Normal
30	Normal	Normal	Normal	Normal

AD คือผู้ป่วยโรคอัลไซเมอร์ และ Normal คือคนปกติ

ตารางที่ 4.5 สรุปผลค่าทางสถิติ

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

บทที่ 5

สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ

งานวิจัยนี้เป็นการพัฒนาระบบการจำแนกผู้ป่วยโรคอัลไซเมอร์และคนปกติจากภาพ PET ของคนไทย ขั้นตอนการทำงานของระบบฯ เริ่มต้นจากการจัดกลุ่มข้อมูลโดยใช้ K-means จากนั้นแบ่งส่วนภาพเฉพาะส่วนที่เป็นสมองและนำภาพที่ได้เข้าสู่กระบวนการกาบอร์เวฟเล็ต แล้วแบ่งข้อมูลเป็นกริดเพื่อคำนวณค่าเฉลี่ยและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน ขั้นตอนสุดท้ายนำค่าเฉลี่ยและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานเข้าสู่กระบวนการจำแนกข้อมูล งานวิจัยฉบับนี้ทดสอบวิธีจำแนก 3 วิธีคือ SVM, CNN และวิธีที่นำเสนอ ผลที่ได้จากการวิจัยฉบับนี้สรุปได้ว่าวิธี SVM ที่นำเสนอเหมาะสมสำหรับการจำแนกข้อมูลมากที่สุด ซึ่งให้ค่าความแม่นยำถึงร้อยละ 87 การวินิจฉัยโรคอัลไซเมอร์จากภาพ PET ในงานวิจัยฉบับนี้เป็นเพียงการวิเคราะห์เบื้องต้นเท่านั้น ในกรณีที่ต้องการความแม่นยำสูงๆ จำเป็นต้องปรับวิธีการสกัดคุณลักษณะเด่นของภาพ PET อย่างไรก็ตามผู้ป่วยควรได้รับข้อเสนอแนะและแนวทางดูแลรักษาจากแพทย์เฉพาะทางต่อไป

ผลผลิต (Output)

ผลงานตีพิมพ์ในเอกสารสืบเนื่องการประชุมระดับนานาชาติ

Jantana Panyavaraporn, Songphon Chamnianson and Paramate Horkaew, “Assessment of Robust MRI Brain Segmentation Methods toward Diagnosing of Alzheimer’s Disease,” 8th Regional Conference on Electrical and Electronics Engineering (RCEEE), 16-17 Nov 2015, Manila, Philippines.

Arkane Khaminkure, Jantana Panyavaraporn and Paramate Horkaew, “Building a Brain Atlas based on Gabor Texture Features,” The 14th International Joint Conference on Computer Science and Software Engineering, 12-14 July 2017, Nakhon Si Thammarat, Thailand.

ผลงานตีพิมพ์ในวารสารระดับชาติ

Jantana Panyavaraporn and Paramate Horkaew, “Study of PET Image Classification Methods to the Preliminary Diagnosis of Alzheimer's Disease,” (submission 21/11/2560, first decision 21/1/2016)

บรรณานุกรม

- การตรวจหาโรคอัลไซเมอร์จากเลือดใกล้จะเป็นจริง. เข้าถึงได้จาก
<http://www.vcharkarn.com/varticle/55949>
- ชูชาติ ปิณฑวิรุจน์. (2556). *การประมวลผลภาพดิจิทัลขั้นสูงด้วย MATLAB*. กรุงเทพฯ: สำนักพิมพ์ มีน เซอร์วิส ซัพพลาย.
- โรคสมองเสื่อม. เข้าถึงได้จาก
<http://med.mahidol.ac.th/ramamental/generalknowledge/07072014-1302>
- ภาพถ่ายทางการแพทย์. เข้าถึงได้จาก
<http://oknation.nationtv.tv/blog/ITWichien/2009/02/16/entry-3>
- ภาวะสมองเสื่อมพบในผู้สูงอายุมากที่สุด .(2558). สำนักงานกองทุนสนับสนุนการสร้างเสริมสุขภาพ.
- โยธิน ชินวลัญช์. บทความคลินิคมความจำ. *โรงพยาบาลกรุงเทพ*. เข้าถึงได้จาก
<https://www.bangkokhospital.com/index.php/th/diseases-treatment/pet-scans>
- Anderson, D., & McNeil, G. (1992). *Artificial Neural Networks Technology*. A DACS State-of-the-Art Report.
- Billones, C. D., & et al. (2016). DemNet: A Convolutional Neural Network for the detection of Alzheimer's Disease and Mild Cognitive Impairment. *IEEE Region 10 Conference*, (pp. 3724-3727).
- Das, A., & Bhattacharya, M. (2015). Effective Image Fusion Method to Study Alzheimer's Disease using MR, PET Images. *International Conference on Bioinformatics and Biomedicine*, (pp. 1603-1607).
- Dolph, C. V., & et al. (2017). Deep learning of texture and structural features for multiclass Alzheimer's disease classification. *International Joint Conference on Neural Networks*, (pp. 2259-2266).
- Garali, I., Adel, M., Bourennane, S., & Guedj, E. (2015). Region-based brain selection and classification on PET images for Alzheimer's disease computer aided diagnosis. *International Conference on Image Processing*, (pp. 1473-1477).
- Han, Y., & Zhao, X. M. (2016). A hybrid sequential feature selection approach for the diagnosis of Alzheimer's Disease. *International Joint Conference on Neural Networks*, (pp. 1216-1220).
- Jiang, J., Shu, X., Liu, X., & Huang, Z. (2015). A Computed Aided Diagnosis tool for Alzheimer's disease based on 11C-PiB PET imaging technique. Proceedings of the IEEE International Conference on Information and Automation,. *International Conference on Information and Automation*, (pp. 1963-1968).
- Krashenyi, I., Popov, A., & et al. (2016). Fuzzy Computer-aided Diagnosis of Alzheimer's Disease Using MRI and PET Statistical Features. *International Conference on Electronics and Nanotechnology*, (pp. 187-191).

- Mahmood , R., & Ghimire, B. (2013). Automatic detection and classification of Alzheimer' s Disease from MRI scans using principal component analysis and artificial neural networks. *20th International Conference on Systems Signals and Image Processing*, (pp. 133-137).
- Sarraf, S., & Tofighi, G. (2016). Deep learning-based pipeline to recognize Alzheimer's disease using fMRI data. *Future Technologies Conference*, (pp. 816-920).
- Tepmongkol, S. (2013). PET Imaging in Alzheimer's Disease. *The Bangkok Medical Journal*, 76-79.
- Wu, W., Venugopalan, J., & Wang, M. (2017). 11C-PIB PET Image Analysis for Alzheimer's Diagnosis Using Weighted Voting Ensembles. *Engineering in Medicine and Biology Society*, (pp. 3914-3917).

ภาคผนวก

รายงานสรุปการเงิน

เลขที่โครงการระบบบริหารงานวิจัย (NRMS 13 หลัก) 2557A10803010 สัญญาเลขที่ 116/2557

โครงการวิจัยประเภทงบประมาณเงินรายได้จากเงินอุดหนุนรัฐบาล (งบประมาณแผ่นดิน)

ประจำปีงบประมาณ พ.ศ. 2557

มหาวิทยาลัยบูรพา

ชื่อโครงการ ศึกษาความเป็นไปของการวิเคราะห์โรคอัลไซเมอร์จากภาพถ่ายทางการแพทย์

ชื่อหัวหน้าโครงการวิจัยผู้รับทุน ผศ.ดร.จันทนา ปัญญาวราภรณ์

รายงานในช่วงตั้งแต่วันที่ 1 ตุลาคม พ.ศ. 2556 ถึงวันที่ 31 มีนาคม พ.ศ. 2561

ระยะเวลาดำเนินการวิจัย 4 ปี 6 เดือน ตั้งแต่วันที่ 1 ตุลาคม พ.ศ. 2556

รายรับ

จำนวนเงินที่ได้รับ

งวดที่ 1 (50%)	150,000 บาท	เมื่อ	พฤษภาคม พ.ศ. 2557
งวดที่ 2 (40%)	120,000 บาท	เมื่อ	ธันวาคม พ.ศ. 2557
งวดที่ 3 (10%)	16,784 บาท	เมื่อ	
รวม	286,784 บาท		

รายจ่าย

	งบประมาณที่ตั้งไว้	งบประมาณที่จ่ายจริง	จำนวนเงินคงเหลือ/เกิน
1. ผู้ช่วยวิจัย	120,000	120,000	-
2. ค่าตอบแทน	30,000	30,000	-
3. ค่าใช้สอย	45,000	44,197	803
4. ค่าวัสดุ	35,000	32,616	2,384
5. งบลงทุน	40,000	33,900	6,100
6. ค่าสาธารณูปโภค	30,000	26,071	3,929
รวม	300,000	286,784	13,216

(ผศ.ดร.จันทนา ปัญญาวราภรณ์)

หัวหน้าโครงการวิจัย