



ระบบคัดกรองใบหน้าของผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง
ด้วยข้อมูลคุณลักษณะของใบหน้า โดยหลักการเรียนรู้ของเครื่อง
FACIAL STROKE CLASSIFICATION FROM FACE FEATURES
BY MACHINE LEARNING

อรรธกานต์ ดิษฐ์พัฒนพันธุ์

บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ

2567

ระบบคัดกรองใบหน้าของผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง
ด้วยข้อมูลคุณลักษณะของใบหน้า โดยหลักการเรียนรู้ของเครื่อง



สารนิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร
วิทยาศาสตร์มหาบัณฑิต สาขาวิชาวิทยาการข้อมูล
คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ
ปีการศึกษา 2567
ลิขสิทธิ์ของมหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ

FACIAL STROKE CLASSIFICATION FROM FACE FEATURES
BY MACHINE LEARNING



ANTIKA DITPATTNAPHAN

A Master's Project Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements
for the Degree of MASTER OF SCIENCE
(Data Science)
Faculty of Science, Srinakharinwirot University
2024
Copyright of Srinakharinwirot University

สารนิพนธ์

เรื่อง

ระบบคัดกรองใบหน้าของผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง

ด้วยข้อมูลคุณลักษณะของใบหน้า โดยหลักการเรียนรู้ของเครื่อง

ของ

อรรธิกา ดิศพัฒนพันธุ์

ได้รับอนุมัติจากบัณฑิตวิทยาลัยให้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร

ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิทยาการข้อมูล

ของมหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ

(รองศาสตราจารย์ นายแพทย์ฉัตรชัย เอกปัญญาสกุล)

คณบดีบัณฑิตวิทยาลัย

คณะกรรมการสอบปากเปล่าสารนิพนธ์

ที่ปรึกษาหลัก

ประธาน

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ศิริสรรพ เหล่าหะเกียรติ)

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.จันตรี ผลประเสริฐ)

กรรมการ

(อาจารย์ ดร.ศุภร คนธภักดี)

ชื่อเรื่อง	ระบบคัดกรองใบหน้าของผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง
	ด้วยข้อมูลคุณลักษณะของใบหน้า โดยหลักการเรียนรู้ของเครื่อง
ผู้วิจัย	อรรณิกา ดิศพัฒนพันธุ์
ปริญญา	วิทยาศาสตร์มหาบัณฑิต
ปีการศึกษา	2567
อาจารย์ที่ปรึกษา	ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. ศิริสรรพ เหล่าหะเกียรติ

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อการวินิจฉัยโรคหลอดเลือดสมองผ่านการวิเคราะห์ข้อมูลภาพใบหน้า ซึ่งใบหน้าเป็นองค์ประกอบสำคัญที่สามารถใช้ประเมินผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง เนื่องจากโรคหลอดเลือดสมองและโรคกล้ามเนื้อใบหน้าอ่อนแรง มีลักษณะอาการบนใบหน้าคล้ายคลึงกัน งานวิจัยนี้นำเสนอวิธีการจำแนกโรคหลอดเลือดสมองทางใบหน้าด้วยอัลกอริทึมการเรียนรู้ของเครื่อง โดยใช้ข้อมูลภาพใบหน้าของผู้ป่วยและบุคคลปกติที่รวบรวมจากชุดข้อมูล หลักการวิเคราะห์ที่ใช้การแสดงออกทางใบหน้าในลักษณะการยิ้ม โดยเลือกใช้ภาพใบหน้าที่แสดงรอยยิ้มในการตรวจจับความผิดปกติผ่านวิธีการระบุจุดสำคัญบนใบหน้า (Facial Mapping Landmark) เพื่อตรวจสอบจุดสำคัญบนใบหน้าและคำนวณคุณลักษณะสำหรับฝึกอบรมอัลกอริทึมการเรียนรู้ของเครื่อง เช่น Support Vector Machine (SVM), k-nearest Neighbor (KNN), Decision Tree (DT), Random Forest (RF), Logistic Regression (LR), AdaBoost (AD) และ Bayesian Classifier (BC) ผลการทดลองชี้ให้เห็นว่า Random Forest มีประสิทธิภาพสูงสุดในการจำแนกโรค โดยประเมินจากตัวชี้วัด เช่น (Accuracy), (Precision), (Recall) และ F1-score งานวิจัยนี้จึงเสนอให้ใช้ Random Forest เป็นอัลกอริทึมหลักในการวินิจฉัยโรคหลอดเลือดสมองจากการแสดงออกทางใบหน้า ด้วยศักยภาพของการเรียนรู้ของเครื่องที่ช่วยตรวจจับความผิดปกติ เช่น การเบี้ยวของปากหรือการเปลี่ยนแปลงบริเวณดวงตาได้อย่างแม่นยำและรวดเร็ว วิธีการนี้ช่วยลดความคลาดเคลื่อนในการวินิจฉัยทางการแพทย์

คำสำคัญ : โรคหลอดเลือดสมอง, การเรียนรู้ของเครื่อง, การวิเคราะห์ใบหน้า, โรคหลอดเลือดสมองทางใบหน้า

Title	FACIAL STROKE CLASSIFICATION FROM FACE FEATURES BY MACHINE LEARNING
Author	ANTIKA DITPATTNAPHAN
Degree	MASTER OF SCIENCE
Academic Year	2024
Thesis Advisor	Assistant Professor Dr. Sirisup Laohakiat

This research aims to diagnose stroke through facial image analysis, leveraging the critical role of facial features in assessing stroke patients. Stroke and Bell's palsy share similar facial symptoms, complicating diagnosis. The study proposes a machine learning-based approach to classify stroke symptoms using facial images of patients and healthy individuals collected from datasets. The analysis focuses on facial expressions, particularly smiling, utilizing images of smiling faces to detect abnormalities through facial mapping landmarks. This method identifies key facial points and computes features for training machine learning algorithms, including Support Vector Machine (SVM), k-nearest Neighbor (KNN), Decision Tree (DT), Random Forest (RF), Logistic Regression (LR), AdaBoost (AD), and Bayesian Classifier (BC). The experimental results demonstrate that Random Forest achieves the highest performance in stroke classification, evaluated by metrics such as accuracy, precision, recall, and F1-score. The study recommends Random Forest as the primary algorithm for diagnosing strokes based on facial expressions. The machine learning approach shows potential in detecting abnormalities, such as mouth asymmetry or changes around the eyes, with high accuracy and efficiency. This method reduces diagnostic errors and enhances medical decision-making, offering a rapid and reliable tool for stroke diagnosis through facial image analysis.

Keyword : Stroke, Machine Learning, Facial Image Analysis, Facial Stroke

กิตติกรรมประกาศ

สารนิพนธ์นี้สำเร็จลุล่วงได้ด้วยความสะดวกตากรุณาช่วยเหลือ และความเอาใจใส่เป็นอย่างดี ตลอดจนการให้คำแนะนำ และข้อคิดเห็นที่เป็นประโยชน์อย่างยิ่งสำหรับการปรับแก้ไขข้อบกพร่องจากคณะกรรมการผู้ควบคุมสารนิพนธ์ ผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณ

ขอกราบขอบพระคุณ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ศิริสรรพ เหล่าหะเกียรติ ที่ได้ให้ความเมตตากรุณาเป็นที่ปรึกษาและให้ความช่วยเหลือชี้แนะแนวทางในสิ่งที่เป็นประโยชน์ต่อการศึกษาและการทำสารนิพนธ์นี้ด้วยความเอาใจใส่ตลอดมา รวมทั้ง ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.จันตรี ผลประเสริฐ และอาจารย์ ดร.ศุภร คนธภักดี ที่กรุณาให้ข้อเสนอแนะต่างๆ เพิ่มเติมแก่ผู้วิจัย ทำให้สารนิพนธ์ฉบับนี้มีความสมบูรณ์ยิ่งขึ้น ผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณเป็นอย่างสูงไว้ ณ โอกาสนี้

ขอกราบขอบพระคุณคณาจารย์และกรรมการบริหารหลักสูตรสาขาวิทยาการข้อมูล คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒทุกท่าน ที่ได้กรุณาประสิทธิ์ประสาทความรู้ต่างๆ ให้แก่ผู้วิจัย ตลอดจนให้ความช่วยเหลือในการทำวิจัยครั้งนี้

ขอขอบคุณ เจ้าหน้าที่ เพื่อนร่วมงาน ที่บัณฑิตวิทยาลัยสำหรับข้อมูลตัวอย่างที่ใช้ในงานวิจัยครั้งนี้ รวมถึงความช่วยเหลือและกำลังใจให้กับผู้วิจัยตลอดมา

ขอขอบคุณพี่ๆ และเพื่อน ๆ สาขาวิทยาการข้อมูล รวมถึงบุคคลอีกหลายท่านที่ไม่ได้กล่าวนามไว้ ณ ที่นี้ได้ให้ความช่วยเหลือและเป็นกำลังใจให้กับผู้วิจัยมาโดยตลอด

อันธิกา ดิศพัฒนพันธุ์

สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย	ง
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ	จ
กิตติกรรมประกาศ.....	ฉ
สารบัญ	ช
สารบัญตาราง.....	ฌ
สารบัญรูปภาพ	ญ
บทที่ 1 บทนำ.....	1
1.1. ที่มาและความสำคัญของโครงการ.....	1
1.2. วัตถุประสงค์ของโครงการ	3
1.3. เป้าหมายและขอบเขตของงานวิจัย.....	4
1.4. ขั้นตอนการทำงานวิจัย	5
1.5. ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับจากงานวิจัย.....	5
บทที่ 2 บรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	7
2.1. โรคหลอดเลือดสมอง	7
2.1.1. โรคหลอดเลือดสมอง ชนิดสมองขาดเลือด (Ischemic Stroke).....	8
2.1.2. โรคหลอดเลือดสมอง ชนิดเลือดออกในสมอง (Hemorrhagic Stroke)	8
2.2. ปัจจัยของโรคหลอดเลือดสมอง	9
2.2.1. ปัจจัยที่เสี่ยงป้องกันไม่ได้	9
2.2.2. ปัจจัยที่เสี่ยงป้องกันได้	9
2.2.3. ปัจจัยอื่น	10
2.3. ทฤษฎีและหลักการการวินิจฉัยผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง	10

2.4. ทฤษฎีและหลักการวินิจฉัยใบหน้าของผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง	12
2.5. ปัจจัยเกี่ยวข้องกับการวินิจฉัยความผิดปกติใบหน้าผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง.....	19
2.6. การกำหนดจุดบนใบหน้า	23
2.7. การตรวจจับใบหน้า (Face Detection Opencv)	25
บทที่ 3 วิธีการดำเนินการวิจัย	27
3.1. การรวบรวมข้อมูล (Data Acquisition)	27
3.2. การคัดกรองข้อมูล (Data Filtering)	29
3.3. การเตรียมข้อมูล (Data Preparation)	30
3.4. การคัดเลือกฟีเจอร์ (Feature Selection)	35
3.5. การสร้างแบบจำลอง (Modeling)	55
บทที่ 4 การทดลองงานวิจัยเบื้องต้น.....	60
บทที่ 5 สรุปผลการวิจัย อภิปรายผล และข้อเสนอแนะ	78
5.1. สรุปผลการวิจัย	78
5.2. อภิปรายผลงานวิจัย	80
5.3. ข้อเสนอแนะ.....	83
บรรณานุกรม	85
ประวัติผู้เขียน.....	88

สารบัญตาราง

หน้า

ตาราง 1 แสดงความต่างระหว่างโรคหลอดเลือดสมองและโรคกล้ามเนื้อหัวใจอ่อนแรง รายละเอียดดังนี้ (Dr.Sapkota, 2020)	14
ตาราง 2 โรคหลอดเลือดสมองและโรคกล้ามเนื้อหัวใจอ่อนแรงอาการที่พบ	14
ตาราง 3 แสดงผลการคัดเลือกรูปภาพใบหน้าตรงและหน้าชัดเงนตามอาการของผู้ป่วยโรคหลอดเลือด สมอง.....	29
ตาราง 4 แสดงผลการคำนวณหาค่าความชันและพื้นที่จากภาพของผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง และคนปกติ	44
ตาราง 5 รายละเอียดแสดงวิธีการแบ่งชุดข้อมูลสำหรับการฝึกฝนและชุดข้อมูลสำหรับทดสอบ ..	60
ตาราง 6 แสดงผลการทดลองของการเรียนรู้ด้วยเครื่องทั้งหมด อัลกอริทึมที่ทำการทดสอบและ ประเมินจากคุณสมบัติบนใบหน้า	67
ตาราง 7 วิเคราะห์ผล False Negative ของแต่ละโมเดล	72

สารบัญรูปภาพ

หน้า

ภาพประกอบ 1 แสดงโรคหลอดเลือดสมอง (1) แบบสมองขาดเลือด (Ischemic Stroke) (2) แบบเลือดออกในสมอง (Hemorrhagic Stroke)	2
ภาพประกอบ 2 แสดงการเกิดโรคหลอดเลือดสมอง 2 ชนิด ระหว่าง (1) หลอดเลือดแดงอุดตัน (Blocked Artery) และ (2) หลอดเลือดแดงแตก (Ruptured Artery).....	2
ภาพประกอบ 3 ตัวอย่างความผิดปกติบนใบหน้าระหว่าง (1) โรคกล้ามเนื้อใบหน้าอ่อนแรง และ (2) โรคหลอดเลือดสมอง.....	3
ภาพประกอบ 4 FAST แสดงอาการที่เป็นสัญญาณเตือนของโรคหลอดเลือดสมอง	10
ภาพประกอบ 5 ความแตกต่างของอาการกล้ามเนื้ออ่อนแรงบนใบหน้าระหว่างโรคหลอดเลือดสมองและโรคกล้ามเนื้อใบหน้าอ่อนแรง	13
ภาพประกอบ 6 แสดงอาการของโรคหลอดเลือดสมอง (Facial Stroke) และโรคกล้ามเนื้อใบหน้าอ่อนแรง (Bell's Palsy).....	19
ภาพประกอบ 7 โครงสร้างระหว่างตาขวาและซ้าย ส่วนปากขวาและซ้าย	25
ภาพประกอบ 8 ขั้นตอนการทำงาน	27
ภาพประกอบ 9 ตัวอย่างรูปภาพใบหน้าของผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง	28
ภาพประกอบ 10 ตัวอย่างรูปภาพใบหน้าของคนปกติ	28
ภาพประกอบ 11 ลักษณะการจัดกลุ่มรูปภาพตามอาการที่แสดงออกบนใบหน้าของผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง	29
ภาพประกอบ 12 ตัวอย่างรูปภาพใบหน้าของผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองและรูปภาพคนปกติ	30
ภาพประกอบ 13 Function CropFacelImage สำหรับ Focus เฉพาะใบหน้า	31
ภาพประกอบ 14 ตัวอย่างของรูปภาพใบหน้าผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองก่อนและหลังการ crop	34
ภาพประกอบ 15 ตัวอย่างของรูปภาพใบหน้าคนปกติก่อนและหลังการ crop	34
ภาพประกอบ 16 รูปภาพที่ทำการสร้างจุดสำคัญบนใบหน้า	39

ภาพประกอบ 17 การหาค่าความชันของปากซ้ายและปากขวา.....	39
ภาพประกอบ 18 การหาค่าความชันของจมูก.....	40
ภาพประกอบ 19 การหาค่าความชันของตาทั้งสองข้าง	40
ภาพประกอบ 20 การหาพื้นที่ของตาด้านซ้าย	41
ภาพประกอบ 21 การหาพื้นที่ของตาด้านขวา.....	41
ภาพประกอบ 22 การหาพื้นที่ของปากด้านซ้าย	42
ภาพประกอบ 23 การหาพื้นที่ของปากด้านขวา	43
ภาพประกอบ 24 ผลการคำนวณหาค่าความชันและพื้นที่จากภาพของผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง	43
ภาพประกอบ 25 ผลการคำนวณหาค่าความชันและพื้นที่จากภาพของคนปกติ.....	43
ภาพประกอบ 26 Correlation Heatmap สำหรับงานวิจัยคัดกรองใบหน้าของผู้ป่วยโรค.....	46
ภาพประกอบ 27 Plot Feature Distributions	47
ภาพประกอบ 28 Feature Distribution of Normal vs Stroke	49
ภาพประกอบ 29 Boxplots of Facial Features	51
ภาพประกอบ 30 Cumulative Explained Variance และ PCA Result (2D)	53
ภาพประกอบ 31 ตัวอย่างการแบ่งข้อมูลของ Support Vector Machine (SVM)	55
ภาพประกอบ 32 แสดงการแบ่งกลุ่มของ Random Forest (RF)	56
ภาพประกอบ 33 ตัวอย่างการจัดแบ่งคลาส K-Nearest Neighbor (KNN).....	56
ภาพประกอบ 34 ตัวอย่างการแบ่งเป็นกลุ่มตามแขนงต้นไม้ Decision Tree.....	57
ภาพประกอบ 35 แสดงการทำ Classification หาค่า Output เป็น Regression ของ Logistic Regression (LG)	58
ภาพประกอบ 36 แสดงการแบ่งกลุ่มแบบ Boosting ของ AdaBoost (Adaptive Boosting).....	59
ภาพประกอบ 37 แสดงการแบ่งกลุ่มแบบ Classifier ตามหลักความน่าจะเป็นของ Naive Bayes Classification (BC).....	59

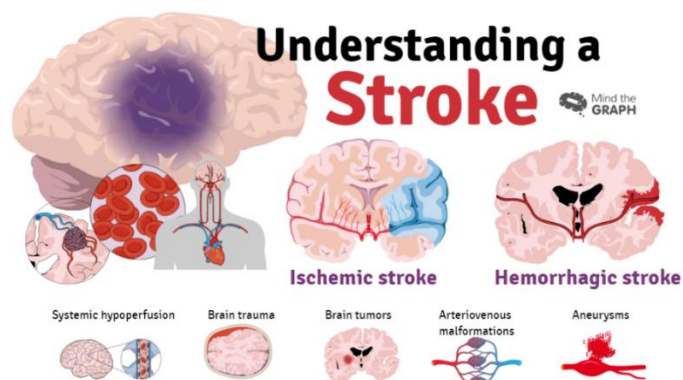
ภาพประกอบ 38 แสดงรูปภาพของใบหน้าผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง.....	61
ภาพประกอบ 39 แสดงรูปภาพของใบหน้าคนปกติ.....	62
ภาพประกอบ 40 แสดงผลการทดลองจากชุดข้อมูลฝึกฝน (Train) โดยใช้ SVM.....	63
ภาพประกอบ 41 แสดงผลการทดลองจากชุดข้อมูลฝึกฝน (Train) โดยใช้ KNN.....	63
ภาพประกอบ 42 แสดงผลการทดลองจากชุดข้อมูลฝึกฝน (Train) โดยใช้ Decision Tree.....	64
ภาพประกอบ 43 แสดงผลการทดลองจากชุดข้อมูลฝึกฝน (Train) โดยใช้ Random Forest.....	64
ภาพประกอบ 44 แสดงผลการทดลองจากชุดข้อมูลฝึกฝน (Train) โดยใช้ Logistic Regression.....	65
ภาพประกอบ 45 แสดงผลการทดลองจากชุดข้อมูลฝึกฝน (Train) โดยใช้ ADABOOST.....	65
ภาพประกอบ 46 แสดงผลการทดลองจากชุดข้อมูลฝึกฝน (Train) โดยใช้ Naïve Bayes.....	66
ภาพประกอบ 47 รูปภาพที่โมเดล Random Forest ทำนายเป็น False Negative	74
ภาพประกอบ 48 การประเมินแบบจำลองทั้งหมดโดยใช้การวัดการจัดหมวดหมู่จาก ROC Curve แสดงผลการเปรียบเทียบผลการทดลองของแต่ละโมเดล.....	74

บทที่ 1

บทนำ

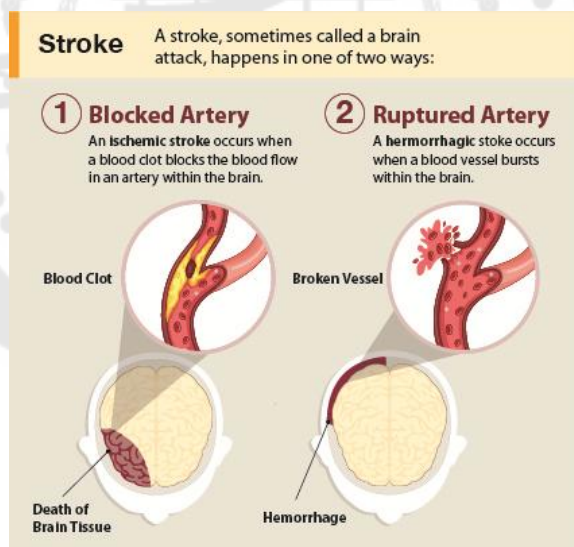
1.1. ที่มาและความสำคัญของโครงการ

จากข้อมูลทางการแพทย์ในปัจจุบันได้รายงานไว้ เรื่องของโรคหลอดเลือดสมองเป็นปัญหาที่สำคัญทั่วโลก ซึ่งพบว่าปัจจุบันนี้มีผู้ป่วยที่เสี่ยงในการเกิดโรคหลอดเลือดสมอง (STROKE) โดยผู้ป่วยที่เกิดขึ้นใหม่มีจำนวนผู้เสียชีวิตประมาณ 5 ล้านราย (รัตนพร สายตรี, 2019) และพบที่เหลือเป็นผู้พิการส่วนใหญ่ จากข้อมูลพบว่าผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองมีประมาณ 1,880 ราย ต่อ แสนราย หรือ 2% (โรงพยาบาลศิริราช, 2016) ในปัจจุบันพบสาเหตุของการเกิดโรคนี้มีอยู่หลายสาเหตุ และที่แพทย์ตรวจพบบ่อยในผู้ป่วยเป็นการอุดตันของหลอดเลือดแดงในสมอง การไหลเวียนของโลหิตที่ขึ้นไปสมองมีความผิดปกติ โรคนี้มักจะพบบ่อยขึ้นเรื่อยๆ หากไม่รักษาหรือป้องกันให้ถูกวิธี และยังเป็นสาเหตุที่รุนแรงจนทำให้ผู้ป่วยนั้น อาจเกิดความผิดปกติบนร่างกายเป็นอย่างมาก ส่วนของโรคหลอดเลือดสมอง เกิดเมื่อการไหลเวียนของเลือดไปที่สมองถูกตัดออก สิ่งที่เกิดขึ้น เซลล์สมองจะขาดออกซิเจนและเริ่มตาย เมื่อเซลล์สมองตาย ผลกระทบไม่สามารถที่จะควบคุมได้ เช่น ความจำและการควบคุมกล้ามเนื้อจะหายไป อาการของโรคหลอดเลือดสมองมีความผิดปกติมี 2 แบบ (1) โรคหลอดเลือดสมองชนิดสมองขาดเลือด (ISCHEMIC STROKE) พบได้กว่า 80% ของทั้งหมด สาเหตุจากการอุดตันเป็นร่วมกับภาวะหลอดเลือดแดงแข็ง ทำให้เส้นเลือดตีบแข็ง (2) โรคหลอดเลือดสมองชนิดเลือดออกในสมอง (HEMORRHAGIC STROKE) ทำให้เลือดรั่วไหลเข้าไปในเนื้อเยื่อสมอง ซึ่งพบประมาณ 20% ตามตัวอย่างที่แสดงภาพประกอบ 1 (SOARES, 2019) การตายของเนื้อเยื่อสมองจากการแตกของหลอดเลือดทำให้เลือดออก ตามตัวอย่างที่แสดงภาพประกอบ 2 (CDC, 2019) และสาเหตุของโรคหลอดเลือดความผิดปกติที่เกิดขึ้นบนใบหน้าของผู้ป่วย โดยพบว่าจะมีลักษณะของกล้ามเนื้อที่อ่อนแรงในบางส่วน ซึ่งจะคล้ายกับโรคกล้ามเนื้อใบหน้าอ่อนแรง แต่สามารถแยกแยะระหว่าง 2 โรคนี้ได้ คือ ผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองจะสามารถย่นหน้าผากได้ เลิกคิ้วฝั้นที่มีผลกระทบได้ และบริเวณระหว่างเปลือกตาที่เปิดอยู่ยังคงปกติแม้ว่าใบหน้าโดยรวมจะดูหย่อนคล้อย ตามภาพตัวอย่างที่แสดงภาพประกอบ 3 (DR.SAPKOTA, 2020) ดังนั้นเมื่อผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองจะเข้ารับบริการตรวจโรคมีค่าใช้จ่ายมาก และบางครั้งมีโอกาสที่ทีมแพทย์จะวินิจฉัยคลาดเคลื่อนได้ด้วยสาเหตุของลักษณะความผิดปกติบนใบหน้าผู้ป่วยที่แสดงคล้ายคลึงกัน ทำให้ทีมแพทย์อาจจะใช้เวลาหรือความเชี่ยวชาญในการวินิจฉัยโรคมากขึ้น



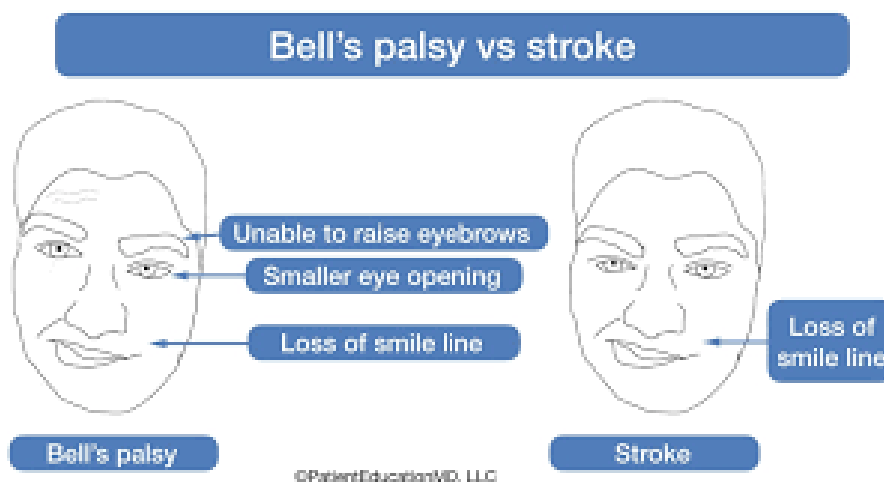
ภาพประกอบ 1 แสดงโรคหลอดเลือดสมอง (1) แบบสมองขาดเลือด (Ischemic Stroke) (2) แบบเลือดออกในสมอง (Hemorrhagic Stroke)

ที่มา : Soares, F. (2019). Mind the GRAPH, Know Stroke symptoms and risk factors.



ภาพประกอบ 2 แสดงการเกิดโรคหลอดเลือดสมอง 2 ชนิด ระหว่าง (1) หลอดเลือดแดงอุดตัน (Blocked Artery) และ (2) หลอดเลือดแดงแตก (Ruptured Artery)

ที่มา: CDC. (2019). Centers for Disease Control and Prevention, Know the Facts About Stroke.



ภาพประกอบ 3 ตัวอย่างความผิดปกติบนใบหน้าระหว่าง (1) โรคกล้ามเนื้อใบหน้าอ่อนแรง และ
(2) โรคหลอดเลือดสมอง

ที่มา: Dr.Sapkota. (2020). PatientEducationMD, Know Bell's palsy vs stroke.

ส่วนของการพัฒนาให้คอมพิวเตอร์เกิดการเรียนรู้เอง (MACHINE LEARNING) ทั้งนี้จะใช้ MACHINE LEARNING เพื่อให้ตอบใจเกี่ยวกับการช่วยเหลือทีมแพทย์ที่ต้องวินิจฉัยโรคแบบ อัตโนมัติด้วยความรวดเร็วและว่องไว และแม่นยำมากขึ้น พร้อมทั้งการวิเคราะห์ความผิดปกติ บนใบหน้าผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองให้มีผลลัพธ์ของความแม่นยำที่ดี โดยการวิเคราะห์ใบหน้าใน รูปแบบ 2 มิติ

ดังนั้นส่วนของงานวิจัยจะเสนอในเรื่องของการพัฒนาวิเคราะห์ใบหน้าผู้ป่วยโรคหลอดเลือด สมองแบบ 2 มิติ โดยใช้พื้นฐานของการเรียนรู้ด้วยเครื่อง เพื่อหาความถูกต้องแม่นยำจาก การทำนายความผิดปกติที่เชื่อถือได้ เพื่อช่วยเหลือทีมแพทย์ในการวินิจฉัยโรคได้รวดเร็ว รวมถึง สามารถลดระยะเวลาในการวินิจฉัยโรค และช่วยเหลือผู้ป่วยให้มีค่าใช้จ่ายลดลง พร้อมทั้งผู้ที่มี ความเสี่ยงของโรคยังสามารถเข้ารับบริการตรวจโรคด้วยการพัฒนาให้สามารถวิเคราะห์ความ ผิดปกติของใบหน้าได้ก่อนเพื่อหาวิธีการป้องกันหรือรักษาได้ทัน่วงที่

1.2. วัตถุประสงค์ของโครงการ

1. เพื่อรวบรวมชุดข้อมูลรูปภาพที่เกี่ยวข้องกับความผิดปกติบนใบหน้าของผู้ป่วยโรค หลอดเลือดสมองจากเว็บไซต์ โดยการนำชุดข้อมูลมาใช้ฝึกฝนผ่านหลักการเรียนรู้ของเครื่อง
2. เพื่อนำข้อมูลรูปภาพที่เกี่ยวข้องมาวิเคราะห์ความผิดปกติบนใบหน้าของผู้ป่วยโรค

หลอดเลือดสมอง

3. ศึกษาเกี่ยวกับบทความวิจัยการวิเคราะห์ความผิดปกติของใบหน้าผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง
4. ทดสอบเรื่องของประสิทธิภาพแบบจำลองเชิงจำแนกความผิดปกติบนใบหน้าผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง เพื่อแสดงผลของความแม่นยำของวิธีการจำแนกข้อมูลจากหลายๆโมเดล ด้วยวิธีการหาโมเดลที่ดีที่สุดในการคัดกรองใบหน้าของผู้ป่วยโรคหลอดเลือด

1.3. เป้าหมายและขอบเขตของงานวิจัย

1. ดำเนินการศึกษาค้นคว้าวิจัยต่างๆและหลักการใช้วิเคราะห์ข้อมูลความผิดปกติบนใบหน้าของผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง
2. ศึกษาบทความวิจัยต่างๆที่เกี่ยวข้องกับโรคหลอดเลือดสมองเพื่อใช้สำหรับการนำเสนอการวิเคราะห์ความผิดปกติบนใบหน้าของผู้ป่วยโรคหลอดเลือดด้วยวิธีการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning)
 - 2.1. ค้นหาบทความวิจัยที่ใช้พื้นฐานการเรียนรู้ด้วยเครื่องจากโมเดล Support Vector Machine (SVM), Logistic Regression, K-Nearest Neighbor (K-NN), Decision Tree (DT), AdaBoost (Adaptive Boosting), Random Forest, Naïve Bayes Classification เพื่อนำมาใช้ดำเนินการทดสอบวัดความแม่นยำ
3. ดำเนินการรวมข้อมูลรูปภาพของความผิดปกติบนใบหน้าของผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง และข้อมูลรูปภาพใบหน้าของคนปกติจากแหล่งอ้างอิงข้อมูล เพื่อใช้สำหรับการวิเคราะห์โรคจากภาพที่ได้
 - 3.1. ค้นหารวบรวมข้อมูลรูปภาพที่เกี่ยวข้องมาดำเนินการปรับภาพให้เห็นลักษณะของความผิดปกติบนใบหน้าของผู้ป่วยให้ชัดเจน
 - 3.2. คัดเลือกรูปภาพที่เกี่ยวข้องทั้งหมด 1,600 รูป โดยแบ่งเป็นภาพใบหน้าคนปกติ 800 รูป และภาพใบหน้าผู้ป่วยโรคหลอดเลือด 800 รูป เพื่อนำมาวิเคราะห์โดยใช้แบบจำลองเชิงจำแนกจากพื้นฐานของหลักการเรียนรู้ด้วยเครื่อง
4. พัฒนาส่วนของหลักการที่ใช้สำหรับวิเคราะห์ความผิดปกติบนใบหน้าของผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองด้วยพื้นฐานของหลักการเรียนรู้ด้วยเครื่อง (Machine Learning)
 - 4.1. พัฒนาแบบจำลองเชิงจำแนกโดยใช้รูปแบบอัตโนมัติในการวินิจฉัยส่วนของความผิดปกติบนใบหน้าของผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองจากการสร้างแบบจำลองด้วยโมเดล

5. ดำเนินการทดสอบสิ่งที่พัฒนาเพื่อหาประสิทธิภาพของแบบจำลองเชิงจำแนกส่วนของความผิดปกติบนใบหน้าของผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง

5.1. ทดสอบความแม่นยำของโมเดลที่นำมาสร้างแบบจำลองเพื่อหาความถูกต้องที่ดีที่สุดจากการนำข้อมูลรูปภาพที่เกี่ยวข้องกับความผิดปกติบนใบหน้าของผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง

1.4. ขั้นตอนการทำงานวิจัย

1. ศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง และวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการวินิจฉัยใบหน้าของผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง
2. เก็บข้อมูลผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองและคนปกติ โดยนำรูปภาพที่ได้มาทำการแยกใบหน้าตรงที่ไม่มีความผิดปกติกับใบหน้าที่มีความผิดปกติ
3. จัดการกับข้อมูลที่มีปัญหาเพื่อนำมาใช้งานได้และสามารถใช้ในการประกอบการวิจัยหรือวิเคราะห์
4. นำข้อมูลส่วนที่เกี่ยวกับโรคหลอดเลือดสมองมาใช้วิเคราะห์ถึงความแตกต่างหรือความผิดปกติที่พบบนใบหน้าของผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง
5. ศึกษาแบบจำลองการทำนายจากการเรียนรู้ของเครื่อง และวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการวินิจฉัยใบหน้าของผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง
6. ทำการสร้างแบบจำลองการทำนายจากการเรียนรู้ของเครื่อง ทำการปรับภาพที่ได้ค้นหา และปรับค่าพารามิเตอร์เพื่อให้เหมาะสมกับแบบจำลอง เพื่อหาผลลัพธ์ที่มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น
7. ทำการเปรียบเทียบแบบจำลองการทำนายจากการเรียนรู้ด้วยเครื่อง พร้อมสรุปผลการทดลองเพื่อนำเสนอแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพในการคัดกรองความผิดปกติบนใบหน้าของผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง
8. สรุปผลการวิเคราะห์และการอภิปรายผลการทดลอง จากการทดสอบจากแบบจำลองที่เลือกใช้

1.5. ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับจากงานวิจัย

1. จากการค้นหาข้อมูลที่รวบรวมไว้สามารถนำไปใช้กับงานวิจัยที่ต่อยอดสำหรับการสร้างแบบจำลองอื่นเพื่อหาประสิทธิภาพของการทำนายจากการเรียนรู้ของเครื่องในการคัดกรองวินิจฉัยใบหน้าของผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง

2. การทดสอบแบบจำลองจากหลักการเรียนรู้ด้วยเครื่อง นำไปพัฒนาต่อเพื่อช่วยทีมแพทย์ในการวินิจฉัยความผิดปกติใบหน้าของผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองได้ดียิ่งขึ้น

3. แบบจำลองอาจช่วยให้ผู้ป่วยทราบอาการเบื้องต้น หากมีอาการของโรคหลอดเลือดสมองแบบเฉียบพลันได้ โดยผู้ป่วยสามารถศึกษาเพื่อดูลักษณะที่จะเกิดอาการโรคหลอดเลือดสมองจากควมผิดปกติบนใบหน้าได้



บทที่ 2

วรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

สำหรับงานวิจัยในครั้งนี้ ทางผู้วิจัยได้ดำเนินการศึกษาเอกสารและผลงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง เพื่อนำข้อมูลต่างๆที่จะนำมาใช้วินิจฉัยโรคหลอดเลือดสมอง ทั้งนี้ทางผู้วิจัยได้ทำการเลือกศึกษาจากความผิดปกติบริเวณใบหน้าของผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองโดยเฉพาะ ใช้สำหรับการหาสาเหตุที่ผู้ป่วยเสี่ยงเป็นโรคและปัจจัยที่มีส่วนเกี่ยวข้องอาจทำให้เกิดโรค ทั้งนี้ได้ศึกษาถึงแนวทางที่รักษาผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง เพื่อดำเนินการป้องกันเบื้องต้นไม่ให้เสี่ยงที่จะเป็นโรคหลอดเลือดสมอง อย่างไรก็ตามทางผู้วิจัยทำการค้นหาข้อมูลเพื่อจะนำมาใช้พัฒนาแบบจำลองการเรียนรู้ด้วยเครื่องหรือที่เรียกว่า MACHINE LEARNING เป็นประโยชน์ต่อการแพทย์และเพื่อให้แพทย์ผู้ที่มีความเชี่ยวชาญเฉพาะทางได้นำไปใช้สำหรับวิเคราะห์หาสาเหตุและแนวทางในการวินิจฉัยโรคให้กับผู้ป่วยโรคหลอดเลือดแบบเบื้องต้นสะดวกรวดเร็วขึ้น ทั้งนี้มีหัวข้อต่อดังต่อไปนี้

2.1.โรคหลอดเลือดสมอง

โรคหลอดเลือดสมองหรือที่เรียกว่า STROKE เป็นส่วนที่สำคัญของการเป็นอัมพฤกษ์ อัมพาต ประเทศไทยพบว่าโรคหลอดเลือดสมองส่งผลให้มีเสียชีวิตหรือร่างกายพิการสูง (นิละนนท์ & สุทธิคณิง, 2022; สุทธิคณิง, 2022) สาเหตุของโรคหลอดเลือดสมองคือ อาการที่สมองขาดเลือดไปเลี้ยง อาจจะมาจากการหลอดเลือดตีบ หลอดเลือดอุดตัน หรือหลอดเลือดแตก ดังนั้นทำให้ส่งผลเนื้อเยื่อในสมองถูกทำลาย และมีส่วนให้สมองหยุดชะงัก (โรงพยาบาลบำรุงราษฎร์, 2022) เรื่องของคุณภาพการรักษาในประเทศไทย ทั้งนี้ได้เคยมีการศึกษาจากผู้ป่วยพบใน 100 ราย มีมารักษาที่โรงพยาบาล เมื่อวันทีกลับบ้าน อาจจะมีเสียชีวิตประมาณ 5% , หายจนใกล้ปกติ 25% และพิการ 70% โรคหลอดเลือดสมอง จากการวิจัยก่อนหน้านี้พบ 80% อาการที่สำคัญของโรคนี้คือ อ่อนแรงหรือชาเพียงครึ่งหนึ่งของร่างกาย อาการพูดไม่ได้ หรือกลืนน้ำลายลำบาก มองเห็นเป็นภาพซ้อน และอาการเดินเซ (โรงพยาบาลศิริราช, 2016) โรคหลอดเลือดสมอง คือภาวะที่เลือดไม่ไปเลี้ยงสมอง สมองขาดเลือดและออกซิเจน โดยโรคหลอดเลือดสมองแบ่งเป็น 2 ประเภท คือ การอุดตันของหลอดเลือดจนเลือดไปเลี้ยงสมองไม่พอ และเกิดจากหลอดเลือดสมองแตกหรือฉีกขาด (โรงพยาบาลกันตัง, 2018) ดังที่แสดงในรูปภาพที่ 1 โดยทั้ง 2 สาเหตุมีผลทำให้เกิดโรคหลอดเลือดสมองมี 2 อย่าง คือการขาดเลือด และเลือดออก ซึ่งส่งผลกระทบอีกมากมายที่ผู้ป่วยโรคหลอดเลือดได้รับหากไม่เข้ารักษาให้ทันเวลา

2.1.1. โรคหลอดเลือดสมอง ชนิดสมองขาดเลือด (Ischemic Stroke)

โรคหลอดเลือดสมองเป็นสาเหตุส่วนใหญ่ที่พบประมาณ 80% ของโรคหลอดเลือดสมอง เป็นชนิดที่พบบ่อยที่สุด สาเหตุเกิดจากอุดตันมาจากลิ่มเลือดในบริเวณอื่นไหลไปจนอุดตันที่หลอดเลือดสมอง ทำให้เลือดและออกซิเจนไม่สามารถไปเลี้ยงสมองได้ และอาจมาจากการขยายขนาดใหญ่อันจนทำให้อุดตัน (โรงพยาบาลบำรุงราษฎร์, 2022) ซึ่งสาเหตุมาจาก 2 อย่าง คือ ส่วนแรก หลอดเลือดสมองตีบมาจากการสะสมของไขมันในหลอดเลือดตีบแคบทำให้การลำเลียงของเลือดถูกลดลง ส่วนที่สอง เกิดจากการอุดตันของหลอดเลือดจนทำให้เลือดไปเลี้ยงสมองไม่เพียงพอ ส่วนใหญ่จะเกิดร่วมกับภาวะหลอดเลือดแดงแข็ง ซึ่งอาจจะเกิดจากไขมันที่เกาะตามผนังหลอดเลือดจนทำให้เส้นเลือดตีบแข็ง ในส่วนของชนิดสมองขาดเลือดยังสามารถแบ่งออกได้อีก 2 ชนิดย่อย (สงวนสุข, 2021) คือ

1. โรคหลอดเลือดขาดเลือดจากภาวะหลอดเลือดสมองตีบ (THROMBOTIC STROKE) สาเหตุเกิดจากหลอดเลือดแดงแข็งตัว ซึ่งมาจากภาวะไขมันในเลือดสูง ความดันโลหิตสูง เบาหวาน ทำให้เลือดไม่สามารถไหลเวียนไปเลี้ยงสมองได้

2. โรคหลอดเลือดขาดเลือดจากการอุดตัน (EMBOLIC STROKE) สาเหตุเกิดจากการอุดตันของหลอดเลือด ทำให้เลือดไม่สามารถไหลเวียนไปเลี้ยงที่สมองได้

2.1.2. โรคหลอดเลือดสมอง ชนิดเลือดออกในสมอง (Hemorrhagic Stroke)

ส่วนใหญ่โรคหลอดเลือดสมองชนิดเลือดออกในสมองจะพบได้ประมาณ 20% ของโรค ซึ่งเกิดจากหลอดเลือดมีความเปราะบางและความดันโลหิตสูง เกิดภาวะหลอดเลือดสมองแตกทำให้เลือดรั่วไหลเข้าไปในเนื้อเยื่อสมอง ซึ่งเกิดขึ้นได้น้อยกว่าชนิดสมองขาดเลือด แต่ความรุนแรงไม่แพ้กัน (โรงพยาบาลบำรุงราษฎร์, 2022) ในส่วนของชนิดเลือดออกในสมองยังสามารถแบ่งออกได้อีก 2 ชนิดย่อย คือ

1. โรคหลอดเลือดสมองโป่งพอง (ANEURYSM) สาเหตุซึ่งเกิดจากความอ่อนแอของหลอดเลือด

2. โรคหลอดเลือดสมองผิดปกติ (ARTERIOVENOUS MALFORMATION) สาเหตุซึ่งเกิดจากความผิดปกติของหลอดเลือดสมองที่มีตั้งแต่กำเนิด (โรงพยาบาลก้นต้ง, 2018) โรคหลอดเลือดสมองชนิดเลือดออกในสมอง ส่วนใหญ่จะส่งผลทำให้เซลล์สมองบาดเจ็บและทำให้เกิดอาการสมองตาย

ทั้งนี้ส่วนของลักษณะอาการหรือสาเหตุที่เกิดขึ้นก่อนจะเป็นโรคหลอดเลือดสมอง ซึ่งเรียกว่า TRANSIENT ISCHEMIC ATTACK (TIA) มีลักษณะอาการคล้ายกับโรคสมองขาดเลือด

เป็นแบบชั่วคราวไม่เกิน 24 ชั่วโมง ภาวะของโรคหลอดเลือดสมองกำลังตามมาจึงถือเป็นภาวะเร่งด่วนที่ต้องรีบเข้าโรงพยาบาลเพื่อตรวจเช็คร่างกาย เนื่องจากมีโอกาสเสี่ยงที่เกิดเป็นอัมพฤกษ์ อัมพาต

อาการสมองขาดเลือดชั่วคราว คือ ปริมาณของเลือดไปเลี้ยงสมองน้อยลงทันทีแบบเฉียบพลัน แต่ยังคงคืนสู่สภาพเดิมได้ แต่จะหายได้ใน 24 ชั่วโมง ส่วนใหญ่มักจะพบว่ามีอาการเพียงระยะเวลาสั้นๆ แต่เมื่อผู้ป่วยเข้าตรวจสมองด้วยคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้า (MRI) โดยทั่วไปแล้วจะพบผู้ป่วยมีอาการสมองขาดเลือดชั่วคราว ซึ่งพบว่าผู้ป่วยกลายเป็นโรคหลอดเลือดสมองตีบ (ISCHEMIC STROKE) การที่ผู้ป่วยมีอาการสมองขาดเลือดชั่วคราว เป็นสัญญาณเตือนของโรคหลอดเลือดสมอง

2.2. ปัจจัยของโรคหลอดเลือดสมอง

ปัจจัยที่มีความเสี่ยงต่อการเป็นโรคหลอดเลือดสมอง ส่วนหลักได้แก่ อายุที่มากกว่า 65 ปี ประวัติของครอบครัว มีส่วนเกี่ยวข้องหากคนในครอบครัวมีอาการป่วยเป็นโรคหลอดเลือดสมอง อาจมีความเสี่ยงได้มากกว่าคนปกติ ในส่วนของปัจจัยยังสามารถแบ่งเป็น 2 แบบ ซึ่งมีส่วนเกี่ยวข้องกับสุขภาพโดยรวมและการใช้ชีวิตประจำวัน

2.2.1. ปัจจัยที่เสี่ยงป้องกันไม่ได้

ความเสี่ยงที่ไม่สามารถป้องกันได้ ส่วนใหญ่พบจาก “อายุ” มีผลต่อปัจจัยเสี่ยงซึ่งอาจมาจากเลือดแข็งตัวขึ้น ทำให้เลือดที่ต้องไหลผ่านจะแคบลง ส่วน “เพศ” ก็มีผลต่อความเสี่ยงเหมือนกัน โดยเฉพาะผู้ชายที่มีความเสี่ยงต่อโรคหลอดเลือดสมองมากกว่าผู้หญิง แต่ผู้หญิงจะเป็นเมื่ออายุสูงขึ้น

2.2.2. ปัจจัยที่เสี่ยงป้องกันได้

ความเสี่ยงที่สามารถป้องกันได้ ส่วนใหญ่จะมาจากผลพวงของโรคอื่นๆ ความเสี่ยงหลักๆที่พบ ได้แก่

2.2.2.1. ความดันโลหิตสูง : ปัจจัยเสี่ยงที่มีความสำคัญที่สุดของการเกิดโรคหลอดเลือดสมอง ซึ่งส่วนนี้คนที่มีความดันโลหิตสูง มีโอกาสที่จะเป็นโรคมากกว่าคนปกติ

2.2.2.2. เบาหวาน : หากเกิดขึ้นมีโอกาที่ทำให้เป็นโรคหลอดเลือดสมองมากกว่าคนปกติ

2.2.2.3. ไขมันในเลือดสูง : เป็นความเสี่ยงที่จะเป็นโรคหลอดเลือดสมองเลือดเป็นภาวะไขมันที่อยู่ตามผนังของหลอดเลือด ทำให้เกิดขวางของเลือดที่ไปเลี้ยง

2.2.2.4. โรคหัวใจ : ยกตัวอย่าง โรคลิ้นหัวใจผิดปกติ เป็นส่วนหนึ่งการเกิดโรค

หลอดเลือดสมอง ถ้าอุดตันทำให้สมองขาดเลือดไปเลี้ยง

2.2.2.5. การสูบบุหรี่ : เป็นความเสี่ยงที่อย่างหนึ่งที่จะเกิดโรคหลอดเลือดมาจากสารนิโคตินและคาร์บอนมอนอกไซด์

2.2.2.6. ยาคุมกำเนิด : พบว่ายาคูมกำเนิดจะเสี่ยงต่อการเกิดโรคหลอดเลือดสมองสูง

2.2.2.7. โรคซีฟิเลียส : เป็นสาเหตุของหลอดเลือดแข็งและหลอดเลือดอักเสบ

2.2.3. ปัจจัยอื่น

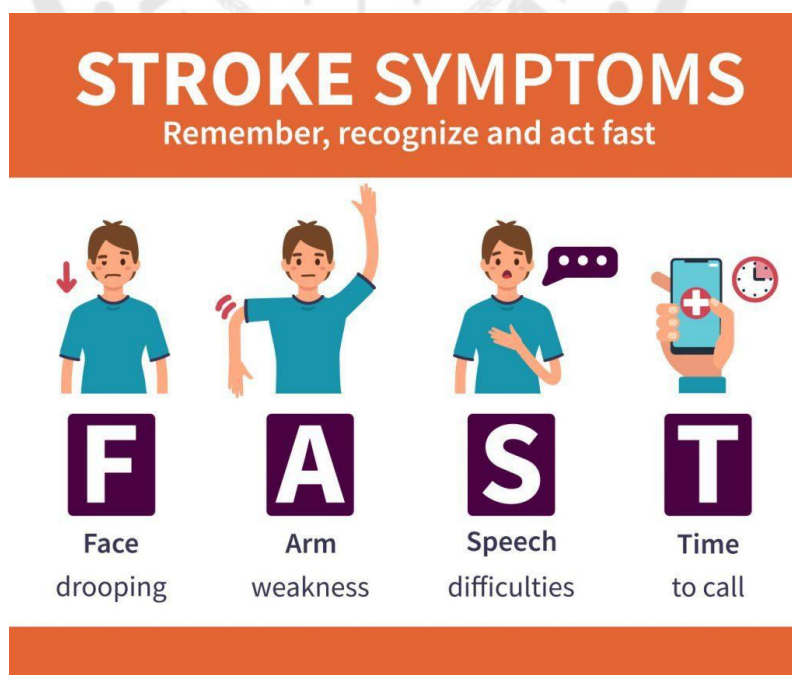
2.2.3.1. เชื้อชาติ : ส่วนของเชื้อชาติมีผลต่อการเป็นโรคหลอดเลือด โดยกลุ่มคนชาวอเมริกันมีความเสี่ยงสูงมากกว่าชาติอื่น ๆ

2.2.3.2. ครอบครัว : คนในครอบครัวมีประวัติเป็นโรคหลอดเลือดสมอง

2.2.3.3. ฮอริโมน : การใช้ยาคุมกำเนิดหรือการใช้ฮอริโมนบำบัด จะเพิ่มความเสี่ยงต่อการเป็นโรคหลอดเลือดสมอง

2.3. ทฤษฎีและหลักการการวินิจฉัยผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง

อาการของโรคหลอดเลือดสมองสามารถแสดงได้หลายรูปแบบ ขึ้นอยู่กับอาการ หากพบที่มีความคล้ายกับโรคหลอดเลือดสมอง ถ้าเกิดขึ้นเป็นระยะๆและหายไป สามารถสังเกตอาการและปฏิบัติตามแนวทางของ “FAST” ดังภาพประกอบ 4



ภาพประกอบ 4 FAST แสดงอาการที่เป็นสัญญาณเตือนของโรคหลอดเลือดสมอง

FAST แสดงอาการที่เป็นสัญญาณเตือนของโรคหลอดเลือดสมอง

F – FACE: ใบหน้า เวลาيلمพบว่ามุมปากข้างหนึ่งตก อาการกล้มเนื้อใบหน้าอ่อนแรง ผู้ป่วยจะแสดงอาการใบหน้าเบี้ยว น้ำลายไหลออกจากมุมปาก ปากเบี้ยว

A – ARM: แขน ยกแขนข้างใดข้างหนึ่งไม่ขึ้น อาการของแขน ขา อ่อนแรง หรือส่วนใดส่วนหนึ่งของร่างกาย

S – Speech: การพูด ลักษณะการพูดติดขัด พูดลำบาก พูดไม่ชัด

T – Time: เวลาเข้ารับการรักษ หากเกิดอาการต่างๆ มีความผิดปกติ เริ่มมีอาการหลายครั้ง หรือนับอาการครั้งสุดท้าย เพื่อรับการรักษภายใน 4 – 4.5 ชั่วโมง บางกรณีแพทย์จะช่วยให้ยาละลายลิ่มเลือด ฟินฟูให้เป็นปกติหรือใกล้เคียงให้มากที่สุด

โรคหลอดเลือดสมอง เกิดได้หลากหลาย ซึ่งจะขึ้นอยู่กับตำแหน่งของบริเวณที่สมองขาดเลือดหรือถูกทำลาย สังเกตได้มีดังนี้

อาการอ่อนแรง หรือที่มักเรียกกันว่า “อัมพฤกษ์” บริเวณใดบริเวณหนึ่งของร่างกาย เช่น ร่างกายด้านซ้ายครึ่งซีก เป็นต้น หรือมีอาการเป็นอัมพาตใบหน้าครึ่งหนึ่งของร่างกาย ทำให้ปากเบี้ยว มุมปากตก น้ำไหลออกจากมุมปาก แขนหรือขาทั้งสองข้างของร่างกายอย่างฉับพลัน การทรงตัวสูญเสียไป

อาการชา ความรู้สึกของร่างกายสูญเสียไป มีอาการอ่อนแรงที่จะเกิดขึ้นกับร่างกาย

ลักษณะเกี่ยวกับการพูด เช่น เสียงไม่ชัด พูดติดขัด สับสน คิดคำพูดไม่ออก

ลักษณะเกี่ยวกับการทรงตัว เช่น อาการเดินเซ หรือมีอาการเวียนหัวแบบรวดเร็ว หรือล้มโดยไม่ทราบสาเหตุ

สูญเสียการมองเห็นเป็นบางส่วน จะมองเป็นภาพที่ซ้อนกัน ตาพร่ามัว ข้างเดียวหรือทั้ง 2 ข้างอย่างกะทันหัน

ความสับสน เกิดขึ้นแบบกะทันหันในการมองเห็นของดวงตา

การเดินลำบาก กะทันหันมีอาการเวียนหัว มีอาการเสียการทรงตัว

ปวดศีรษะรุนแรง เกิดโดยเร็วแบบไม่รู้สาเหตุอาการมักจะเกิดขึ้นแบบเฉียบพลัน อาจเป็นสัญญาณเตือนเกิดขึ้นชั่วขณะ เป็นการโจมตีของอาการขาดเลือดชั่วคราว สามารถเกิดหลายครั้ง ก่อนจะมีอาการสมองขาดเลือด เรียกว่า “ภาวะมีสมองขาดเลือดชั่วคราว” ซึ่งจะพบได้ประมาณ 15 % ของอาการ (ผดุงวิทย์กุล, 2017)

โรคหลอดเลือดสมองกับการวินิจฉัย เมื่อผู้ป่วยเสี่ยงที่จะเป็นโรคหลอดเลือดสมอง ทันทีที่ไปโรงพยาบาล ทีมแพทย์จะทำการตรวจผู้ป่วยด้วยเครื่อง CT SCAN หรือทำ MRI แพทย์ทำการวินิจฉัยแยกโรคที่มีอาการใกล้เคียงกัน เช่น เนื้องอกในสมอง หรือภาวะน้ำตาลต่ำหรือสูงผิดปกติ หลักการตรวจของทีมแพทย์มีดังนี้

1. ตรวจร่างกายของผู้ป่วย
2. ตรวจเลือด
3. ตรวจด้วยเครื่อง MRI
4. ตรวจด้วยเครื่อง CT SCAN

การตรวจหลอดเลือดแดงที่คอด้วยคลื่นเสียงที่มีความถี่สูง (ร.น., 2020) การวินิจฉัยสามารถตรวจโดยการตรวจที่สมองด้วยเครื่อง X-RAY คอมพิวเตอร์ ที่เรียกว่า “CT SCAN” หรือตรวจด้วยเครื่อง MRI SCAN แต่การตรวจจากเครื่อง CT SCAN จะช่วยบ่งบอกโรคสมองขาดเลือดได้ ส่วนใหญ่จะใช้เวลาการทำน้อยกว่า MRI SCAN ผลดีต่อผู้ป่วยเข้ารับการรักษาได้เร็วขึ้น ทั้งนี้การตรวจด้วยเครื่อง MRI SCAN ข้อดีคือไวในการตรวจจะยะแรกๆ

โรคหลอดเลือดสมองสามารถป้องกันได้ โดยการควบคุมปัจจัยเสี่ยงของโรค ซึ่งจัดการได้ดังนี้

1. ควรตรวจวัดความดันเลือดอย่างสม่ำเสมอ หากพบว่ามีค่าความดันเลือดมากกว่า 140/80 MMHG ควรจะเข้าพบแพทย์เพื่อการตรวจอย่างสม่ำเสมอ
2. ควรปรับเปลี่ยนพฤติกรรมกรรมการทานอาหาร โดยต้องลดอาหารที่มีความเค็ม หวานจัด มันจัด เปลี่ยนเป็นการทานผักผลไม้แทน
3. ควรเลิกสูบบุหรี่ ดื่มสุรา
4. ควรลดน้ำหนัก ในกรณีที่มีน้ำหนักเกิน
5. ควรออกกำลังกายบ่อย ประมาณสัปดาห์ละ 3 วัน ร่างกายแข็งแรงและสุขภาพดี
6. ควรเข้าตรวจสุขภาพประจำปี

(ทักษิณวราจารย์, 2021)

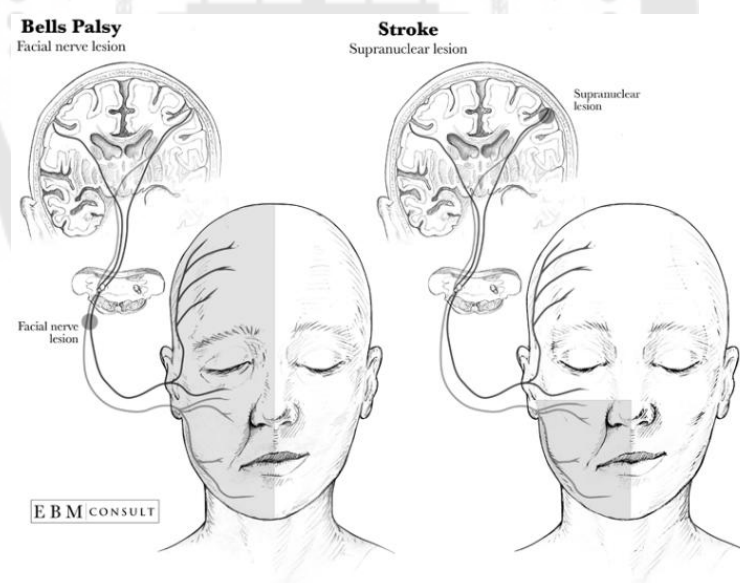
ดังนั้นหากสามารถสังเกตอาการอย่างทันท่วงที ลดความเสี่ยงในการเป็นโรคหลอดเลือดสมอง

2.4. ทฤษฎีและหลักการวินิจฉัยใบหน้าของผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง

พบว่าลักษณะของอาการกล้ามเนื้ออ่อนแรงบนใบหน้าหรือเรียกอีกอย่างว่า “อัมพาตบนใบหน้า” คือความผิดปกติของการเคลื่อนไหวบนใบหน้าในส่วนใดส่วนหนึ่งหรือทั้ง 2 ด้านของ

บริเวณใบหน้า (CONSULT, ANTHONY J. BUSTI, & DYLAN KELLOGG, 2015) ส่วนใหญ่ของอาการกล้ามเนื้ออ่อนแรงที่เกิดขึ้นบนใบหน้า มักเกิดจากอาการกล้ามเนื้ออ่อนแรงบนใบหน้าเป็นอาการที่ไม่สามารถควบคุมบริเวณกล้ามเนื้อบนใบหน้าได้ ปัจจุบันสาเหตุมาจากการบาดเจ็บทางระบบประสาทหรือโรคต่างๆที่เกี่ยวข้องกับบริเวณใบหน้า เช่น โรคหลอดเลือดสมอง (FACIAL STROKE) และโรคกล้ามเนื้อใบหน้าอ่อนแรง (BELL'S Palsy) จากการศึกษาพบว่า BELL'S Palsy เป็นเพียงอัมพาตชั่วคราวของกล้ามเนื้อบนใบหน้า ทำให้ข้างใดข้างหนึ่งของใบหน้าหย่อนคล้อยและอ่อนแรง ซึ่งทำให้อาจจะถูกเข้าใจผิดว่าเป็นโรคหลอดเลือดสมอง

ตามตาราง 1 สามารถบอกถึงความต่างระหว่างโรคหลอดเลือดสมองและโรคกล้ามเนื้ออ่อนแรงบนใบหน้า ซึ่งอาการกล้ามเนื้ออ่อนแรงบนใบหน้าของผู้ป่วย สามารถแยกความแตกต่างได้ โดยแยกจากอาการที่แสดงความผิดปกติบนใบหน้าของผู้ป่วย ใช้หลักการดูลักษณะของความอ่อนแรงของกล้ามเนื้อบนใบหน้า ซึ่งโรคหลอดเลือดสมองเกิดจากลิ่มเลือดที่หยุดการไหลเวียนของเลือดไปยังสมองหรือเส้นเลือดที่แตกในสมอง ในขณะที่อัมพาตจากโรคกล้ามเนื้อใบหน้าอ่อนแรงเสียหายจากเส้นประสาทบนใบหน้า (HEALTHCARE & JYOTIR JANANI, 2022) ดังภาพประกอบ 5



ภาพประกอบ 5 ความแตกต่างของอาการกล้ามเนื้ออ่อนแรงบนใบหน้าระหว่างโรคหลอดเลือดสมองและโรคกล้ามเนื้อใบหน้าอ่อนแรง

ที่มา: Consult, E., Anthony J. Busti, M., PharmD, FNLA, FAHA, & Dylan Kellogg, M. (2015). Stroke vs. Bell's Pals

ตาราง 1 แสดงความต่างระหว่างโรคหลอดเลือดสมองและโรคกล้ามเนื้อใบหน้าอ่อนแรง
รายละเอียดดังนี้ (Dr.Sapkota, 2020)

บริเวณใบหน้า	โรคหลอดเลือดสมอง	โรคกล้ามเนื้อใบหน้าอ่อนแรง
หน้าผาก	สามารถย่นบริเวณหน้าผากได้ปกติ	ไม่สามารถย่นบริเวณหน้าผากได้
คิ้ว	สามารถเล็kcิ้วบริเวณที่มีปัญหาได้	ไม่สามารถเล็kcิ้วด้านที่มีปัญหาได้
บริเวณระหว่างเปลือกตาที่เปิดอยู่	บริเวณระหว่างเปลือกตาบนที่เปิดอยู่และเปลือกตาล่างที่เปิดอยู่หรือเพียงแค่ว่าพื้นที่ตาที่เปิดทั้ง 2 ข้างยังคงปกติแม้ว่าบนใบหน้าโดยรวมจะดูหยาบคล้ำ	บริเวณที่เปิดของตาข้างที่ได้รับผลกระทบจะกว้างขึ้นและตาที่ได้รับผลกระทบจะดูหยาบคล้ำ

ตาราง 2 โรคหลอดเลือดสมองและโรคกล้ามเนื้อใบหน้าอ่อนแรงอาการที่พบ

อาการ	โรคหลอดเลือดสมอง	โรคกล้ามเนื้อใบหน้าอ่อนแรง
1. ใบหน้าบิดเบี้ยว	บางครั้ง	เป็นประจำ
2. รอยย่นบึ้งข้างหนึ่ง	บางครั้ง	เป็นประจำ
3. น้ำลายไหล	บางครั้ง	เป็นประจำ
4. ความอ่อนแอของริมฝีปากและกล้ามเนื้อแก้มข้างหนึ่ง	บางครั้ง	เป็นประจำ
5. ไม่สามารถย่นหน้าผากข้างที่มีผล	พบโดยส่วนใหญ่	เป็นประจำ
6. ไม่สามารถยกคิ้วด้านที่มีผลกระทบ	พบโดยส่วนใหญ่	เป็นประจำ
7. ตาเปิดกว้างขึ้นด้านที่มีผลกระทบ	พบโดยส่วนใหญ่	เป็นประจำ
8. ปัญหาเกี่ยวกับการมองเห็น	บางครั้ง	เป็นประจำ
9. ปัญหาเกี่ยวกับการพูด ความจำ	บางครั้ง	เป็นประจำ
10. มีปัญหาแขนหรือขา	บางครั้ง	เป็นประจำ
11. ปัญหาความสมดุล	บางครั้ง	เป็นประจำ
12. ปัญหาเกี่ยวกับการประสานมือและตา	บางครั้ง	เป็นประจำ
13. ปัญหาการเดิน	บางครั้ง	เป็นประจำ

ส่วนของความคล้ายคลึงกันของโรคหลอดเลือดสมองกับโรคกล้ามเนื้อใบหน้าอ่อนแรง
ลักษณะของอาการที่พบเจอจากข้อมูลตาราง 2 สามารถนำมาสรุปเป็นรายละเอียดได้ดังนี้

2.4.1.1. โรคหลอดเลือดสมองกับโรคกล้ามเนื้อใบหน้าอ่อนแรง จะทำให้บน
ใบหน้าของผู้ป่วยมีลักษณะบิดเบี้ยว

2.4.1.2. โรคหลอดเลือดสมองกับโรคกล้ามเนื้อใบหน้าอ่อนแรง จะเห็นรอยยิ้มของ
ผู้ป่วยจะกลายเป็นด้านเดียว โดยมีเส้นรอยยิ้มที่อูๆ (ผิวหนังพับจากด้านข้างของจมูกถึงมุมปาก)
ด้านหนึ่ง

2.4.1.3. โรคหลอดเลือดสมองกับโรคกล้ามเนื้อใบหน้าอ่อนแรง จะมีลักษณะ
อาการน้ำลายไหลออกข้างปาก

2.4.1.4. โรคหลอดเลือดสมองกับโรคกล้ามเนื้อใบหน้าอ่อนแรง จะมีปัญหาเรื่อง
รับประทานอาหาร เนื่องจากความอ่อนแรงของกล้ามเนื้อบนใบหน้าบริเวณฝีปากและแก้มข้างหนึ่ง

โรคหลอดเลือดสมอง (FACIAL STROKE) เป็นภาวะที่สมองหยุดทำงานเนื่องจากขาด
เลือดทำให้เซลล์สมองตาย ภายในไม่กี่นาที เซลล์สมองจะเริ่มตาย โรคหลอดเลือดสมองเป็นเหตุ
ฉุกเฉินทางการแพทย์ การรักษาทันทีเป็นเรื่องสำคัญ ในระยะแรกสามารถลดความเสียหายของ
สมองและภาวะแทรกซ้อนที่อาจเกิดขึ้น ได้ ในยุคของเทคโนโลยีขั้นสูงนี้ มีความเป็นไปได้ที่จะใช้
เทคโนโลยีเพื่อช่วยในการตรวจจับโรคหลอดเลือดสมองในระยะเริ่มต้น เช่น โดยใช้เทคนิคการ
ประมวลผลภาพเพื่อรับรู้การหย่อนคล้อยของลักษณะใบหน้า หนึ่งในอาการของโรคหลอดเลือด
สมองคือการที่ใบหน้าข้างเดียว แขนอ่อนแรง การมองเห็นเปลี่ยนแปลงอย่างกะทันหัน เช่น การ
มองเห็นซ้อน (UMIRZAKOVA & WHANGBO, 2018) โรคหลอดเลือดสมองจะใช้ปัจจัยภายนอก
และการใช้คุณสมบัติใบหน้า ตรวจอาการของโรคหลอดเลือดสมอง และเพื่อความปลอดภัยใน
เวลาฉุกเฉินการช่วยชีวิตผู้ป่วย ประมาณสามในสี่ของโรคหลอดเลือดสมองทั้งหมดเกิดขึ้นในคน
สูงอายุที่อายุเกิน 65 ปี ใบหน้าอัมพาตเป็นอาการที่พบบ่อยเป็นอันดับสองของโรคหลอดเลือด
สมองเฉียบพลัน โดยเกิดขึ้นประมาณ 75% ของผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองทั้งหมด นอกจากนี้
37.3% ถึง 78.7% ของผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองยังคงมีใบหน้าที่อัมพาตหลังโรคหลอดเลือดสมอง
ขึ้นอยู่กักระดับของการอุดตันและพื้นที่สมอง ยิ่งตรวจพบอัมพาตใบหน้าในผู้สูงอายุได้เร็วเท่าไร ก็
ยิ่งสามารถให้การรักษาทันเวลาและสามารถป้องกันผลที่ตามมาของโรคหลอดเลือดสมองได้ดี
ยิ่งขึ้น ส่วนของอาการกล้ามเนื้ออ่อนแรงบนใบหน้าหรืออัมพาตบนใบหน้า คือความพิการของการ
เคลื่อนไหวของใบหน้าในส่วนใดส่วนหนึ่ง หรือทั้ง 2 ด้าน (KAEWMAHANIN ET AL., 2022)
ลักษณะใบหน้าที่ชัดเจนที่สุดของโรคหลอดเลือดสมองคือความไม่สมดุลในการแสดงออกและปาก

เบี้ยว (CHANG, CHENG, & MA, 2018) ซึ่งถ้ามีเทคโนโลยีการจดจำใบหน้าอัตโนมัติสามารถช่วยให้บุคลากรทางการแพทย์ทำการประเมินตามวัตถุประสงค์และแม่นยำยิ่งขึ้น การตรวจจับการจดจำใบหน้าที่ดีขึ้นในผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองมีความสำคัญอย่างมากในกระบวนการฟื้นฟู (ZENG, XU, ZHANG, WANG, & LU, 2021) เพื่อป้องกันการเกิดภาวะเสี่ยงจากโรคหลอดเลือดสมองและหลีกเลี่ยงผลข้างเคียงใดๆ ที่นำไปสู่โรคหลอดเลือดสมอง จำเป็นต้องคาดการณ์ว่าบุคคลนั้นมีความเสี่ยงสูงต่อโรคหลอดเลือดสมองหรือไม่โดยพิจารณาจากข้อมูลพื้นฐานของผู้ป่วย เป็นหนึ่งในสาเหตุหลักของการเสียชีวิต และไม่ใช่โรคที่หลีกเลี่ยงไม่ได้ สามารถป้องกันได้ การระบุบุคคลที่เสี่ยงจะเป็นโรคหลอดเลือดสมอง สามารถสรุปได้ว่าอายุ นิสัยการสูบบุหรี่ ความดันโลหิตสูง ที่ก่อให้เกิดโรคมากที่สุด (MIAO, 2021) สามารถลดความเสี่ยงได้ด้วยการมีสุขภาพดี เช่น การสูบบุหรี่ เครื่องดื่มแอลกอฮอล์ การควบคุมน้ำหนักตัวและการบริโภคน้ำตาลกลูโคส และรักษาสุขภาพของอวัยวะในร่างกายให้ดี ความเป็นไปได้ของโรคหลอดเลือดสมองเป็นสิ่งสำคัญมาก นั่นคือเหตุผลที่การรักษาตั้งแต่เนิ่นๆ สามารถลดการบาดเจ็บถาวรของอวัยวะหรือการตายได้ เมื่อเกิดโรคหลอดเลือดสมอง ให้ผู้ป่วยที่ได้รับผลกระทบเริ่มการรักษาภายในครึ่งชั่วโมงหรือหนึ่งชั่วโมงเป็นสิ่งสำคัญมาก มิฉะนั้นการช่วยชีวิตผู้ป่วยจะกลายเป็นเรื่องยาก (ISLAM, DEBNATH, & PALASH, 2021)

โรคกล้ามเนื้อใบหน้าอ่อนแรง (BELL'S PALSY) เป็นภาวะที่ทำให้กล้ามเนื้อใบหน้าอ่อนแรงหรืออัมพาตชั่วคราว (KAHN & LARSON, 2021) เกิดขึ้นบริเวณบนใบหน้าข้างใดข้างหนึ่งอ่อนแรงอย่างกะทันหัน ส่วนใหญ่จุดอ่อนจะเกิดขึ้นเพียงชั่วคราวและดีขึ้นอย่างมากในช่วงหลายสัปดาห์ ความอ่อนแอทำให้ใบหน้าครึ่งหนึ่งดูหย่อนยานหรือแข็งที่อ รอยยิ้มเป็นด้านเดียวอาจมีปัญหากับการยิ้มและดวงตาด้านที่ได้รับผลกระทบ ภาวะ BELL'S PALSY เรียกอีกอย่างว่า “อัมพาตใบหน้าส่วนปลายเฉียบพลันโดยไม่ทราบสาเหตุ” แต่อาจจะเกิดจากการบวมและการอักเสบของเส้นประสาทที่ควบคุมกล้ามเนื้อที่ด้านใดด้านหนึ่งของใบหน้า การควบคุมกล้ามเนื้อใบหน้าของคุณเกิดการอักเสบ บวม หรือกดทับ (KAHN & LARSON, 2021) อาจมาเกิดจากปฏิกิริยาที่เกิดขึ้นหลังจากติดเชื้อไวรัส ซึ่งอาการต่างๆ มักจะเริ่มดีขึ้นภายในไม่กี่สัปดาห์โดยจะฟื้นตัวอย่างสมบูรณ์ภายในเวลาประมาณหกเดือน ((MFMER), 2022) แต่อาการนี้ผู้ที่อายุระหว่าง 16 - 60 ปี มักจะพบ ซึ่ง BELL'S PALSY ได้รับการตั้งชื่อตาม CHARLES BELL นักกายวิภาคศาสตร์ชาวสกอต ซึ่งเป็นคนแรกที่อธิบายอาการนี้

สาเหตุของโรคกล้ามเนื้อใบหน้าอ่อนแรง (BELL'S PALSY) เกิดขึ้นเมื่อเส้นประสาทกะโหลกศีรษะที่เจ็ดบวมหรือกดทับ ส่งผลให้ใบหน้าอ่อนแอหรือเป็นอัมพาต ไม่ทราบสาเหตุที่

แท้จริง แต่มีหลายอย่างที่นักวิจัยทางการแพทย์แหล่งที่เชื่อถือได้เชื่อมโยงกับการพัฒนาของ BELL'S PALSY ได้แก่:

1. เริมซึ่งเป็นสาเหตุของโรคเริมและเริมที่อวัยวะเพศ
2. HIV ซึ่งทำลายระบบภูมิคุ้มกัน
3. Sarcoidosis ซึ่งทำให้เกิดการอักเสบของอวัยวะ
4. ไวรัสเริมงูสวัดซึ่งเป็นสาเหตุของโรคอีสุกอีใสและงูสวัด
5. ไวรัส Epstein-Barr ซึ่งทำให้เกิดโมโน นิวคลีโอซิส
6. โรค Lyme ซึ่งเป็นการติดเชื้อแบคทีเรียที่เกิดจากเห็บที่ติดเชื้อ

ทั้งนี้มีความจากผู้เชี่ยวชาญเชื่อว่าบางสิ่งสามารถกระตุ้นการติดเชื้อไวรัส โดยพื้นฐานแล้ว หากเครียดหรือเพ่งปวย สิ่งเหล่านี้อาจเป็นตัวกระตุ้น การบาดเจ็บทางร่างกาย หรือแม้กระทั่งการอดนอน สภาพภูมิอากาศที่ผิดปกติเป็นตัวกระตุ้นที่เป็นไปได้เช่นกัน ส่วนเส้นประสาทบนใบหน้าตอบสนองต่อการติดเชื้อโดยการบวม ซึ่งทำให้เกิดแรงกดดันในช่องกระดูก ที่เส้นประสาทใบหน้าผ่านไปยังด้านข้างของใบหน้าความผิดปกติทางระบบประสาทและโรคหลอดเลือดสมอง การอักเสบของเส้นประสาทใบหน้าช่วยลดการไหลเวียนของเลือดและออกซิเจนไปยังเซลล์ประสาท ความเสียหายต่อเส้นประสาทสมองและเซลล์ประสาทอาจทำให้กล้ามเนื้อใบหน้าเป็นอัมพาตได้ (KAHN & LARSON, 2021)

อาการของโรคกล้ามเนื้อใบหน้าอ่อนแรง นั้นมีความรุนแรงแตกต่างกันไป ตั้งแต่อ่อนแรงเล็กน้อยไปจนถึงอัมพาตทั้งหมด ยิ่งเส้นประสาทใบหน้าสัมผัสกับการอักเสบ และเส้นประสาทก็จะต้องใช้เวลาในการรักษาและฟื้นฟูการทำงานนานขึ้น อาการของโรคมักจะปรากฏขึ้นอย่างกะทันหัน และสังเกตเห็นได้เมื่อตื่นนอนตอนเช้าหรือเมื่อพยายามกินหรือดื่ม

โรคกล้ามเนื้อใบหน้าอ่อนแรง (BELL'S PALSY) มีลักษณะที่หย่อนคล้อยที่ด้านหนึ่งของใบหน้าและไม่สามารถเปิดหรือปิดตาในด้านที่รับผลกระทบ ไม่ควรวินิจฉัยอาการโรคกล้ามเนื้อใบหน้าอ่อนแรงด้วยตนเอง อาการอาจคล้ายกับอาการร้ายแรงอื่นๆ เช่นโรคหลอดเลือดสมองหรือเนื้องอกในสมอง

อาการของ BELL'S PALSY เกิดขึ้นอย่างกะทันหัน : เริ่มมีอาการอ่อนแรงเล็กน้อยจนถึงอัมพาตทั้งหมดบนใบหน้า – เกิดขึ้น ภายในไม่กี่ชั่วโมงจนถึงวัน ใบหน้าหย่อนคล้อยและแสดงสีหน้าลำบาก เช่น หลับตาหรือยิ้ม

1. น้ำลายไหล
2. ปวดรอบกรามหรือหลังหู

3. เพิ่มความไวต่อเสียง
4. ปวดศีรษะ
5. เสียรสชาติ
6. ความเปลี่ยนแปลงปริมาณน้ำตาและน้ำลาย

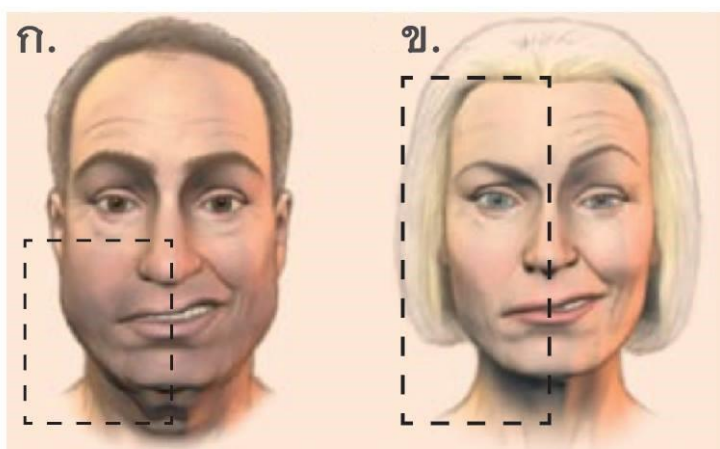
ในบางกรณีที่พบไม่บ่อย โรคกล้ามเนื้อใบหน้าอ่อนแรงอาจส่งผลกระทบต่อเส้นประสาททั้งสองข้างของใบหน้าได้

ความแตกต่างระหว่างโรคหลอดเลือดสมองกับโรคกล้ามเนื้อใบหน้าอ่อนแรง โรคหลอดเลือดสมอง (Facial Stroke)

จะเกิดจากเส้นเลือดสมองตีบหรือแตก เกิดที่สมองในส่วนบน UMN (UPPER MOTOR NEURON) รอยของโรคเกิดที่ฝั่ง “ตรงข้าม” กับด้านของปากที่เบี้ยว เพราะทางเดินของประสาท “ไขว้กัน” ที่ส่วนของก้านสมอง ปากเบี้ยวแต่ยังสามารถยกคิ้วได้ หลับตาได้สนิท เพราะเส้นประสาทที่เลี้ยงบริเวณส่วน “หน้าผาก” ยังคงทำงานมาจากสมองของฝั่งตรงข้ามที่ยังมีความปกติ ส่วนของบริเวณแขนและขา “ข้างเดียว” กับปากที่เบี้ยวจะมีความอ่อนแรง เพราะสมองบริเวณเดียวกันถูกทำลายไปด้วย ดังภาพประกอบ 6

โรคกล้ามเนื้อใบหน้าอ่อนแรง (Bell's Palsy)

จะเกิดจากที่เส้นประสาทสมอง LMN (LOWER MOTOR NEURON) โดยมาจาก FACIAL NERVE เส้นประสาทสมองคู่ที่ 7 เมื่อรอยโรคเกิดที่เส้นประสาทสมอง LMN (LOWER MOTOR NEURON) เมื่อเกิดการอักเสบติดเชื้อ เช่น ติดเชื้อไวรัส เส้นประสาทบวม ทำให้ใบหน้าด้านนั้นอ่อนแรง ปากเบี้ยวและหนังตาตกพร้อมกัน ข้างเดียวกัน แขนหรือขาอ่อนแรง เพราะรอยโรคไม่ได้เกิดที่สมองส่วนบน เกิดเฉพาะเส้นประสาทที่ออกมาจากสมองแล้ว ดังภาพประกอบ 6



ก. ผู้มีภาวะหลอดเลือดสมองตีบ

ข. ผู้มีเส้นประสาทสมองที่ 7 อักเสบ

ภาพประกอบ 6 แสดงอาการของโรคหลอดเลือดสมอง (Facial Stroke) และโรคกล้ามเนื้อใบหน้าอ่อนแรง (Bell's Palsy)

2.5. ปัจจัยเกี่ยวข้องกับการวินิจฉัยความผิดปกติใบหน้าผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง

การวินิจฉัยความผิดปกติบริเวณใบหน้าผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง สามารถทำได้โดยใช้การเรียนรู้เชิงลึก (DEEP LEARNING) และเทคโนโลยีการวิเคราะห์ภาพ เพื่อวิเคราะห์ภาพใบหน้าของผู้ป่วยโดยไม่ต้องใช้การวินิจฉัยโดยการเข้าใช้เครื่องมือแพทย์ทางการแพทย์ ซึ่งทำให้สามารถประเมินภาวะโรคได้อย่างรวดเร็ว แม่นยำ การวิเคราะห์ภาพใบหน้าผู้ป่วยโดยใช้เทคโนโลยี จะใช้การสกัดคุณลักษณะของภาพใบหน้า ซึ่งจะประกอบไปด้วยคุณลักษณะต่างๆ เช่น รูปร่าง ขนาดของเส้นรอบตา และอื่นๆ ดำเนินการนำข้อมูลดังกล่าวมาวิเคราะห์โดยใช้แบบจำลอง (MODEL) ที่ถูกสร้างขึ้นจากการเรียนรู้เชิงลึก เช่น (CNN) หรือ (RNN) เพื่อทำการวินิจฉัยภาวะที่เกี่ยวข้องกับโรคหลอดเลือดสมอง โดยการวิเคราะห์ภาพใบหน้าผู้ป่วยด้วยเทคโนโลยีการเรียนรู้เชิงลึกนี้สามารถสกัดคุณลักษณะที่แสดงภาวะของโรค ความเคลื่อนไหวของกล้ามเนื้อบริเวณบนใบหน้าสามารถบอกถึงสุขภาพของผู้ป่วย ตัวอย่างเช่น การสูญเสียการเคลื่อนไหวบางส่วนของกล้ามเนื้อบนใบหน้าซึ่งเป็นอาการของการเป็นอัมพาตของใบหน้า

FACIAL MAPPING เป็นกระบวนการวิเคราะห์ลักษณะต่างๆ ของใบหน้าเพื่อสร้าง MAPPING 2 มิติของใบหน้า โดยใช้เทคโนโลยีการรู้จำแบบคอมพิวเตอร์ (COMPUTER VISION) และการเรียนรู้เชิงลึก (DEEP LEARNING) เพื่อแยกแยะลักษณะต่างๆ ของใบหน้า เช่น ตำแหน่งของจุดต่างๆ บนใบหน้า เช่น ตา จมูก ปาก และแปลงรอบดวงตา เพื่อสร้าง MAPPING 2 มิติของใบหน้า การสร้าง MAPPING 2 มิติของใบหน้านี้ไปใช้ในการจำแนกใบหน้าของบุคคลต่างๆ ใช้ในการตรวจสอบตัวตน หรือการปรับแต่งภาพ การออกแบบแว่นตา หรืออื่นๆ นอกจากนี้ FACIAL MAPPING ยังมีการนำไปใช้ในการวิเคราะห์ความสวยงาม ความเป็นมาตรฐาน หรือการตรวจสอบอายุของบุคคลด้วย

ทางการแพทย์ให้ความสนใจในด้าน COMPUTER VISION หรือการให้ COMPUTER สามารถเรียนรู้จากการมองเห็น ซึ่งทางทีมแพทย์สนใจในส่วนนี้เพราะข้อมูลที่ได้ตรวจจับความผิดปกติของใบหน้า ลักษณะของใบหน้าที่ผิดปกติ มีความสำคัญต่อการวินิจฉัยทางการแพทย์ เนื่องจากภาพถ่ายใบหน้าเป็นการมองเห็นโดยคอมพิวเตอร์ มีการพิจารณาหลายวิธีในการประเมินอาการทางใบหน้า ทำให้สามารถวินิจฉัยโรคเบื้องต้นได้มากกว่า 30 รายการจากการตรวจจับอาการบางอย่างโดยอัตโนมัติ ลักษณะของใบหน้าที่เกิดผลกระทบ เช่น กล้ามเนื้อในการแสดงอารมณ์ การปกคลุมด้วยเส้นเพื่อให้เลือดไปเลี้ยง (การระบายเลือดดำและแขนงของระบบหลอดเลือด

เลือดแดง) การปกคลุมด้วยประสาทสัมผัสทางผิวหนัง หรือช่องไขมัน แสดงช่องไขมันตื้นๆ ของใบหน้า ซึ่งมีส่วนทำให้การทำงานของกล้ามเนื้อใบหน้าสามารถเปิดเผยข้อมูลสำคัญได้ ตัวอย่างเช่น กล้ามเนื้อกระตุกครึ่งซีก อาจส่งผลให้เกิดอัมพาตเฉพาะที่หากมีเส้นประสาทสั่งการร่วมด้วย

ลักษณะการเกิดอัมพาตใบหน้าโดยทั่วไปหมายถึงความอ่อนแอของกล้ามเนื้อใบหน้า ส่งผลต่อการเคลื่อนไหว ทำให้เป็นอัมพาตของบริเวณที่เกิดผลกระทบ อัมพาตใบหน้าสามารถมีได้หลายสาเหตุ เช่น BELL'S PALSY การติดเชื้อ การบาดเจ็บ เนื้องอก โรคหลอดเลือดสมอง ส่วนของการวินิจฉัยโดยใช้คอมพิวเตอร์ มุ่งเน้นพัฒนาที่ตรวจจับความไม่สมดุลในอาการอัมพาตของใบหน้า เมื่อผู้ป่วยแสดงสีหน้า (เช่น การยิ้ม) เพื่อประเมินการตอบสนองของกล้ามเนื้อใบหน้าจากอาร์มณ (THEVENOT, LÓPEZ, & HADID, 2018)

อัมพาตใบหน้าเป็นความพิการของการเคลื่อนไหวของใบหน้าของบริเวณใบหน้า ในกรณีส่วนใหญ่ของใบหน้าเป็นอัมพาต วิธีการง่ายๆ ซึ่งนำไปสู่ความแม่นยำและเชื่อถือได้ในการประเมินอัมพาตใบหน้า ในส่วนมาตรฐานของการวินิจฉัยอัมพาตใบหน้าขึ้นอยู่กับแพทย์ทางระบบประสาท (KAEWMAHANIN ET AL., 2022) ส่งผลให้การวินิจฉัยล่าช้า การรักษาล่าช้า และเพิ่มอัตราป่วยและเสียชีวิต ดังนั้นระยะเวลาการรับรู้หลังจากเริ่มมีอาการสำคัญที่สุดในผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองเฉียบพลัน ปัญหานี้ในการตรวจจับสัญญาณความไม่สมดุลของใบหน้าโดยอัตโนมัติ ในปัจจุบันการประเมินโดยให้ผู้ป่วยทำการเคลื่อนไหวใบหน้าที่เฉพาะเจาะจงหลายอย่าง เช่น "หลับตา" หรือ "ชีวิฟัน" (CUI ET AL., 2020) การประเมินความไม่สมดุลของกล้ามเนื้อใบหน้าถูกกระตุ้นโดยใช้ MAPPING EMG การเคลื่อนไหวใบหน้าที่แบบ ได้แก่ การเลิควัด (RE) การหลับตา (CE) การยิ้มกว้าง และการย่นจมูก (WN) ถูกรวมไว้เพื่อตรวจสอบกิจกรรมของทุกส่วนของใบหน้า ความสมมาตรของกล้ามเนื้อใบหน้าที่ทั้ง 2 ข้าง

โรคหลอดเลือดสมองจะมีอาการรุนแรงกว่ามากโดยจะถึงระดับความรุนแรงสูงสุดในไม่กี่วินาที หรือไม่กี่นาที แต่ในส่วนของโรคกล้ามเนื้ออ่อนแรงแบบจะมีอาการถึงระดับความรุนแรงสูงสุดในภายในไม่กี่ชั่วโมงจนถึงสองสามวัน ทั้งนี้ส่วนใหญ่ผู้ป่วยมักจะไม่ทราบเวลาที่แน่ชัดของการเริ่มต้นอาการที่จะเกิดขึ้น ซึ่งปกติเมื่อทำการประเมินเริ่มมีอาการมากกว่าเวลาที่ผู้ป่วยสังเกตเห็นในครั้งแรก วิธีการตรวจระบบประสาทขั้นต้น จะต้องทำการตรวจสอบว่าจุดอ่อนของใบหน้าเกิดบริเวณรอบข้างหรือตรงกลาง

ปาก : ทำการตรวจปากของผู้ป่วย โดยใช้วิธีการดูรอยพับของโพรงจมูกซึ่งจะมี

ลักษณะเป็นรอยย่นระหว่างมุมจมูกกับมุมปาก ใบหน้าที่อ่อนแอหรือหย่อนคล้อยสามารถปิดรี้วรอยนี้ได้

ยืม : ถ้าใบหน้าอัมพาตรุนแรงจะไม่สามารถยกปากข้างได้ หากผู้ป่วยสามารถยืมได้อย่างสมมาตรแต่มีรอยพับของโพรงจมูกแบนราบ เป็นสัญญาณของใบหน้าที่อ่อนแอเล็กน้อย ซึ่งความอ่อนแอของปากจะปรากฏในอัมพาตใบหน้าที่ทั้งส่วนกลางและส่วนปลาย

ตา : ทำการตรวจตา ดูที่รอยแยก palpebral ซึ่งเป็นช่องว่างระหว่างเปลือกตาเพื่อดูว่าตาข้างใดข้างหนึ่งเปิดกว้างกว่าอีกข้างหนึ่งหรือไม่ ให้ผู้ป่วยหลับตาให้สนิท โดยปกติผู้ป่วยควรสามารถปิดตาให้แน่นจนมองไม่เห็นขนตา หากความไม่สมมาตรในการปิดเปลือกตาเป็นสัญญาณของอัมพาตใบหน้าที่ส่วนปลาย

หน้าผาก : ให้ผู้ป่วยทำการย่นหน้าผาก เหมือนมีความประหลาดใจ ในรอยตรงกลางหน้าผากควรยกอย่างสมมาตร หากส่วนของหน้าผากด้านใดด้านหนึ่ง หรือมีรี้วรอยที่ด้านนั้นน้อยลง ความไม่สมดุลของรี้วรอยหน้าผากเป็นสัญญาณของอัมพาตใบหน้าที่ส่วนปลาย

เมื่อทำการทดสอบแล้ว จะระบุได้ว่ารอยโรคนั้นอยู่บริเวณรอบข้างหรือตรงกลาง หากอาการดังกล่าวเป็นแบบกึ่งกลางก็ไม่สามารถเป็นโรคกล้ามเนื้ออ่อนแอได้ ส่วนสาเหตุที่เป็นไปได้คือโรคหลอดเลือดสมอง หากพบว่าลักษณะภายนอกมีแนวโน้มว่าจะเป็นโรคกล้ามเนื้ออ่อนแอ แม้ว่าส่วนใหญ่เกิดจากความเสียหายต่อซีกสมอง ดังนั้นจึงทำให้อาจจะเกิดอัมพาตที่ใบหน้าตรงกลาง และความเป็นไปได้ที่เป็นโรคหลอดเลือดสมองที่ส่งผลต่อก้านสมองเท่านั้น ซึ่งก้านสมองอาจส่งผลต่อเส้นประสาทใบหน้าที่เคลื่อนผ่านก้านสมอง ทำให้ใบหน้าที่อ่อนแอในรูปแบบเดียวกับโรคกล้ามเนื้ออ่อนแอแล้ว

จากข้อมูลดังกล่าวข้างต้น เป็นสัญญาณและอาการที่เกี่ยวข้อง ซึ่งสำคัญต่อการแยกความแตกต่างของโรคหลอดเลือดสมองและโรคกล้ามเนื้ออ่อนแอ ซึ่งความอ่อนแอบนใบหน้าที่คือการตรวจสอบว่าจุดอ่อนนั้นอาจเกิดจากโรคหลอดเลือดสมองตีบหรือไม่ โดยระบบสั่งการหรือระบบรับรู้ความรู้สึกที่เดินทางไปยังไขสันหลัง แต่ในทางกลับกัน โรคกล้ามเนื้ออ่อนแอมักจะส่งผลต่อเส้นประสาทบนใบหน้าที่เท่านั้น ส่วนของสัญญาณสำคัญที่ต้องมองหา ได้แก่

1. อาการอ่อนแรงหรือชาที่บริเวณแขนขา : อาการอ่อนแรง หรือชา อาจเกิดขึ้นได้ทั้งในด้านเดียวกับใบหน้าที่อัมพาต หรือด้านตรงข้าม อันเนื่องมาจากการไขว้กันของประสาทสัมผัสและเส้นใยในก้านสมอง ลักษณะของอาการสังเกตจากการให้ผู้ป่วยยกแขนและขาขึ้นเพื่อประเมินจุดอ่อน

2. การพูดไม่ชัด (DYSARTHRIA) : ลักษณะของอาการพูดไม่ชัดรองจากภาวะขาด

เลือดในกำนสมองมักเกิดจากเส้นประสาทส่วนปลายของกะโหลกศีรษะ นอกเหนือจากการสนทนา มาตรฐานแล้ว ยังสามารถให้ผู้ป่วยลองพูดคำสองสามคำ เช่น “BASEBALL PLAYER” “FIFTY-FIFTY” และ “TIP-TOP”

3. การมองเห็นภาพซ้อน: เกิดการมองไม่ตรงแนวของดวงตา โดยสามารถตรวจสอบให้แน่ใจว่าผู้ป่วยสามารถขยับดวงตาของได้ทุกทิศทาง (ขึ้น ลง ขวา ซ้าย) และถามผู้ป่วยว่าเห็นเป็นสองเท่าหรือไม่

4. อาการชาบนใบหน้า : โรคกล้ามเนื้ออ่อนแรงอาจมีผลต่อเส้นประสาท TRIGEMINAL เกิดความรู้สึกที่ใบหน้า ไม่ชัดเจนว่าอาการชาที่ใบหน้าเกิดจากเส้นประสาทส่วนปลาย (TRIGEMINAL NEUROPATHY) หรือความรู้สึกที่เปลี่ยนแปลงไปในบริเวณใบหน้าที่ย่อย คล้อย เส้นประสาทส่วนปลายอื่น ๆ เกิดขึ้นไม่บ่อยนัก

5. กลืนลำบาก : อาการกลืนลำบาก เป็นอาการรองจากภาวะขาดเลือดในกำนสมอง มักเกิดจากเส้นประสาทส่วนปลายของกะโหลกศีรษะ

6. การไม่ประสานกันของแขนขา (ATAXIA) : ATAXIA อาจเกิดจากความเสียหายต่อกำนสมอง ซึ่งเป็นเรื่องปกติที่จะมีภาวะขาดเลือดขาดเลือดทั้งจากสมองน้อยและกำนสมอง เนื่องจากโรคหลอดเลือดสมองเดียวกัน สอบถามผู้ป่วยว่ารู้สึกไม่สมดุลขณะเดินหรือไม่ ให้ผู้ป่วยเดินและทำการทดสอบด้วยนิ้ว-จมูก-นิ้ว เพื่อประเมินความไม่ประสานกันของแขนขา

7. อาการเวียนหัวบ้านหมุน: ความรู้สึกที่รับรู้แบบการเคลื่อนไหวไม่จริง เป็นลักษณะทั่วไปอีกอย่างหนึ่งของกำนสมองหรือจังหวะของสมองน้อย ผู้ป่วยอาจจะรับรู้ความรู้สึกคลื่นไคล้ หองหมุน หรือรู้สึกราวกับว่ากำลังอยู่บนเรือ

ดังกล่าวมาข้างต้น หากผู้ป่วยมีคุณสมบัติเหล่านี้ในการตรวจ เป็นไปได้มากกว่าจะเป็นโรคหลอดเลือดสมอง เนื่องจากบริเวณที่เกี่ยวข้องมีมากกว่าเส้นประสาทใบหน้า

การประเมินอาการของใบหน้าของผู้ป่วย การวินิจฉัยโรคเฉพาะทาง ในขณะที่แพทย์ผู้ปฏิบัติงานสามารถศึกษาคุณลักษณะ (FEATURES) ของใบหน้าที่แตกต่างกัน ด้วยการสังเกตอย่างระมัดระวัง ในบางกรณีการประเมิน ถ้ามีการคาดเคลื่อนเล็กน้อยก็สามารถเปลี่ยนแปลงความน่าเชื่อถือของการวินิจฉัยได้ ดังนั้นการนำส่วนของการมองเห็นของคอมพิวเตอร์มาใช้ เป็นแนวทางแก้ปัญหาการประเมินโดยอัตโนมัติและมีวัตถุประสงค์ให้ประเมินคุณลักษณะของใบหน้า เพื่อช่วยแพทย์ในการวินิจฉัย ซึ่งจะกล่าวถึง โปรแกรมคอมพิวเตอร์ (COMPUTER APPLICATIONS) ที่หลากหลายในการวิเคราะห์ใบหน้า (FACIAL ANALYSIS) ด้วยคอมพิวเตอร์

จากการตรวจจับสัญญาณชีพขั้นพื้นฐาน การประเมินความเจ็บปวด การประเมินของสภาวะเฉพาะที่ขึ้นอยู่กับความไม่สมดุลของใบหน้า การแสดงออกทางสีหน้า การเคลื่อนไหวใบหน้า

การวินิจฉัยโรคโดยการใช้คอมพิวเตอร์ (COMPUTER-ASSISTED DIAGNOSTIC) พัฒนาเพื่อมุ่งเน้นไปในการตรวจสอบความไม่สมดุลของใบหน้าทั้งสองด้านซึ่งจะเกิดขึ้นเมื่อมีการแสดงออกของโรคใบหน้าเป็นอัมพาต (FACIAL PARALYSIS) หรือ โรคหลอดเลือดในสมอง โดยสามารถตรวจสอบได้ผ่านการแสดงออกทางใบหน้า หลังจากนั้นนำภาพมาเข้าวิธีการประมวลผลภาพ (IMAGE PROCESSING METHOD) สามารถนำมาใช้วัดระยะระหว่างจุดสำคัญบนใบหน้ากับลักษณะใบหน้าที่ก่อนจะทำการเปรียบเทียบใบหน้าทั้งสองด้าน

ทั้งนี้ในส่วนของแนวทางการตรวจหาโรคหลอดเลือดสมอง พบว่ายังสามารถตรวจได้จากลักษณะของความสมมาตรของรอยย่นที่แก้มด้านซ้ายและด้านขวา รวมทั้งยังสามารถตรวจจากการเคลื่อนไหวของแขนทั้งสองข้างได้ด้วย (UMIRZAKOVA, ABDUSALOMOV, & WHANGBO, 2019)

ส่วนถัดมาหากสังเกตรอยเหี่ยวย่นบนใบหน้า เป็นปัจจัยหลักในการตรวจหาโรคหลอดเลือดสมอง ใบหน้าด้านใดด้านหนึ่งของผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองเป็นอัมพาตมีแนวโน้มที่จะเป็นรอยเหี่ยวย่นที่แก้มได้ แม้ว่าข้อมูลที่เกี่ยวข้องกับร้วรอยบนใบหน้าจะมีความสำคัญในการวิเคราะห์โรคหลอดเลือดสมอง แต่ข้อมูลที่เกี่ยวข้องกับความอ่อนแอของแขนก็เป็นตัวชี้วัดสำคัญในการวิเคราะห์โรคหลอดเลือดสมองเช่นกัน เมื่อลองทำการยกแขนไปข้างหน้า 90 องศา โดยปกติคนทั่วไปแขนทางด้านซ้ายหรือว่าด้านขวาจะเป็นปกติ แต่ในกรณีของผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองนั้นการจับมือครั้งหนึ่งหรือไม่รักษาท่าทางการยกแขน และแขนข้างหนึ่งล้มลงสามารถวิเคราะห์ความอ่อนแอของแขนได้โดยยกแขนขึ้นเป็นเวลา 10 วินาทีเพื่อวิเคราะห์ความอ่อนแอของแขน และสัญญาณที่สำคัญอีกอย่างของโรคหลอดเลือดสมองคือการยกคิ้วข้างเดียว โดยคนไข้จะมีร้วรอยบริเวณหน้าผากด้านหนึ่งอย่างรุนแรง (UMIRZAKOVA & WHANGBO, 2018)

2.6. การกำหนดจุดบนใบหน้า

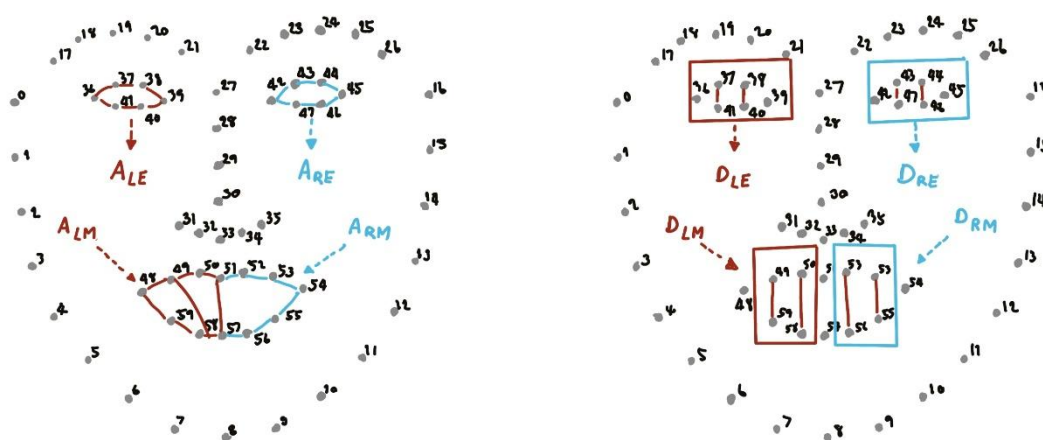
การกำหนดจุดบนใบหน้า หมายถึง การระบุตำแหน่งของจุดบนพื้นผิวใบหน้า เช่น ปลายคิ้ว ปลายจมูก ปลายปาก เป็นต้น ซึ่งมีความสำคัญในการวิเคราะห์และการประมวลผลรูปภาพใบหน้า จะใช้ในการประมวลผลรูปภาพเพื่อแยกแยะบุคคล เป็นต้น

วิธีการกำหนดจุดบนใบหน้า สามารถอธิบายได้ดังนี้

หลักการใช้ OPENCV ใน PYTHON ใช้วิธีการ DETECT FACE และ DETECT LANDMARK ด้วยตัวแปร CASCADE CLASSIFIER และตัวแปร SHAPE PREDICTOR ซึ่งจะทำ

หน้าที่ประมวลผลใบหน้า และสกัดแต่ละจุดบนใบหน้าออกมา เช่น ปลายคิ้ว ปลายจมูก ปลายปาก เป็นต้น การกำหนดจุดบนใบหน้าจะมีความสำคัญในการประมวลผลภาพ และจะมีผลต่อความแม่นยำในการวิเคราะห์และการจำแนกใบหน้า ดังนั้นการเลือกวิธีการกำหนดจุดบนใบหน้าที่เหมาะสมจึงสำคัญ วิเคราะห์จุดสำหรับการตรวจจับใบหน้าเป็นอัมพาท เริ่มต้นจากการตรวจจับโรคหลอดเลือดสมองโดยใช้คุณลักษณะใบหน้า ซึ่งใช้การวัดระยะห่างจากจุดสำคัญบนใบหน้าเพื่อดึงข้อมูลจากคิ้ว ตา จมูก และปาก เพื่อหาสมมาตรที่อยู่ในเงื่อนไขของมุมระหว่างจุดสองจุด ความชันระหว่างจุด อัตราส่วนของค่าระยะทาง และค่าอัตราส่วนสูงสุด เพื่อตรวจหาสัญญาณบนใบหน้า (KAEWMAHANIN ET AL., 2022) การตรวจจับจุดสังเกตใบหน้าจะใช้วิธีDLIB เพื่อประเมินการวิเคราะห์ให้การกำหนดจุดต่างๆทั้งหมด 60 จุด จากลักษณะใบหน้าเพื่อระบุตำแหน่งและแสดงส่วนเด่นของใบหน้า เช่น ตา คิ้ว จมูก ปาก แนวกราม คำนวณรอยย่นบริเวณหน้าผาก การขยับตา การหลบตา การตรวจจับเส้นแก้ม การตรวจจับโครงสร้างใบหน้าที่สำคัญบนใบหน้า โดยใช้วิธีการทำนายรูปร่าง การตรวจจับลักษณะใบหน้าที่มี 2 ขั้นตอน: ระบุตำแหน่งใบหน้าในภาพ ตรวจจับโครงสร้างใบหน้าที่สำคัญ (UMIRZAKOVA & WHANGBO, 2018) ใช้วิธีการสกัดคุณลักษณะ (FEATURE EXTRACTION) พร้อมกับ SSIM OF THE GABOR เพื่อกำหนดพื้นที่ 40 จุดในการคำนวณอัตราส่วนพื้นที่ดัชนีสมมาตรสองรายการและอัตราส่วนระยะทางระหว่างด้านซ้ายและด้านขวาของตาและปาก (CHANG ET AL., 2018) ดังภาพประกอบ 7

การสร้าง MODEL จะต้องทำการเลือก EXTRACT FEATURE เพื่อแยกความแตกต่างระหว่างคนปกติกับเป็นโรค การเลือกและสกัดคุณลักษณะเพื่อแยกความแตกต่างระหว่างกลุ่มคนปกติกับกลุ่มผู้ป่วยโรคเป็นการสร้างโมเดลเพื่อการจัดหมวดหมู่ (CLASSIFICATION MODEL) โดยใช้คุณลักษณะที่สกัดได้จากข้อมูลตัวอย่างในกระบวนการนี้ มักจะใช้เทคนิคทางสถิติและการเรียนรู้เพื่อสกัดคุณลักษณะ (FEATURE EXTRACTION) จากข้อมูลตัวอย่าง เช่น PCA, LDA, SVM, CNN ฯลฯ ซึ่งจะช่วยให้การวิเคราะห์และสกัดคุณลักษณะอย่างมีประสิทธิภาพและแม่นยำ โมเดลสามารถแยกแยะกลุ่มคนปกติกับกลุ่มผู้ป่วยโรคได้อย่างแม่นยำ อย่างไรก็ตาม การสกัดคุณลักษณะและการสร้างโมเดลมีความซับซ้อนและต้องปรับแต่ง PARAMETER ของโมเดลและเทคนิคการเลือกคุณลักษณะต่างๆ เพื่อผลลัพธ์ของประสิทธิภาพและความแม่นยำที่ดีสำหรับการแยกแยะกลุ่มของข้อมูลตัวอย่างที่ใช้ในการฝึกโมเดล



ภาพประกอบ 7 โครงสร้างระหว่างตาขวาและซ้าย ส่วนปากขวาและซ้าย

การจับจุดสำคัญบนใบหน้าโดยใช้วิธีการแยกคุณสมบัติ (FEATURE EXTRACTION) ใช้ในการตรวจจับจุดสำคัญบนใบหน้าที่เด่นชัดและบริเวณพื้นที่ที่สนใจเพื่อคำนวณหาความชันและอัตราส่วนพื้นที่ของบริเวณดวงตา ปีกจมูก และปากทั้งทางซ้ายและทางขวา

2.7. การตรวจจับใบหน้า (Face Detection Opencv)

FACE DETECTION คือ การตรวจจับใบหน้าเป็นเทคนิค COMPUTER VISION โปรแกรมสามารถทำความเข้าใจ "ข้อมูล" ที่อยู่ในรูปภาพเน้นการพัฒนา โดยอาศัยการตรวจจับส่วนย่อยของใบหน้า ส่วนของ CASCADES FACE DETECTION OPENCV คือ การตรวจจับใบหน้า "FACE DETECTION" ที่ใช้ OPENCV (OPEN-SOURCE COMPUTER VISION LIBRARY) เป็นแพ็คเกจซอฟต์แวร์เบื้องต้นสำหรับการประมวลผลภาพดิจิทัล ซึ่งสามารถตรวจจับและระบุตำแหน่งของใบหน้าในภาพหรือวิดีโอได้อัตโนมัติ

การตรวจจับใบหน้าโดยใช้ OPENCV มีลักษณะการทำงานดังนี้

1. สร้าง CASCADE CLASSIFIER

CASCADE คือ การที่คอมพิวเตอร์จะหาใบหน้าบนรูปเจอเช็คจาก CLASSIFIER กับข้อมูลใบหน้าที่เรารู้มาแล้ว ถ้าข้อมูลตรงกับสิ่งที่เรารู้มาจะมีการตรวจจับใบหน้า (PYTHON, 2021) CASCADE CLASSIFIER เป็นโมเดลการเรียนรู้เชิงตัวเลขที่สามารถสร้างได้จากชุดข้อมูลรูปภาพใบหน้าและภาพที่ไม่ใช่ใบหน้า โดยใช้วิธีการ HAAR FEATURE-BASED CASCADE CLASSIFIER ซึ่งถูกออกแบบมาเพื่อตรวจจับวัตถุในภาพ โดยโมเดล CASCADE

CLASSIFIER จะเรียนรู้และสกัดลักษณะของใบหน้าจากรูปภาพตัวอย่างที่กำหนดไว้ และนำไปใช้ตรวจจับใบหน้าในภาพหรือวิดีโอ

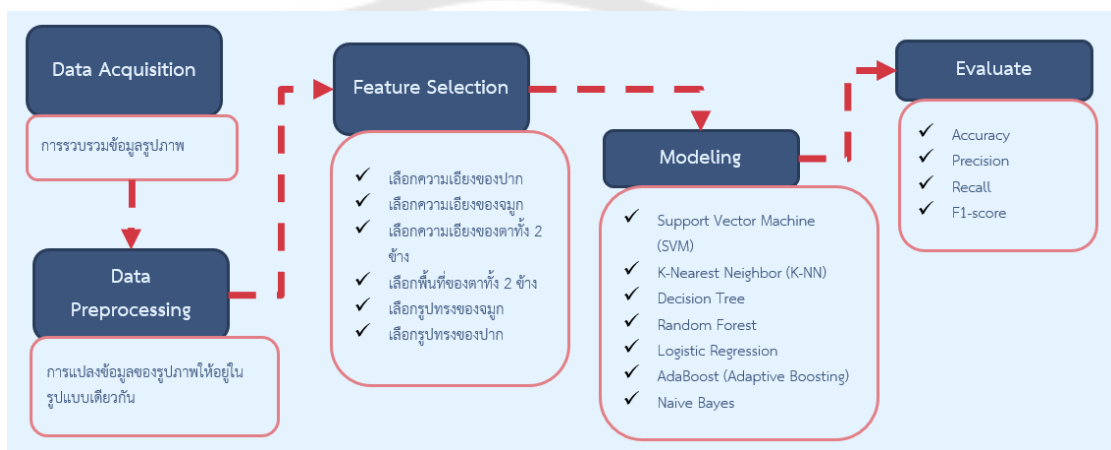
2. การตรวจจับใบหน้า

หลังจากที่มี CASCADE CLASSIFIER แล้ว การตรวจจับใบหน้าจะทำงานโดยการวนรอบในภาพหรือวิดีโอเพื่อค้นหาส่วนที่เป็นใบหน้า โดยฟังก์ชันการตรวจจับใบหน้าจะทำการสกัดลักษณะเฉพาะของใบหน้าจาก CASCADE CLASSIFIER แล้วสร้างพื้นที่สี่เหลี่ยมรอบๆ ส่วนที่ตรงกับลักษณะของใบหน้า การตรวจจับใบหน้าโดยใช้ HAAR CASCADE ของ OPENCV เป็นการใช้งานที่ง่าย ได้รับความนิยมในวิธีการตรวจจับใบหน้าในเบื้องต้น โดย HAAR CASCADE คือลำดับของฟังก์ชัน "รูปทรงสี่เหลี่ยม" ซึ่งรวมกันเป็นตระกูลของ "HAAR WAVELETS" ซึ่งจัดระเบียบพิกเซลบนภาพเป็นสี่เหลี่ยมจัตุรัส โดยอิงตามวิธีแฮร์เวฟเล็ต "การตรวจจับวัตถุอย่างรวดเร็วโดยใช้คุณสมบัติที่เรียบง่ายขั้นสูง" (โดย PAUL VIOLA และ MICHAEL JONES) เป็นวิธีการเรียนรู้โดยใช้คอมพิวเตอร์ ซึ่งใช้การแทนค่าเชิงบวกและเชิงลบจำนวนมากเพื่อสร้างฟังก์ชัน จากนั้นจะใช้ในการตรวจจับวัตถุโดยใช้หลักการ "ภาพรวม" เพื่อคำนวณ "คุณสมบัติของ HAAR CASCADES" และใช้การเปรียบเทียบกับภาพเป็นชั้นๆ ถ้าภาพในพื้นที่นั้นๆ ผ่านการเปรียบเทียบคุณลักษณะจนครบทุกชั้น จะตีความเป็นภาพของใบหน้า (KHAN, CHAKRABORTY, ASTYA, & KHEPRA, 2019) หลักการทำงานของ HAAR CASCADES คือใช้วิธีการอ่านข้อมูล PIXEL ของรูปภาพ ใช้เปรียบเทียบกับ FEATURE ที่มีอยู่บนใบหน้า ปรับแต่งการตรวจจับวัตถุได้ และจัดเก็บข้อมูลที่ตรวจไว้ในรูปของไฟล์ XML

บทที่ 3

วิธีการดำเนินการวิจัย

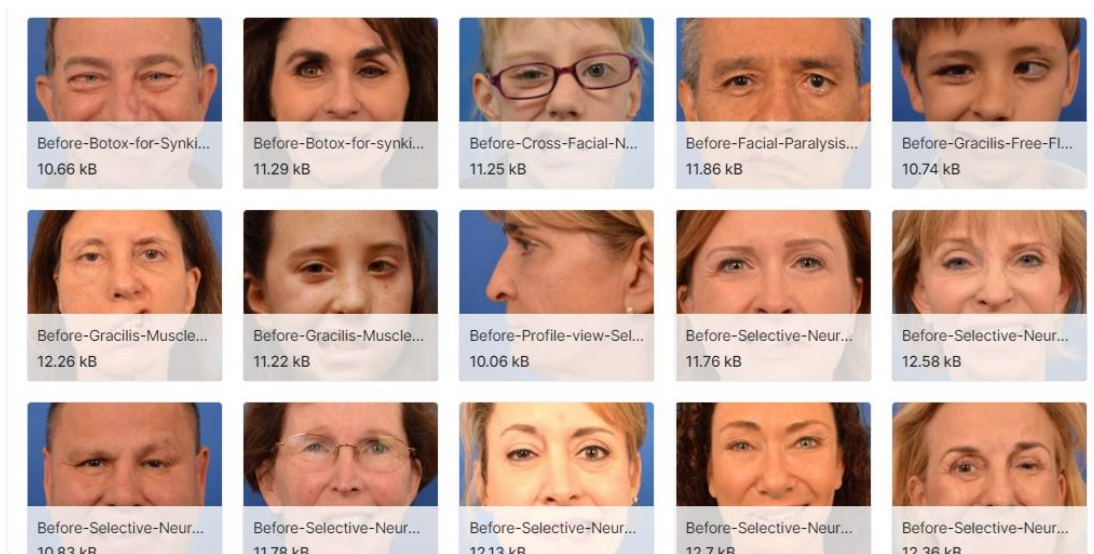
การวิจัยที่ผู้วิจัยมุ่งเน้นในการศึกษาและพัฒนาแบบจำลองเชิงทำนายจากการเรียนรู้ของเครื่อง โดยศึกษางานวิจัยเพื่อหาเหมาะสมในการวินิจฉัยความผิดปกติของใบหน้าผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง ทำการรวบรวมและค้นหาลักษณะสำคัญของข้อมูลรูปภาพที่นำมาใช้ให้สามารถพัฒนาหลากหลายแบบจำลองเชิงทำนายจากการเรียนรู้ของเครื่อง ดังภาพประกอบ 8 โดยมีขั้นตอนการดำเนินการวิจัยดังต่อไปนี้



ภาพประกอบ 8 ขั้นตอนการทำงาน

3.1. การรวบรวมข้อมูล (Data Acquisition)

3.1.1. นำข้อมูลจาก WEB KAGGLE โดยใช้รูปภาพของใบหน้าผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง ดังภาพประกอบ 9 ([HTTPS://WWW.KAGGLE.COM/KAITAVMEHTA/FACIAL-DROOP-AND-FACIAL-PARALYSIS-IMAGE](https://www.kaggle.com/kaitavmehta/facial-droop-and-facial-paralysis-image))



ภาพประกอบ 9 ตัวอย่างรูปภาพใบหน้าของผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง

3.1.1. นำข้อมูลจาก WEB KAGGLE โดยใช้รูปภาพของใบหน้าคนปกติ

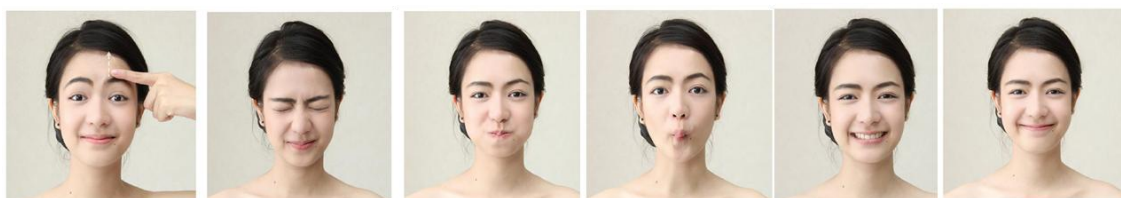
ดังภาพประกอบ 10 ([HTTPS://WWW.KAGGLE.COM/DATASETS/ASTRASZAB/FACIAL-EXPRESSION-DATASET-IMAGE-FOLDERS-FER2013](https://www.kaggle.com/datasets/astraszab/facial-expression-dataset-image-folders-fer2013))



ภาพประกอบ 10 ตัวอย่างรูปภาพใบหน้าของคนปกติ

3.2. การคัดกรองข้อมูล (Data Filtering)

ดำเนินการคัดเลือกลักษณะใบหน้าตรงและเห็นชัดเจนจากรูปภาพ จากนั้นทำการจัดกลุ่มของรูปภาพตามอาการที่แสดงออกใบหน้าของผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง ภาพประกอบ 11



ยักคิ้ว	หลับตา	ลืมตา	ทำปากจู๋	ยิ้ม	ยิ้มเบาๆ
45	70	187	1	569	152

ภาพประกอบ 11 ลักษณะการจัดกลุ่มรูปภาพตามอาการที่แสดงออกบนใบหน้าของผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง

ตาราง 3 แสดงผลการคัดเลือกรูปภาพใบหน้าตรงและเห็นชัดเจนตามอาการของผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง

ลักษณะอาการแสดงออกบนใบหน้า	จำนวนภาพ
ยักคิ้ว	45
หลับตา	70
ลืมตา	187
ทำปากจู๋	1
ยิ้มเห็นฟัน	569
ยิ้มเบา ๆ	152
ผลรวม	1,024

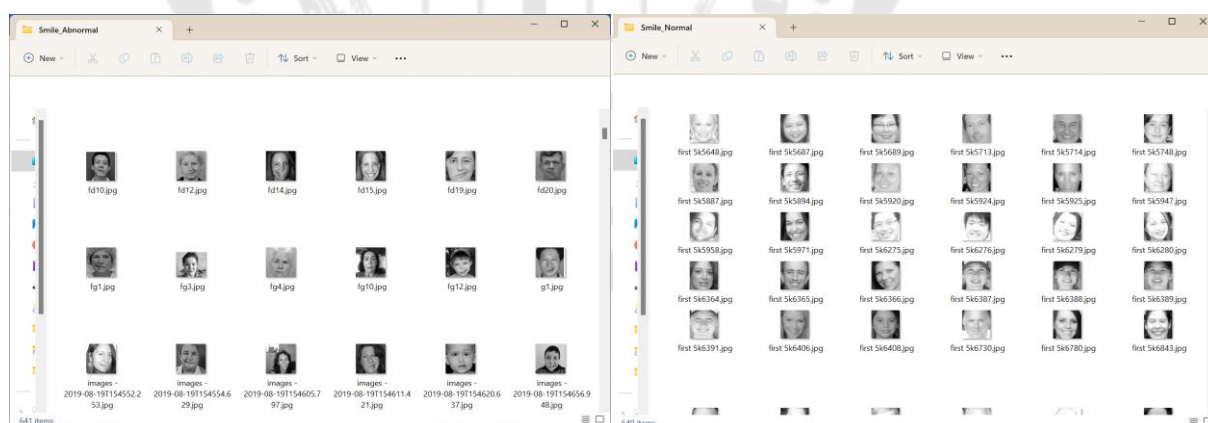
จากจัดกลุ่มรูปภาพลักษณะตามอาการที่แสดงออกบนใบหน้าของผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง ข้อมูลดังกล่าวตามตาราง 3 ซึ่งมีรูปภาพทั้งหมด 1,024 รูป พบว่ามีรูปภาพที่มีลักษณะการยักคิ้วทั้งหมด 45 รูป ,ลักษณะการหลับตาทั้งหมด 70 รูป , ลักษณะลืมตาทั้งหมด 187 รูป , ลักษณะการทำปากจู๋ทั้งหมด 1 รูป ,ลักษณะการยิ้มเห็นฟันทั้งหมด 569 รูป และลักษณะการยิ้ม

เบาๆทั้งหมด 152 รูป พบว่ามีภาพยิ้มเห็นฟัน,ยิ้มเบาๆและยิ้มตามากที่สุด โดยทำการเลือก
รูปภาพดังนี้

1. ใบหน้าผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองที่เป็นรูปภาพเห็นฟัน ยิ้มเบาๆ และยิ้มตา
ทั้งหมด 800 รูปภาพ
2. ใบหน้าปกติที่เป็นรูปภาพเห็นฟัน ยิ้มเบาๆ และยิ้มตา ทั้งหมด 800 รูปภาพ เพื่อ
ใช้ในการทำการทดลอง

3.3.การเตรียมข้อมูล (Data Preparation)

3.3.1. ส่วนของรูปภาพทำการแปลงให้อยู่ในรูปแบบเดียวกัน ซึ่งข้อมูลรูปภาพที่นำมา
จาก WEB KAGGLE จะมีทั้งรูปภาพสีและขาวดำรวมกัน และขนาดของรูปภาพที่ไม่เท่ากัน ซึ่งทำ
ให้ผลการทดลองมีประสิทธิภาพที่ไม่ดีหรือคลาดเคลื่อนได้ จึงต้องทำการแปลงรูปภาพสีให้เป็นขาว
ดำทั้งหมด และทำการปรับให้ได้ขนาดที่เท่ากันทั้งหมด ทั้งรูปภาพของผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง
และรูปภาพของคนปกติ เพื่อให้อยู่ในรูปแบบเดียวกัน เตรียมเพื่อใช้ทดลองให้ได้ผลของความ
แม่นยำและประสิทธิภาพของการทดลองมากที่สุด ภาพประกอบ 12



ภาพประกอบ 12 ตัวอย่างรูปภาพใบหน้าของผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองและรูปภาพคนปกติ

จากรูปภาพที่ใช้ในการทดลอง พบว่ามีขนาดของรูปภาพที่หลากหลาย บางรูปภาพก็ไม่ได้
มีเฉพาะใบหน้าของผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง และภาพใบหน้าของคนปกติอย่างเดียว ดังนั้นจึง
ได้ทำการ CROP รูปภาพเฉพาะส่วนของใบหน้าเท่านั้น โดยทำการสร้างฟังก์ชันที่ชื่อว่า
CROPFACEIMAGE ดังภาพประกอบ 13 การ CROP รูปภาพเฉพาะใบหน้า โดยใช้ FUNCTION

CASCADE CLASSIFIER OPENCV ที่เป็น PRE-TRAIN เพื่อให้โมเดลทำการโฟกัสเฉพาะใบหน้ามากขึ้น

```
def CropFaceImage(OriginalImg):
    # Read the input image
    img = OriginalImg
    # Convert into grayscale
    gray = cv2.cvtColor(img, cv2.COLOR_BGR2GRAY)
    # Load the cascade
    #face_cascade = cv2.CascadeClassifier('haarcascade_frontalface_default.xml')
    face_cascade = cv2.CascadeClassifier(cv2.data.haarcascades + 'haarcascade_frontalface_default.xml')
    # Detect faces
    faces = face_cascade.detectMultiScale(gray, 1.1, 3)
    # Draw rectangle around the faces and crop the faces
    for (x, y, w, h) in faces:
        cv2.rectangle(img, (x, y), (x+w, y+h), (0, 0, 255), 2)
        faces = img[y:y + h, x:x + w]
        faces = cv2.cvtColor(faces, cv2.COLOR_BGR2GRAY)
        cv2.imwrite('faceImg/face.jpg', faces)
    img = cv2.imread('faceImg/face.jpg')

    return img
```

ภาพประกอบ 13 Function CropFaceImage สำหรับ Focus เฉพาะใบหน้า

สำหรับ PRE-TRAINED MODEL เป็นการ TRANSFERS LEARNING มีให้เลือกหลากหลาย เช่น การตรวจจับใบหน้า ตรวจจับเฉพาะดวงตา ตรวจจับทั้งตัว ทั้งนี้ในส่วนของงานวิจัยจะใช้โมเดลที่ได้ โดยทำการเลือกใช้ สำหรับ ตรวจจับ ใบหน้าคือ HAARCASCADE_FRONTALFACE_DEFAULT ซึ่งเป็น PRE-TRAINED ที่ได้ทำการตรวจจับ ใบหน้าโดยเฉพาะที่เป็น DEFAULT หลักการทำงานของฟังก์ชันนี้จะทำการปรับค่าเป็นภาพส่งเข้ามา ขั้นตอนที่ทำมีรายละเอียดดังนี้

ขั้นตอนที่1 ทำการปรับรูปภาพที่มีทั้งหมดให้อยู่ในรูปภาพขาวดำก่อน

ขั้นตอนที่2 ทำการโหลดpre-trained model ของ

haarcascade_frontalface_default ที่ได้เลือกไว้

ขั้นตอนที่3 ทำการเก็บไว้ที่ตัวแปร face_cascade

ขั้นตอนที่4 ทำการสั่งให้โปรแกรมตรวจหาใบหน้าในรูปที่ได้

ขั้นตอนที่5 ทำการส่งเข้าโดยใช้ฟังก์ชัน detectMultiScale

ขั้นตอนที่6 ทำการทดลองใส่ parameter หลากๆ ตัว จากนั้นจะได้ค่า parameter ตัวที่เหมาะสมข้อมูลชุดนี้มากที่สุด โดยใช้การเทียบจากผลค่าความแม่นยำที่ได้หลังจาก Train Model แล้ว

การกำหนด PARAMETERS หรือ HYPERPARAMETERS ของแต่ละ MODEL เป็นขั้นตอนสำคัญในการเทรนและประมวลผล MODEL ด้วย MACHINE LEARNING หรือ DEEP LEARNING เพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุด

การทำ CLASSIFICATION ใน MACHINE LEARNING นั้นมีการใช้หลายๆ PARAMETER ที่สามารถปรับเพื่อปรับปรุงประสิทธิภาพของโมเดลได้ โดยบาง PARAMETER สำคัญที่นิยมใช้ได้แก่

1. Kernel: ระบุวิธีการคำนวณค่าความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลแต่ละสังกัดในโมเดล SVM เช่น linear, polynomial เป็นต้น
2. C (penalty parameter): ระบุค่าของพารามิเตอร์ C ซึ่งเป็นค่าควบคุมความเข้มของ regularization ในโมเดล SVM
3. Max_depth: ระบุค่าความลึกของ decision tree ในโมเดล decision tree ซึ่งจะช่วยลด overfitting ในโมเดล
4. Number of neighbors: ระบุจำนวนของเพื่อนบ้านในการคำนวณค่าคล้ายคลึงในโมเดล K-Nearest Neighbors (KNN)
5. Number of estimators: ระบุจำนวนของโมเดลใน ensemble model เช่น Random Forest หรือ Gradient Boosting
6. Learning rate: ตัวแปรที่กำหนดอัตราการเรียนรู้ของโมเดล ซึ่งเป็นตัวกำหนดว่าโมเดลจะปรับค่า weight และ bias ของแต่ละเลเยอร์เป็นเท่าใดในแต่ละรอบของการเทรน การกำหนด learning rate เหมาะสมสามารถช่วยให้โมเดลเรียนรู้ได้เร็วขึ้นและมีความแม่นยำสูงขึ้น
7. Activation function: ฟังก์ชันที่ใช้ในการประมวลผลของแต่ละเลเยอร์ซึ่งมีหลายแบบเช่น sigmoid, tanh, ReLU, softmax ซึ่งการเลือก activation function เหมาะสมสามารถช่วยให้โมเดลมีความแม่นยำสูงขึ้น
8. Gamma: เป็นค่า Parameter ที่ใช้กับ RBF Kernel เพื่อกำหนดความแม่นยำในการทำนายข้อมูล ค่าที่สูงขึ้นจะทำให้ Model มีความซับซ้อนยิ่งขึ้นและอาจเกิดการเรียนรู้จำนวนข้อมูล Training ที่ไม่เหมาะสม
9. Epochs: จำนวนรอบการเทรนโมเดล หรือจำนวนครั้งที่โมเดลจะใช้ชุดข้อมูลเดียวกันในการปรับค่า weight และ bias ของตัวเอง การกำหนด epochs เหมาะสมสามารถช่วยให้โมเดลมีความแม่นยำสูงขึ้น
10. Batch size: จำนวนของข้อมูลที่โมเดลจะใช้ในการปรับค่า weight และ bias ของ

ตัวเองในแต่ละรอบ การกำหนด batch size เหมาะสมสามารถช่วยให้โมเดลเรียนรู้ได้เร็วขึ้นและมีความแม่นยำสูงขึ้น

1. SCALE FACTOR: เป็นตัวแปรที่ใช้กำหนดขนาดของวัตถุที่จะตรวจจับในแต่ละระดับของรูปภาพ เมื่อใช้งานการตรวจจับวัตถุด้วยโมเดลปัญญาประดิษฐ์ เช่น FACE DETECTION ด้วย OPENCV หรือ YOLO สามารถกำหนด SCALE FACTOR เพื่อให้ระบบตรวจจับวัตถุได้ทั้งในขนาดใหญ่และเล็กของภาพ โดย SCALE FACTOR จะเป็นค่าที่น้อยกว่าหนึ่ง เช่น 0.5, 0.75 หรือ 0.9 เพื่อลดขนาดภาพลงในแต่ละรอบการประมวลผล ซึ่งจะช่วยให้โมเดลตรวจจับวัตถุได้เร็วขึ้น แต่อาจทำให้ความแม่นยำลดลงได้ ดังนั้นค่า SCALE FACTOR ควรเลือกเพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่ต้องการ

2. MINNEIGHBOURS: หรือ MINIMUM NEIGHBORS เป็นตัวแปรที่ใช้กำหนดจำนวนของเพื่อนบ้านของแต่ละวัตถุที่ตรวจจับในการใช้งานแอลกอริทึมการตรวจจับวัตถุด้วยแบบ HAAR CASCADE ซึ่งเป็นวิธีการตรวจจับวัตถุที่ใช้กันอย่างแพร่หลายในการตรวจจับใบหน้า โดย MINNEIGHBORS จะกำหนดจำนวนของเพื่อนบ้านที่ถูกต้องที่จะต้องมียู่เป็นอย่างน้อยเพื่อตรวจจับวัตถุ หากจำนวนของเพื่อนบ้านไม่ถึงจำนวนที่กำหนด MINNEIGHBORS จะไม่ถือว่าวัตถุถูกตรวจจับ ซึ่งค่า MINNEIGHBORS มีผลต่อค่าความแม่นยำของการตรวจจับวัตถุ กำหนดค่า MINNEIGHBORS มากเกินไปทำให้ไม่สามารถตรวจจับวัตถุได้

การตั้งค่า PARAMETER ที่เหมาะสมจะช่วยให้โมเดลมีประสิทธิภาพสูงสุดและป้องกัน OVERFITTING หรือ UNDERFITTING ของโมเดลได้ดีขึ้น การกำหนดค่า PARAMETER ดังนี้

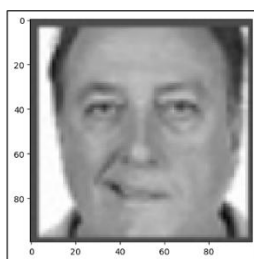
1. Scale factor: กำหนดให้ค่าเป็น 1.1 ซึ่งใช้เป็นตัวกำหนด Parameter ที่ระบุขนาดภาพที่ลดลงในแต่ละมาตราส่วนภาพขนาดรูปภาพในแต่ละมาตรา เพื่อจะช่วยเพิ่มการตรวจจับที่ดีขึ้น โดยใช้หลักการสร้างพีรามิดสเกล ความหมายคือ Scale Factor กำลังใช้ขั้นตอนเล็กๆ ในการปรับขนาด เช่น ลดขนาดลง 1% เพิ่มโอกาสที่จะพบขนาดที่ตรงกันกับโมเดลสำหรับการตรวจจับ

2. MinNeighbours: กำหนดให้ค่าเป็น 3 ซึ่งเป็นพารามิเตอร์ที่ระบุจำนวนเพื่อนบ้านที่แต่ละสี่เหลี่ยมตัวเลือกควรเก็บไว้ พารามิเตอร์นี้จะส่งผลกระทบต่อคุณภาพของใบหน้าที่ตรวจพบค่าที่สูงขึ้นส่งผลให้ตรวจจับน้อยลงแต่มีคุณภาพสูงขึ้น

หลังจากที่ทำการ CROP รูปภาพเสร็จเรียบร้อยแล้ว ทำให้ได้รูปภาพที่มีดีมากยิ่งขึ้น ส่งผลให้ MODEL ฝึกสไปที่ใบหน้าได้มากยิ่งขึ้น เป็นการเพิ่มความสามารถให้ MODEL ทำนายผลออกมามีประสิทธิภาพดียิ่งขึ้น



(a)



(b)



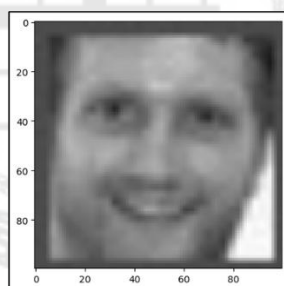
(c)

ภาพประกอบ 14 ตัวอย่างของรูปภาพใบหน้าผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองก่อนและหลังการ crop

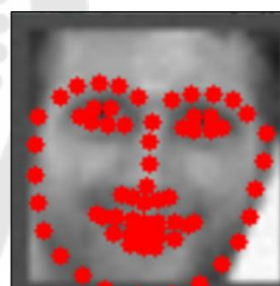
จากภาพประกอบ 14 หากสังเกตจะเห็นว่ารูปภาพ (A) ยังไม่ได้ทำการ CROP จะมีฉากหลังอยู่ในรูปด้วย ซึ่งไม่ได้โฟกัสเฉพาะที่บริเวณของใบหน้าโดยตรงตามที่ต้องการ ส่วนรูปภาพ (B) ที่ทำการ CROP เรียบร้อยแล้ว โดยใช้ฟังก์ชันเพื่อทำการโฟกัสที่เฉพาะใบหน้าอย่างเดียวแล้ว พบว่ารูปภาพที่ได้นั้นถูกโฟกัสไปเฉพาะบริเวณบนใบหน้าโดยตรง โดยไม่มีฉากหลังอยู่ในรูปภาพแล้ว



(a)



(b)



(c)

ภาพประกอบ 15 ตัวอย่างของรูปภาพใบหน้าคนปกติก่อนและหลังการ crop

จากภาพประกอบ 15 หากสังเกตจะเห็นว่ารูปภาพ (A) ยังไม่ได้ทำการ CROP จะมีฉากหลังอยู่ในรูปด้วย ซึ่งไม่ได้โฟกัสเฉพาะที่บริเวณของใบหน้าโดยตรงตามที่ต้องการ ส่วนรูปภาพ (B) ที่ทำการ CROP เรียบร้อยแล้ว โดยใช้ฟังก์ชันเพื่อทำการโฟกัสที่เฉพาะใบหน้าอย่างเดียวแล้ว พบว่ารูปภาพที่ได้นั้นถูกโฟกัสไปเฉพาะบริเวณบนใบหน้าโดยตรง โดยไม่มีฉากหลังอยู่ในรูปภาพแล้ว

จากภาพที่คัดเลือกมางานวิจัยนี้ได้ปรับปรุงชุดข้อมูลเพิ่ม เพื่อให้ความแม่นยำในการคำนวณ

ลักษณะใบหน้าดี ข้อแรก ภาพต้นฉบับถูกแปลงจากช่องแดง-เขียว-น้ำเงินเป็นช่องระดับสีเทา ดังที่แสดงในภาพประกอบ 14 - 15 ข้อที่สอง ภาพระดับสีเทาเหล่านี้ได้รับการปรับให้เป็นหน้าตรงโดยใช้การตรวจจับใบหน้าและหมุนหน้าตรงโดยอัตโนมัติ นอกจากนี้ กระบวนการนี้ได้ทำการปรับขนาดภาพให้มีความสมมาตรมากขึ้นดังตัวอย่างภาพที่ปรับแล้วของภาพ (B) ข้อที่สาม ภาพที่ปรับขนาดจะถูกคำนวณเพื่อตรวจจับจุดสังเกตบนใบหน้าซึ่งเป็นกระบวนการระบุและระบุตำแหน่งจุดสนใจเฉพาะบนใบหน้าเช่น ตา จมูก ปาก และลักษณะอื่นๆ ของใบหน้าของภาพ (C) จุดสังเกตบนใบหน้าเหล่านี้สามารถใช้สำหรับการวิเคราะห์ใบหน้าเพื่อฝึกอัลกอริทึมการเรียนรู้ของเครื่อง

3.4. การคัดเลือกฟีเจอร์ (Feature Selection)

FEATURE SELECTION คือการเลือกตัวแปรหรือคุณลักษณะที่มีผลต่อการฝึกและการทำนายโมเดลที่ดีกว่า ลดความซับซ้อน และช่วยเพิ่มประสิทธิภาพของการเรียนรู้โมเดล ที่เรียกว่า DIMENSIONALITY REDUCTION ซึ่งสามารถช่วยลดจำนวนของตัวแปรที่ใช้ในการฝึกโมเดลได้นั่นคือเลือกเฉพาะคุณลักษณะที่สำคัญต่อการทำนาย ลดคุณภาพของคุณลักษณะที่ไม่สำคัญออกไป การเลือกคุณลักษณะที่สำคัญ เมื่อสร้างโมเดลสามารถช่วยลดเวลาที่ใช้ในการฝึกโมเดล ลดความซับซ้อนในโมเดล และเพิ่มความแม่นยำในการทำนายผล ดังนั้นการเลือกคุณลักษณะที่สำคัญยังช่วยให้โมเดลมีประสิทธิภาพและสามารถนำไปใช้กับชุดข้อมูลใหม่ได้ดีขึ้นโดยไม่ต้องเพิ่มความซับซ้อนในโมเดล เพราะโมเดลที่มีคุณลักษณะที่สำคัญเท่านั้นที่จะตอบสนองต่อข้อมูลที่ไม่ได้มีในชุดข้อมูลฝึกอยู่ด้วย

การคัดเลือก FEATURE ใช้วิธีดังต่อไปนี้

3.4.1. **Face Landmark** คือ การหาองค์ประกอบของใบหน้า โดยการจับตำแหน่งของคิ้ว ตา จมูก ปาก และ โครงหน้า ดังภาพประกอบ 16 โดยทำการสร้าง face landmark ซึ่งมีหลายวิธีให้เลือกใช้ ทั้งนี้งานวิจัยนี้จะใช้ Model ที่มีชื่อว่า shape_predictor_68_face_landmarks.dat เป็น Library Dlib ใช้ Model มาตรฐานในการสร้าง Face Landmark เป็นการตรวจหาจุดบนใบหน้าทั้งหมด 68 จุด จากนั้นเมื่อได้ตำแหน่งที่สำคัญในแต่ละจุดบนใบหน้าเรียบร้อยแล้วสามารถนำไปสร้างเป็น Feature เพื่อหาค่าของความชันและพื้นที่แต่ละจุดของใบหน้า ซึ่ง Face Landmark มีข้อดีหลายประการ

3.4.1.1. ลดความซับซ้อนของข้อมูล (Dimensionality Reduction) การเลือกใช้ตำแหน่งขององค์ประกอบใบหน้าทีลดจำนวนฟีเจอร์ที่ไม่จำเป็นในภาพ เช่น พื้นหลังหรือส่วนอื่นของภาพที่ไม่มีผลต่อการวิเคราะห์ช่วยลดภาระการประมวลผลและเพิ่มความเร็วในการคำนวณของโมเดล

3.4.1.2. เพิ่มประสิทธิภาพในการวิเคราะห์ใบหน้า

การใช้ Face Landmark ทำให้โมเดลสามารถโฟกัสไปที่ตำแหน่งสำคัญที่มีข้อมูลลักษณะเฉพาะของใบหน้า เช่น รูปร่างของคิ้ว ระยะห่างระหว่างตา หรือความโค้งของริมฝีปากส่งผลให้ผลลัพธ์ของโมเดลแม่นยำมากขึ้นในการวิเคราะห์ เช่น การตรวจจับอารมณ์ การจดจำใบหน้า หรือการสร้างใบหน้าจำลอง

3.4.1.3. ลด Noise ในข้อมูล จากภาพใบหน้าที่มักจะมี Noise หรือข้อมูลที่ไม่เกี่ยวข้อง เช่น เงา แสง หรือพื้นหลัง การใช้ Face Landmark ช่วยเน้นเฉพาะตำแหน่งที่เกี่ยวข้อง ทำให้ลด Noise ได้อย่างดีช่วยให้เข้าใจลักษณะเฉพาะใบหน้าดีขึ้น การจับตำแหน่งองค์ประกอบช่วยสร้างฟีเจอร์ที่อธิบายโครงสร้าง และความสัมพันธ์ ของใบหน้า เช่น ระยะห่างระหว่างตาและจมูก หรือมุมโค้งของคิ้ว ข้อมูลเหล่านี้มีความสำคัญในงานวิเคราะห์เชิงลึก เช่น การสร้างโครงหน้า 3 มิติ หรือการตรวจจับความผิดปกติของโครงหน้า

3.4.1.4. ประสิทธิภาพดีในงานที่ต้องการความแม่นยำสูง การเลือกใช้ Landmark มีความแม่นยำสูงในงาน การตรวจจับเกี่ยวกับบุคคล การตรวจจับอารมณ์ หรือระบุตัวตนเมื่อเปรียบเทียบกับการใช้ฟีเจอร์จากภาพทั้งภาพ ตัวอย่างการประยุกต์ใช้งาน

Facial Recognition: ใช้ตำแหน่งสำคัญในใบหน้าเพื่อระบุตัวตนของบุคคล

Emotion Detection: วิเคราะห์การแสดงออกของอารมณ์จากตำแหน่งใบหน้า

Augmented Reality (AR): ใช้ข้อมูล Landmark เพื่อวางเอฟเฟกต์บนใบหน้า
ผู้ใช้ในแบบเรียลไทม์

Medical Applications: ประเมินความผิดปกติหรือการเปลี่ยนแปลงของใบหน้า
สำหรับการวินิจฉัยโรค

การใช้ SHAPE_PREDICTOR_68_FACE_LANDMARKS.DAT เป็นการนำโมเดลสำเร็จรูปที่รับการฝึกฝนมาเพื่อ ตรวจจับจุด LANDMARK 68 จุด บนใบหน้าโดยเฉพาะ SHAPE_PREDICTOR_68_FACE_LANDMARKS.DAT คือ เป็นไฟล์โมเดลที่พัฒนาโดย DLIB LIBRARY ซึ่งได้รับการฝึกฝนบนชุดข้อมูลขนาดใหญ่สำหรับงานตรวจจับจุด LANDMARK บนใบหน้า จุด LANDMARK 68 จุด ครอบคลุมบริเวณสำคัญบนใบหน้า:

1. คิ้ว: จุดที่ 18–22 (คิ้วซ้าย) และ 23–27 (คิ้วขวา)
2. ตา: จุดที่ 37–42 (ตาซ้าย) และ 43–48 (ตาขวา)
3. จมูก: จุดที่ 28–36
4. ปาก: จุดที่ 49–68

5. กรอบหน้า: จุดที่ 1-17

ชื่อไฟล์ของ SHAPE_PREDICTOR_68_FACE_LANDMARKS.DAT

1. ความแม่นยำสูง: โมเดลถูกฝึกมาสำหรับงาน Landmark Detection โดยเฉพาะ ทำให้สามารถตรวจจับได้แม่นยำในภาพใบหน้าทั่วไป
 2. รองรับหลายรูปแบบของใบหน้า: สามารถใช้งานได้กับใบหน้าที่มีการหมุนเล็กน้อย หรือมีการแสดงอารมณ์
 3. ใช้งานง่าย: รองรับโดยตรงในไลบรารี dlib ซึ่งมีฟังก์ชันสำหรับการตรวจจับใบหน้า
 4. ครอบคลุมจุดสำคัญ: Landmark 68 จุดเพียงพอสำหรับงานหลายประเภท เช่น การติดตามใบหน้า (Face Tracking) หรือการวิเคราะห์โครงสร้างใบหน้า
- งานวิจัยนี้ใช้ FACE LANDMARK เพื่อใช้หาตำแหน่งที่สำคัญบนใบหน้า (เช่น ตำแหน่งตา จมูก ปาก และโครงหน้า) เพื่อเลือกคุณลักษณะ (FEATURES) ที่เกี่ยวข้องในการวิเคราะห์หรือสร้างโมเดล MACHINE LEARNING โดยเฉพาะในงานที่เกี่ยวข้องกับการตรวจจับหรือวินิจฉัย เช่น การคัดกรองผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง
1. มีความสัมพันธ์กับโรคที่วิเคราะห์: จุด Landmark บนใบหน้า (เช่น ตำแหน่งตา ปาก จมูก) เป็นฟีเจอร์ที่มีศักยภาพในการสะท้อนอาการของโรค เช่น การเบี้ยวของใบหน้า อันเป็นอาการเด่นของโรคหลอดเลือดสมอง (Stroke)
 2. ลดขนาดข้อมูลที่ไม่จำเป็น: การใช้ Face Landmark จะเน้นเฉพาะจุดที่มีข้อมูลสำคัญ ช่วยลดการทำงานกับข้อมูลที่ไม่เกี่ยวข้อง เช่น พื้นหลัง หรือส่วนอื่นของใบหน้าที่ไม่มีผลต่อการวิเคราะห์
 3. มีโครงสร้างที่ชัดเจนและง่ายต่อการวิเคราะห์: จุด Landmark ให้ตำแหน่งเชิงโครงสร้างของใบหน้าในลักษณะตัวเลข (เช่น พิกัด x, y) ซึ่งเหมาะต่อการใช้กับโมเดล Machine Learning หรือการทำสถิติ
 4. ช่วยเพิ่มประสิทธิภาพของโมเดล: ฟีเจอร์ที่ถูกเลือกอย่างเหมาะสม เช่น การใช้จุด Landmark ช่วยลดปัญหา Overfitting และเพิ่มประสิทธิภาพของโมเดล Machine Learning
 5. รองรับการวิเคราะห์หลากหลายมิติ: Landmark ไม่เพียงแต่บอกตำแหน่ง แต่ยังช่วยรูปทรง หรือการกระจายตัว และการเปรียบเทียบระหว่างบุคคลหรือช่วงเวลาต่างๆ ใช้ในการฝึกฝนและทดสอบอัลกอริทึมการเรียนรู้ของเครื่องเพื่อค้นหาแบบจำลองที่ดีที่สุดของการจำแนกโรคหลอดเลือดสมองบนใบหน้า

การ Extract Feature เพื่อแยกความแตกต่างระหว่างคนปกติกับคนเป็นโรคหลอดเลือดสมอง

วิธีการแยกคุณสมบัติ (FEATURE EXTRACTION) เป็นกระบวนการสกัดคุณลักษณะหรือแยกข้อมูลที่สำคัญออกมาจากข้อมูลเชิงพรรณนา

1. คุณลักษณะเชิงเรขาคณิต (Geometric Features) เกี่ยวกับรูปทรงและสัดส่วนของใบหน้า:

1.1. ความชันของปาก: บ่งบอกถึงการบิดเบี้ยวหรือการไม่สมมาตรของกล้ามเนื้อปาก

1.2. ความชันของจมูก: อาจเป็นตัวบ่งชี้การเปลี่ยนแปลงในความสมมาตรของใบหน้าด้านบน

1.3. ความชันของดวงตา: บ่งบอกถึงระดับความสมมาตรของกล้ามเนื้อรอบดวงตา

2. พื้นที่ใบหน้า (Facial Area Features) พื้นที่ส่วนต่าง ๆ ของใบหน้าเป็นตัวชี้วัดที่สำคัญ:

2.1. พื้นที่ข้างซ้ายและขวา (Left vs. Right Area): การเปรียบเทียบพื้นที่ด้านซ้ายและขวาสามารถบ่งบอกความไม่สมดุล ซึ่งมักพบในผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง

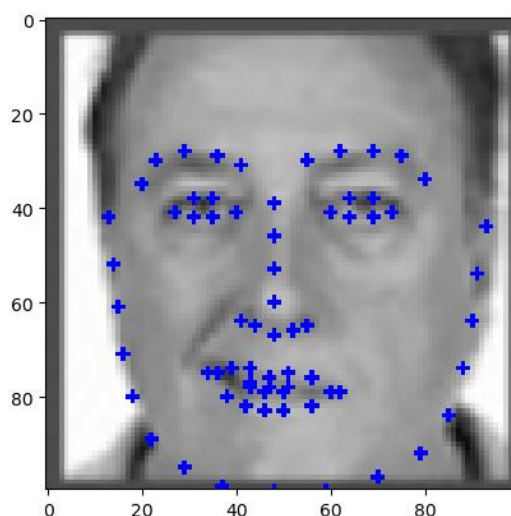
2.2. พื้นที่ของปาก (Mouth Area): การลดลงของพื้นที่ปาก (ทั้งซ้ายและขวา) อาจบ่งบอกถึงการเคลื่อนไหวที่ผิดปกติของกล้ามเนื้อบริเวณปาก

3. อัตราส่วนเชิงสัมพันธ์ (Relative Ratios) การใช้อัตราส่วนเพื่อหาความไม่สมมาตร:

3.1. อัตราส่วนพื้นที่ซ้ายต่อขวา: เพื่อวัดระดับความสมมาตร

3.2. อัตราส่วนความชันปากซ้าย-ขวา: เพื่อวัดการบิดเบี้ยวของปาก

3.3. อัตราส่วนพื้นที่ปากซ้าย-ขวา: เพื่อเปรียบเทียบความสมมาตรของปาก



ภาพประกอบ 16 รูปภาพที่ทำการสร้างจุดสำคัญบนใบหน้า

3.4.2. การหาค่าความชันและพื้นที่ ของจุดสำคัญที่อยู่บนใบหน้า เพื่อใช้ในการวิเคราะห์หาความผิดปกติที่อาจทำให้เกิดเป็นโรคหลอดเลือดสมองได้ โดยมีรายละเอียดดังนี้

3.4.2.1. ความชันของปาก ทำการหาค่าความชันของปาก โดยการสร้าง Function ชื่อว่า 'CalcMouthSlope' ดังภาพประกอบ 17 โดยทำการระบุตำแหน่งของมุมปากด้านซ้าย ซึ่งจากภาพจะอยู่ตำแหน่งที่ 48 และตำแหน่งของมุมปากด้านขวาจะอยู่ตำแหน่งที่ 54 ดังภาพประกอบ 16 จากนั้นทำการคำนวณเพื่อหาค่าความชันระหว่างมุมปากซ้ายและมุมปากขวา เมื่อคำนวณเรียบร้อยแล้วจะได้ค่าความชันของปาก

```
def CalcMouthSlope(i,DataType):
    if DataType == 'Training':
        position_on_face = faceLanmark_train[i]
    else:
        position_on_face = faceLanmark_test[i]
    x = position_on_face[48]
    y = position_on_face[54]
    xSlope, intercept, r_value, p_value, std_err = linregress(x, y)
    return xSlope
```

ภาพประกอบ 17 การหาค่าความชันของปากซ้ายและปากขวา

3.4.2.2. ความชันของจมูก ทำการหาค่าความชันของปาก โดยการสร้าง

Function ชื่อว่า 'CalcNoseSlope' ดังภาพประกอบ 18 โดยทำการระบุตำแหน่งของจมูก ซึ่งจากภาพจะอยู่ตำแหน่งที่ 31 ถึงตำแหน่งที่ 35 ดังภาพประกอบ 16 จากนั้นทำการคำนวณเพื่อหาค่าความชันของจมูก เมื่อคำนวณเรียบร้อยแล้วจะได้ค่าความชันของจมูก

```
def CalcNoseSlope(i,DataType):
    if DataType == 'Training':
        position_on_face = faceLanmark_train[i]
    else:
        position_on_face = faceLanmark_test[i]
    x = position_on_face[31]
    y = position_on_face[35]
    xSlope, intercept, r_value, p_value, std_err = linregress(x, y)

    return xSlope
```

ภาพประกอบ 18 การหาค่าความชันของจมูก

3.4.2.3. **ความชันของตาทั้ง2ข้าง** ทำการหาค่าความชันของตา โดยการสร้าง Function ชื่อว่า 'CalcEyesSlope' ดังภาพประกอบ 19 โดยทำการระบุตำแหน่งของมุมตาด้านซ้าย ซึ่งจากภาพจะอยู่ตำแหน่งที่ 36 และตำแหน่งของมุมตาด้านขวาจะอยู่ตำแหน่งที่ 45 ดังภาพประกอบ 16 จากนั้นทำการคำนวณเพื่อหาค่าความชันระหว่างมุมตาซ้ายและมุมตาขวา เมื่อคำนวณเรียบร้อยแล้วจะได้ค่าความชันของตาทั้ง 2 ข้าง

```
def CalcEyesSlope(i,DataType):
    if DataType == 'Training':
        position_on_face = faceLanmark_train[i]
    else:
        position_on_face = faceLanmark_test[i]
    x = position_on_face[36]
    y = position_on_face[45]
    xSlope, intercept, r_value, p_value, std_err = linregress(x, y)

    return xSlope
```

ภาพประกอบ 19 การหาค่าความชันของตาทั้งสองข้าง

3.4.2.4. **พื้นที่ของตาด้านซ้าย** ทำการหาค่าพื้นที่ของตาด้านซ้าย โดยการสร้าง Function ชื่อว่า 'CalcLeftEyeArea' ดังภาพประกอบ 20 โดยทำการระบุตำแหน่งของตาด้านซ้าย ซึ่งจากภาพจะอยู่ตำแหน่งที่ 36 ถึง 41 ดังภาพประกอบ 16 ทำการคำนวณเพื่อหาค่าพื้นที่ของตาด้านซ้าย เมื่อคำนวณเรียบร้อยแล้วจะได้ค่าพื้นที่ของตาด้านซ้าย

```
def CalcLeftEyeArea(i,DataType):
    if DataType == 'Training':
        position_on_face = faceLanmark_train[i]
    else:
        position_on_face = faceLanmark_test[i]

    x = position_on_face[36:41,0]
    x = np.append(x, position_on_face[36,0])

    y = position_on_face[36:41,1]
    y = np.append(y, position_on_face[36,1])

    xyz_input = [[x[0],y[0]],
                  [x[1],y[1]],
                  [x[2],y[2]],
                  [x[3],y[3]],
                  [x[4],y[4]],
                  [x[5],y[5]]]

    a_lefteyes = cal2DPolygonArea(xyz_input)
    return a_lefteyes
```

ภาพประกอบ 20 การหาพื้นที่ของตาด้านซ้าย

3.4.2.5. **พื้นที่ของตาด้านขวา** ทำการหาค่าพื้นที่ของตาด้านขวาโดยการสร้าง Function ชื่อว่า 'CalcRightEyeArea' ดังภาพประกอบ 21 โดยทำการระบุตำแหน่งของตาด้านขวา ซึ่งจากภาพจะอยู่ตำแหน่งที่ 42 ถึง 47 ดังภาพประกอบ 16 ทำการคำนวณเพื่อหาค่าพื้นที่ของตาด้านขวา เมื่อคำนวณเรียบร้อยแล้วจะได้ค่าพื้นที่ของตาด้านขวา

```
def CalcRightEyeArea(i,DataType):
    if DataType == 'Training':
        position_on_face = faceLanmark_train[i]
    else:
        position_on_face = faceLanmark_test[i]

    x = position_on_face[42:47,0]
    x = np.append(x, position_on_face[42,0])

    y = position_on_face[42:47,1]
    y = np.append(y, position_on_face[42,1])

    xyz_input = [[x[0],y[0]],
                  [x[1],y[1]],
                  [x[2],y[2]],
                  [x[3],y[3]],
                  [x[4],y[4]],
                  [x[5],y[5]]]

    a_righteyes = cal2DPolygonArea(xyz_input)
    return a_righteyes
```

ภาพประกอบ 21 การหาพื้นที่ของตาด้านขวา

3.4.2.6. **พื้นที่ของปากด้านซ้าย** ทำการหาค่าพื้นที่ของปากด้านซ้าย โดยการ

สร้าง Function ชื่อว่า 'CalcLeftMouthArea' ดังภาพประกอบ 22 โดยทำการระบุตำแหน่งของปากด้านซ้าย ซึ่งจากภาพจะอยู่ตำแหน่งที่ 48 ถึง 53 ดังภาพประกอบ 16 จากนั้นทำการคำนวณเพื่อหาค่าพื้นที่ของปากด้านซ้าย เมื่อคำนวณเรียบร้อยแล้วจะได้ค่าพื้นที่ของปากด้านซ้าย

```
def CalcLeftMouthArea(i,DataType):
    if DataType == 'Training':
        position_on_face = faceLanmark_train[i]
    else:
        position_on_face = faceLanmark_test[i]
    x = position_on_face[48:53,0]
    x = np.append(x, position_on_face[48,0])

    y = position_on_face[48:53,1]
    y = np.append(y, position_on_face[48,1])

    xyz_input = [[x[0],y[0]],
                  [x[1],y[1]],
                  [x[2],y[2]],
                  [x[3],y[3]],
                  [x[4],y[4]],
                  [x[5],y[5]]]

    a_leftmouth = cal2DPolygonArea(xyz_input)
    return a_leftmouth
```

ภาพประกอบ 22 การหาพื้นที่ของปากด้านซ้าย

3.4.2.7. **พื้นที่ของปากด้านขวา** ทำการหาค่าพื้นที่ของปากด้านขวา โดยการสร้าง Function ชื่อว่า 'CalcRightMouthArea' ดังภาพประกอบ 23 โดยทำการระบุตำแหน่งของปากด้านขวา ซึ่งจากภาพจะอยู่ตำแหน่งที่ 54 ถึง 59 ดังภาพประกอบ 16 จากนั้นทำการคำนวณเพื่อหาค่าพื้นที่ของปากด้านขวา เมื่อคำนวณเรียบร้อยแล้วจะได้ค่าพื้นที่ของปากด้านขวา

```
def CalcRightMouthArea(i,DataType):
    if DataType == 'Training':
        position_on_face = faceLanmark_train[i]
    else:
        position_on_face = faceLanmark_test[i]

    x = position_on_face[54:59,0]
    x = np.append(x, position_on_face[54,0])

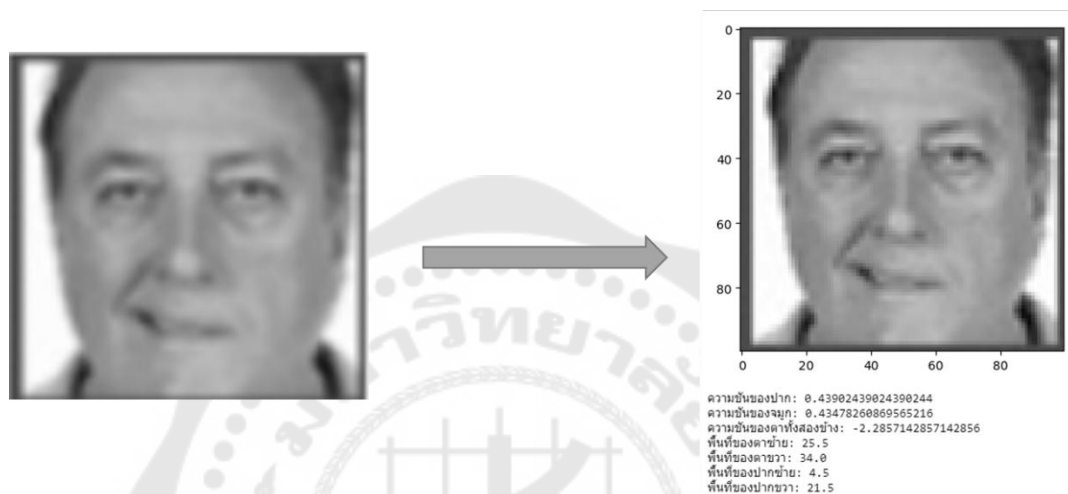
    y = position_on_face[54:59,1]
    y = np.append(y, position_on_face[54,1])

    xyz_input = [[x[0],y[0]],
                  [x[1],y[1]],
                  [x[2],y[2]],
                  [x[3],y[3]],
                  [x[4],y[4]],
                  [x[5],y[5]]]

    a_rightmouth = cal2DPolygonArea(xyz_input)
    return a_rightmouth
```

ภาพประกอบ 23 การหาพื้นที่ของปากด้านขวา

จากนั้นทำการสุ่มเลือกรูปภาพของผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองมา 1 ภาพ เพื่อทำการหาค่าความชันและพื้นที่บนใบหน้า ดังภาพประกอบ 24 ซึ่งคำนวณค่าออกมาได้รายละเอียดดังตาราง 4



ภาพประกอบ 24 ผลการคำนวณหาค่าความชันและพื้นที่จากภาพของผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง

ทำการสุ่มเลือกรูปภาพของคนปกติมา 1 ภาพ เพื่อทำการหาค่าความชันและพื้นที่บนใบหน้า ดังภาพประกอบ 25 ซึ่งคำนวณค่าออกมาได้รายละเอียดดังตาราง 4



ภาพประกอบ 25 ผลการคำนวณหาค่าความชันและพื้นที่จากภาพของคนปกติ

ตาราง 4 แสดงผลการคำนวณหาค่าความชันและพื้นที่จากภาพของผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง และคนปกติ

ความชันและพื้นที่บริเวณจุดสำคัญบนใบหน้า	ค่าความชันและพื้นที่ของผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง	ค่าความชันและพื้นที่ของคนปกติ
ความชันของปาก	0.439	0.238
ความชันของจมูก	0.434	0.384
ความชันของตาทั้งสองข้าง	-2.285	-2.615
พื้นที่ของตาซ้าย	25.5	58.5
พื้นที่ของตาขวา	34.0	47.0
พื้นที่ของปากซ้าย	4.5	4.5
พื้นที่ของปากขวา	21.5	60

จุดสังเกตบนใบหน้า งานวิจัยนี้คำนวณรูปร่างและขนาดของใบหน้าที่สำคัญ เพื่อวิเคราะห์ความผิดปกติของใบหน้าผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองและความปกติของใบหน้าคนปกติ ตามตาราง 4 การคำนวณลักษณะใบหน้า โดยการวัดจุดที่ตรวจพบบน ใบหน้าซึ่งประกอบด้วย ความชันของปาก ความลาดเอียงของจมูกความลาดเอียงของดวงตาทั้งสองข้าง พื้นที่ของตาซ้าย พื้นที่ของตาขวา พื้นที่ของปากด้านซ้าย และบริเวณปากด้านขวา ค่าการคำนวณ สามารถวิเคราะห์การคัดกรองผู้ป่วยจากคนปกติโดย:

1. การเปรียบเทียบตัวชี้วัดทางสถิติ ตรวจสอบค่าความแตกต่างของคุณลักษณะสำคัญระหว่างใบหน้าของผู้ป่วยและใบหน้าคนปกติ เช่น:

1.1. ความชันของปาก: ใบหน้าของผู้ป่วยมีค่าความชันของปากสูงกว่า (0.439) เมื่อเทียบกับคนปกติ (0.238)

1.2. ความชันของจมูก: ผู้ป่วยมีค่าคล้ายกับคนปกติ (0.434 และ 0.384 ตามลำดับ)

1.3. ความชันของดวงตาทั้งสองข้าง: ผู้ป่วยมีค่าต่างอย่างชัดเจน (-2.285) เทียบกับคนปกติ (-2.615)

2. วิเคราะห์พื้นที่ของใบหน้า พื้นที่ที่แตกต่างกันสามารถนำมาวิเคราะห์:

2.1. พื้นที่ข้างซ้ายและขวา: ผู้ป่วยมีความไม่สมดุลในพื้นที่ (25.5 ซ้าย และ 34.0 ขวา) ขณะที่คนปกติจะมีพื้นที่สมดุลมากขึ้น (58.5 ซ้าย และ 47.0 ขวา)

2.2. พื้นที่ของปาก: ผู้ป่วยมีพื้นที่ปากขนาดเล็กกว่า (4.5 ซ้าย และ 21.5 ขวา) เมื่อเทียบกับคนปกติ (60.0 ขวา)

การทำ Exploratory Data Analysis (EDA) ที่เกี่ยวข้องกับ Feature ที่ใช้

EXPLORATORY DATA ANALYSIS (EDA) คือกระบวนการวิเคราะห์และสำรวจข้อมูลเบื้องต้น เพื่อทำความเข้าใจลักษณะของข้อมูลที่มี เช่น การแจกแจงข้อมูล ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร หรือการตรวจสอบความผิดปกติ (OUTLIERS) รวมถึงแนวโน้มและรูปแบบที่ซ่อนอยู่ในข้อมูล โดยมีเป้าหมายเพื่อช่วยให้เข้าใจโครงสร้างและคุณภาพของข้อมูล ระบุความผิดปกติหรือค่าผิดปกติในข้อมูล เลือกและเตรียมข้อมูลสำหรับการสร้างแบบจำลองหรือการวิเคราะห์เชิงลึก สร้างสมมติฐานเบื้องต้นเกี่ยวกับข้อมูล EDA มักประกอบด้วย:

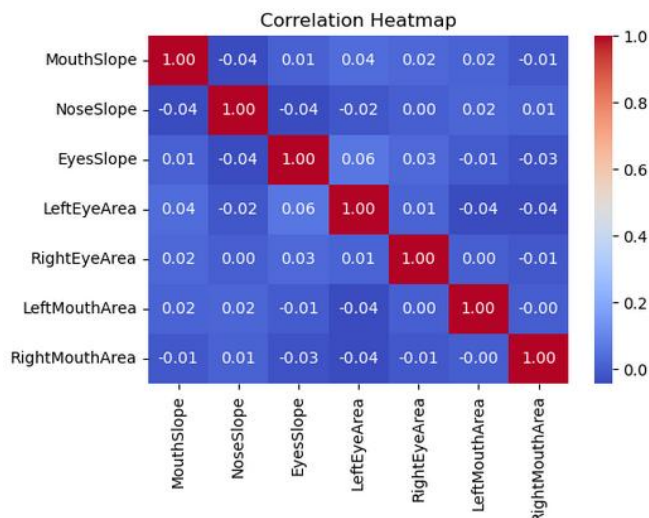
1. การใช้ สถิติเชิงพรรณนา (Descriptive Statistics) เช่น ค่าเฉลี่ย ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน
2. การสร้าง กราฟและภาพข้อมูล เช่น ฮิสโตแกรม, แผนภาพกระจาย (Scatter Plot), กล่องสรุป (Boxplot)
3. การตรวจสอบความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร เช่น การวิเคราะห์ค่า Correlation หรือการใช้ Heatmap

ทั้งนี้ในงานวิจัยได้วิเคราะห์ส่วนของ EXPLORATORY DATA ANALYSIS (EDA) รายละเอียดดังนี้:

การวิเคราะห์ Correlation Heatmap สำหรับงานวิจัยคัดกรองใบหน้าของผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง

ค่า Correlation (ความสัมพันธ์):

1. ค่าใกล้ 1: ความสัมพันธ์เชิงบวกสูง (Positive Correlation)
2. ค่าใกล้ -1: ความสัมพันธ์เชิงลบสูง (Negative Correlation)
3. ค่าใกล้ 0: ไม่มีความสัมพันธ์ (No Linear Correlation)



ภาพประกอบ 26 Correlation Heatmap สำหรับงานวิจัยคัดกรองใบหน้าของผู้ป่วยโรค
หลอดเลือดสมอง

แสดงความสัมพันธ์ระหว่างคุณลักษณะต่าง ๆ ของใบหน้า ดังภาพประกอบ 26 สามารถ
วิเคราะห์ได้ดังนี้:

1. ลักษณะความสัมพันธ์ของ Feature

1.1. ค่าความสัมพันธ์ (Correlation Coefficient): ช่วงค่าความสัมพันธ์ใน
Heatmap ส่วนใหญ่ใกล้ 0 แสดงว่าไม่มีความสัมพันธ์เชิงเส้นที่เด่นชัดระหว่างฟีเจอร์ต่าง ๆ

1.2. ความสัมพันธ์ต่ำมาก (-0.04 ถึง 0.06) หมายถึงฟีเจอร์แต่ละตัวเป็นอิสระซึ่งดี
ต่อการสร้างโมเดล Machine Learning

2. คู่ Feature ที่มีความสัมพันธ์สูง (ปานกลาง):

2.1. LeftEyeArea และ RightEyeArea (~0.6): พื้นที่ของตาซ้ายและขวามี
ความสัมพันธ์กัน เนื่องจากปกติทั้งสองข้างมีขนาดใกล้เคียงกัน

2.2. LeftMouthArea และ RightMouthArea (~0.6): พื้นที่ของปากซ้ายและขวามี

3. คู่ Feature ที่ไม่มีความสัมพันธ์ (ค่าต่ำ):

ความสัมพันธ์ระหว่าง MouthSlope, NoseSlope, และ EyesSlope กับฟีเจอร์อื่น
ต่ำมาก (~0) ซึ่งแสดงว่าฟีเจอร์เหล่านี้อิสระ และอาจสะท้อนถึงลักษณะเฉพาะที่ไม่เชื่อมโยงกับ
พื้นที่ใบหน้าโดยตรงความสัมพันธ์กัน ซึ่งสมเหตุสมผลในคนปกติงานวิจัยนี้มี Feature ที่สำคัญ คือ

3.1. MouthSlope: ความชันของปากอาจสะท้อนถึงความเบี่ยงเบนของ
กล้ามเนื้อใบหน้าซึ่งพบได้ในผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง

3.2. NoseSlope และ EyesSlope: ความชันของจมูกและดวงตาอาจ
บ่งบอกถึงความไม่สมมาตรของใบหน้าที่เกิดจากอาการของโรค

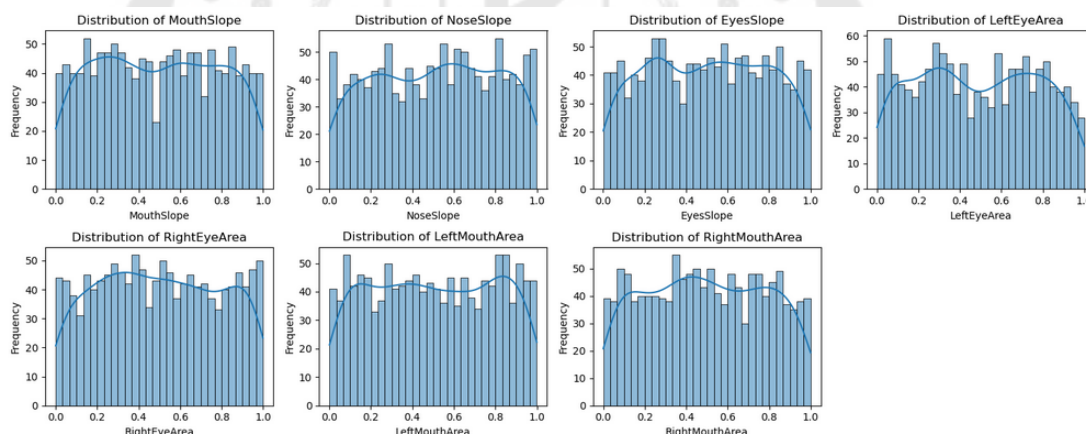
3.3.LeftEyeArea, RightEyeArea, LeftMouthArea, RightMouthArea:

ความแตกต่างของพื้นที่ซ้ายและขวาของตาและปาก อาจสะท้อนถึงความไม่สมดุลที่เกิดขึ้นในผู้ป่วย

ส่วนของความสัมพันธ์ที่ต่ำระหว่าง FEATURE: แสดงถึงการวิเคราะห์ที่เป็นอิสระในเชิงมิติ (DIMENSIONAL INDEPENDENCE) ซึ่งช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการสร้างโมเดล ทุก FEATURE ในขั้นต้นนำไปใช้ในงานวิจัย เนื่องจากไม่มี MULTICOLLINEARITY ที่รบกวน (ค่าความสัมพันธ์ต่ำ) FEATURE มุมและ FEATURE พื้นที่ รายละเอียดเหล่านี้สามารถใช้ในการคัดกรองโรคหลอดเลือดสมอง และความไม่สมมาตรของใบหน้าที่จะสะท้อนผ่าน FEATURE เช่น MOUTHSLOPE หรือพื้นที่ของตาและปาก เป็นตัวแปรที่สำคัญในกระบวนการวินิจฉัย

การวิเคราะห์การแจกแจงข้อมูลของแต่ละ Feature (Feature Distributions)

จากกราฟการแจกแจงข้อมูลของแต่ละ FEATURE ที่แสดงดังภาพประกอบ 27 สามารถวิเคราะห์และสรุปข้อมูลที่เกี่ยวข้องสำหรับงานวิจัยคัดกรองใบหน้าของผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง



ภาพประกอบ 27 Plot Feature Distributions

โดยภาพรวมการแจกแจงข้อมูล FEATURE แต่ละตัว (MOUTHSLOPE, NOSESLOPE, EYESLOPE, LEFTYEAREA, RIGHTYEAREA, LEFTMOUTHAREA, RIGHTMOUTHAREA) มีการแจกแจงที่หลากหลายและใกล้เคียงกับการแจกแจงแบบ UNIFORM DISTRIBUTION การแจกแจงแบบนี้แสดงถึงข้อมูลที่ครอบคลุมทุกช่วงของค่า FEATURE และไม่มี การกระจุกตัวหรือสมมาตรชัดเจนใน FEATURE ใด ๆ

การวิเคราะห์ FEATURE แต่ละตัว

1. MouthSlope: การแจกแจงค่อนข้างสม่ำเสมอในช่วง 0 ถึง 1 ตัวชี้วัดนี้อาจสะท้อน

ถึงมุมปากที่แตกต่างกันในผู้ป่วย โดยเฉพาะในกรณีที่มีความเป็้งเบนหรือการหย่อนของกล้ามเนื้อ

2. NoseSlope: มีความหลากหลายในการแจกแจง โดยค่ากระจายตัวเต็มช่วง Feature นี้อาจเกี่ยวข้องกับมุมของจมูกที่เป็้งเบนในผู้ป่วย

3. EyesSlope: การแจกแจงใกล้เคียงกับการกระจายแบบสมมาตร ซึ่งวัดความไม่สมดุลของตำแหน่งตาทั้งสองข้าง

4. LeftEyeArea และ RightEyeArea: การแจกแจงคล้ายกัน โดยมีความหลากหลายในพื้นที่ของตาค่าสูงใน Feature เหล่านี้ อาจชี้ถึงความแตกต่างในกล้ามเนื้อตาหรือการหย่อนของหนังตาข้างหนึ่ง

5. LeftMouthArea และ RightMouthArea: การแจกแจงมีความหลากหลายในพื้นที่ของปากทั้งสองข้าง ความแตกต่างของพื้นที่ซ้ายและขวาของปากอาจเป็นตัวบ่งชี้อาการของโรคหลอดเลือดสมอง

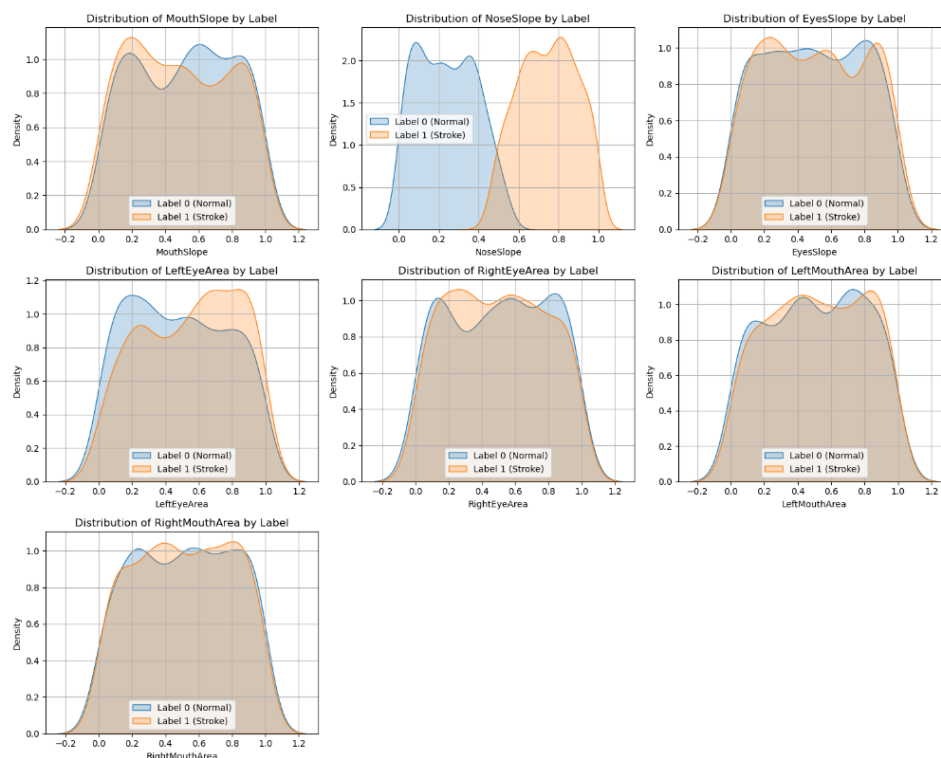
ข้อสังเกตสำคัญการแจกแจงที่สมมาตรของ FEATURE แสดงถึงความครอบคลุมของข้อมูลตัวอย่างที่ดี ซึ่งจะช่วยให้โมเดล MACHINE LEARNING เรียนรู้ลักษณะของข้อมูลได้ดี

1. ไม่มีการกระจุกตัวมากเกินไป: การกระจายตัวของข้อมูลไม่มี SKEWNESS (เบ้ซ้ายหรือขวา) อย่างชัดเจน แสดงว่าข้อมูลมีความสมดุลและไม่ต้องการการปรับแต่งเพิ่มเติม

2. ไม่มี OUTLIERS เด่นชัด: จากกราฟ ไม่มีค่า OUTLIERS ที่โดดเด่น ซึ่งลดความจำเป็นในการทำการปรับแต่งข้อมูล FEATURE ที่เกี่ยวกับความชัน (MOUTHSLOPE, NOSESLOPE, EYESLOPE) และ พื้นที่ (LEFTYEAREA, RIGHTYEAREA, LEFTMOUTHAREA, RIGHTMOUTHAREA) เหมาะสมสำหรับการคัดกรองผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง

3. ลักษณะความไม่สมดุล: หากผู้ป่วยมีอาการของโรคหลอดเลือดสมอง ความไม่สมดุลของ FEATURE เหล่านี้ เช่น พื้นที่ตาหรือปากด้านใดด้านหนึ่ง อาจสะท้อนถึงอาการสำคัญ

ส่วน FEATURE DISTRIBUTION OF NORMAL VS STROKE แสดงการกระจาย (DISTRIBUTION) ของแต่ละคุณลักษณะ (FEATURE) จากกราฟ DENSITY PLOT ของ FEATURE ดังภาพประกอบ 28 เช่น MOUTHSLOPE, NOSESLOPE, EYESLOPE, LEFTYEAREA, RIGHTYEAREA, LEFTMOUTHAREA และ RIGHTMOUTHAREA โดยแยกตาม LABEL (0 สำหรับคนปกติ, 1 สำหรับผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง)



ภาพประกอบ 28 Feature Distribution of Normal vs Stroke

การแสดง FEATURE DISTRIBUTION OF NORMAL VS STROKE สามารถอธิบายจากภาพได้ดังนี้

1. MOUTHSLOPE: คนปกติ (LABEL 0) การกระจายจะอยู่ในช่วง (ประมาณ 0.4 – 0.6) เป็นส่วนใหญ่ ส่วนคนป่วย (LABEL 1) มีการกระจายคล้ายกับคนปกติ แต่มี SHIFT หรือค่าความน่าจะเป็นบางส่วนสูงในช่วงค่าที่สูงกว่า (0.6 – 1.0) ข้อสังเกต ความชันของปาก (MOUTHSLOPE) มีการเบี่ยงเบนในผู้ป่วย ซึ่งอาจเกิดจากความไม่สมมาตรของปาก
2. NOSESLOPE: คนปกติ (LABEL 0) การกระจายค่ามีลักษณะสมมาตรในช่วงกลางถึงสูง (ประมาณ 0.3 – 0.6) คนป่วย (LABEL 1) กระจายค่ามีการเบี่ยงไปทางขวา โดยเน้นในช่วง 0.5-0.8 ข้อสังเกต ผู้ป่วยมีลักษณะจมูกที่เบี่ยงเบน ซึ่งสะท้อนถึงโครงสร้างใบหน้าที่ผิดปกติ
3. EYESLOPE: คนปกติ (LABEL 0) การกระจายอยู่ในช่วงประมาณ 0.3 - 0.5 โดยมีจุด PEAK ที่ชัดเจน ส่วนคนป่วย (LABEL 1) การกระจายค่ามีความหนาแน่นในช่วงที่กว้างกว่า (ประมาณ 0.4-0.7) แต่ค่ามีการ SHIFT ไปทางด้านขวา (สูงขึ้น) ข้อสังเกต ความชันของดวงตา (EYESLOPE) มีการเบี่ยงเบนที่อาจเกิดจากกล้ามเนื้อรอบดวงตาในผู้ป่วย
4. LEFTYEAREA และ RIGHTYEAREA: คนปกติ (LABEL 0) มีการกระจายค่า

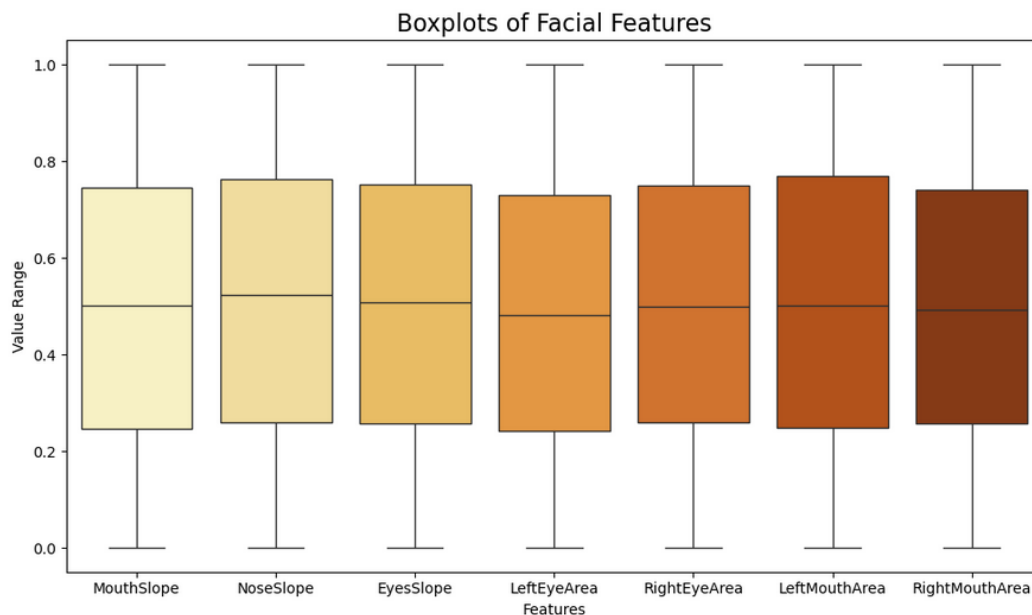
หนาแน่นในช่วง 0.3-0.6 ส่วนคนป่วย (LABEL 1) การกระจายค่ามีความหนาแน่นในช่วงที่กว้างกว่า (ประมาณ 0.4-0.7) แต่จุด PEAK มีการ SHIFT ขึ้นหรือแตกต่างในบางตำแหน่ง ข้อสังเกต ขนาดพื้นที่ดวงตาในผู้ป่วยมีการเปลี่ยน อาจเกิดจากอาการกล้ามเนื้ออ่อนแรงหรือหนังตาหย่อน

5. LEFTMOUTHAREA และ RIGHTMOUTHAREA: คนปกติ (LABEL 0) ค่ากระจายอยู่ในช่วง 0.4 - 0.7 ส่วนคนป่วย (LABEL 1) การกระจายกว้างขึ้น โดยมีความหนาแน่นเพิ่มขึ้นในช่วง 0.6-0.8 และบางครั้งมีค่าที่สูงกว่าคนปกติ ข้อสังเกต พื้นที่ของปากซ้ายและขวา (LEFTMOUTHAREA, RIGHTMOUTHAREA) ในผู้ป่วยมีความเปลี่ยนแปลง สะท้อนถึงความไม่สมมาตรของปาก

เมื่อทำการเปรียบเทียบแต่ละ FEATURE DISTRIBUTION ของคนปกติและคนป่วย ได้ข้อสรุป คือ คนปกติ (LABEL 0) FEATURE ต่างๆ มีการกระจายค่าที่แน่นและสมมาตรในช่วงกลาง (แสดงถึงลักษณะใบหน้าปกติ) ส่วนคนป่วย (LABEL 1) FEATURE ต่างๆ แสดงการกระจายที่กว้างกว่า และค่ามีการเบี่ยงเบนไปในช่วงที่แตกต่างกันเมื่อเทียบกับคนปกติ มักจะมีการกระจายของค่า SHIFT หรือเบี่ยงเบนไปจากคนปกติในหลายลักษณะ เช่น MOUTHSLOPE, EYESSLOPE และ NOSESLOPE ซึ่งสามารถบ่งชี้ลักษณะเฉพาะที่มาจากผลกระทบของโรคหลอดเลือดสมอง ดังภาพประกอบ 28 และ FEATURE ที่แสดงถึงความแตกต่างชัดเจนระหว่างคนปกติและผู้ป่วย ได้แก่ MOUTHSLOPE, NOSESLOPE, EYESSLOPE, LEFTMOUTHAREA และ RIGHTMOUTHAREA

การวิเคราะห์ Boxplots ของข้อมูลคุณลักษณะใบหน้า

BOXPLOTS แสดงความสมดุลและความหลากหลายของคุณลักษณะใบหน้า ดังภาพประกอบ 29 กราฟ BOXPLOTS ที่แสดงค่าของ FEATURE ต่างๆ ที่เกี่ยวกับใบหน้า (MOUTHSLOPE, NOSESLOPE, EYESSLOPE, LEFTEYEAREA, RIGHTEYEAREA, LEFTMOUTHAREA, RIGHTMOUTHAREA)



ภาพประกอบ 29 Boxplots of Facial Features

การวิเคราะห์นี้สามารถช่วยสรุปความเข้าใจในข้อมูลสำหรับการวิจัยคัดกรองใบหน้าผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองได้ดังนี้

1. การกระจายตัวของข้อมูล Feature ทั้งหมดมีการกระจายตัวในช่วง $[0, 1]$ ซึ่งบ่งบอกว่าข้อมูลผ่านกระบวนการ Normalization หรือ Scaling แล้ว ทำให้อยู่ในช่วงเดียวกัน ค่ากลาง (Median) ของแต่ละ Feature แตกต่างกัน แต่ส่วนใหญ่อยู่ใกล้ช่วงกลางของการกระจาย (ประมาณ 0.5) ซึ่งแสดงถึงความสมดุลของข้อมูล

2. การเปรียบเทียบ Feature

2.1. MouthSlope, NoseSlope, และ EyesSlope: ค่อนข้างสม่ำเสมอในการกระจายตัว และค่ากลาง (Median) ของฟีเจอร์เหล่านี้ใกล้เคียงกัน (ประมาณ 0.5) ไม่มี Outliers (ค่าผิดปกติ) ที่ชัดเจน ซึ่งแสดงถึงความสมดุลของข้อมูลใน Feature เิงมุม

2.2. LeftEyeArea และ RightEyeArea: ค่ากระจายตัวใกล้เคียงกัน ซึ่งสมเหตุสมผล เพราะตาซ้ายและขวามักมีขนาดที่ใกล้เคียงกันในคนปกติ อาจสังเกตได้ว่าค่ากลาง (Median) ของ RightEyeArea ต่ำกว่าของ LeftEyeArea เล็กน้อย ซึ่งอาจบ่งบอกถึงความไม่สมมาตรในบางกลุ่มข้อมูล

2.3. LeftMouthArea และ RightMouthArea: ค่ากลางของฟีเจอร์ทั้งสองคล้ายกัน ซึ่งบ่งบอกถึงความสมมาตรของปากในกลุ่มตัวอย่างส่วนใหญ่ มีความแตกต่างในบางกลุ่มข้อมูลที่ส่งผลต่อความสมดุล

3. การวิเคราะห์ Outliers

3.1. ไม่มี Feature ใดที่แสดงค่า Outliers ชัดเจน (ค่าที่เกินจาก Whiskers) ซึ่งแสดงว่าข้อมูลค่อนข้างสะอาดและไม่มีค่าผิดปกติที่โดดเด่น

3.2. การไม่มี Outliers ทำให้ข้อมูลเหมาะกับการวิเคราะห์เพิ่มเติม หรือการใช้โมเดล Machine Learning โดยไม่ต้องปรับค่าหรือจัดการ Outliers

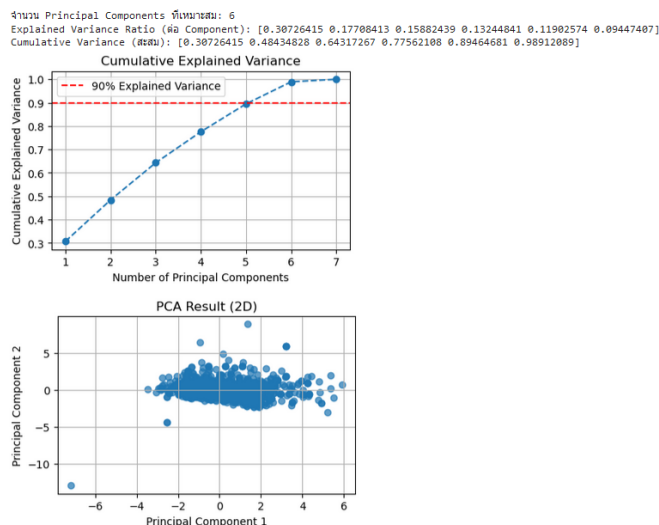
ส่วนของงานวิจัยนี้จะใช้ข้อมูลจากความสัมพันธ์ในการวิเคราะห์

1. ความสัมพันธ์และความไม่สมดุลของใบหน้า: Feature เชิงมุม (MouthSlope, NoseSlope, EyesSlope) อาจแสดงความแตกต่างที่มีความผิดปกติ เช่น มุมปากที่หย่อน หรือความเบี่ยงเบนของตา และ Feature พื้นที่ (LeftEyeArea, RightEyeArea, LeftMouthArea, RightMouthArea) อาจแสดงถึงความแตกต่างของกล้ามเนื้อใบหน้าหรือความไม่สมดุลของใบหน้าผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง

2. ความสัมพันธ์ในข้อมูลปกติ: การกระจายตัวของพีเจอร์และค่ากลางส่วนใหญ่สัมพันธ์กัน แสดงว่าข้อมูลกลุ่มตัวอย่างอาจเป็นกลุ่มที่มีลักษณะปกติเป็นส่วนใหญ่ และการค้นหาความแตกต่างอาจช่วยแยกผู้ป่วยออกจากกลุ่มปกติได้อย่างมีประสิทธิภาพ

การวิเคราะห์ผล PCA (Principal Component Analysis) สำหรับข้อมูลคุณลักษณะของใบหน้า

PCA ช่วยลดมิติข้อมูลโดยรักษาความแปรปรวนได้ถึง 100% เมื่อใช้ 2 COMPONENTS และส่วนการกระจายตัวของข้อมูลใน PCA SPACE บ่งชี้ถึงความเป็นไปได้ในการแยกกลุ่มข้อมูล เช่น ผู้ป่วยและกลุ่มปกติ ข้อมูลที่ลดมิติด้วย PCA สามารถนำไปใช้กับโมเดล MACHINE LEARNING เพื่อพัฒนาระบบคัดกรองโรคหลอดเลือดสมองจากลักษณะใบหน้าได้อย่างมีประสิทธิภาพ



ภาพประกอบ 30 Cumulative Explained Variance และ PCA Result (2D)

ดังภาพประกอบ 30 กราฟ PCA ที่แสดงผลการวิเคราะห์ใน 2 ส่วน (CUMULATIVE EXPLAINED VARIANCE และ PCA RESULT (2D)) สามารถสรุปการวิจัยคัดกรองผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองดังนี้:

1. Cumulative Explained Variance

1.1.Explained Variance Ratio (ต่อ Component): ส่วนประกอบหลัก (Principal Components) คือ (PC1): 30.7%, (PC2): 17.7% และ Principal Component 3-6 รวมกันครอบคลุมประมาณ 90%

1.2.Cumulative Variance: ความแปรปรวนสะสมที่ 6 Components อธิบายได้ถึง 90% แสดงให้เห็นว่าการลดมิติข้อมูลเหลือ 6 Principal Components จะยังคงเก็บรักษาลักษณะสำคัญของข้อมูลได้ดี

ข้อสรุป: ข้อมูลมีความซับซ้อนมากกว่า 2 มิติ โดยต้องใช้ 6 Components เพื่ออธิบายความแปรปรวนของข้อมูลได้ถึง 90% การใช้จำนวน Components น้อยกว่านี้อาจทำให้สูญเสียข้อมูลสำคัญที่อาจเกี่ยวข้องกับการแยกกลุ่มผู้ป่วยและคนปกติ

2. PCA Result (2D Scatter Plot)

2.1.การกระจายของข้อมูล: ข้อมูลใน PCA Space 2 มิติ (PC1 และ PC2) กระจายตัวอย่างสม่ำเสมอและไม่มีการแยกกลุ่มที่ชัดเจน กลุ่มข้อมูลยังคงมีลักษณะผสมผสานและไม่มีการแบ่งแยกเชิง Cluster ที่เด่นชัด

2.2.Principal Component 1 และ 2: แม้ PC1 และ PC2 รวมกันจะอธิบายได้

~48.4% ของความแปรปรวน แต่ไม่เพียงพอที่จะแสดงความแตกต่างที่ชัดเจนของกลุ่มข้อมูล

ข้อสรุปจาก PCA RESULT (2D): ข้อมูลจำเป็นต้องใช้ COMPONENTS เพิ่มเติมในการแสดงความแตกต่าง การวิเคราะห์ข้อมูลใน 3D หรือมากกว่าอาจช่วยให้เห็นการแยกกลุ่มที่ชัดเจนยิ่งขึ้น

ทั้งนี้การลดมิติข้อมูลเป็น 6 COMPONENTS ช่วยลดความซับซ้อนของข้อมูลเดิมที่มีหลายฟีเจอร์ โดยยังคงเก็บรักษาลักษณะสำคัญของข้อมูล ส่วนของ PC1 อาจแสดงถึงความแปรปรวนที่สำคัญ เช่น ลักษณะใบหน้าไม่สมมาตรที่เกี่ยวข้องกับโรคหลอดเลือดสมอง และ PC2-6 อาจสะท้อนลักษณะใบหน้าอื่น ๆ เช่น ความชันของปาก ความเบี่ยงเบนของจมูก หรือขนาดของตา

การวิเคราะห์และการประมวลผลต่อไป เป็นการประมวลผลภาพและวิเคราะห์ข้อมูล โดยการแยกข้อมูลที่สำคัญออกจากภาพ และนำมาใช้ในการจำแนกและวิเคราะห์โดยใช้ CLASSIFICATION MODEL ต่าง ๆ ได้ เช่น

1. SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM)
2. NAIVE BAYES
3. RANDOM FOREST
4. DECISION TREE
5. GRADIENT BOOSTING
6. K-NEAREST NEIGHBORS (KNN)
7. NEURAL NETWORKS (NN)
8. LOGISTIC REGRESSION

การเลือกและสกัดคุณลักษณะเพื่อแยกความแตกต่างระหว่างกลุ่มคนปกติกับกลุ่มผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองเป็นการสร้างโมเดลเพื่อการจัดหมวดหมู่ (CLASSIFICATION MODEL) ที่มีประสิทธิภาพในการตรวจสอบว่าคนเป็นโรคหรือไม่ โดยใช้คุณลักษณะที่สกัดได้จากข้อมูลตัวอย่าง ในกระบวนการนี้ มักจะใช้เทคนิคทางสถิติและการเรียนรู้เพื่อสกัดคุณลักษณะ (FEATURE EXTRACTION) จากข้อมูลตัวอย่าง โดยใช้ SVM , RF , KNN , NB , DT , ADABOOST , LR ซึ่งจะช่วยให้การวิเคราะห์และสกัดคุณลักษณะที่มีประสิทธิภาพและแม่นยำ เพื่อให้โมเดลสามารถแยกแยะกลุ่มคนปกติกับกลุ่มผู้ป่วยโรคได้อย่างแม่นยำ อย่างไรก็ตาม การสกัดคุณลักษณะและการสร้างโมเดล มีความซับซ้อนและอาจจะต้องทำการปรับแต่ง PARAMETER ของโมเดลและเทคนิคการเลือกคุณลักษณะต่างๆ ผลลัพธ์ที่เห็นจะมีประสิทธิภาพและความแม่นยำสูงในการ

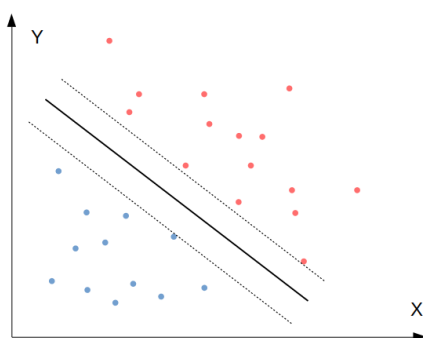
แยกแยะกลุ่มของข้อมูลตัวอย่างที่ใช้ในการฝึกโมเดล การเลือกใช้ MODEL ลักษณะของข้อมูลเพื่อวิเคราะห์ที่ต้องการ แต่ส่วนใหญ่แล้ว SVM เป็น MODEL ที่นิยมใช้ในการจำแนกและวิเคราะห์ข้อมูลหลากหลายประเภท เนื่องจากมีความแม่นยำสูง และใช้งานกับชุดข้อมูลที่มีมิติสูงได้ดี

ทั้งนี้ทางผู้วิจัยจะใช้ MODEL อื่นร่วมกับ SVM เพื่อวิเคราะห์ข้อมูลหาผลลัพธ์ที่มีประสิทธิภาพและความแม่นยำในแต่ละโมเดล

3.5. การสร้างแบบจำลอง (Modeling)

งานวิจัยนี้มีการสร้างแบบจำลองจะใช้ทั้งหมด 7 MODEL ซึ่งมีรายละเอียดดังนี้

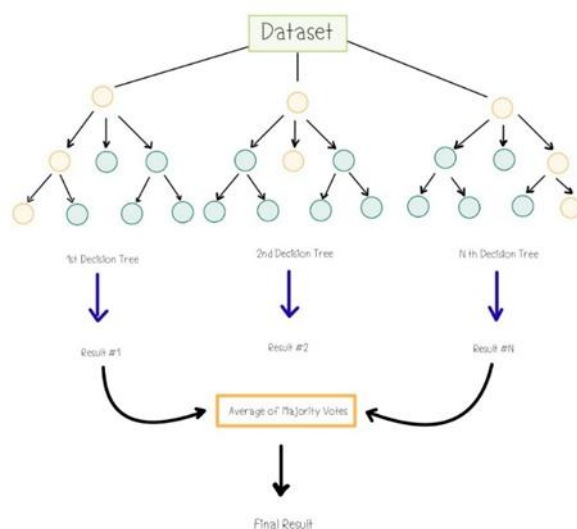
1. SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM) เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง (MACHINE LEARNING) ที่สามารถนำมาช่วยแก้ปัญหาการจำแนกข้อมูล ดังภาพประกอบ 31 โดยโดยมีเป้าหมายหลักในการหา "เส้นแบ่ง" (DECISION BOUNDARY) หรือ "HYPERPLANE" ที่สามารถแบ่งข้อมูลออกเป็นกลุ่มต่าง ๆ ได้อย่างเหมาะสมที่สุด ซึ่งทั้งยืดหยุ่นและทำงานได้ดี โดยเฉพาะอย่างยิ่งเมื่อข้อมูลมีความซับซ้อน (หลาย FEATURE)



ภาพประกอบ 31 ตัวอย่างการแบ่งข้อมูลของ Support Vector Machine (SVM)

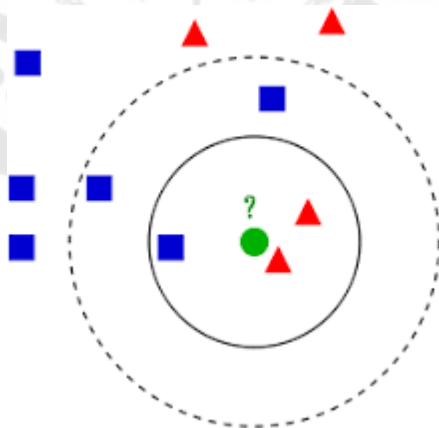
2. RANDOM FOREST (RF) MODEL

โดยอัลกอริธึมนี้ทำงานโดยการสร้างกลุ่มของ DECISION TREES (ต้นไม้ตัดสินใจ) หลายต้น ดังภาพประกอบ 32 และรวมผลลัพธ์จากต้นไม้เพื่อคำตอบที่มีความแม่นยำและเสถียรมากขึ้น



ภาพประกอบ 32 แสดงการแบ่งกลุ่มของ Random Forest (RF)

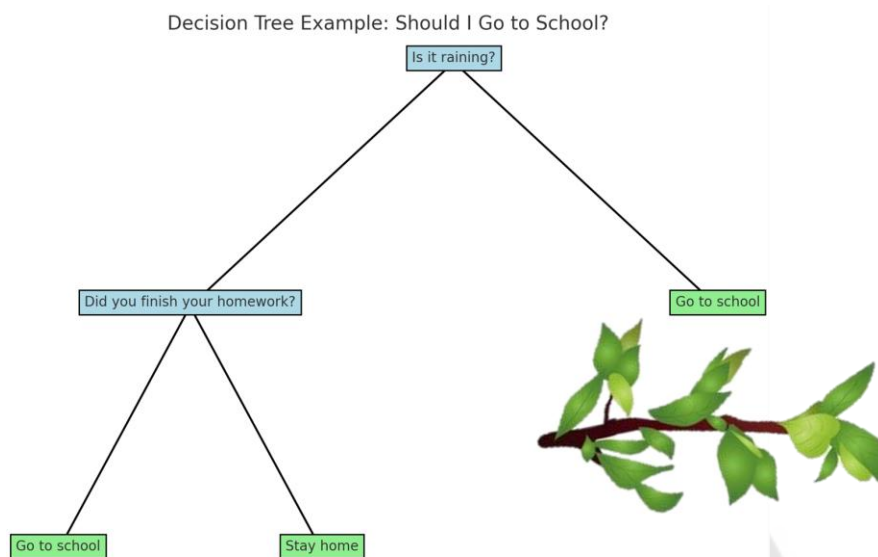
3. K-NEAREST NEIGHBOR (KNN) การเพื่อนบ้านใกล้ที่สุด (K-NEAREST NEIGHBOR ALGORITHM) ดังภาพประกอบ 33 อัลกอริทึมสำหรับการเรียนรู้ของเครื่องในกลุ่ม SUPERVISED LEARNING ที่ใช้สำหรับงาน CLASSIFICATION และ REGRESSION โดยมีหลักการพื้นฐานคือการคำนวณความใกล้เคียงระหว่างข้อมูลตัวอย่างใหม่กับข้อมูลตัวอย่างในชุดฝึก



ภาพประกอบ 33 ตัวอย่างการจัดแบ่งคลาส K-Nearest Neighbor (KNN)

4. DECISION TREE (DT) MODEL DECISION TREE ดังภาพประกอบ 34 มี

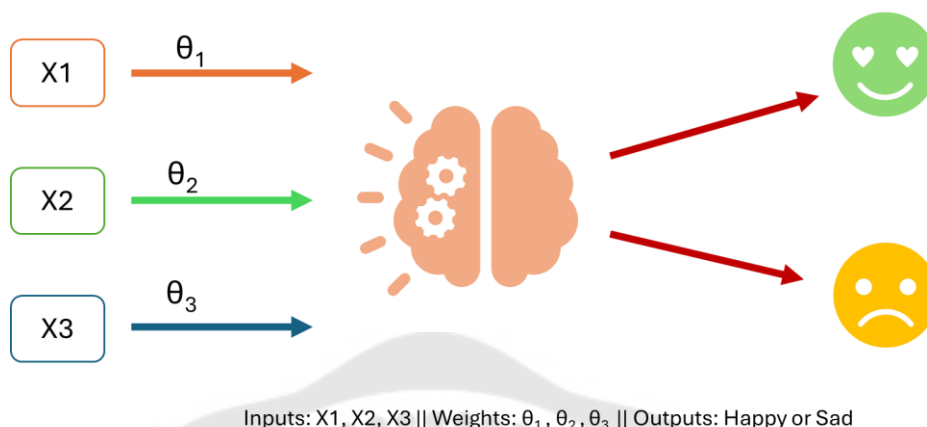
โครงสร้างเป็นลำดับขั้นแบบต้นไม้ (TREE STRUCTURE) ซึ่งแต่ละโหนดในต้นไม้จะใช้ในการตัดสินใจโดยอิงจากเงื่อนไขหรือกฎเกณฑ์ที่กำหนดจากข้อมูลในชุดฝึก (TRAINING DATA) เป็นเครื่องมือที่ช่วยให้วิเคราะห์เหตุการณ์ หรือสถานการณ์เพื่อการตัดสินใจได้เป็นระบบและรวดเร็ว



ภาพประกอบ 34 ตัวอย่างการแบ่งเป็นกลุ่มตามแขนงต้นไม้ Decision Tree

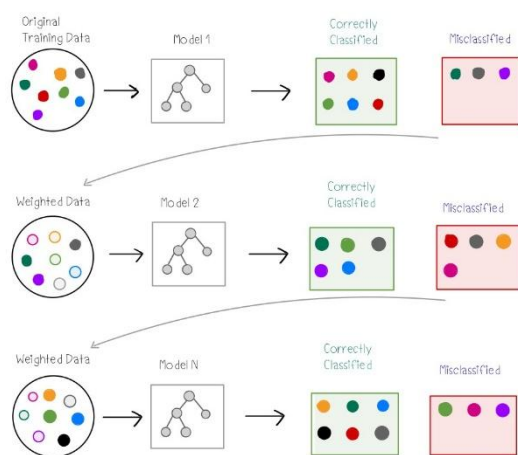
5. LOGISTIC REGRESSION (LG) เป็นการทำ CLASSIFICATION โดย OUTPUT แล้วออกมาแสดง REGRESSION จากนั้นนำไป MAPPING กับ SIGMOID FUNCTION (หลักคณิตศาสตร์) จะได้ข้อมูลเป็นคลาสนี้ หรือ ไม่ได้เป็นคลาสนี้ ดังภาพประกอบ

Logistic Regression Model



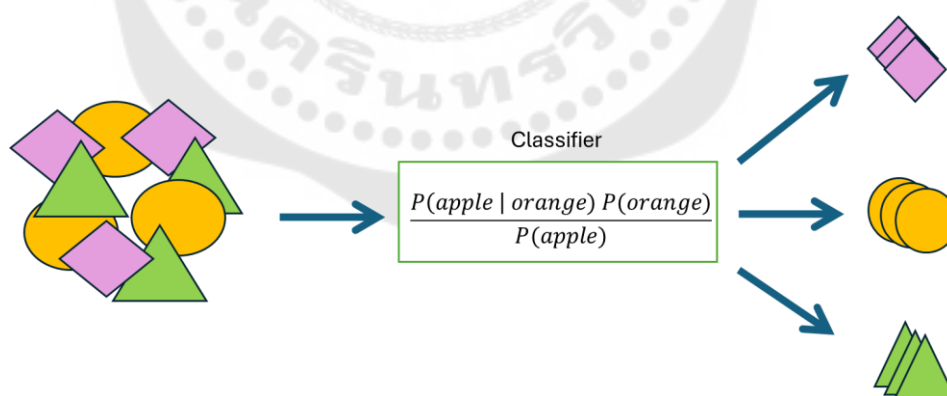
ภาพประกอบ 35 แสดงการทำ Classification หาค่า Output เป็น Regression ของ Logistic Regression (LG)

6. ADABOOST (ADAPTIVE BOOSTING) เป็น ALGORITHM ที่เรียกว่า ADAPTIVE BOOSTING หรือ ADABOOST ดังภาพประกอบ 36 เป็นเทคนิคในกลุ่ม BOOSTING ที่มีการนำมาใช้พัฒนาต่อเนื่อง นำไปประยุกต์ใช้งานใน MACHINE LEARNING ด้านต่างๆ เช่น FACE DETECTION โมเดลนี้มีความนิยมใช้มาก เพราะยืดหยุ่นปรับใช้ได้กับทุก LEARNING ALGORITHM และใช้เทคนิคของการคำนวณซ้ำ แล้วปรับค่าน้ำหนัก จึงสามารถลด BIAS ERROR ลง ไม่เกิดการ OVERFITTING เกินไป การประมวลผลวิเคราะห์ข้อมูลกลุ่ม DATA SET เดียวกัน ใช้โมเดลเดียวกัน เริ่มต้นจากการ CLASSIFY แบบธรรมดา เพื่อทำการ OBSERVE ค่า ERROR ที่เกิด ก่อนเริ่ม ทำการ ADJUST WEIGHT ในกลุ่มข้อมูล เพื่อทำการ CLASSIFY ต่อเนื่อง จนกว่าได้ STRONG MODEL ที่มี ACCURACY ดีที่สุด



ภาพประกอบ 36 แสดงการแบ่งกลุ่มแบบ Boosting ของ AdaBoost (Adaptive Boosting)

7. NAIVE BAYES CLASSIFICATION (BC) เป็นหนึ่งใน MODEL ใช้ในการทำนายว่า ตัวแปร หรือตัวอย่างนั้นอยู่ในกลุ่มไหน ดังภาพประกอบ 37 ต้องมีการ LABEL ก่อน โดยมาจาก ทฤษฎีบทของเบย์ (BAYES' THEOREM) ซึ่งใช้ความน่าจะเป็นในการจัดประเภท ข้อมูลใหม่เข้าสู่กลุ่มต่างๆ



ภาพประกอบ 37 แสดงการแบ่งกลุ่มแบบ Classifier ตามหลักความน่าจะเป็นของ Naive Bayes Classification (BC)

บทที่ 4

การทดลองงานวิจัยเบื้องต้น

ดำเนินการแบ่งชุดข้อมูลเพื่อใช้สำหรับการฝึกฝนและทดสอบ โดยข้อมูลเบื้องต้นที่ใช้สำหรับการฝึกฝน (TRAINING) และชุดข้อมูลที่ใช้สำหรับการทดสอบ (TESTING) ทำการแบ่งข้อมูลเป็นอัตราส่วน 80:20 จากรูปภาพแต่ละชุดทั้งหมด 800 รูป ซึ่งการแบ่งชุดข้อมูลที่จะใช้สำหรับการฝึกฝน 640 รูปภาพ และชุดข้อมูลที่จะใช้สำหรับการทดสอบ 160 รูปภาพ ดังตาราง 5

ตาราง 5 รายละเอียดแสดงวิธีการแบ่งชุดข้อมูลสำหรับการฝึกฝนและชุดข้อมูลสำหรับทดสอบ

800 Images	Training 80%	Testing 20%
Abnormal	640	160
Normal	640	160
Total	1,280	320

Smile_Abnormal



ภาพประกอบ 38 แสดงรูปภาพของใบหน้าผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง

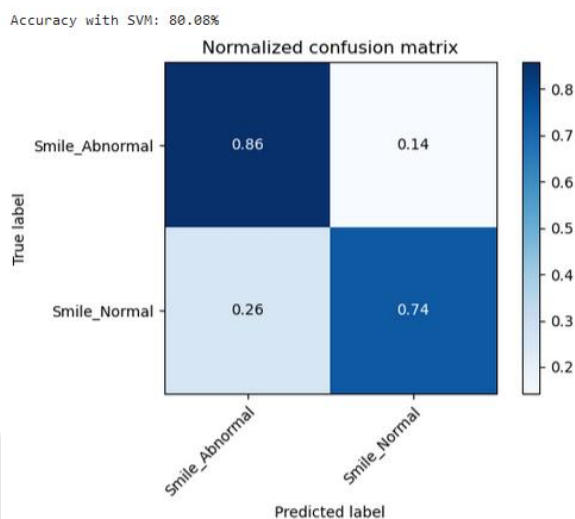
Smile_Normal



ภาพประกอบ 39 แสดงรูปภาพของใบหน้าคนปกติ

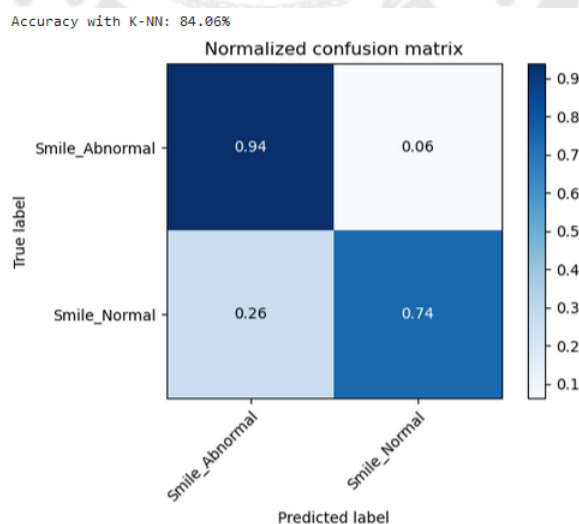
ส่วนของการพัฒนาแบบจำลองเชิงทำนาย งานวิจัยทำการเลือกใบหน้าคนปกติและผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองด้วยข้อมูลฝึกฝน (TRAIN) จำนวน 1,280 รูปภาพ ดังภาพประกอบ 38 แสดงรูปภาพของใบหน้าผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง และภาพประกอบ 39 แสดงรูปภาพของใบหน้าคนปกติ ซึ่งดำเนินการสร้างแบบจำลองด้วยหลักการดังต่อไปนี้ K-NEAREST NEIGHBOR (KNN), LOGISTIC REGRESSION (LG), DECISION TREE (DT), SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM), RANDOM FOREST (RF), ADABOOST (ADAPTIVE BOOSTING) และ NAIVE BAYES CLASSIFICATION (NB)

จากผลการทดลองแสดงแบบ CONFUSION MATRIX ซึ่งใช้ SVM มีค่าความถูกต้อง หรือ ACCURACY อยู่ที่ 80.08% ดังภาพประกอบ 40



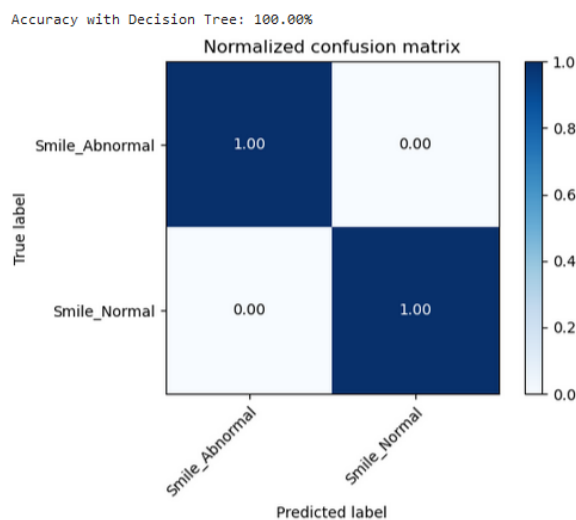
ภาพประกอบ 40 แสดงผลการทดลองจากชุดข้อมูลฝึกฝน (Train) โดยใช้ SVM

จากผลการทดลองแสดงแบบ CONFUSION MATRIX ซึ่งใช้ KNN มีค่าความถูกต้อง หรือ ACCURACY อยู่ที่ 84.06% ดังภาพประกอบ 41



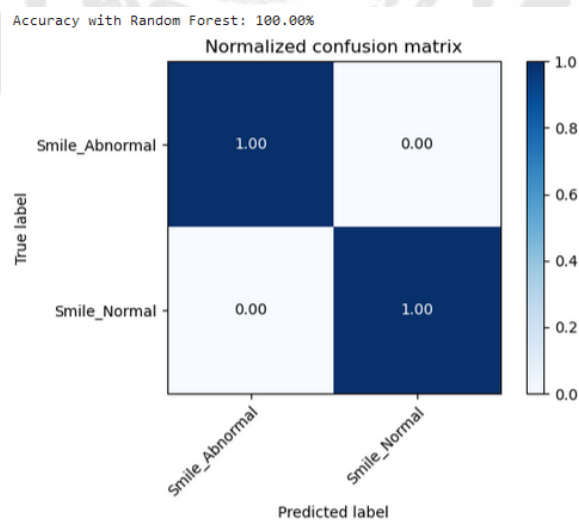
ภาพประกอบ 41 แสดงผลการทดลองจากชุดข้อมูลฝึกฝน (Train) โดยใช้ KNN

จากผลการทดลองแสดงแบบ CONFUSION MATRIX ซึ่งใช้ DECISION TREE มีค่าความถูกต้อง หรือ ACCURACY อยู่ที่ 100.00% ดังภาพประกอบ 42



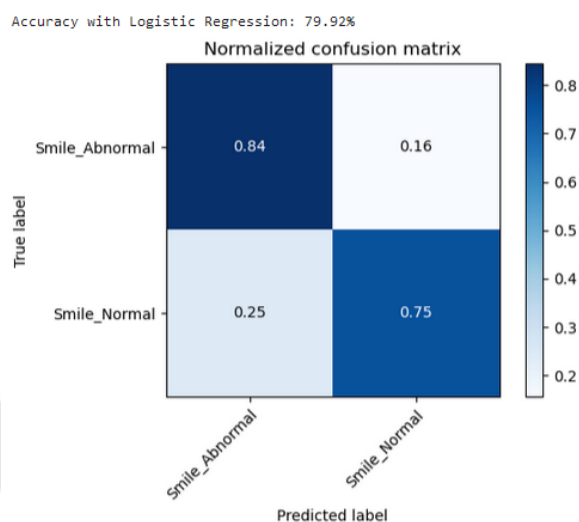
ภาพประกอบ 42 แสดงผลการทดลองจากชุดข้อมูลฝึกฝน (Train) โดยใช้ Decision Tree

จากผลการทดลองแสดงแบบ CONFUSION MATRIX ซึ่งใช้ RANDOM FOREST มีค่าความถูกต้อง หรือ ACCURACY อยู่ที่ 100.00% ดังภาพประกอบ 43



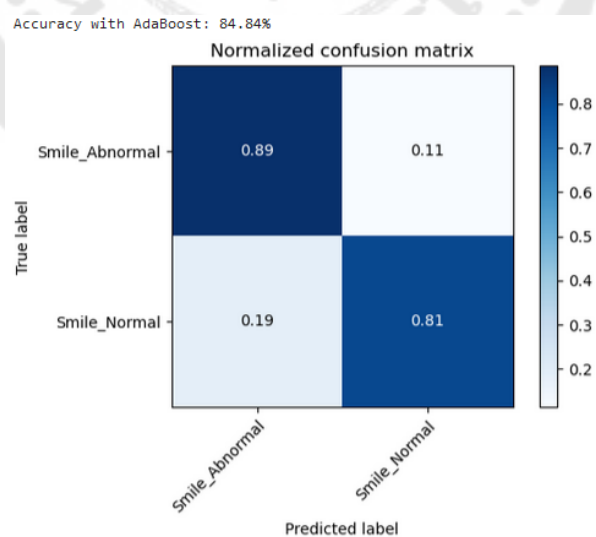
ภาพประกอบ 43 แสดงผลการทดลองจากชุดข้อมูลฝึกฝน (Train) โดยใช้ Random Forest

จากผลการทดลองแสดงแบบ CONFUSION MATRIX ซึ่งใช้ LOGISTIC REGRESSION
มีค่าความถูกต้อง หรือ ACCURACY อยู่ที่ 79.92% ดังภาพประกอบ 44



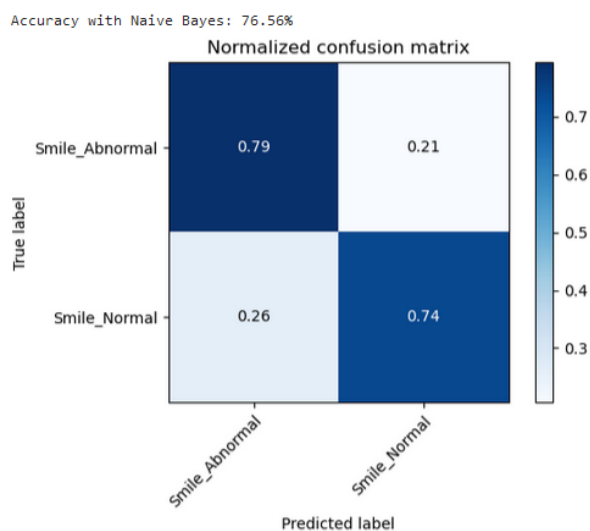
ภาพประกอบ 44 แสดงผลการทดลองจากชุดข้อมูลฝึกฝน (Train) โดยใช้ Logistic Regression

จากผลการทดลองแสดงแบบ CONFUSION MATRIX ซึ่งใช้ ADABOOST มีค่าความ
ถูกต้อง หรือ ACCURACY อยู่ที่ 84.84% ดังภาพประกอบ 45



ภาพประกอบ 45 แสดงผลการทดลองจากชุดข้อมูลฝึกฝน (Train) โดยใช้ ADABOOST

จากผลการทดลองแสดงแบบ CONFUSION MATRIX ซึ่งใช้ NAÏVE BAYES มีค่าความถูกต้อง หรือ ACCURACY อยู่ที่ 76.56% ดังภาพประกอบ 46



ภาพประกอบ 46 แสดงผลการทดลองจากชุดข้อมูลฝึกฝน (Train) โดยใช้ Naïve Bayes

จากฐานข้อมูลเผยแพร่ของ KAGGLE งานวิจัยนี้รวมชุดข้อมูลภาพ 2 ชุดที่รวบรวมภาพใบหน้าโดยแยกการแสดงสีหน้า ชุดข้อมูลชุดแรกรวบรวมภาพบนใบหน้าผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองซึ่งประกอบด้วยภาพใบหน้าที่ยิ้มคล้อยและใบหน้าเป็นอัมพาต ชุดข้อมูลที่สองเก็บภาพใบหน้าปกติ ชุดข้อมูลที่รวมกันใช้หลักการแยกการแสดงสีหน้าที่ประกอบด้วยความสุข ความเบิกบาน โกรธ ความไม่สบายอารมณ์ ความกลัวและความเศร้า งานวิจัยนี้คัดเลือกภาพรอยยิ้มจากชุดข้อมูลการแสดงความสุขจำนวน 1,600 ภาพ ดังตัวอย่างภาพที่ 38-39 โดยภาพที่คัดเลือกได้แยก 2 โฟลเดอร์ ประกอบด้วยแบบฝึกฝนและแบบทดสอบ ซึ่งโฟลเดอร์เป็นรูปภาพ 1,280 ภาพ และ 320 ภาพ ตามลำดับ โฟลเดอร์การฝึกฝนและการทดสอบซึ่งมีอัตราส่วน 80 ถึง 20 เป็น 640 และ 160 ภาพตามลำดับ แยกออกเป็นสองโฟลเดอร์ที่มีรอยยิ้มผิดปกติและรอยยิ้มปกติ

งานวิจัยดังกล่าวมาข้างต้น ดำเนินการใช้แบบจำลองเชิงทำนาย โดยการนำชุดข้อมูลฝึกฝน (TRAIN) ใช้ภาพรอยยิ้มที่คัดเลือกมาจำนวน 1,280 ภาพ เพื่อรวมผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองและใบหน้าปกติ ภาพเหล่านี้ทำการดึงเอาจุดสังเกตบนใบหน้ามาคำนวณลักษณะใบหน้าทั้ง 7 ลักษณะ ซึ่งประกอบด้วย ความชันของปาก ความลาดเอียงของจมูก ความลาดเอียงของดวงตา ทั้งสองข้าง พื้นที่ของตาซ้าย พื้นที่ของตาขวา พื้นที่ของปากด้านซ้าย และบริเวณปากด้านขวา ดังนั้นจำนวนชุดข้อมูลทั้งหมดคือ 8,960 LABELS จาก 80 เปอร์เซนต์ของลักษณะใบหน้าทั้งหมด

งานวิจัยนี้จะใช้การทดลองการเรียนรู้ด้วยเครื่องทั้ง 7 แบบเพื่อค้นหาค่าเปอร์เซ็นต์ที่ถูกต้องดัง แสดงในตาราง 6 ค่าความแม่นยำสูงสุดจากการทดสอบโมเดลทั้งหมด

ตาราง 6 แสดงผลการทดลองของการเรียนรู้ด้วยเครื่องทั้งหมด อัลกอริทึมที่ทำการทดสอบและประเมินจากคุณสมบัติบนใบหน้า

Machine Learning Algorithm	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM)	84.69%	91.11%	76.88%	83.39%
K-NEAREST NEIGHBOR (KNN)	84.38%	94.35%	73.12%	82.39%
DECISION TREE (DT)	76.56%	78.15%	73.75%	75.88%
RANDOM FOREST (RF)	86.88%	90.41%	82.50%	86.27%
LOGISTIC REGRESSION (LG)	85.31%	91.24%	78.12%	84.18%
ADABOOST (ADAPTIVE BOOSTING)	83.12%	88.97%	75.62%	81.76%
NAÏVE BAYE CLASSIFICATION (BC)	78.12%	81.69%	72.50%	76.82%

จากการทดสอบผลตามตาราง 6 แสดงค่า ACCURACY, PRECISION, RECALL, และ F1-SCORE โดยใช้ CLASS 1 (เป็นโรค) ของแต่ละโมเดลที่ใช้คัดกรองใบหน้าผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง ต่อไปนี้เป็นการวิเคราะห์และนำเสนอว่าแต่ละโมเดลสามารถช่วยในงานนี้ได้อย่างไร และโมเดลใดเหมาะสมต่อการใช้งานที่สุด การเลือก CLASS เพื่อการเปรียบเทียบจำเป็นจะต้องพิจารณาจากวัตถุประสงค์ของการใช้งาน

CLASS 0 (ไม่เป็นโรค): เหมาะสำหรับการคัดกรองบุคคลทั่วไปคนที่ไม่ได้เป็นผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง

CLASS 1 (เป็นโรค): เหมาะสำหรับคนที่ผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง เน้นการตรวจจับใบหน้าของผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองโดยตรง ความสำคัญคือการลดโอกาสผิดพลาดที่ผู้ป่วย เป็น (FALSE NEGATIVE) ซึ่งเกิดจากไม่ได้รับการดูแลที่เหมาะสมในเวลาที่ต้องการ

ตัวชี้วัดที่สำคัญ:

1. PRECISION: วัดความแม่นยำของการทำนาย CLASS 1 (STROKE)

PRECISION สูงหมายถึงการลด FALSE POSITIVES

2. RECALL: วัดความสามารถของโมเดลในการตรวจจับผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง (CLASS 1) RECALL สูงจะช่วยลด FALSE NEGATIVES ซึ่งสำคัญมากในบริบทนี้

3. F1-SCORE: เป็นค่า WEIGHTED AVERAGE ระหว่าง PRECISION และ RECALL ใช้ประเมินความสมดุลระหว่างการลด FALSE NEGATIVES และ FALSE POSITIVES

4. ACCURACY: อัตราความถูกต้องของโมเดลในทุก CLASS รวมกัน

5. CONFUSION MATRIX: ตารางแสดงผลการทำนายว่าโมเดลทำนายถูกหรือผิดในแต่ละ CLASS

ดังนั้นจะเปรียบเทียบโดยใช้ CLASS 1 ในการชี้วัด PRECISION , RECALL และ F1-SCORE การวิเคราะห์แต่ละโมเดลรายละเอียดดังนี้

1. SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM)

1.1.Precision: 91.11% (สูง) หมายความว่าโมเดลสามารถลด False Positives ได้ดี (กรณีที่คนปกติถูกคัดกรองว่าเป็นโรค) ซึ่งเหมาะกับการลดการรบกวนผู้ป่วยที่ไม่เป็นโรคจริง

1.2.Recall: 76.88% (ปานกลาง) โมเดลพลาดการตรวจจับผู้ป่วยที่เป็นโรค (False Negatives) อยู่พอสมควร

1.3.F1-SCORE: 83.39%

การใช้โมเดล SVM ไม่เหมาะกับการคัดกรองผู้ป่วยในสถานการณ์ที่ต้องการให้การวินิจฉัยผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองที่แท้จริงครอบคลุมมากที่สุด มีข้อจำกัดเรื่องการตอบสนองต่อผู้ป่วยที่เป็นโรคจริงในบางกรณี

2. K-NEAREST NEIGHBOR (KNN)

2.1.Precision: 94.35% (สูงสุด) โมเดลนี้ลดโอกาสผิดพลาดจากการระบุว่าคนปกติเป็นโรคได้ดีที่สุดในกลุ่ม

2.2.Recall: 73.12% (ต่ำ) โมเดลมักพลาดการตรวจจับผู้ป่วยที่เป็นโรคจริง (False Negatives สูง)

2.3.F1-Score: 82.39%

โมเดล KNN เหมาะกับการคัดกรองที่เน้นความถูกต้องในกรณีที่คนที่ไม่เป็นโรค

ต้องการหลีกเลี่ยงการถูกระบุผิดพลาดว่าเป็นโรค แต่ไม่เหมาะหากต้องการจับผู้ป่วยที่เป็นโรคให้ได้ครบทุกราย

3. Decision Tree (DT)

3.1.PRECISION: 78.15% (ต่ำ)

3.2.Recall: 73.75% (ต่ำ)

3.3.F1-Score: 75.88%

โมเดล DT มีข้อจำกัดทั้งเรื่องความสามารถในการแยกแยะผู้ป่วยที่เป็นโรค (Recall) และลด False Positives (Precision) ไม่เหมาะต่อการใช้งานคัดกรองที่ต้องการความแม่นยำและความครอบคลุมสูง

4. Random Forest (RF)

4.1.Precision: 90.41% (ปานกลาง) อยู่ในระดับที่ยอมรับได้ โมเดลสามารถตรวจจับผู้ป่วยที่เป็นโรคได้ดี ลดโอกาสพลาด (False Negatives ต่ำ)

4.2.Recall: 82.50% (สูงสุด) แสดงถึงการตรวจจับผู้ป่วยที่เป็นโรคได้ดี ลดโอกาสผิดพลาดในกรณีที่คนปกติถูกระบุว่าเป็นโรค

4.3.F1-Score: 86.27% (สูงสุด) มีความสมดุลดีเยี่ยมระหว่าง Precision และ Recall

โมเดล Random Forest มีความสามารถโดยรวมดีที่สุด เหมาะสมที่สุดในการใช้งานที่ต้องการความแม่นยำและครอบคลุม ลดการผิดพลาดในการตรวจจับบนใบหน้าของผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง เช่น การช่วยแพทย์ตัดสินใจที่ต้องการลดทั้ง False Positives และ False Negatives

5. Logistic Regression (lg)

5.1.Precision: 91.24% (สูง) ลดการระบุผิดพลาดว่าคนปกติเป็นโรค

5.2.Recall: 78.12% (ปานกลาง) ยังคงมีผู้ป่วยที่เป็นโรคจริงถูกมองข้ามในบางกรณี

5.3.F1-Score: 84.18%

โมเดล Logistic regression ใช้กับสถานการณ์ที่เน้นความแม่นยำในการบอกว่าผู้ป่วยเป็นโรคจริง แต่ไม่เหมาะกับการใช้งานที่ครอบคลุมทุกผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง

6. AdaBoost (ADAPTIVE BOOSTING)

6.1.Precision: 88.97% (ปานกลาง)

6.2.Recall: 75.62% (ต่ำ)

6.3.F1-Score: 81.76%

โมเดล AdaBoost ไม่เด่นในด้านใดด้านหนึ่ง แต่ค่อนข้างสมดุล หากต้องการความสมดุลระหว่าง Precision และ Recall แต่ยังดีกว่า Random Forest

7. Naive Bayes CLASSIFICATION (BC)

7.1.Precision: 81.69% (ต่ำ)

7.2.Recall: 72.50% (ต่ำ)

7.3.F1-Score: 76.82%

โมเดล Naive Bayes ประสิทธิภาพต่ำสุดในกลุ่ม โดยมี False Positives และ False Negatives สูง ไม่เหมาะกับการใช้งานจริงในสถานการณ์ที่อยากได้ความแม่นยำและครอบคลุมสูง และทำให้ไม่เหมาะกับการใช้งานในบริบทที่ต้องการลดการผิดพลาดคัดกรองใบหน้าผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง

งานวิจัยนี้ จากที่กล่าวมาข้างต้นสำหรับการคัดกรองใบหน้าผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง โมเดล RANDOM FOREST เหมาะสมที่สุด เนื่องจากสามารถรักษาสถิติของ PRECISION และ RECALL ได้ดีเยี่ยม ช่วยลดโอกาสการพลาดทั้งสองรูปแบบ (FALSE POSITIVES และ FALSE NEGATIVES) ส่วนของ RANDOM FOREST มีค่าความแม่นยำซึ่งคิดเป็น 86.88 เปอร์เซ็นต์จากผลการทดสอบ ทดสอบกับอัลกอริธึมการเรียนรู้ของเครื่องทั้งหมดโดยใช้ 20 เปอร์เซ็นต์ของลักษณะใบหน้าทั้งหมด ซึ่งพบว่าค่า PRECISION ของ RANDOM FOREST (90.41) เปอร์เซ็นต์ ซึ่งน้อยกว่าค่า PRECISION ของ K-NEAREST-NEIGHBOR (94.35) เปอร์เซ็นต์ อย่างไรก็ตาม RANDOM FOREST แสดงค่า RECALL และ F1-SCORE มากกว่า K-NEAREST-NEIGHBOR ดังนี้ (82.50) และ (86.27) เปอร์เซ็นต์ ตามลำดับ ดังแสดงในตาราง 6

เน้นการตรวจจับใบหน้าของผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองอย่างแม่นยำและลด FALSE - NEGATIVE ควรเลือก RANDOM FOREST (RF) เนื่องจากมี RECALL และ F1-SCORE สูงสุดใน CLASS 1 เหมาะสำหรับการลด FALSE NEGATIVES

เน้นโมเดลที่เรียบง่ายและเหมาะสมใช้งานได้ง่ายในกรณีที่ต้องการประสิทธิภาพที่เพียงพอโดยไม่ซับซ้อนเกินไปในการปรับแต่ง LOGISTIC REGRESSION (LG) เป็นตัวเลือกที่เหมาะสมที่สุด เนื่องจากใช้สมการเชิงเส้นที่เข้าใจง่ายในการแยกข้อมูล ทำให้กระบวนการฝึกโมเดลและการปรับพารามิเตอร์ตรงไปตรงมา ไม่ต้องใช้ทรัพยากรในการคำนวณสูงเท่ากับโมเดลที่ซับซ้อน เช่น RANDOM FOREST หรือ SVM แต่ประสิทธิภาพที่สมดุล RECALL (78.12%) แม้จะไม่สูงที่สุด แต่ยังใช้กับงานที่ไม่ต้องการครอบคลุมทุกรายละเอียด F1-SCORE (84.18%) แสดงถึง

ความสมดุลที่ดีระหว่าง PRECISION และ RECALL ความเหมาะสมในการใช้ทรัพยากรน้อยและมีความสามารถในการให้ผลลัพธ์ได้ง่าย เหมาะแก่การใช้งานในการคัดกรองเบื้องต้น

โมเดลที่ควรเลี่ยงต่อการใช้คัดกรองใบหน้าผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองคือ DECISION TREE (DT) ค่า RECALL ต่ำ (73.75%) การตรวจจับผู้ป่วยที่เป็นโรคจริงมีความสามารถต่ำ ซึ่งอาจทำให้เกิด FALSE NEGATIVES สูง ส่วนค่า F1-SCORE ต่ำ (75.88%) ขาดความสมดุลระหว่าง PRECISION และ RECALL ข้อจำกัดมีแนวโน้ม OVERFITTING กับชุดข้อมูลฝึก (TRAINING DATA) ซึ่งทำให้ประสิทธิภาพลดลงเมื่อนำไปใช้งานจริง หากข้อมูลมีความซับซ้อน เช่น ลักษณะใบหน้าในหลายมิติ โมเดลอาจไม่สามารถจับความสัมพันธ์ได้ดี และ NAIVE BAYES (NB) มีค่า RECALL ต่ำ (72.50%) ในการตรวจจับผู้ป่วยโรคจริงมีประสิทธิภาพต่ำ ส่วนค่า F1-SCORE ต่ำ (76.82%) ความสมดุลระหว่าง PRECISION และ RECALL ไม่เพียงพอ ข้อจำกัดสมมติว่าคุณลักษณะทั้งหมดในข้อมูลเป็นอิสระต่อกัน (ASSUMPTION OF INDEPENDENCE) ซึ่งไม่สอดคล้องกับข้อมูลจริงในกรณีการวิเคราะห์ใบหน้า เหมาะกับชุดข้อมูลที่ง่ายและไม่ซับซ้อน เช่น การจัดหมวดหมู่ข้อความ แต่ไม่เหมาะกับการวิเคราะห์ลักษณะใบหน้าที่มีความซับซ้อนสูง เนื่องจากมีข้อจำกัดในแง่ของประสิทธิภาพ

งานวิจัยทำการคัดกรองใบหน้าผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง โมเดลที่เลือกควรมีความแม่นยำใน CLASS 1 ผู้ป่วยได้รับการตรวจจับใบหน้าของผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองที่เหมาะสม ผลลัพธ์ที่ได้จากการทดลองแต่ละโมเดลการวิเคราะห์ข้อมูลโดยในกรณีนี้เป็นผลการประเมินโมเดล MACHINE LEARNING หลายตัวที่นำมาใช้สำหรับการคัดกรองใบหน้าของผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง โดยมีการวัดประสิทธิภาพของแต่ละโมเดลด้วยตัวชี้วัดมาตรฐาน เช่น PRECISION, RECALL, F1-SCORE, และ ACCURACY รวมถึงการวิเคราะห์ CONFUSION MATRIX ของผลการทำนายในแต่ละ CLASS (0 หรือ 1) เพื่อแสดงความถูกต้องและข้อผิดพลาดของโมเดล

งานวิจัยนี้ยังดำเนินการวิเคราะห์ในบริบทของการลด FALSE NEGATIVES ซึ่งสามารถอธิบายรายละเอียดได้ดังนี้

1. RECALL (CLASS 1) เป็นค่าที่สำคัญที่สุดในบริบทของงานวิจัยนี้ เนื่องจาก FALSE NEGATIVES (กรณีที่ผู้ป่วยถูกระบุว่า "ไม่เป็นโรค" ทั้งที่เป็นโรคจริง) ควรลดให้น้อยที่สุด ค่า RECALL สูง แสดงถึงความสามารถของโมเดลในการตรวจจับผู้ป่วยได้ครบถ้วน
2. FALSE NEGATIVE (CONSULT ET AL.) หมายถึงกรณีที่โมเดลคาดการณ์ว่าผู้ป่วย "ไม่เป็นโรค" ทั้งที่ในความจริงแล้ว "เป็นโรค" ซึ่งส่งผลเสียในบริบทของการแพทย์ เป้าหมายลด FN ให้ต่ำที่สุด เพิ่มประสิทธิภาพในการตรวจจับผู้ป่วย (RECALL สูง)

ตาราง 7 วิเคราะห์ผล False Negative ของแต่ละโมเดล

Machine Learning Algorithm	True Positive (TP)	False Positive (FP)	False Negative (Consult et al.)	True Negative (TN)
SVM	123	12	37	148
KNN	117	7	43	153
DECISION TREE (DT)	118	33	42	127
RANDOM FOREST (RF)	132	14	28	146
LOGISTIC REGRESSION (LG)	125	12	35	148
ADABOOST (ADAPTIVE BOOSTING)	121	15	39	145
NAÏVE BAYE CLASSIFICATION (BC)	116	26	44	134

จากการวิเคราะห์ผล FALSE NEGATIVE ตามตาราง 7 สามารถสรุปข้อมูลทดสอบได้ดังนี้

1. SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM): มีค่า FN ที่ 37 ระดับปานกลาง ซึ่งมีการพลาดผู้ป่วยโรคจริงอยู่ในระดับที่ไม่สูง ยังสามารถปรับปรุงได้
2. K-NEAREST NEIGHBOR (KNN): มีค่า FN ที่ 43 สูงกว่า SVM และ RANDOM FOREST แสดงว่า KNN อาจไม่เหมาะในกรณีที่เน้นการลด FALSE NEGATIVE
3. DECISION TREE (DT) มีค่า FN ที่ 42 เป็นโรคจริง แต่โมเดลตรวจจับผิด แสดงถึงข้อจำกัดในการตรวจจับผู้ป่วยโรคจริง
4. RANDOM FOREST (RF) มีค่า FN ที่ 28 (ต่ำที่สุดในกลุ่ม) แสดงถึงความสามารถที่ดีในการตรวจจับผู้ป่วยโรคจริง ทำให้เหมาะในกรณีที่ต้องการลดการพลาดผู้ป่วยที่เป็นโรค
5. LOGISTIC REGRESSION (LG) มีค่า FN ที่ 35 อยู่ในระดับต่ำและใกล้เคียง

กับ SVM แสดงว่าดีในการตรวจจับผู้ป่วยโรคจริง

6. ADABOOST มีค่า FN ที่ 39 สูงกว่าบางโมเดล เช่น LOGISTIC REGRESSION และ RANDOM FOREST แต่ยังต่ำกว่า DECISION TREE และ KNN

7. NAIVE BAYES มีค่า FN ที่ 44 อยู่ในระดับสูงใกล้เคียงกับ KNN ซึ่งแสดงว่าโมเดลนี้ไม่เหมาะสำหรับการลด FALSE NEGATIVE

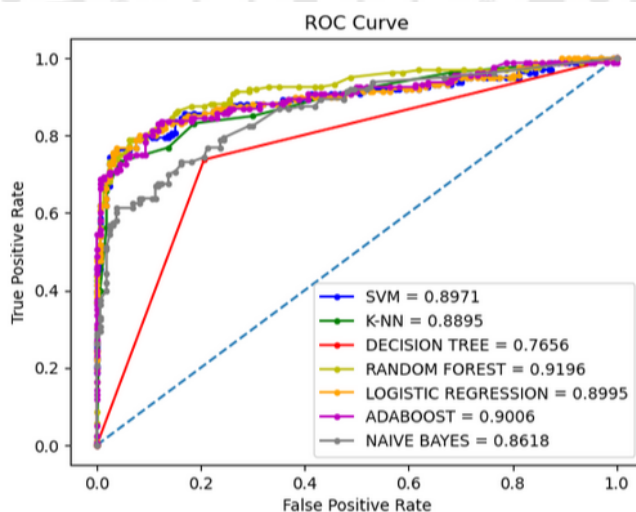
ข้อสรุปจากโมเดลที่ดีต่อการลด FALSE NEGATIVE คือ RANDOM FOREST (RF) เนื่องจาก FALSE NEGATIVE ต่ำที่สุด (28) ซึ่งหมายความว่าโมเดลนี้สามารถตรวจจับผู้ป่วยที่เป็นโรคได้ดีที่สุด ลดการพลาดโอกาสช่วยเหลือผู้ป่วย ทั้งนี้การทดสอบและการทำนายเป็น FALSE NEGATIVE จำนวน 28 รูปภาพได้ทำการแสดงผลของค่า FEATURE ต่างๆ โดยสุ่มมาทั้งหมด 10 รูปภาพที่ทดสอบแล้วโมเดลทำนายผิด ยังมีส่วนที่ FEATURE DISTRIBUTION ไม่ดี พบว่าอาจเกิดจากการทับซ้อนของข้อมูลและการกระจายที่คล้ายคลึงกันระหว่าง LABEL 0 และ LABEL 1 รวมถึงข้อจำกัดในการเรียนรู้จากข้อมูลปัจจุบัน ดังภาพประกอบ 47 ค่า MOUTHSLOPE ในหลายกรณี FALSE NEGATIVE (CONSULT ET AL.) มีค่าต่ำมาก (เช่น 0.2, 0.11, 0.32) ซึ่งใกล้เคียงกับค่าที่พบใน LABEL 0 (NORMAL) ตามกราฟการกระจายที่เห็นก่อนหน้านี้ ทำให้โมเดลสับสนและพยากรณ์ผิดเป็นคนปกติ ส่วน EYES (EYESLOPE) ในบางกรณี เช่น INDEX 161 และ 181 ค่า EYES หรือ EYESLOPE มีค่าต่ำมาก (เช่น 1.89, 1.21) ซึ่งมักจะพบในคนปกติมากกว่า ส่วนค่า (LEFTYEAREA) และ (RIGHTYEAREA) ค่าเหล่านี้ในกรณี FALSE NEGATIVE มีการกระจายที่ใกล้เคียงกับ LABEL 0 (NORMAL) โดยบางกรณี เช่น INDEX 165 และ 193 ค่าอยู่ในช่วงกลาง (เช่น 60.0, 79.0) ซึ่งอาจทำให้โมเดลแยกแยะลำบาก ส่วนค่า MOUTHAREA (LEFTMOUTH, RIGHTMOUTH) มีค่ากระจายทั้งสูงและต่ำ โดยบางกรณี เช่น INDEX 193 และ 203 มีค่าที่คล้ายคลึงกับค่าของ LABEL 0 มาก เช่น RIGHTMOUTH: 59.50

นอกจากนี้ส่วนของโมเดล KNN และ NAIVE BAYES (NB) มีค่า FALSE NEGATIVE สูง 43 และ 44 ตามลำดับ มีความเสี่ยงต่อการพลาดผู้ป่วย และโมเดลที่อยู่ในระดับดี คือ LOGISTIC REGRESSION (LG) และ SVM มีค่า FALSE NEGATIVE อยู่ในระดับต่ำ (35, 37 ตามลำดับ) เป็นตัวเลือกที่เหมาะสมต่อการใช้งาน หากต้องการโมเดลที่เรียบง่ายกว่า



ภาพประกอบ 47 รูปภาพที่ไม่เคย Random Forest ทำนายเป็น False Negative

การทดสอบแบบจำลองเชิงทำนายที่ดำเนินการสร้างขึ้นจากรูปภาพใบหน้าคนปกติ และใบหน้าผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง ใช้ชุดข้อมูลทดสอบ (TEST) ทั้งหมดจำนวน 320 รูปภาพ ดังภาพประกอบ 48



ภาพประกอบ 48 การประเมินแบบจำลองทั้งหมดโดยใช้การวัดการจัดหมวดหมู่จาก ROC Curve แสดงผลการเปรียบเทียบผลการทดลองของแต่ละโมเดล

จากกราฟ ROC CURVE ตามภาพประกอบ 48 สามารถวิเคราะห์รายละเอียดได้ดังนี้

1. แกน X (FALSE POSITIVE RATE – FPR) แสดงอัตราการคาดการณ์ที่

ผิดพลาดของระบบที่คาดว่าใบหน้าผู้ป่วยมีภาวะเป็นโรคหลอดเลือดสมอง แต่ในความเป็นจริงเป็นใบหน้าปกติ

2. แกน Y (TRUE POSITIVE RATE - TPR) แสดงอัตราที่ระบบสามารถคาดการณ์ใบหน้าได้ถูกต้อง

3. เส้นทแยงมุม (เส้นสีน้ำเงิน) แสดงการทำนายแบบสุ่มที่ไม่มีประสิทธิภาพ (AUC = 0.5) หากโมเดลอยู่เหนือเส้นนี้จะถือว่ามีประสิทธิภาพ

งานวิจัยนี้ประเมินประสิทธิภาพจากการจำแนกประเภทโดยใช้ ROC CURVE ดัง

ภาพประกอบ 48 ตัวเลขดังกล่าวของโมเดล RANDOM FOREST แสดงเปอร์เซ็นต์ AUC 91.96 สูงที่สุดในกลุ่ม แสดงถึงประสิทธิภาพการแยกแยะผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองออกจากคนปกติได้ดี เส้นโค้งอยู่ใกล้มุมซ้ายบนของกราฟ แสดงถึงความสมดุลระหว่าง FALSE POSITIVE RATE และ TRUE POSITIVE RATE ที่ดีเยี่ยม บ่งบอกได้ว่า TRUE POSITIVE RATE สูง ในขณะที่ FALSE POSITIVE RATE ต่ำ แสดงถึงการทำนายที่แท้จริงของใบหน้าผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง ส่วนของแบบจำลองนี้ทำนายเปอร์เซ็นต์ FALSE-POSITIVE มากกว่า FALSE-NEGATIVE จากค่าความผิดพลาดของผลการทดสอบแบบจำลอง RANDOM FOREST ที่แสดงถึงความเสี่ยงต่ำต่อความผิดพลาดของการรักษาเมื่อผู้ป่วยเสี่ยงต่อโรคหลอดเลือดสมอง ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงนำเสนอแบบจำลอง RANDOM FOREST ที่จำแนกใบหน้าจากลักษณะใบหน้าที่แสดงรอยยิ้มได้ดีที่สุด RANDOM FOREST เหมาะกับระบบคัดกรองใบหน้าผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง สามารถแยกข้อมูลเชิงบวกและเชิงลบได้ดีที่สุด ส่วนของโมเดลสำรอง คือ ADABOOST และ LOGISTIC REGRESSION เหมาะกับสถานการณ์ที่ต้องการสมดุลระหว่างความเรียบง่ายและความแม่นยำ ซึ่ง LOGISTIC REGRESSION ได้เปรียบในการใช้งานง่ายและใช้ทรัพยากรต่ำ และโมเดลที่ควรเลี่ยง คือ DECISION TREE เนื่องจาก AUC ต่ำที่สุด แสดงว่ามีโอกาสผิดพลาดสูงในการแยกแยะผู้ป่วย

รูปภาพใบหน้าคนปกติและรูปภาพใบหน้าผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง ใช้พัฒนาแบบจำลองเชิงทำนายของด้วยชุดข้อมูลฝึกฝน (TRAIN) จำนวน 1,280 รูปภาพ และชุดข้อมูลทดสอบ (TEST) จำนวน 320 รูปภาพ ซึ่งได้ผลการทดลองตามตาราง 8 รายละเอียดดังนี้

ตาราง 8 ผลการทดลองและทดสอบโดยใช้โมเดลด้วยการเรียนรู้ของเครื่องทั้งหมด 7 แบบ

Model	Train Accuracy	Test Accuracy
SVM	80.08%	84.69%
KNN	84.06%	84.38%
DECISION TREE (DT)	100.00%	76.56%
Random Forest (RF)	100.00%	86.88%
LOGISTIC REGRESSION (LG)	79.92%	85.31%
ADABOOST (ADAPTIVE BOOSTING)	84.84%	83.13%
NAIVE BAYES CLASSIFICATION (BC)	76.56%	78.12%

จากการทดสอบวิเคราะห์ความผิดปกติใบหน้าผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองโดยใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องทั้งหมด 7 แบบดังนี้ 1. SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM) 2. K-NEAREST NEIGHBOR (KNN) 3. DECISION TREE (DT) 4. RANDOM FOREST (RF) 5. LOGISTIC REGRESSION (LG) 6. ADABOOST (ADAPTIVE BOOSTING) และ 7. NAIVE BAYES CLASSIFICATION (NB) จากผลลัพธ์ของการ TRAIN และ TEST โมเดล RANDOM FOREST มีประสิทธิภาพดีที่สุด TEST ACCURACY สูงสุด (86.88%) แม้ TRAIN ACCURACY จะสูงสุด (100.00%) แต่ยังคงประสิทธิภาพในข้อมูลใหม่ได้ดี ส่วนโมเดล LOGISTIC REGRESSION เป็นโมเดลที่เรียบง่ายแต่มี TEST ACCURACY สูง (85.31%) เหมาะกับการใช้งานที่ต้องการความง่ายในการประมวลผล ส่วนของโมเดล DECISION TREE ควรหลีกเลี่ยงแม้ TRAIN ACCURACY จะสูงสุด (100.00%) แต่ TEST ACCURACY ต่ำที่สุด (76.56%) ซึ่งแสดงถึง OVERFITTING อย่างชัดเจน และโมเดล NAIVE BAYES มีประสิทธิภาพต่ำ (TEST ACCURACY = 78.12%) และไม่เหมาะกับข้อมูลที่มีความซับซ้อนสูง

งานวิจัยนี้นำเสนอ MACHINE LEARNING MODEL ที่มีประสิทธิภาพสำหรับการคัดกรองใบหน้าจากชุดข้อมูลที่รวบรวมได้จากชุดข้อมูลที่เผยแพร่ 2 ชุด ซึ่งประกอบด้วยภาพที่คัดกรองใบหน้าจากการหย่อนคัลล์ยของใบหน้าและใบหน้าเป็นอัมพาต และภาพใบหน้าคนปกติจากการแสดงออกทางสีหน้า ซึ่งชุดข้อมูลนี้เลือกการแสดงออกของรอยยิ้มเพื่อแยกลักษณะของใบหน้าโดยใช้วิธีการกำหนดจุดสังเกตตรวจหาบนใบหน้า (FACIAL MAPPING LANDMARK) จากจุดสังเกตเหล่านี้ ทำการคำนวณลักษณะใบหน้าสำหรับการฝึกฝนและทดสอบอัลกอริทึมการเรียนรู้

ของเครื่องที่ประกอบด้วย SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM) , K-NEAREST NEIGHBOR (KNN) , DECISION TREE (DT) , RANDOM FOREST (RF) , LOGISTIC REGRESSION (LG), ADABOOST (ADAPTIVE BOOSTING) และ NAIVE BAYES CLASSIFICATION (NB) แบบจำลองเหล่านี้ได้รับการฝึกฝนเพื่อหาความแม่นยำ นอกจากนี้ แบบจำลองเหล่านี้ได้รับการประเมินโดยใช้ ACCURACY, PRECISION, RECALL, และ F1-SCORE โดยใช้ ROC CURVE และ CONFUSION MATRIX เพื่อแสดงประสิทธิภาพของการจำแนกประเภท จากผลการทดลองและทดสอบ โมเดล RANDOM FOREST เป็นตัวแทนของการวัดการฝึกฝนและการทดสอบที่แม่นยำที่สุด งานวิจัยนี้จึงขอเสนอ RANDOM FOREST เป็นขั้นตอนที่มีประสิทธิภาพในการคัดกรองใบหน้าจากลักษณะของภาพใบหน้าที่แสดงรอยยิ้ม



บทที่ 5

สรุปผลการวิจัย อภิปรายผล และข้อเสนอแนะ

ในการทำวิจัยนี้ ผู้วิจัยได้ทำการวัดประสิทธิภาพของแบบจำลองโดยใช้แต่ละเทคนิคเพื่อนำมาเปรียบเทียบหาแบบจำลองที่ดีที่สุดและสรุปผล โดยสามารถแบ่งหัวข้อในการสรุปผลได้ดังต่อไปนี้

5.1. สรุปผลการวิจัย

5.2. อภิปรายผลการวิจัย

5.3. ข้อเสนอแนะ

5.1. สรุปผลการวิจัย

ทางการแพทย์ในปัจจุบันรายงานผลสรุป คือผู้ป่วยอาจมีความเสี่ยงสูงในการเป็นโรคหลอดเลือดสมอง (STROKE) โดยผู้ป่วยเกิดขึ้นใหม่มีจำนวนผู้เสียชีวิตประมาณ 5 ล้านราย ซึ่งข้อมูลส่วนใหญ่พบผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองประมาณ 1,880 รายต่อแสนราย หรือ 2% โดยประมาณ อาจเกิดจากความผิดปกติบนร่างกาย ซึ่งสามารถเกิดได้กับทุกคนทุกเวลา สาเหตุที่เกิดความผิดปกติของใบหน้าผู้ป่วยจะมีลักษณะของกล้ามเนื้อที่อ่อนแรงในบางส่วน ซึ่งจะคล้ายกับโรคกล้ามเนื้อใบหน้าอ่อนแรง ส่วนนี้มาจากใบหน้าทั้ง 2 ด้านไม่สมมาตรกัน เมื่อผู้ป่วยเกิดลักษณะอาการคล้ายโรคหลอดเลือดสมอง หากเข้ารับบริการตรวจโรคด้วยทีมแพทย์จะมีค่าใช้จ่ายสูง และบางครั้งอาจเกิดการวินิจฉัยคลาดเคลื่อน ซึ่งมาจากการบอกข้อมูลรายละเอียดไม่ครบถ้วนจากผู้ป่วย

ในปัจจุบันอุปกรณ์ทางการแพทย์ใช้ในการวินิจฉัยโรค ซึ่งสามารถพัฒนาให้คอมพิวเตอร์เกิดการเรียนรู้เอง หรือเรียกว่า การเรียนรู้ของโปรแกรมและปรับปรุงการทำงานจากข้อมูล (MACHINE LEARNING) ซึ่งสามารถช่วยเหลือทีมแพทย์ที่ต้องวินิจฉัยโรคด้วยความรวดเร็วและว่องไว การนำเทคโนโลยีของการมองเห็นของคอมพิวเตอร์ (COMPUTER VISION) และการเรียนรู้ของคอมพิวเตอร์ (MACHINE VISION) ใช้เป็นการประมวลผลภาพ (IMAGE PROCESSING) เพื่อช่วยในการวิเคราะห์ความผิดปกติของใบหน้าผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง จากการนำข้อมูลใช้พัฒนาให้คอมพิวเตอร์เกิดการเรียนรู้ด้วยตนเอง เพื่อหาค่าความแม่นยำมากขึ้นสามารถนำไปใช้ในการวิเคราะห์ความผิดปกติของใบหน้าผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองให้ได้ผลลัพธ์สูงสุดจากการวิเคราะห์ด้วยใบหน้าในรูปแบบ 2 มิติ

ดังนั้นส่วนของงานวิจัยดำเนินการพัฒนาและนำเสนอในเรื่องของการพัฒนาวิเคราะห์ใบหน้าของผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองรูปแบบ 2 มิติ โดยใช้การพัฒนาจากการเรียนรู้ของเครื่องที่หาค่าความถูกต้องของการทำนายที่น่าเชื่อถือได้ และสามารถลดเวลาในการวินิจฉัย ช่วยเหลือผู้ป่วยเรื่องลดค่าใช้จ่ายในการตรวจโรค เพื่อให้ผู้ที่มีความเสี่ยงในการเป็นโรคยังสามารถเข้ารับบริการการตรวจโรคด้วยการพัฒนาให้สามารถวิเคราะห์ความผิดปกติของใบหน้าได้ก่อนเพื่อหาวิธีการป้องกันหรือรักษาได้ทันเวลาที่

งานวิจัยนี้ทำการศึกษาลักษณะการวิเคราะห์ความผิดปกติบนใบหน้าของผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง โดยคัดกรองใบหน้าของผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองจากการจำแนกข้อมูลความผิดปกติของใบหน้าผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง การวิเคราะห์ข้อมูลเชิงสำรวจ (EXPLORATORY DATA ANALYSIS - EDA) เป็นขั้นตอนสำคัญที่ช่วยให้เข้าใจโครงสร้างของข้อมูลและระบุความสัมพันธ์ ส่งผลต่อการพัฒนาและปรับปรุงโมเดล MACHINE LEARNING สำหรับการคัดกรองใบหน้าผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง และการศึกษาโดยใช้อัลกอริทึมการเรียนรู้ของเครื่องทั้ง 7 แบบ ดังนี้ 1) SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM) เป็นการนำมาช่วยแก้ปัญหาการจำแนกข้อมูล โดยอาศัยหลักการของเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง (MACHINE LEARNING) โดยมีเป้าหมายหลักในการหา "เส้นแบ่ง" (DECISION BOUNDARY) หรือ "HYPERPLANE" ที่สามารถแบ่งข้อมูลออกเป็นกลุ่มต่าง ๆ ได้อย่างเหมาะสมที่สุด 2) K-NEAREST NEIGHBOR (KNN) ใช้สำหรับงานจำแนกประเภท (CLASSIFICATION) และการถดถอย (REGRESSION) โดยมีหลักการพื้นฐานคือการพิจารณาความใกล้เคียงของข้อมูลตัวอย่างใหม่กับกลุ่มตัวอย่างที่เคยเรียนรู้มาก่อน 3) DECISION TREE (DT) มีโครงสร้างเป็นลำดับชั้นแบบต้นไม้ (TREE STRUCTURE) ซึ่งแต่ละโหนดในต้นไม้จะใช้ในการตัดสินใจโดยอิงจากเงื่อนไขหรือกฎเกณฑ์ที่กำหนดจากข้อมูลในชุดฝึก (TRAINING DATA) เป็นเครื่องมือที่ช่วยให้วิเคราะห์เหตุการณ์ หรือสถานการณ์เพื่อการตัดสินใจได้เป็นระบบและรวดเร็ว 4) RANDOM FOREST (RF) โดยอัลกอริทึมนี้ทำงานโดยการสร้างกลุ่มของ DECISION TREES (ต้นไม้ตัดสินใจ) หลายต้น และรวมผลลัพธ์จากต้นไม้เพื่อคำตอบที่มีความแม่นยำและเสถียรมากขึ้น 5) LOGISTIC REGRESSION (LG) ทำ CLASSIFICATION โดยที่ OUTPUT ออกมาเป็น REGRESSION นำไป MAPPING กับ SIGMOID FUNCTION ให้ได้ข้อมูลเป็นคลาสนี้หรือไม่เป็น 6) ADABOOST (ADAPTIVE BOOSTING) เป็นการใช้เทคนิคกลุ่ม BOOSTING เพื่อพัฒนาต่อเนื่อง เช่น FACE DETECTION เป็นที่นิยมมาก เพราะมีความยืดหยุ่นปรับใช้ได้กับทุก LEARNING โดยใช้เทคนิคการคำนวณซ้ำแล้วปรับค่าน้ำหนัก ทำให้ลด BIAS ERROR ลง ไม่เกิดการ OVER FITTING เกินไป 7) NAÏVE

BAYES CLASSIFICATION (BC) หนึ่งในโมเดลที่ใช้ทำนายว่า ตัวแปร หรือตัวอย่างนั้นอยู่ในกลุ่มไหน ต้องมีการ LABEL ก่อน ใช้ความน่าจะเป็นในการทำนายเพื่อบอกโอกาสที่จะเกิดเหตุการณ์

5.2.อภิปรายผลงานวิจัย

งานวิจัยนี้ ทางผู้วิจัยได้ศึกษาการวิเคราะห์หาความผิดปกติบนใบหน้าของผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง โดยใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง จากการรวบรวมรูปภาพที่มีความผิดปกติบนใบหน้าของผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองจากแหล่งข้อมูล เพื่อวิเคราะห์ความผิดปกติบนใบหน้าของผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง โดยประกอบไปด้วย 7 หลักการดังนี้ ดังนี้ 1. SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM) 2. ADABOOST (ADAPTIVE BOOSTING) 3. DECISION TREE (DT) 4. K-NEAREST NEIGHBOR (KNN) 5. RANDOM FOREST (RF) 6. LOGISTIC REGRESSION (LG) 7. NAÏVE BAYES CLASSIFICATION (BC) ทำการใช้ชุดข้อมูลจาก KAGGLE โดยใช้ภาพถ่ายใบหน้าผู้ป่วยและบุคคลปกติจำนวน 1,600 รูปภาพ โดยแบ่งข้อมูลเป็น 2 ชุด คือ 1. ชุดข้อมูลรูปภาพใบหน้าของผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองจำนวน 800 รูปภาพ 2. ชุดข้อมูลรูปภาพใบหน้าคนปกติจำนวน 800 รูปภาพ โดยการวิเคราะห์ FEATURE เป็นการนำ FEATURE ที่สกัดมาจากใบหน้า เช่น มุมปาก ตรวจวัดค่าความลาดเอียงของปากซ้ายและขวา พบว่าผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองมักมีค่าความลาดเอียงที่ไม่สมดุลมากกว่าบุคคลปกติ ขนาดและพื้นที่ของดวงตา วิเคราะห์พื้นที่ที่ดวงตาข้างซ้ายและขวา มีความไม่สมมาตรระหว่างตาทั้งสองข้างอย่างชัดเจน ความสมมาตรของใบหน้า ตรวจวัดค่าความแตกต่างระหว่างส่วนของใบหน้า (เช่น แก้มทั้งสองข้าง) พบว่าผู้ป่วยมีค่าความสมมาตรต่ำกว่าบุคคลปกติ FEATURE มีความสัมพันธ์เชิงบวกกับอาการที่แสดงถึงลักษณะความผิดปกติของใบหน้าในผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง

อย่างไรก็ตามการตรวจสอบความสัมพันธ์ของ FEATURE (FEATURE CORRELATION) วิเคราะห์ค่าความสัมพันธ์ (CORRELATION) ระหว่างฟีเจอร์ เช่น ความลาดเอียงของปาก พื้นที่ดวงตา และความสมมาตรของใบหน้า พบว่าฟีเจอร์ความสมมาตรของใบหน้าและความลาดเอียงของปากมีค่าความสัมพันธ์สูงสุดกับผลลัพธ์ (OUTPUT) ของการวินิจฉัยฟีเจอร์ที่มีค่าน้อย เช่น สีผิว หรือความสว่างของภาพ ไม่ส่งผลต่อผลลัพธ์ ส่วนการตรวจสอบคุณภาพข้อมูล (DATA QUALITY) ข้อมูลที่ใช้ในการวิจัยมีความสม่ำเสมอ ไม่มีข้อมูลสูญหาย (MISSING DATA) ใน FEATURE ที่สำคัญ ภาพได้รับการปรับขนาดและการปรับปรุงของคุณภาพให้เหมาะสมต่อการประมวลผล นอกจากนี้การใช้ข้อมูลคุณลักษณะร่วมกับการวิเคราะห์ PCA (PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS) ช่วยลดมิติข้อมูลและเพิ่มประสิทธิภาพของการจำแนกได้ดี และการ

เปรียบเทียบผลลัพธ์ระหว่างโมเดลยังช่วยเน้นย้ำถึงความสำคัญของการทดลองหลากหลายรูปแบบเพื่อหาค่าที่เหมาะสมที่สุดในเชิงปฏิบัติ

ทั้งนี้ทางผู้วิจัยได้มีความสนใจที่จะใช้เทคนิคทั้งหมด 7 รูปแบบในการพัฒนาแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่อง ทางผู้วิจัยได้ทำการรวบรวมข้อมูลภาพถ่ายจากชุดข้อมูลที่เผยแพร่ 2 ชุดซึ่งประกอบด้วยภาพบนใบหน้าจากภาพชุดข้อมูลการหย่อนคล้อยของใบหน้า ใบหน้าเป็นอัมพาต และภาพปกติของใบหน้า จากภาพชุดข้อมูลการแสดงสีหน้าชุดข้อมูลเหล่านี้ ทำการเลือกภาพที่ใบหน้าแสดงรอยยิ้ม รูปภาพที่เลือกจะแยกจุดสังเกตบนใบหน้าโดยใช้วิธีการกำหนดจุดสังเกตของการทำ MAPPING LANDMARK ซึ่งคุณสมบัติเหล่านี้ใช้เพื่อบำบัดลักษณะใบหน้าสำหรับฝึกฝนอัลกอริทึมจากการเรียนรู้ของเครื่อง ซึ่งการคัดเลือกข้อมูลและการสกัด FEATURE เน้นที่คุณลักษณะเฉพาะของใบหน้า เช่น ความลาดเอียงของปาก ความสมมาตรของดวงตา และพื้นที่รอบปาก ซึ่งพิสูจน์แล้วว่ามีความสัมพันธ์กับอาการของโรคหลอดเลือดสมอง นอกจากนี้ งานวิจัยนี้ประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพโดยใช้ ACCURACY, PRECISION, RECALL และ F1-SCORE เพื่อหาแบบจำลองการจำแนกที่ดีที่สุดของใบหน้าผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง ซึ่งผลของการพัฒนาทั้ง 7 แบบได้ค่า TRAIN ACCURACY ของความถูกต้องอยู่ที่ 80.08%, 79.92%, 100.00%, 100.00%, 84.06%, 84.84% และ 76.56% ตามลำดับ ส่วนของผลลัพธ์ของการ TEST ACCURACY ของความถูกต้องอยู่ที่ 84.69%, 85.31%, 76.56%, 86.88%, 84.38%, 83.13% และ 78.12% ตามลำดับ จากการเปรียบเทียบทั้ง 7 แบบจำลอง ซึ่งโมเดล RANDOM FOREST มีการจำแนกที่ใบหน้าจากลักษณะใบหน้าที่แสดงรอยยิ้มได้ดีที่สุด ประสิทธิภาพของโมเดล RANDOM FOREST มีจุดเด่นในเรื่องการจัดการข้อมูลที่ซับซ้อน

ผลการทดลองแสดงว่าความเหมาะสมของชุดข้อมูลใน TRAIN และ TEST มีผลต่อการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ของ FEATURE กับอาการของโรคจากการทดลอง ส่วนของโมเดล RANDOM FOREST ยังมีพบ FALSE NEGATIVE หมายถึงกรณีที่โมเดลพยากรณ์ผิด โดยพยากรณ์ว่าเป็น "คนปกติ (LABEL 0)" แต่ในความเป็นจริงคือ "ผู้ป่วย (LABEL 1)" นั่นคือเป็นกรณีที่โมเดลไม่สามารถตรวจจับว่าเป็นผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองได้ ทำให้ผู้ป่วยอาจไม่ได้รับการรักษาอย่างทันท่วงที ในส่วนของลักษณะเฉพาะของ FALSE NEGATIVE ผู้ป่วยที่โมเดลทำนายพลาดอาจมีลักษณะใบหน้าที่คล้ายคลึงกับคนปกติในลักษณะคุณลักษณะของใบหน้า เช่น MOUTHSLOPE, EYEAREA, หรือ NOSESLOPE อาจเกิดจากคุณลักษณะบางอย่างที่ไม่แสดงผลกระทบจากโรคหลอดเลือดสมองอย่างชัดเจน หรือค่าคุณลักษณะเหล่านั้นอยู่ในช่วงที่ทับซ้อนระหว่างคนปกติและผู้ป่วย ผลกระทบหากโมเดลพลาดในกรณี FALSE NEGATIVE จะส่งผล

ให้ผู้ป่วยไม่ได้รับการคัดกรองอย่างถูกต้อง อาจส่งผลต่อประสิทธิภาพโดยรวมของโมเดล โดยเฉพาะในแง่ของ RECALL (SENSITIVITY) ซึ่งมีความสำคัญกับงานวิจัยทางการแพทย์ อย่างไรก็ตามสามารถอธิบายส่วนของการทดสอบและการทำนายเป็น FALSE NEGATIVE จำนวน 28 รูปภาพได้ทำการแสดงผลของค่า FEATURE ต่างๆ โดยสุ่มมาทั้งหมด 10 รูปภาพที่ทดสอบแล้ว โมเดลทำนายผิด เกิดจากผลของ FEATURE DISTRIBUTION ยังไม่ดีพอ คุณลักษณะ (FEATURES) ของใบหน้า เช่น การวัดปาก ตา หรือจมูก ในบางภาพ อาจมีค่าที่ซ้อนทับกันระหว่างผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองกับคนปกติ ซึ่งทำให้โมเดลไม่สามารถแยกแยะได้ดี ตัวอย่างเช่น ค่า "MOUTH", "NOSE" หรือ "EYES" ใน FALSE NEGATIVES อาจมีช่วงที่ใกล้เคียงกับกลุ่มที่เป็นคนปกติ ส่งผลให้เกิดการทำนายผิดพลาด เหตุผลที่ RANDOM FOREST ทำนายผิด เนื่องจากข้อมูลคุณลักษณะของผู้ป่วยและผู้ที่ไม่ป่วยมีบางส่วนที่คล้ายกันมาก จึงทำให้ RANDOM FOREST ซึ่งสร้างการตัดสินใจจากการแบ่งข้อมูลแบบ ITERATIVE ไม่สามารถแยกความแตกต่างได้ดีในบางกรณี ส่วน IMBALANCED DATASET หากจำนวนผู้ป่วยและผู้ที่ไม่ป่วยในชุดข้อมูลมีความไม่สมดุลกัน โมเดลอาจถูก BIAS ไปที่กลุ่มที่มีข้อมูลมากกว่า การทับซ้อนของข้อมูล (FEATURE OVERLAP) จากการกระจายของข้อมูลในภาพ FEATURE DISTRIBUTION พบว่ามีการทับซ้อนของค่าคุณลักษณะระหว่าง LABEL 0 (NORMAL) และ LABEL 1 (STROKE) โดยเฉพาะในคุณลักษณะ MOUTHSLOPE, EYEAREA และ MOUTHAREA ซึ่งทำให้โมเดล RANDOM FOREST ไม่สามารถแยกแยะกรณีเหล่านี้ได้ดีพอ คุณลักษณะบางตัวมีความสำคัญต่ำ โมเดล RANDOM FOREST เลือกใช้คุณลักษณะจากหลายๆ ต้นไม้ แต่คุณลักษณะที่ไม่แสดงความแตกต่างเด่นชัดระหว่าง LABEL 0 และ LABEL 1 (เช่น EYES หรือ NOSESLOPE) อาจลดประสิทธิภาพของโมเดลในบางกรณี ทั้งนี้ปริมาณข้อมูลไม่เพียงพอ หากข้อมูลที่ใช้ในการฝึกโมเดลมีจำนวนตัวอย่างของ LABEL 1 (STROKE) น้อย โมเดลอาจเรียนรู้การกระจายของข้อมูลผู้ป่วยได้ไม่ดี และลักษณะของใบหน้าที่คล้ายคลึงกัน ตัวอย่างบางตัวใน LABEL 1 อาจมีคุณลักษณะใบหน้าที่ดูเหมือนคนปกติ (LABEL 0) มาก ซึ่งส่งผลให้โมเดลพยากรณ์ผิดเป็น FALSE NEGATIVE

ทั้งนี้ยังพบว่าคุณลักษณะใบหน้าที่สำคัญ เช่น ความไม่สมมาตรของปากและดวงตา สามารถใช้เป็นตัวบ่งชี้ที่ดีสำหรับการแยกแยะผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง ข้อมูลเหล่านี้สอดคล้องกับแนวคิดทางการแพทย์ที่ว่าอาการกล้ามเนื้ออ่อนแรงบนใบหน้าเป็นสัญญาณสำคัญของโรคหลอดเลือดสมอง และความหลากหลายของข้อมูลภาพในหลายมิติ เช่น ท่าทางใบหน้าและแสงในภาพ ซึ่งมีผลต่อการปรับปรุงโมเดลให้มีประสิทธิภาพ และความสำคัญของกระบวนการเลือก

FEATURE ที่เหมาะสม คุณลักษณะสำคัญ เช่น ความชันของปาก (MOUTH SLOPE) และพื้นที่ใบหน้าที่ไม่สมมาตร ถูกใช้ในการวิเคราะห์และแยกแยะระหว่างผู้ป่วยและคนปกติได้อย่างมีประสิทธิภาพ เพื่อคัดกรองคุณสมบัติที่ส่งผลกระทบต่อผลลัพธ์โดยตรง ในการนำไปใช้จริง มีความสามารถในการจำแนกใบหน้าผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองและคนปกติได้อย่างแม่นยำ มีประสิทธิภาพสูงสุดในด้านความแม่นยำ สำหรับการตรวจจับใบหน้าผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง มี RECALL สูงสุด และ F1-SCORE สูงสุด ช่วยลด FALSE NEGATIVE ของ CLASS 1 ได้ดีที่สุด ทำให้มั่นใจได้ว่าผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองได้รับการวินิจฉัยที่ถูกต้อง และสามารถรักษาสมดุลงระหว่าง SENSITIVITY และ SPECIFICITY ได้ดี นอกจากนี้ผลการทดสอบค่า AUC ยังบ่งบอกว่าสูงที่สุดที่ 91.74% ทั้งนี้การศึกษางานวิจัยนี้สามารถช่วยลดระยะเวลาและข้อผิดพลาดในการวินิจฉัยของแพทย์ ช่วยสนับสนุนการตัดสินใจทางการแพทย์ได้แม่นยำขึ้นและรวดเร็ว และยังสามารถต่อยอดการพัฒนาโมเดลเพื่อปรับปรุงความสามารถให้ครอบคลุมมากขึ้น เช่น การตรวจจับในระยะต้นเพื่อป้องกันโรคอย่างมีประสิทธิภาพ

5.3. ข้อเสนอแนะ

งานวิจัยนี้ ทางผู้วิจัยได้ดำเนินการในส่วนของการทดลองสร้างแบบจำลองใช้วิเคราะห์ความผิดปกติบนใบหน้าของผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง ซึ่งข้อมูลที่นำมาวิเคราะห์นั้นเป็นรูปภาพที่มีจำนวนน้อย รูปภาพที่ค่อนข้างซ้ำกัน และขนาดของรูปภาพที่ไม่เท่ากัน มีทั้งเล็กเกินไปและใหญ่เกินไปมีส่วนอื่นอยู่ในภาพที่ต้องการ ทั้งนี้ในส่วนนี้ต้องมีการปรับปรุงเพิ่มเติม เพื่อให้ได้ผลการทำนายของแบบจำลองด้วยข้อมูลคุณลักษณะของใบหน้าโดยหลักการเรียนรู้ของเครื่อง ซึ่งอนาคตจะทำให้ผลการทดลองของทั้ง 7 แบบดังกล่าว มีการเปลี่ยนแปลงของผลลัพธ์ และหากมีข้อมูลที่ได้รับจากทางทีมแพทย์เฉพาะทางของโรคหลอดเลือดสมองนำมาใช้ในการพัฒนาวิเคราะห์จะสามารถนำแบบจำลองนี้ไปช่วยส่วนของทางการแพทย์สามารถวิเคราะห์การเกิดของโรคหลอดเลือดสมองให้กับผู้ป่วยได้ประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น

งานวิจัยนี้ได้ทำการทดลองกับ 7 โมเดลดังนี้ 1. SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM) 2. LOGISTIC REGRESSION (LG) 3. DECISION TREE (DT) 4. RANDOM FOREST (RF) 5. K-NEAREST NEIGHBOR (KNN) 6. ADABOOST (ADAPTIVE BOOSTING) 7. NAÏVE BAYES CLASSIFICATION (BC) ซึ่งมีการทดลองเพื่อหาประสิทธิภาพของโมเดลที่มีค่าความถูกต้องแม่นยำมากขึ้น จากภาพที่คัดเลือกมา งานวิจัยนี้ได้ปรับปรุงชุดข้อมูลเพื่อเพิ่มความแม่นยำในการคำนวณ ลักษณะใบหน้า ข้อแรก ภาพต้นฉบับถูกแปลงจากช่องแดง-เขียว-น้ำเงินเป็นช่องระดับสีเทา ดังภาพประกอบที่ 14-15 ข้อที่สอง ภาพระดับสีเทาเหล่านี้ได้รับการปรับให้เป็นหน้า

ตรงโดยใช้การตรวจจับใบหน้าและหมุนหน้าตรงโดยอัตโนมัติ นอกจากนี้ กระบวนการนี้ได้ทำการปรับขนาดภาพให้มีความสมมาตรมากขึ้นดังตัวอย่างภาพที่ปรับแล้วของภาพที่ 14 (B) และภาพที่ 15 (B) ข้อที่สาม ภาพที่ปรับขนาดจะถูกคำนวณเพื่อตรวจจับจุดสังเกตบนใบหน้าซึ่งเป็นกระบวนการระบุและระบุตำแหน่งจุดสนใจเฉพาะบนใบหน้าเช่น ตา จมูก ปาก และลักษณะอื่นๆ ของใบหน้า ดังภาพที่ 14 (C) และ ภาพที่ 15 (C) จุดสังเกตบนใบหน้าเหล่านี้สามารถใช้สำหรับการวิเคราะห์ใบหน้าเพื่อฝึกอัลกอริทึมการเรียนรู้ด้วยเครื่อง ซึ่งอาจจะทำการทดสอบโมเดลเพิ่มเติม ทดลองโมเดลที่ซับซ้อนยิ่งขึ้น เช่น CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS (CNN) หรือ HYBRID MODELS ที่ผสมผสานระหว่างโมเดลการเรียนรู้แบบลึก (DEEP LEARNING) และ MACHINE LEARNING แบบเดิม เพื่อปรับปรุงความแม่นยำในการวิเคราะห์คุณลักษณะใบหน้า หรือใช้เทคนิคการเรียนรู้แบบ TRANSFER LEARNING เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพและลดเวลาการฝึกโมเดล โดยใช้โมเดลที่ได้รับการฝึกที่มีความคล้ายกัน มาพัฒนาเพื่อช่วยวินิจฉัยโรคอื่นๆ ที่มีอาการแสดงบนใบหน้า เช่น โรคเนื้องอกสมอง หรือโรคทางระบบประสาท เพื่อเพิ่มขอบเขตการใช้งาน

ข้อเสนอแนะเหล่านี้มุ่งเน้นให้มีความแม่นยำ ใช้งานได้จริงในสภาพแวดล้อมทั่วไป และสามารถช่วยบุคลากรทางการแพทย์ในการดูแลผู้ป่วยได้อย่างมีประสิทธิภาพสูงสุด

บรรณานุกรม

- (MFMER), M. F. f. M. E. a. R. (2022). Bell's Palsy. Retrieved form <https://www.mayoclinic.org/diseases-conditions/bells-palsy/symptoms-causes/syc-20370028>
- CDC. (2019). Centers for Disease Control and Prevention, Know the Facts About Stroke. Retrieved form <https://www.cdc.gov/stroke/about.htm>
- Chang, C. Y., Cheng, M. J., & Ma, M. H. M. (2018, 19-21 Nov. 2018). *Application of Machine Learning for Facial Stroke Detection*. Paper presented at the 2018 IEEE 23rd International Conference on Digital Signal Processing (DSP).
- Consult, E., Anthony J. Busti, M., PharmD, FNLA, FAHA, & Dylan Kellogg, M. (2015). Stroke vs. Bell's Palsy. Retrieved form <https://www.ebmconsult.com/articles/anatomy-stroke-vs-bells-palsy>
- Cui, H., Zhong, W., Zhu, M., Jiang, N., Huang, X., Lan, K., . . . Li, G. (2020, 20-24 July 2020). *Facial Electromyography Mapping in Healthy and Bell's Palsy Subjects: A High-Density Surface EMG Study*. Paper presented at the 2020 42nd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society (EMBC).
- Dr.Sapkota. (2020). PatientEducationMD, Know Bell's palsy vs stroke. Retrieved from <https://patienteducationmd.com/bells-palsy-vs-stroke/>
- Healthcare, P., & Jyotir Jani, M. D. (2022). The difference between Bell's palsy and a stroke. Retrieved from <https://www.piedmont.org/living-better/the-difference-between-bells-palsy-and-a-stroke>
- Islam, R., Debnath, S., & Palash, T. I. (2021, 26-27 Dec. 2021). *Predictive Analysis for Risk of Stroke Using Machine Learning Techniques*. Paper presented at the 2021 International Conference on Computer, Communication, Chemical, Materials and Electronic Engineering (IC4ME2).
- Kaewmahanin, W., Rassameecharoenchai, T., Jutharee, W., Tongskulroongruang, T., Wiphunawat, P., Jennawasin, T., & Kaewkamnerdpong, B. (2022, 24-27 May 2022).

- Automatic Facial Asymmetry Analysis for Elderly Stroke Detection by using Cosine Similarity*. Paper presented at the 2022 19th International Conference on Electrical Engineering/Electronics, Computer, Telecommunications and Information Technology (ECTI-CON).
- Kahn, A., & Larson, J. (2021). What Is Bell's Palsy? Retrieved from <https://www.healthline.com/health/bells-palsy>
- Khan, M., Chakraborty, S., Astya, R., & Khepra, S. (2019, 18-19 Oct. 2019). *Face Detection and Recognition Using OpenCV*. Paper presented at the 2019 International Conference on Computing, Communication, and Intelligent Systems (ICCCIS).
- Miao, Y. (2021, 26-28 Nov. 2021). *Using Machine Learning Method to Predict Stroke Risk*. Paper presented at the 2021 2nd International Conference on Information Science and Education (ICISE-IE).
- Python, U. (2021). ตรวจจับใบหน้า ใน 11 บรรทัด Python Face Detection. Retrieved from <https://www.ultimatepython.co/post/face-detection-opencv-python#:~:text=Haar%20Cascades,Simple%20Features%E2%80%9D%20published%20in%202001>
- Soares, F. (2019). Mind the GRAPH, Know Stroke symptoms and risk factors. Retrieved from <https://mindthegraph.com/blog/stroke-symptoms-and-risk-factors/>
- Thevenot, J., López, M. B., & Hadid, A. (2018). A Survey on Computer Vision for Assistive Medical Diagnosis From Faces. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 22(5), 1497-1511.
- Umirzakova, S., Abdusalomov, A., & Whangbo, T. K. (2019, 19-21 Aug. 2019). *Fully Automatic Stroke Symptom Detection Method Based on Facial Features and Moving Hand Differences*. Paper presented at the 2019 International Symposium on Multimedia and Communication Technology (ISMAC).
- Umirzakova, S., & Whangbo, T. K. (2018, 17-19 Oct. 2018). *STUDY ON DETECT STROKE SYMPTOMS USING FACE FEATURES*. Paper presented at the 2018 International Conference on Information and Communication Technology Convergence (ICTC).
- Zeng, F., Xu, Y., Zhang, B., Wang, H., & Lu, X. (2021, 10-12 Dec. 2021). *Expression*

Classification of Stroke Patients Based on Improved Edge Detection Mask

Algorithm and Neural Network. Paper presented at the 2021 3rd International

Academic Exchange Conference on Science and Technology Innovation (IAECST).

โรงพยาบาลกันตัง. (2018). โรคหลอดเลือดสมอง-Stroke.

โรงพยาบาลบำรุงราษฎร์. (2022). โรคหลอดเลือดสมอง. Retrieved from

<https://www.bumrungrad.com/th/conditions/stroke>

โรงพยาบาลศิริราช, ศ. (2016). สถานการณ์ปัจจุบันของโรคหลอดเลือดสมอง. Retrieved from

https://www.si.mahidol.ac.th/siriraj_online/thai_version/Health_detail.asp?id=1256

ทักษิณวราจารย์, พ. ร. (2021). โรคหลอดเลือดสมอง (stroke) ต้นเหตุ อัมพฤกษ์ อัมพาต !

Retrieved from <https://www.pram9.com/stroke-symptoms/>

นิละนนท์, ร. น. ย., & สุทธิคณิง, น. ว. (2022). โรคหลอดเลือดสมอง รู้ทันป้องกันอัมพาต.

Retrieved from <https://www.siphphospital.com/th/news/article/share/stroke>

ผดุงวณิชย์กุล, แ. (2017). โรคหลอดเลือดสมอง (Stroke). Retrieved from

http://www.med.nu.ac.th/dpMed/fileKnowledge/106_2017-08-19.pdf

ร.น., น. อ. น. อ. ส. (2020). โรคหลอดเลือดสมอง (Stroke). Retrieved from

<https://www.medparkhospital.com/content/stroke>

รัตนพร สายตรี, ป. ไ., สมเกียรติยศ วรเดช. (2019). Activities of Daily Living among Stroke Patients.

สงวนสุข, พ. (2021). ประสิทธิภาพของโปรแกรมเสริมสร้างสมรรถนะแห่งตนต่อพฤติกรรมการป้องกัน

โรคหลอดเลือดสมองในผู้สูงอายุโรคไม่ติดต่อเรื้อรัง อำเภอคลองขลุง จังหวัดกำแพงเพชร.

วิทยานิพนธ์ ส.ม. สาขาวิชา-, มหาวิทยาลัยนเรศวร, 2564.

สุทธิคณิง, น. ว. (2022). โรคหลอดเลือดสมอง รู้ทันป้องกันอัมพาต. Retrieved from

<https://www.siphphospital.com/th/news/article/share/stroke>

ประวัติผู้เขียน

