# การวิเคราะห์คุณลักษณะของเสียงเพื่อทำนายคะแนนแอตเทนชันในแบบประเมินโมคา

นายวิโรจน์ ตรีมงคลโชค

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชาวิทยาศาสตร์คอมพิวเตอร์ ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์
คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
ปีการศึกษา 2565
ลิขสิทธิ์ของจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

# AN ANALYSIS OF ACOUSTIC FEATURES FOR ATTENTION SCORE IN MoCA ASSESSMENT

Mr. Wirot Treemongkolchok

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements

for the Degree of Master of Science in Computer Science

Department of Computer Engineering

FACULTY OF ENGINEERING

Chulalongkorn University

Academic Year 2022

Copyright of Chulalongkorn University

| | |
|---|---|
| หัวข้อวิทยานิพนธ์ | การวิเคราะห์คุณลักษณะของเสียงเพื่อทำนายคะแนนแอตเทนชันในแบบประเมินโมคา |
| โดย | นายวิโรจน์ ตรีมงคลโชค |
| สาขาวิชา | วิทยาศาสตร์คอมพิวเตอร์ |
| อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก | รองศาสตราจารย์ ดร.โปรดปราน บุณยพุกกณะ |
| อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ร่วม | ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ฑิตยา หวานวารี |

คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย อนุมัติให้นับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต

..... คณบดีคณะวิศวกรรมศาสตร์
(ศาสตราจารย์ ดร.สุพจน์ เตชวรสินสกุล)

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

..... ประธานกรรมการ
(อาจารย์ ดร.เอกพล ช่วงสุวนิช)

..... อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก
(รองศาสตราจารย์ ดร.โปรดปราน บุณยพุกกณะ)

..... อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ร่วม
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ฑิตยา หวานวารี)

..... กรรมการ
(รองศาสตราจารย์ แพทย์หญิงโสพัทธ์ เหมรัญช์โรจน์)

..... กรรมการภายนอกมหาวิทยาลัย
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ธีรวิทย์ วิไลประสิทธิ์พร)

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

วิโรจน์ ตรีมงคลโชค : การวิเคราะห์คุณลักษณะของเสียงเพื่อทำนายคะแนนแอตเทนชันในแบบประเมินโมคา. ( AN ANALYSIS OF ACOUSTIC FEATURES FOR ATTENTION SCORE IN MoCA ASSESSMENT) อ.ที่ปรึกษาหลัก : รศ. ดร.โปรดปราน บุณยพุกกณะ, อ.ที่ปรึกษาร่วม : ผศ. ดร.ฑิตยา หวานวารี

งานวิจัยนี้เป็นการศึกษาเพื่อค้นหาคุณลักษณะทางเสียงที่มีความสำคัญในการประเมินคะแนนการทำงานสมองด้านแอตเทนชันของแบบประเมินไทยโมคา โดยใช้ชุดข้อมูลเสียงที่บันทึกจากแอปพลิเคชันไทยโมคา โดยเลือกแบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหน้าไปหลัง (Digit Forward Span, DFS) และแบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหลังไปหน้า (Digit Backward Span, DBS) ซึ่งเป็นแบบทดสอบการทำงานของสมองด้านแอตเทนชัน ผู้วิจัยพัฒนาโมเดลเพื่อสกัดคุณลักษณะเสียง และเปรียบเทียบหาชุดคุณลักษณะสำคัญทางเสียงที่ด้วยวิธีการกำจัดคุณลักษณะแบบเรียกซ้ำ (Recursive Feature Elimination, RFE) ซึ่งมีความแม่นยำในการจำแนกข้อมูลคะแนนการทำงานสมองด้านแอตเทนชันของแบบประเมินไทยโมคาสูงที่สุด โดยจากการวิจัยนั้นผู้วิจัยได้รับชุดคุณลักษณะสำคัญทางเสียงที่ประกอบด้วย 3 คุณลักษณะ คือ ผลรวมของช่วงเวลาขณะเกิดเสียงในแบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหน้าไปหลัง ที่ตรวจสอบจากความเข้มของเสียง ผลรวมของช่วงเวลาขณะเกิดเสียงในแบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหน้าไปหลัง ที่ตรวจสอบจากคอนทัวร์ของระดับเสียง และผลรวมของช่วงเวลาขณะเกิดเสียงในแบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหลังไปหน้า ที่ตรวจสอบจากคอนทัวร์ของระดับเสียง และชุดคุณลักษณะนี้มีความแม่นยำในการจำแนกข้อมูลคะแนนการทำงานสมองด้านแอตเทนชันร้อยละ 72.0 ซึ่งมากกว่าการใช้คุณลักษณะทางเสียงทั้งหมดในการจำแนกข้อมูล

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

สาขาวิชา วิทยาศาสตร์คอมพิวเตอร์ ลายมือชื่อนิสิต .....
ปีการศึกษา 2565 ลายมือชื่อ อ.ที่ปรึกษาหลัก .....
ลายมือชื่อ อ.ที่ปรึกษาร่วม .....

# # 6270265921 : MAJOR COMPUTER SCIENCE

KEYWORD: MoCA, mild cognitive impairment, feature importance, attention domain, classification

Wirot Treemongkolchok : AN ANALYSIS OF ACOUSTIC FEATURES FOR ATTENTION SCORE IN MoCA ASSESSMENT. Advisor: Assoc. Prof. Ph.D. Proadpran Punyabukkana Co-advisor: Asst. Prof. Ph.D. DITTAYA WANVARIE

In this research, we identified a new set of relevant acoustic features influencing attention scores on the Thai Montreal Cognitive Assessment (Thai MoCA). A dataset from the Digit Forward Span (DFS) task of attention and the Digit Backward Span (DBS) task of attention in the Thai Montreal Cognitive Assessment application was utilized. The model for extracting acoustic features and comparing a set of acoustic features selected by the Recursive Feature Elimination (RFE) was developed, Our model is able to classify the attention score in the Thai Montreal Cognitive Assessment most accurately at 72.0%. The best set of acoustic features consists of 3 features: the duration of voice from the DFS based on intensity, the duration of voice from the DBS based on pitch contour, and the Duration of voice from DFS based on pitch contour. This set has higher predictive power than the full feature set in the attention domain.

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

Field of Study: Computer Science
Academic Year: 2022

Student's Signature .....
Advisor's Signature .....
Co-advisor's Signature .....

# กิตติกรรมประกาศ

ผู้วิจัยขอขอบพระคุณ รองศาสตราจารย์ ดร.โปรดปราน บุณยพุกกณะ อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ที่กรุณาให้ความช่วยเหลือ คำชี้แนะ คอยผลักดัน และตรวจทานแก้ไขข้อบกพร่องเสมอมา และขอขอบพระคุณ อาจารย์ ดร.นฤมล ประทานวณิช และ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ฑิตยา หวานวารี อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ร่วมที่กรุณาให้ความรู้ให้คำแนะนำมาโดยตลอด และขอขอบพระคุณ รองศาสตราจารย์ พญ.โสพพัทธ์เหมรัญช์โรจน์และ อาจารย์ นพ. ดร.ชัยภัทร ชุณหรัศมิ์ กรรมการสอบวิทยานิพนธ์ที่กรุณาให้คำปรึกษา และข้อมูลที่จำเป็นต่องานวิจัยมาโดยตลอดจนวิทยานิพนธ์เล่มนี้สำเร็จสมบูรณ์

ขอขอบพระคุณ อาจารย์ ดร.เอกพล ช่วงสุวนิช ประธานกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ และผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ธีรวิทย์วิไลประสิทธิ์พร กรรมการภายนอกมหาวิทยาลัย ที่กรุณาเสียสละเวลาชี้แนะ และให้คำแนะนำจนวิทยานิพนธ์เล่มนี้สำเร็จสมบูรณ์มากยิ่งขึ้น

ขอขอบพระคุณ บุคลากรณ์ทางการแพทย์และนักจิตวิทยา โรงพยาบาลจุฬาลงกรณ์ฝ่ายจิตเวชศาสตร์ที่กรุณาให้ข้อมูลที่สำคัญต่องานวิจัย

สุดท้ายนี้ขอขอบพระคุณ บิดา มารดา และญาติพี่น้อง ของข้าพเจ้าที่เป็นกำลังใจสำคัญมาโดยตลอด และขอขอบคุณ เพื่อนๆ พี่ๆ ที่คอยช่วยเหลือ และให้คำแนะนำเสมอมาจนวิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงลงได้ด้วยดี

วิโรจน์ ตรีมงคลโชค

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

# สารบัญ

หน้า


..... ค

บทคัดย่อภาษาไทย ..... ค

..... ง

บทคัดย่อภาษาอังกฤษ ..... ง

กิตติกรรมประกาศ ..... จ

สารบัญ ..... ฉ

สารบัญตาราง ..... ฌ

สารบัญรูปภาพ ..... ญ

บทที่ 1 บทนำ ..... 1

1.1 ที่มาและความสำคัญ ..... 1

1.2 วัตถุประสงค์ ..... 2

1.3 ขอบเขต ..... 2

1.4 ประโยชน์ที่ได้รับ ..... 2

บทที่ 2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง ..... 4

2.1 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง ..... 4

2.2 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง ..... 6

2.2.1 แบบประเมินโมคา (Montreal Cognitive Assessment, MoCA) ..... 6

2.2.2 การทำงานขั้นสูงของสมอง ..... 7

2.2.3 การสกัดชุดคุณลักษณะทางเสียง eGeMAPS จากเครื่องมือโอเพนสมายล์ (openSMILE) ..... 8



จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

2.2.4 การสกัดชุดคุณลักษณะทางเสียงที่สัมพันธ์กับเวลาขณะเกิดเสียงและไม่เกิดเสียงโดยเครื่องมือ Praat ..... 9

2.2.5 การกำจัดคุณลักษณะแบบเรียกซ้ำ (Recursive Feature Elimination, RFE) ..... 11

2.2.6 ดัชนีของ Youden (Youden Index) ..... 12

2.2.7 การตรวจสอบไขว้การดึงข้อมูลออกทีละตัว (Leave One Out Cross Validate, LOOCV) ..... 13

2.2.8 ต้นไม้ตัดสินใจ (Decision Tree, DT) ..... 13

2.2.9 จักรกลหนุนยันเวกเตอร์ (Support Vector Machine, SVM) ..... 14

2.2.10 การวิเคราะห์การจำแนกประเภทเชิงเส้น (Linear Discriminant Analysis, LDA) .. 15

2.2.11 แรนดอมฟอเรสต์ (Random Forest, RF) ..... 16

2.2.12 ค้นหาเพื่อนบ้านใกล้สุด $k$ ตัว (K-Nearest-Neighbor: KNN) ..... 16

บทที่ 3 แนวคิดและวิธีการดำเนินงาน ..... 18

3.1 การเก็บข้อมูล (Data Collection) ..... 19

3.2 การทำความสะอาดข้อมูล (Data Cleansing) ..... 21

3.3 การสกัดคุณลักษณะ (Feature Extraction) ..... 21

3.3.1 ชุดคุณลักษณะของเสียง eGeMAPS โดยใช้เครื่องมือ openSMILE: ..... 22

เป็นชุดคุณลักษณะตามหัวข้อที่ 2.2.3 จำนวน 88 คุณลักษณะ ..... 22

3.3.2 ชุดคุณลักษณะของเสียงที่สัมพันธ์กับเวลาขณะเกิดเสียงและไม่เกิดเสียงโดยเครื่องมือ Praat ตามหัวข้อที่ 2.2.4 จำนวน 36 คุณลักษณะ โดยสามารถแบ่งย่อยออกเป็น 18 คุณลักษณะ ที่ใช้การตรวจสอบช่วงเวลาขณะเกิดเสียงและไม่เกิดเสียงจากความเข้มของเสียง และ 18 คุณลักษณะ ที่ใช้การตรวจสอบช่วงเวลาขณะเกิดเสียงและไม่เกิดเสียงจากคอนทัวร์ของระดับเสียง ซึ่งสามารถตรวจสอบได้ตามตัวอย่าง รูปภาพที่ 9 และ 10 ..... 22

3.3.3 ชุดคุณลักษณะทางกายภาพ ประกอบด้วย เพศ และการศึกษา จำนวน 2 คุณลักษณะ ..... 22

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

3.4 การคัดเลือกคุณลักษณะ (Feature Selection) ..... 23
3.5 การจำแนกข้อมูล (Classification) ..... 24
3.6 การประเมินชุดคุณลักษณะที่สำคัญ (Feature Importance) ..... 24
บทที่ 4 ผลการทดลอง ..... 26
4.1 ชุดคุณลักษณะสำคัญจากการใช้คุณลักษณะเสียงบันทึกของผู้เข้าร่วมทำแบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหน้าไปหลัง (DFS) ในการจำแนกข้อมูล ..... 26
4.2 ชุดคุณลักษณะสำคัญจากการใช้เสียงบันทึกของผู้เข้าร่วมทำแบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหลังไปหน้า (DBS) ในการจำแนกข้อมูล ..... 28
4.3 ชุดคุณลักษณะสำคัญจากการใช้คุณลักษณะเสียงบันทึกของผู้เข้าร่วมทำแบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหน้าไปหลัง และแบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหลังไปหน้า ในการจำแนกข้อมูล ..... 29
4.4 เปรียบเทียบผลลัพธ์กับการใช้คุณลักษณะทุกตัวในการจำแนกข้อมูล ..... 31
4.5 วิเคราะห์ผลการทดลอง ..... 32
4.6 อภิปรายผล ..... 35
บทที่ 5 สรุปผลการทดลองและอภิปรายผล ..... 37
5.1 สรุปผลการทดลอง ..... 37
5.2 ผลงานตีพิมพ์จากงานวิจัย ..... 37
บรรณานุกรม ..... 38
ประวัติผู้เขียน ..... 45

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

# สารบัญตาราง

**หน้า**

ตารางที่ 1 คุณลักษณะของเสียงที่สัมพันธ์กับเวลาช่วงที่เกิดเสียงกับไม่เกิดเสียง ..... 9

ตารางที่ 2 ตารางเปรียบเทียบค่าดัชนีของ Youden สำหรับคะแนนแบบทดสอบการทำงานของสมองด้านแอตเทนชัน กับคะแนนจุดตัดของไทยโมคาสำหรับแบ่งแยกผู้ที่มีภาวะความบกพร่องเล็กน้อยของความสามารถสมอง ที่มีค่าของจุดตัดเท่ากับ 25 คะแนน ..... 20

ตารางที่ 3 ตารางแสดงจำนวนผู้เข้าร่วมทดสอบในชุดข้อมูลนี้ ..... 20

ตารางที่ 4 ชุดคุณลักษณะสำคัญของเสียงในแบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหน้าไปหลัง ที่ส่งผลต่อคะแนนแอตเทนชันจากแบบประเมินไทยโมคา ..... 27

ตารางที่ 5 ชุดคุณลักษณะสำคัญของเสียงในแบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหลังไปหน้า ที่ส่งผลต่อคะแนนแอตเทนชันจากแบบประเมินไทยโมคา ..... 29

ตารางที่ 6 ชุดคุณลักษณะสำคัญของเสียงในแบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหน้าไปหลังและแบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหลังไปหน้า ที่ส่งผลต่อคะแนนแอตเทนชันจากแบบประเมินไทยโมคา ..... 30

ตารางที่ 7 แสดงค่าความแม่นยำจากคุณลักษณะที่ได้จากการทดลองมีประสิทธิภาพมากกว่าการใช้คุณลักษณะทั้งหมด ..... 31

ตารางที่ 8 แสดงคุณลักษณะที่คล้ายกันในแต่ละการทดลอง ..... 32

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

# สารบัญรูปภาพ

**หน้า**


รูปภาพที่ 1 แบบประเมินย่อยในหัวข้อแอตเทนชัน ..... 6

รูปภาพที่ 2 แบบประเมินโมคา http://www.phimaimedicine.org/ ..... 7

รูปภาพที่ 3 เทคนิคการตรวจสอบไขว้การดึงข้อมูลออกทีละตัว ..... 13

รูปภาพที่ 4 เส้นแบ่งไฮเปอร์เพลน Kirchner, Antje, and Curtis S. Signorino. 2018. “Using Support Vector Machines for Survey Research.” Survey Practice 11 (1) ..... 15

รูปภาพที่ 5 แผนผังการดำเนินงาน ..... 18

รูปภาพที่ 6 แบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหน้าไปหลัง (ซ้าย) และแบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหลังไปหน้า (ขวา) ..... 19

รูปภาพที่ 7 ข้อมูลเสียงก่อนประยุกต์ใช้วิธีการจับคู่ความดังเสียง ..... 21

รูปภาพที่ 8 ข้อมูลเสียงหลังประยุกต์ใช้วิธีการจับคู่ความดังเสียง ..... 21

รูปภาพที่ 9 การตรวจสอบช่วงเวลาขณะเกิดเสียงและไม่เกิดเสียงจากความเข้มของเสียง ..... 22

รูปภาพที่ 10 การตรวจสอบช่วงเวลาขณะเกิดเสียงและไม่เกิดเสียงจากคอนทัวร์ของระดับเสียง ... 23

รูปภาพที่ 11 แผนผังแสดงรูปขั้นตอน การคัดเลือกคุณลักษณะ การจำแนกข้อมูล และการประเมินชุดคุณลักษณะที่สำคัญ *ตัวประเมิน i ประกอบด้วย 1. ต้นไม้ตัดสินใจ 2. ตัวส่งเสริมเกรเดียนต์ 3. แรนดอมฟอเรสต์ 4. การถดถอยเชิงเส้น และ 5. เพอร์เซปตรอน *n = 126 จะเปลี่ยนไปใช้ค่า n = 250 เมื่อใช้คุณลักษณะรวมของแบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหน้าไปหลัง และทวนตัวเลขตามลำดับจากหลังไปหน้า ..... 25

รูปภาพที่ 12 แสดงการเปรียบเทียบผลลัพธ์ค่าความแม่นยำเฉลี่ยจากการใช้คุณลักษณะเสียงบันทึกของผู้เข้าร่วมทำแบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหน้าไปหลัง ในการคัดเลือกและจำแนกข้อมูล ..... 26

รูปภาพที่ 13 แสดงการเปรียบเทียบผลลัพธ์ค่าความแม่นยำเฉลี่ยจากการใช้คุณลักษณะเสียงบันทึกของผู้เข้าร่วมทำแบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหลังไปหน้า ในการคัดเลือกและจำแนกข้อมูล ..... 28

รูปภาพที่ 14 แสดงการเปรียบเทียบผลลัพธ์ค่าความแม่นยำเฉลี่ยจากการใช้คุณลักษณะเสียงบันทึกของผู้เข้าร่วมทำแบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหน้าไปหลัง และแบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหลังไปหน้า ในการคัดเลือกและจำแนกข้อมูล ..... 30

รูปภาพที่ 15 แผนภูมิกล่องของคุณลักษณะทางเสียงจากเสียงบันทึกของผู้เข้าร่วมทำแบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหน้าไปหลัง (DFS)..... 34

รูปภาพที่ 16 แผนภูมิกล่องของคุณลักษณะทางเสียงจากเสียงบันทึกของผู้เข้าร่วมทำแบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหลังไปหน้า (DBS) ..... 35



จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

# บทที่ 1
# บทนำ

## 1.1 ที่มาและความสำคัญ

ภาวะความบกพร่องเล็กน้อยของความสามารถสมอง (Mild Cognitive Impairment, MCI) เป็นภาวะเสื่อมถอยของการทำงานของสมองระหว่างผู้มีภาวะการเสื่อมถอยตามวัยปกติ และผู้ป่วยสมองเสื่อม (Dementia) ส่งผลกระทบให้มีความบกพร่องทางสติปัญญาอย่างน้อยหนึ่งด้านการทำงานของสมอง เช่น ความจำ (memory) การบริหาร (executive) แอตเทนชัน (attention) โดยผู้เชี่ยวชาญสามารถคัดกรองผู้ที่มีภาวะความบกพร่องเล็กน้อยของความสามารถสมองด้วยเครื่องมือที่ใช้ในการประเมินการทำงานของสมอง [1]

แบบประเมินโมคา (Montreal Cognitive Assessment, MoCA) เป็นแบบประเมินการทำงานของสมองเพื่อคัดกรองผู้ที่มีภาวะความบกพร่องเล็กน้อยของความสามารถสมองที่สามารถประเมินการทำงานด้านต่าง ๆ ของสมอง โดยมีคะแนนรวมทั้งหมด 30 คะแนน และมีเกณฑ์คะแนนสำหรับคัดกรองผู้ที่มีภาวะความบกพร่องเล็กน้อยของความสามารถสมองสำหรับผู้มีคะแนนน้อยกว่าหรือเท่ากับ 25 คะแนน ซึ่งผู้เชี่ยวชาญสามารถนำข้อมูลที่ได้ไปวินิจฉัยโรคต่าง ๆ เช่น โรคอัลไซเมอร์ โรคหลอดเลือดสมอง โรคพาร์กินสัน แต่แบบประเมินโมคาจำเป็นต้องใช้ผู้เชี่ยวชาญในการเก็บข้อมูล และประเมินคะแนนของผู้ทำแบบประเมิน ดังนั้นจึงมีงานวิจัยที่สามารถคัดกรองผู้ที่มีภาวะความบกพร่องเล็กน้อยของความสามารถสมองหรือวินิจฉัยโรคได้อย่างอัตโนมัติเพื่ออำนวยความสะดวกและลดภาระหน้าที่ของผู้เชี่ยวชาญ [2-4]

หลายงานวิจัยนำเสียงคำพูดมาวิเคราะห์คุณลักษณะทางเสียงต่าง ๆ เช่น ค่าความไม่คงที่ของความถี่เสียง (jitter) และค่าความไม่คงที่ของความดังเสียง (shimmer) เพื่อคัดกรองผู้มีภาวะความบกพร่องเล็กน้อยของความสามารถสมองเนื่องจากผู้ป่วยภาวะความบกพร่องเล็กน้อยของความสามารถสมองและผู้ป่วยสมองเสื่อมมักพบเจอปัญหาด้านการพูดได้ [5] งานวิจัยของ König et al. [6] ใช้คุณลักษณะทางเสียงที่เกี่ยวกับช่วงเวลาขณะที่มีเสียงและไม่มีเสียงเพื่อแสดงถึงความต่อเนื่องของการพูด จากแบบทดสอบการนับตัวเลขลดลงทีละหนึ่งมาจำแนก โดยทดสอบคนปกติ ผู้ที่มีภาวะความบกพร่องเล็กน้อยของความสามารถสมอง และผู้ป่วยโรคอัลไซเมอร์ งานวิจัยของ Mirzaei et al. [7] เสนอวิธีการเลือกคุณลักษณะทางเสียงแบบสองขั้นเพื่อใช้จำแนกคนปกติ ผู้ที่มีภาวะความบกพร่องเล็กน้อยของความสามารถสมอง และคนเป็นโรคอัลไซเมอร์ งานวิจัยของ Themistocleous et al. [8, 9] ใช้โครงข่ายประสาทเทียมลำดับลึกร่วมกับคุณลักษณะทางเสียงในการจำแนกคนปกติกับผู้ป่วยภาวะความบกพร่องเล็กน้อยของความสามารถสมอง และอีกหลาย

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

งานวิจัยที่นำคุณลักษณะทางเสียงมาจำแนกระหว่างคนปกติกับผู้ป่วยที่มีภาวะความบกพร่องเล็กน้อยของความสามารถสมอง [10, 11]

เนื่องด้วยคุณลักษณะทางเสียงนั้นมีอยู่หลากหลาย ส่งผลให้นักวิจัยศึกษาหาชุดคุณลักษณะทางเสียงที่สามารถนำไปใช้กับงานวิจัยต่าง ๆ โดยชุดคุณลักษณะทางเสียงที่เป็นที่รู้จักกันอย่างแพร่หลายตัวหนึ่งคือ ชุดคุณลักษณะทางเสียง eGeMAPS ของ Eyben et al. [12] ซึ่งประกอบด้วยคุณลักษณะทางเสียงหลายตัว เช่น คุณลักษณะทางเสียงที่เกี่ยวข้องกับความถี่ ค่าความไม่คงที่ของความถี่เสียง ค่าความไม่คงที่ของความดังเสียง ฯลฯ รวมทั้งหมด 88 คุณลักษณะ ดังนั้นจึงมีนักวิจัยนำชุดคุณลักษณะทางเสียง eGeMAPS มาช่วยสนับสนุนและพัฒนาเพื่อการวินิจฉัยผู้ป่วยที่มีอาการผิดปกติ เช่น ผู้ป่วยที่มีภาวะความบกพร่องเล็กน้อยของความสามารถสมอง และผู้ป่วยโรคอัลไซเมอร์ [13-17]

งานวิจัยที่ผ่านมาส่วนใหญ่มุ่งเน้นไปกับการวิเคราะห์คุณลักษณะทางเสียงเป็นภาษาอังกฤษเพื่อจำแนกผู้ที่มีภาวะความบกพร่องเล็กน้อยของความสามารถสมอง แต่มีงานวิจัยส่วนน้อยที่มุ่งเน้นศึกษาหาคุณลักษณะสำคัญทางเสียงที่ส่งผลกระทบต่อการทำงานของสมองในแต่ละด้าน เช่น แอตเทนชัน [18, 19]

ดังนั้น งานวิจัยนี้จึงสนใจศึกษาคุณลักษณะทางเสียงภาษาไทยที่ส่งผลกระทบต่อคะแนนในแบบประเมินโมคาภาษาไทยด้านแอตเทนชัน โดยใช้ข้อมูลเสียงในการประเมินด้านแอตเทนชันซึ่งเป็นข้อมูลที่ทางผู้วิจัยมีอยู่เพียงพอต่อการนำไปใช้เพื่อประเมินคะแนนการทำงานของสมองในด้านนี้ โดยคัดเลือกคุณลักษณะทางเสียงจากชุดคุณลักษณะทางเสียง eGeMAPS และคุณลักษณะทางเสียงที่เกี่ยวข้องกับช่วงเวลาขณะที่มีเสียงและไม่มีเสียง ด้วยวิธี การกำจัดคุณลักษณะแบบเรียกซ้ำ (Recursive Feature Elimination, RFE)

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

**1.2 วัตถุประสงค์**

การวิจัยนี้มีเป้าหมายเพื่อหาคุณลักษณะทางเสียงเพื่อทำนายคะแนนแอตเทนชันจากแบบประเมินไทยโมคา

**1.3 ขอบเขต**

- มุ่งเน้นศึกษาข้อมูลเสียงพูดที่ได้จากแบบทดสอบโมคา ในส่วนการทดสอบแอตเทนชันเท่านั้น
- ศึกษาข้อมูลเสียงบันทึกภาษาไทยของผู้ทำแบบประเมินโมคาที่ได้จากโรงพยาบาลจุฬาลงกรณ์

**1.4 ประโยชน์ที่ได้รับ**

ได้รับคุณลักษณะของเสียงภาษาไทยที่อาจระบุภาวะเสื่อมถอยของสมอง 3 คุณลักษณะ โดยตรวจสอบจากแอตเทนชัน ดังนี้ ผลรวมของช่วงเวลาขณะเกิดเสียงในแบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหน้าไปหลัง ที่ตรวจสอบจากความเข้มของเสียง ผลรวมของช่วงเวลาขณะเกิดเสียงในแบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหน้าไปหลัง ที่ตรวจสอบจากคอนทัวร์ของระดับเสียง และผลรวมของช่วงเวลาขณะเกิดเสียงในแบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหลังไปหน้าที่ตรวจสอบ

จากคอนทัวร์ของระดับเสียง ซึ่งทางการแพทย์สามารถนำไปใช้ร่วมกับตัวชี้วัดอื่นเพื่อวินิจฉัยโรคที่เกี่ยวข้องต่อไปได้ คุณลักษณะเหล่านี้อาจทดแทนหรือสนับสนุนวิธีการทำนายแบบเดิม ที่วัดเพียงผลจากแบบประเมินโมคา และทำให้การตรวจวินิจฉัยของแพทย์ทำได้สะดวกขึ้น



จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

# บทที่ 2
# ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ในส่วนนี้จะกล่าวถึงงานวิจัยและทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง เพื่อนำไปสู่แนวคิดและวิธีการดำเนินงานในส่วนถัดไป

## 2.1 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

มีงานวิจัยจำนวนมากที่นำคุณลักษณะที่เกี่ยวข้องกับเสียงพูดและการวิเคราะห์ความผิดปกติของการทำงานของสมองด้านต่าง ๆ มาวินิจฉัยผู้ที่มีภาวะความบกพร่องเล็กน้อยของความสามารถสมอง และโรคที่มีความสัมพันธ์กับภาวะความบกพร่องเล็กน้อยของความสามารถสมอง ในงานวิจัยของ Nasreddine et al. [20] พัฒนาแบบประเมินโมคาสำหรับคัดกรองผู้มีภาวะความบกพร่องเล็กน้อยของความสามารถสมองซึ่งประกอบไปด้วยแบบทดสอบการทำงานของสมองในด้านต่าง ๆ เช่น ความจำ การบริหาร แอตเทนชัน ซึ่งสามารถประเมินผู้ที่มีภาวะความบกพร่องเล็กน้อยของความสามารถสมองได้อย่างมีประสิทธิภาพ ส่วนงานวิจัยของ Tao et al. [21] แสดงให้เห็นว่า อาการของผู้ที่มีภาวะความบกพร่องเล็กน้อยของความสามารถสมองเป็นอาการที่สามารถสังเกตได้ก่อนที่จะเป็นโรคต่าง ๆ เช่น โรคอัลไซเมอร์ แม้ว่าแบบประเมินโมคาจะมีประสิทธิภาพที่ดีแต่การประเมินนั้นจำเป็นต้องใช้ผู้เชี่ยวชาญในการประเมินคะแนนผู้ป่วย ดังนั้นจึงมีนักวิจัยไม่น้อยที่นำคุณลักษณะของเสียงพูดมาช่วยในการวิเคราะห์และจำแนกผู้ที่มีภาวะความบกพร่องเล็กน้อยของความสามารถสมอง งานวิจัยของ König et al. [6] นำเสนอคุณลักษณะทางเสียงที่แสดงถึงความต่อเนื่องของการพูดที่ถูกคำนวณจากช่วงเวลาที่มีเสียงพูด และช่วงเวลาเงียบจากเสียงบันทึกผู้ป่วยที่นับเลขลดลงจาก 305 ไป 285 ซึ่งมีความใกล้เคียงกับแบบประเมินย่อยของโมคาในการประเมินการทำงานของสมองในด้านแอตเทนชัน และนำคุณลักษณะดังกล่าวไปจำแนกคนปกติ ผู้ป่วยภาวะความบกพร่องเล็กน้อยของความสามารถสมอง และผู้ป่วยโรคอัลไซเมอร์ งานวิจัยของ Gareth et al. [5] ระบุคุณลักษณะทางเสียงจากเสียงบันทึกของผู้ร่วมทำแบบทดสอบเชิงคำถามและคำตอบ เพื่อจำแนกผู้ที่มีภาวะความบกพร่องเล็กน้อยของความสามารถสมองและคนปกติ โดยคุณลักษณะทางเสียงที่เกี่ยวข้องกับ ความถี่ของเสียง อัตราส่วนของเสียง ช่วงเวลาในการตอบสนองต่อคำถาม นอกจากคุณลักษณะทางเสียงแล้ว คุณลักษณะทางกายภาพ เช่น อายุ การศึกษา และเพศ ก็เป็นคุณลักษณะที่มีความสำคัญเช่นกัน งานวิจัยของ Khodabakhsh [22] ใช้คุณลักษณะทางกายภาพ คุณลักษณะทางภาษา (linguistic features) และคุณลักษณะทางสัทสัมพันธ์ (prosodic features) ซึ่งเวลาในการตอบสนองเป็นหนึ่งในคุณลักษณะทางสัทสัมพันธ์ที่มีความสัมพันธ์กับแอตเทนชัน และความจำ งานวิจัยแสดงถึงความแม่นยำของการจำแนกคนปกติกับผู้ป่วยโรคอัลไซเมอร์ที่มีระดับการศึกษาสูงกว่าปริญญาตรีโดยใช้คุณลักษณะของเวลาในการตอบสนอง มีผลลัพธ์ที่ความแม่นยำสูงสุดร้อยละ 70.3 และเนื่องจาก

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

คุณลักษณะทางเสียงในบางคุณลักษณะนั้นต้องใช้การถอดความด้วยตัวผู้วิจัยเองส่งผลให้มีการพัฒนาร่วมกับเครื่องมือการถอดความเพื่อสกัดคุณลักษณะทางเสียงอย่างอัตโนมัติในงานวิจัย

งานวิจัยของ Weiner et al. [23-25] สร้างวิธีการถอดความเสียงมาใช้สกัดคุณลักษณะทางเสียงอย่างอัตโนมัติเพื่อจำแนกผู้ป่วยโรคสมองเสื่อม งานวิจัยของ Tanaka et al. [26] สร้างระบบอัตโนมัติที่มีอวทาร์โต้ตอบกับผู้เข้าร่วม และสามารถสกัดคุณลักษณะเสียงได้ เช่น ความถี่มูลฐาน (fundamental frequency) และแอมพลิจูด เพื่อนำมาจำแนกผู้เข้าร่วมที่มีสภาวะสมองเสื่อม และเนื่องจากความหลากหลายของคุณลักษณะทางเสียง ส่งผลให้นักวิจัยนำชุดคุณลักษณะทางเสียงที่รู้จักกันอย่างแพร่หลายมาประยุกต์ใช้ งานวิจัยของ Haider et al. [27] นำชุดคุณลักษณะทางเสียง eGeMAPS, Emobase และ ComParE2013 ร่วมกับวิธีการแทนข้อมูลอย่างแอกทีฟ (Active Data Representation: ADRs) มาจำแนกผู้ป่วยอัลไซเมอร์ และผลลัพธ์จากชุดคุณลักษณะทางเสียง eGeMAPS มีผลลัพธ์ที่ดีที่สุด นอกจากการศึกษาชุดคุณลักษณะทางเสียงแล้ว การรับมือกับคุณลักษณะทางเสียงจำนวนมากด้วยวิธีการคัดเลือกคุณลักษณะทางเสียงที่สำคัญสำหรับจำแนกข้อมูลถูกนำมาประยุกต์ใช้ในงานวิจัยของ Mirzaei et al. [7] ซึ่งนำคุณลักษณะทางเสียง 92 คุณลักษณะมาคัดเลือกด้วยวิธีการกำจัดคุณลักษณะที่ส่งผลต่อความแม่นยำในการจำแนกข้อมูลของผู้ป่วยอัลไซเมอร์ระยะเริ่มแรก ผู้ที่มีภาวะความบกพร่องเล็กน้อยของความสามารถสมอง และคนปกติ โดยใช้ตัวจำแนกข้อมูลแบบ ค้นหาเพื่อนบ้านใกล้สุด $k$ ตัว จักรกลหนุนยันเวกเตอร์ และต้นไม้ตัดสินใจ ซึ่งสุดท้ายจะเหลือคุณลักษณะสำคัญทางเสียง 18 คุณลักษณะสำหรับการจำแนกข้อมูลแบบค้นหาเพื่อนบ้านใกล้สุด $k$ ตัว ซึ่งมีความแม่นยำที่ดีที่สุดเท่ากับร้อยละ 62 อย่างไรก็ตาม แม้ว่าจะมีหลายงานวิจัยที่นำคุณลักษณะทางเสียงแบบอื่น ๆ มาประยุกต์ใช้ร่วมกับการจำแนกข้อมูล [28-34] แต่งานวิจัยที่ผ่านมาส่วนใหญ่มุ่งเน้นไปกับการวิเคราะห์คุณลักษณะทางเสียงสำหรับจำแนกผู้ที่มีภาวะความบกพร่องเล็กน้อยของความสามารถสมองหรือโรคต่าง ๆ แต่มีงานวิจัยส่วนน้อยที่มุ่งเน้นศึกษาหาคุณลักษณะสำคัญทางเสียงที่ส่งผลกระทบต่อการทำงานของสมองเฉพาะด้าน

ดังนั้น งานวิจัยนี้จึงสนใจศึกษาชุดคุณลักษณะทางเสียงที่ส่งผลกระทบต่อการทำงานของสมองเฉพาะด้านแอตเทนชัน โดยใช้ข้อมูลเสียงของการประเมินด้านแอตเทนชันจากแบบประเมินโมคา ซึ่งเราคัดเลือกคุณลักษณะทางเสียงจากชุดคุณลักษณะ eGeMAPS และคุณลักษณะทางเสียงที่เกี่ยวข้องกับช่วงเวลาขณะที่มีเสียงและไม่มีเสียงในการตอบสนองของผู้เข้าร่วมร่วมกับ วิธีการกำจัดคุณลักษณะแบบเรียกซ้ำ ซึ่งมีความสามารถในจัดอันดับและคัดเลือกคุณลักษณะสำคัญได้ดังในงานวิจัยของ Misra et el. [35] ที่ใช้หาคุณลักษณะสำคัญในการจำแนกผู้ป่วยโรคเบาหวาน

**2.2 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง**

2.2.1 แบบประเมินโมคา (Montreal Cognitive Assessment, MoCA)

แบบประเมินโมคา [20] ถูกออกแบบมาเพื่อคัดกรองผู้ที่มีภาวะความบกพร่องเล็กน้อยของความสามารถสมองได้อย่างรวดเร็ว โดยสามารถประเมินการทำงานด้านต่าง ๆ ของสมอง เช่น ความจำ การบริหารงาน แอตเทนชัน ในหัวข้อการประเมินจะประกอบด้วยข้อย่อย ๆ ดังตัวอย่างรูปภาพที่ 1 หัวข้อการประเมินแอตเทนชันมี ดังนี้

แอตเทนชัน คะแนนรวม 6 คะแนน

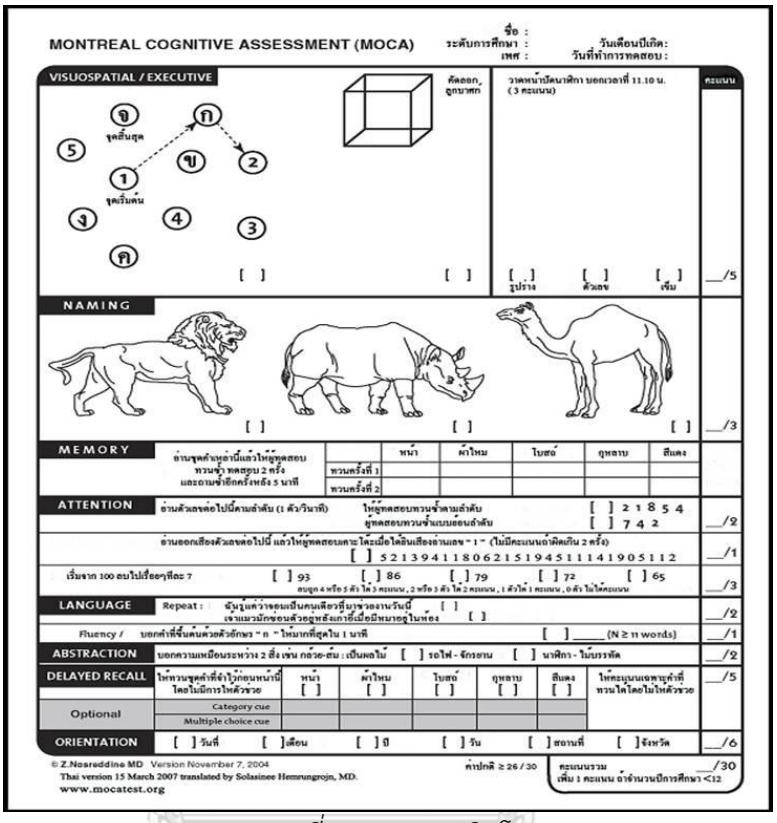
- ทวนตัวเลขตามลำดับจากหน้าไปหลัง (Digit Forward Span, DFS): ผู้เชี่ยวชาญบอกชุดตัวเลขหนึ่งชุด และให้ผู้ทำแบบประเมินพูดทวน (ให้ 1 คะแนนสำหรับการทวนชุดตัวเลขที่ถูกต้องทั้งหมด)
- ทวนตัวเลขตามลำดับจากหลังไปหน้า (Digit Backward Span, DBS): ผู้เชี่ยวชาญบอกชุดตัวเลขหนึ่งชุด และให้ผู้ทำแบบประเมินพูดย้อนกลับจากหลังไปหน้าตามลำดับ (ให้ 1 คะแนนสำหรับการทวนตัวชุดเลขย้อนกลับที่ถูกต้องทั้งหมด)
- ความระแวดระวัง (Vigilance): ผู้เชี่ยวชาญจะบอกตัวเลขหนึ่งตัวต่อวินาที ให้ผู้ทำแบบประเมินเคาะโต๊ะเมื่อได้ยินเสียงเลข “1” (ให้ 1 คะแนนถ้าเคาะผิดไม่เกินสองครั้ง)
- 100 ลบ 7 (Serial 7s): ให้ผู้ทำแบบประเมินพูดชุดตัวเลขเริ่มจาก 100 และลบไปเรื่อย ๆ ทีละ 7 (ให้ 0 คะแนนเมื่อลบไม่ถูกต้องเลย/ ให้ 1 คะแนนเมื่อลบถูกหนึ่งครั้ง/ ให้ 2 คะแนนเมื่อลบถูกสองถึงสามครั้ง/ ให้ 3 คะแนนเมื่อลบถูกสี่ถึงห้าครั้ง)

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

| | | |
|---|---|---|
| **ATTENTION** | อ่านตัวเลขต่อไปนี้ตามลำดับ (1 ตัว/วินาที) ให้ผู้ทดสอบทวนซ้ำตามลำดับ [ ] 2 1 8 5 4<br>ผู้ทดสอบทวนซ้ำแบบย้อนลำดับ [ ] 7 4 2 | __/2 |
| | อ่านออกเสียงตัวเลขต่อไปนี้ แล้วให้ผู้ทดสอบเคาะโต๊ะเมื่อได้ยินเสียงอ่านเลข “1” (ไม่มีคะแนนถ้าผิดเกิน 2 ครั้ง)<br>[ ] 5 2 1 3 9 4 1 1 8 0 6 2 1 5 1 9 4 5 1 1 1 4 1 9 0 5 1 1 2 | __/1 |
| เริ่มจาก 100 ลบไปเรื่อยๆทีละ 7 | [ ] 93 [ ] 86 [ ] 79 [ ] 72 [ ] 65<br>ลบถูก 4 หรือ 5 ตัว ได้ 3 คะแนน , 2 หรือ 3 ตัว ได้ 2 คะแนน , 1 ตัวได้ 1 คะแนน , 0 ตัว ไม่ได้คะแนน | __/3 |

*รูปภาพที่ 1 แบบประเมินย่อยในหัวข้อแอตเทนชัน*

ผลรวมคะแนนของแบบประเมินโมคาภาษาไทยมีค่าเท่ากับ 30 คะแนน หากคะแนนรวมมากกว่าหรือเท่ากับ 25 แสดงว่าผู้ทำแบบประเมินมีความสามารถของสมองที่ปกติ




*รูปภาพที่ 2 แบบประเมินโมคา*

*http://www.phimaimedicine.org/*

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

2.2.2 การทำงานขั้นสูงของสมอง

เป็นความสามารถขั้นสูงของสมองซึ่งมีอยู่หลายด้าน ประกอบด้วย แอตเทนชัน ความจำ ทักษะด้านการบริการจัดการมิติสัมพันธ์ ความเข้าใจภาษา การสื่อสารด้วยภาษา รวมถึงการตรวจประเมินเชาวน์ปัญญา [36] ในผู้สูงอายุหากเกิดการถดถอยของการทำงานของสมองในด้านต่าง ๆ ที่สามารถสังเกตได้โดยผู้ป่วย ญาติ หรือแพทย์ แต่ไม่กระทบต่อการทำกิจวัตรประจำวัน เรียกว่าภาวะความผิดปกติเล็กน้อยของความสามารถของสมอง แต่ถ้าหากมีการถดถอยของการทำงานของสมองและส่งผลกระทบต่อกิจวัตรประจำวันของผู้ป่วย เรียกว่าภาวะสมองเสื่อม

2.2.3 การสกัดชุดคุณลักษณะทางเสียง eGeMAPS จากเครื่องมือโอเพนสมายล์ (openSMILE)

จากงานวิจัยของ Haider et el. [27] ใช้คุณลักษณะทางเสียง eGeMAPS จากเครื่องมือโอเพนสมายล์ (openSMILE) มาจำแนกคนปกติ และผู้ป่วยโรคอัลไซเมอร์ที่มีภาวะการทำงานของสมองที่เสื่อมถอย โดยประกอบด้วยคุณลักษณะทางเสียง 88 คุณลักษณะ [12]

2.2.3.1. ตัวบอก 18 คุณลักษณะระดับต่ำ

คุณลักษณะทางเสียงที่สัมพันธ์กับความถี่

- ระดับเสียง (pitch)
- ค่าความไม่คงที่ของความถี่เสียง (jitter)
- ความถี่สั่นพ้องเด่น 1, 2, 3 (formant 1, 2, and 3 frequency)
- ความสั่นพ้องเด่น 1 (formant 1)

คุณลักษณะทางเสียงที่สัมพันธ์กับแอมพลิจูด

- ค่าความไม่คงที่ของความดังเสียง (shimmer)
- ความดัง (loudness)
- อัตราส่วนระหว่างฮาร์มอนิกกับเสียงรบกวน (Harmonic-to-Noise Ratio, HNR)

คุณลักษณะเสียงสเปกตรัม

- อัตราส่วนแอลฟา (alpha ratio)
- ดัชนีแฮมมาร์เบิร์ก (Hammarberg Index)
- ความชันสเปกตรัม 0-500 เฮิรตซ์ และ 500 – 1500 เฮิรตซ์ (spectral slope 0–500 Hz and 500–1500 Hz)
- ความสั่นพ้องเด่น 1, 2, 3 ที่สัมพันธ์กับพลังงาน (formant 1, 2, and 3 relative energy)
- ความแตกต่างฮาร์มอนิก H1–H2 (harmonic difference H1–H2)
- ความแตกต่างฮาร์มอนิก H1–A3 (harmonic difference H1–A3)

หาส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานพร้อมกับนอร์มัลไลซ์ (normalized) ด้วยค่าเฉลี่ยของทั้ง 18 คุณลักษณะระดับต่ำ จะได้คุณลักษณะรวม 36 ตัว นำค่าระดับเสียงและค่าความดังไปหา ขนาดของเปอร์เซ็นไทล์ ที่ 20, 50, และ 80 ค่าเฉลี่ยและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของสัญญาณขึ้น/ลง และหาค่าเฉลี่ยของอัตราส่วนแอลฟา ดัชนีแฮมมาร์เบิร์ก ความชันสเปกตรัม 0-500 เฮิรตซ์ และ 500 – 1500 เฮิรตซ์ จะได้คุณลักษณะทางเสียงรวม 56 ตัว และเพิ่มคุณสมบัติอีก 6 ตัวดังนี้

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

- อัตราความดังสูงสุด (จำนวนความดังสูงสุดต่อวินาที)
- ค่าเฉลี่ยและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของช่วงที่มีเสียงต่อเนื่อง
- ค่าเฉลี่ยและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของช่วงที่ไม่มีเสียง
- จำนวนช่วงที่มีเสียงต่อวินาที

2.2.3.2 คุณลักษณะเพิ่มเติม

คุณลักษณะทางเสียงสเปกตรัม

- สัมประสิทธิ์เซปสตรัมบนสเกลเมล 1-4 (Mel-Frequency Cepstral Coefficients 1-4, MFCC 1-4)
- ความแตกต่างฟลักซ์สเปกตรัมของสองเฟรมที่ต่อเนื่องกัน (spectral flux)

คุณลักษณะทางเสียงที่สัมพันธ์กับความถี่

- ความสั่นพ้องเด่น 2, 3 (formant 2–3 bandwidth)

หาส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานพร้อมกับนอร์มัลไลซ์ด้วยค่าเฉลี่ยของคุณลักษณะเพิ่มเติม จะได้คุณลักษณะรวมทั้งหมด 88 ตัว

2.2.4 การสกัดชุดคุณลักษณะทางเสียงที่สัมพันธ์กับเวลาขณะเกิดเสียงและไม่เกิดเสียงโดยเครื่องมือ Praat

งานวิจัย [6, 22] สกัดชุดคุณลักษณะทางเสียงที่สัมพันธ์กับช่วงเวลาขณะเกิดเสียงและไม่เกิดเสียงโดยใช้เครื่องมือ Praat สกัดได้อย่างอัตโนมัติ เครื่องมือ Praat สามารถตรวจสอบช่วงเวลาขณะเกิดเสียงและไม่เกิดเสียงได้สองแบบ คือ ตรวจสอบจากความเข้มของเสียง (intensity) และตรวจสอบจากคอนทัวร์ของระดับเสียง (pitch contour) แล้วนำไปคำนวณอัตราส่วนทางสถิติ เช่น ค่าเฉลี่ย ค่ามัธยฐาน ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน จนได้คุณลักษณะทางเสียง ดังตารางที่ 1

*ตารางที่ 1 คุณลักษณะของเสียงที่สัมพันธ์กับเวลาช่วงที่เกิดเสียงกับไม่เกิดเสียง*

| **ชนิด** | **คุณลักษณะทางเสียง** |
|---|---|
| ค่าเฉลี่ยของช่วงเวลา | ช่วงเวลาเฉลี่ยขณะเกิดเสียง |
| | ช่วงเวลาเฉลี่ยขณะไม่เกิดเสียง |
| อัตราส่วนค่าเฉลี่ยของช่วงเวลา | ช่วงเวลาเฉลี่ยขณะเกิดเสียง / ช่วงเวลาเฉลี่ยขณะไม่เกิดเสียง |

| ชนิด | คุณลักษณะทางเสียง |
|---|---|
| | ช่วงเวลาเฉลี่ยขณะไม่เกิดเสียง / ช่วงเวลาเฉลี่ยขณะเกิดเสียง |
| ค่ามัธยฐานของช่วงเวลา | ช่วงเวลามัธยฐานขณะเกิดเสียง |
| | ช่วงเวลามัธยฐานขณะไม่เกิดเสียง |
| อัตราส่วนค่ามัธยฐานของช่วงเวลา | ช่วงเวลามัธยฐานขณะเกิดเสียง / ช่วงเวลามัธยฐานขณะไม่เกิดเสียง |
| | ช่วงเวลามัธยฐานขณะไม่เกิดเสียง / ช่วงเวลามัธยฐานขณะเกิดเสียง |
| ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของช่วงเวลา | ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของช่วงเวลาขณะเกิดเสียง |
| | ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของช่วงเวลาขณะไม่เกิดเสียง |
| อัตราส่วนของส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของช่วงเวลา | ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของช่วงเวลาขณะเกิดเสียง / ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของช่วงเวลาขณะไม่เกิดเสียง |
| | ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของช่วงเวลาขณะไม่เกิดเสียง / ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของช่วงเวลาขณะเกิดเสียง |
| ผลรวมของช่วงเวลา | ผลรวมของช่วงเวลาขณะเกิดเสียง |
| | ผลรวมของช่วงเวลาขณะไม่เกิดเสียง |
| อัตราส่วนผลรวมของช่วงเวลา | ผลรวมของช่วงเวลาขณะเกิดเสียง/ผลรวมของช่วงเวลาขณะไม่เกิดเสียง |
| | ผลรวมของช่วงเวลาขณะไม่เกิดเสียง / ผลรวมของช่วงเวลาขณะเกิดเสียง |

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

| ชนิด | คุณลักษณะทางเสียง |
|---|---|
| จำนวนครั้งของช่วงเวลา | จำนวนครั้งของช่วงเวลาขณะเกิดเสียง |
| | จำนวนครั้งของช่วงเวลาขณะไม่เกิดเสียง |
| เวลาตอบสนอง | ระยะเวลาขณะไม่เกิดเสียงครั้งแรก |

2.2.5 การกำจัดคุณลักษณะแบบเรียกซ้ำ (Recursive Feature Elimination, RFE)

การกำจัดคุณลักษณะแบบเรียกซ้ำ [37] เป็นวิธีการคัดเลือกคุณลักษณะที่เหมาะสมของชุดข้อมูลการเรียนรู้หนึ่งสำหรับใช้ในการทำนาย โดยจะทำการประเมินด้วยตัวประเมิน (estimator) เพื่อจัดอันดับและคัดคุณลักษณะออกไปตามลำดับ โดยจะพิจารณาจากคุณลักษณะที่มีความสำคัญน้อยที่สุดก่อน และจะประเมินซ้ำเพื่อคัดคุณลักษณะที่มีคุณสมบัติน้อยที่สุดตัวถัดไป จนได้ชุดคุณลักษณะที่มีความเหมาะสม และมีจำนวนคุณลักษณะเท่ากับจำนวนที่เรากำหนดไว้ [38] วิธีการกำจัดคุณลักษณะแบบเรียกซ้ำเป็นวิธีการที่ค่อนข้างดีในการคัดคุณลักษณะที่ไม่เหมาะสมออก ส่งผลให้การทำนายผลลัพธ์มีความผิดพลาดลดน้อยลง

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

ALGORITHM RFE

Input:

Data set $T$ (ชุดข้อมูล $T$)

Set of $q$ features $F=\{f_1, f_2, \cdots, f_q\}$ (คุณลักษณะทั้งหมด $q$ คุณลักษณะ)

Ranking method $M(T,F)$ (ประเมินค่าจัดอันดับคุณลักษณะ)

Output:

Subset of features (คุณลักษณะที่ถูกเลือก)

Steps:

Final ranking $R$

Repeat for $i$ in $\{1:n\}$ (วนซ้ำจนได้จำนวนคุณลักษณะที่กำหนด)

- Rank set $F$ using estimator $M(T,F)$ (จัดอันดับคุณลักษณะ)
- $f \leftarrow$ last ranked feature in $F$ (คุณลักษณะอันดับสุดท้าย)
- $R(n-i+1) \leftarrow f$
- $F \leftarrow F-f$ กำจัดคุณลักษณะอันดับสุดท้าย

2.2.6 ดัชนีของ Youden (Youden Index)

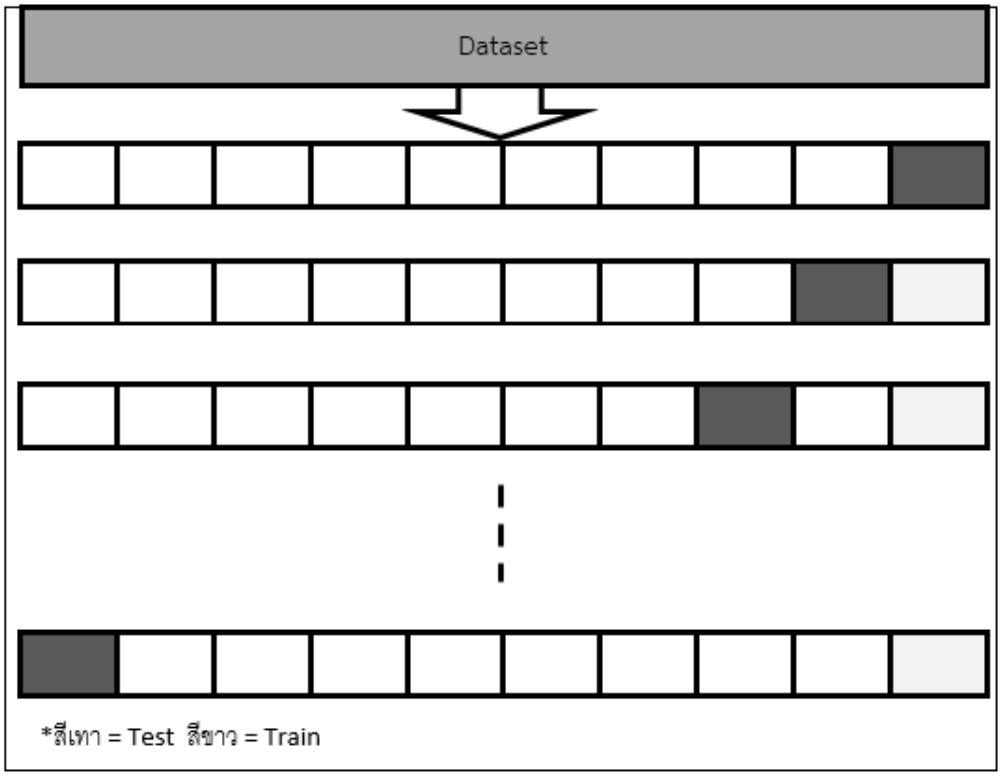
ดัชนีของ Youden [39, 40] เป็นวิธีการที่ได้รับการยอมรับตัวหนึ่ง ซึ่งมีความสามารถในการหาจุดของคะแนนที่เหมาะสมของดัชนีชี้วัดทางชีวภาพ (biomarker) โดยค่าดัชนีของ Youden ที่มีค่ามากที่สุดจะถูกกำหนดเป็นจุดตัดของคะแนนที่มีค่าเหมาะสมที่สุด ดัชนีของ Youden สามารถคำนวณได้จากค่าความไว (sensitivity) และค่าจำเพาะ (specificity) ดังสมการที่ 1

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

$$J = Se + Sp - 1 \qquad \text{สมการที่ 1}$$

| | |
|---|---|
| $J$ | คือ ดัชนีของ Youden |
| $Se$ | คือ ค่าความไว |
| $Sp$ | คือ ค่าจำเพาะ |

2.2.7 การตรวจสอบไขว้การดึงข้อมูลออกทีละตัว (Leave One Out Cross Validate, LOOCV)




*รูปภาพที่ 3 เทคนิคการตรวจสอบไขว้การดึงข้อมูลออกทีละตัว*

เป็นวิธีการทดสอบที่ได้รับการยอมรับวิธีหนึ่ง ซึ่งจะทำการดึงข้อมูลออกมา 1 ตัว จากข้อมูลจำนวน $n$ ตัว สำหรับกำหนดเป็นตัวทดสอบ (test) ส่วนจำนวนที่เหลือ $n-1$ จะถูกกำหนดเป็นชุดข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ (train) และจะทำแบบนี้วนซ้ำไปเรื่อย ๆ จนกว่า ชุดข้อมูลทุกตัวจะเคยถูกกำหนดเป็นตัวทดสอบแล้วหนึ่งครั้ง จากนั้นจึงพิจารณาผลลัพธ์ของการทำนายทั้งหมดด้วยค่าเฉลี่ย

2.2.8 ต้นไม้ตัดสินใจ (Decision Tree, DT)

เป็นการเรียนรู้ที่ใช้การแทนความรู้ให้อยู่ในรูปของต้นไม้ตัดสินใจ ใช้สำหรับจำแนกประเภท ตัวอย่าง ต้นไม้ตัดสินใจถูกนำเสนอในงานวิจัยของ Aichi et el. [41] ในการจำแนกผู้ป่วยพาร์กินสัน โดยใช้ร่วมกับคุณลักษณะทางเสียงและ ใช้การวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก (Principal Component Analysis, PCA) เพื่อคัดเลือกคุณสมบัติของเสียง ซึ่งมีผลลัพธ์ความแม่นยำสูงสุดร้อยละ 96.87

มีสูตรการคำนวณ อินฟอร์เมชันเกน (information gain) แสดงดังสมการที่ 2

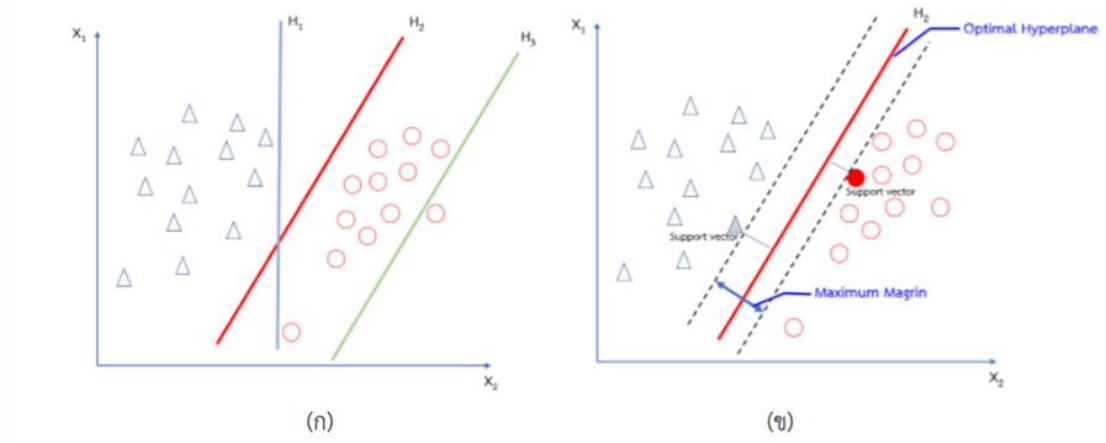
$$Gain(S,A) = E(S) - \sum_{v=value(A)} \frac{|S_v|}{|S|} E(S_v)$$ สมการที่ 2

| | |
|---|---|
| $S$ | คือ ตัวอย่างที่ประกอบด้วยชุดของตัวแปรต้นและตัวแปรตามหลายๆ กรณี |
| $E$ | คือ เอนโทรปีของตัวอย่าง |
| $A$ | คือ ตัวแปรต้นที่พิจารณา |
| $value(A)$ | คือ เซตของค่า $A$ ที่เป็นไปได้ |
| $S_v$ | คือ ตัวอย่างที่ $A$ มีค่า $v$ ทั้งหมด |

2.2.9 จักรกลหนุนยันเวกเตอร์ (Support Vector Machine, SVM)

จักรกลหนุนยันเวกเตอร์ ถูกนำเสนอในงานวิจัยของ Fraser et el. [42] เพื่อจำแนกคนปกติกับผู้ป่วยภาวะความบกพร่องเล็กน้อยที่ใช้ภาษาสวีเดนกับภาษาอังกฤษโดยมีความแม่นยำร้อยละ 72 และร้อยละ 63 ตามลำดับ โดยจักรกลหนุนยันเวกเตอร์เป็นอีกหนึ่งอัลกอริทึมที่สามารถนำมาช่วยแก้ปัญหาการจำแนกข้อมูลได้โดยเฉพาะกับปัญหาข้อมูลที่ไม่ใหญ่มาก แต่คุณลักษณะของข้อมูลมีเป็นจำนวนมาก หลักการทำงานของจักรกลหนุนยันเวกเตอร์จะอาศัยการสร้างเส้นแบ่งหรือไฮเปอร์เพลน (hyperplane) ในการจำแนกคลาสข้อมูลออกจากกัน จากนั้นจะหาว่าเส้นแบ่งใดแยกคลาสของข้อมูลได้ดีที่สุด [43, 44]

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University




*รูปภาพที่ 4 เส้นแบ่งไฮเปอร์เพลน*

*Kirchner, Antje, and Curtis S. Signorino. 2018. "Using Support Vector Machines for Survey Research." Survey Practice 11 (1)*

มีสูตรการคำนวณ ไฮเปอร์เพลน แสดงดังสมการที่ 3

$$w^T x - b = 0 \qquad \text{สมการที่ 3}$$

$w$ คือ น้ำหนัก

$b$ คือ ค่าความลำเอียง

$x$ คือ เวกเตอร์ขาเข้า

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

โดย สามารถแยกคลาสได้ ดังนี้

$$w^T x + b \geq 1 \text{ สำหรับ } y_i = 1$$
$$w^T x + b \leq -1 \text{ สำหรับ } y_i = -1$$

2.2.10 การวิเคราะห์การจำแนกประเภทเชิงเส้น (Linear Discriminant Analysis, LDA) ถูกนำเสนอในงานวิจัยของ Haider et el. [27] โดยมีสูตรคำนวณดังสมการที่ 4 และ 5

$$S_w = \sum_{i=1}^{c} cov\left( \vec{x} \in D_i \right) \qquad \text{สมการที่ 4}$$

$D_i$ คือ เซตของกลุ่มที่ $i$ โดยมีกลุ่มอยู่ $c$

$conv$ คือ เมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมเกี่ยว

$$S_B = \sum_{i=1}^{c} n_i\left(\vec{m}_i - \vec{m}\right)\left(\vec{m}_i - \vec{m}\right)^T \quad \text{สมการที่ 5}$$

$n_i$ คือ จำนวนข้อมูลในกลุ่ม $i$

$\vec{m}_i$ คือ ค่าเฉลี่ยของข้อมูลในกลุ่ม $i$

$\vec{m}$ คือ ค่าเฉลี่ยของข้อมูลทั้งหมด ในที่นี้ถ้าได้ทำการปรับข้อมูลให้เป็นมาตรฐานในขั้นตอน แรกไปแล้วค่าควรจะเป็น 0

2.2.11 แรนดอมฟอเรสต์ (Random Forest, RF)

แรนดอมฟอเรสต์ถูกใช้ในงานวิจัยของ Moore et el. [45] เป็นการรวมกลุ่มกันของต้นไม้ตัดสินใจ เพื่อนำมาใช้ในการจำแนกประเภทของตัวอย่าง โดยผลการจำแนกที่ได้จะขึ้นอยู่กับผลลัพธ์คลาสรวมที่มากที่สุดจากต้นไม้ทั้งหมด

โดยมีสูตรการคำนวณ แบ็กกิง (Bagging)

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

$$\hat{f} = \frac{1}{B}\sum_{b=1}^{B} f_b(x') \quad \text{สมการที่ 6}$$

$x'$ คือ ชุดของข้อมูลการสอนที่สุ่มมา

$B$ คือ จำนวนรอบที่สุ่ม

2.2.12 ค้นหาเพื่อนบ้านใกล้สุด $k$ ตัว (K-Nearest-Neighbor: KNN)

การค้นหาเพื่อนบ้านใกล้สุด $k$ ตัว ถูกใช้ในงานวิจัยของ López-de-Ipiña et al. [10] เพื่อจำแนกคนปกติและผู้ป่วยอัลไซเมอร์มีผลลัพธ์ความแม่นยำสูงสุดร้อยละ 90.90 เป็นวิธีที่ใช้ในการจัดแบ่งคลาส โดยจะตัดสินคลาสจากการตรวจสอบข้อมูลจำนวน $k$ ตัวที่มีคุณลักษณะใกล้เคียงกับ

ข้อมูลที่ต้องการจำแนกมากที่สุด การหาค่าความใกล้เคียงกันระหว่างข้อมูลที่ต้องการจำแนกกับชุดข้อมูลอื่น สามารถใช้การวัดระยะทางยูคลิเดียน (Euclidean distance) [46]

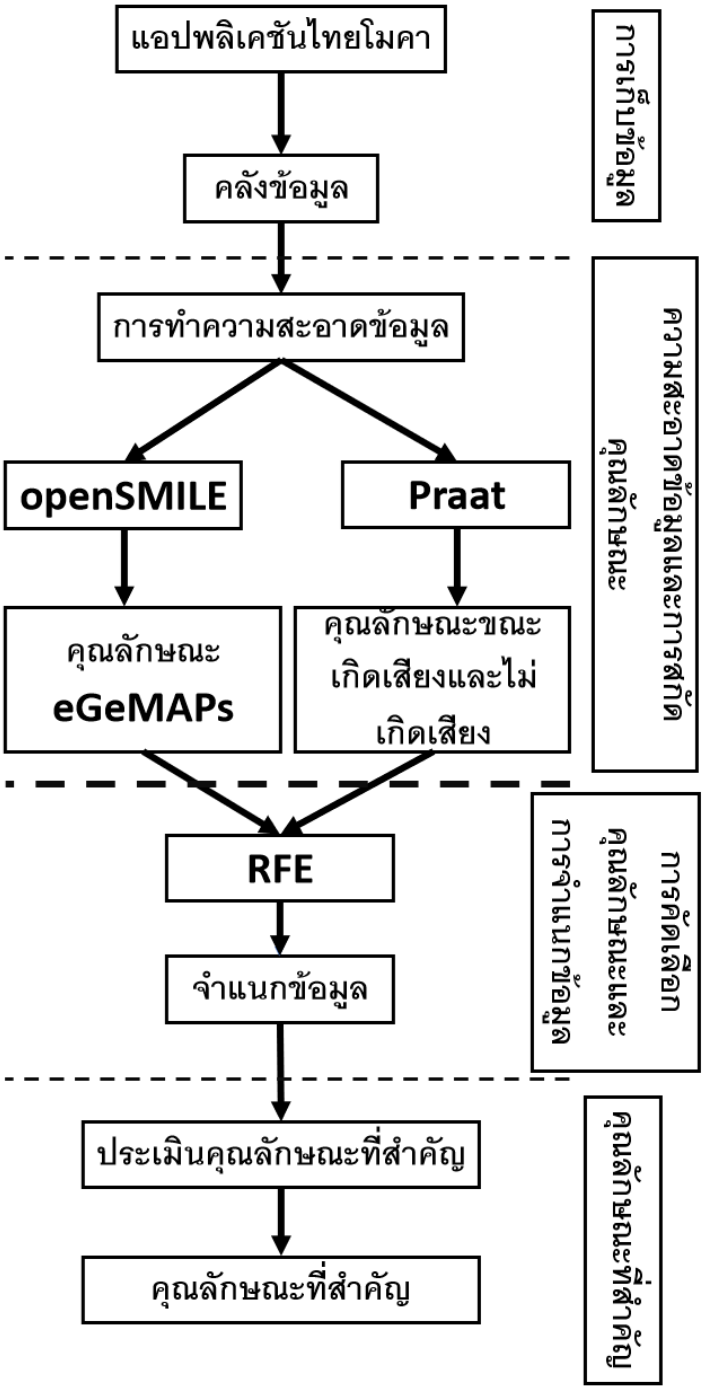
สูตรการคำนวณ ระยะทางยูคลิเดียน แสดงดังสมการที่ 7

$$dist\left(X_1, X_2\right) = \sqrt{\sum_{i=1}^{n}\left(x_{1i} - x_{2i}\right)^2} \qquad \text{สมการที่ 7}$$

- $X_1$ คือ ชุดข้อมูล 1 $\left(x_{11}, x_{12}, \ldots, x_{1n}\right)$
- $X_2$ คือ ชุดข้อมูล 2 $\left(x_{21}, x_{22}, \ldots, x_{2n}\right)$

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

# บทที่ 3
# แนวคิดและวิธีการดำเนินงาน

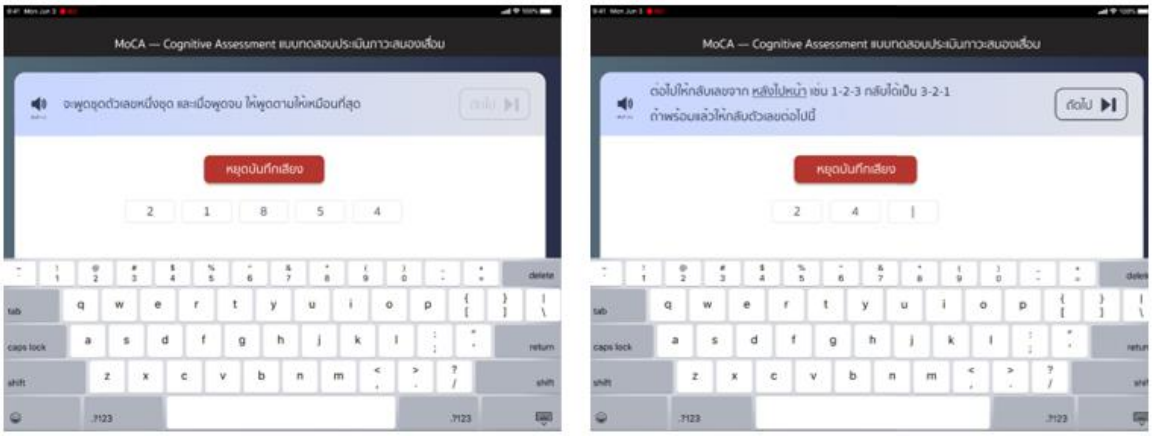



*รูปภาพที่ 5 แผนผังการดำเนินงาน*

ในส่วนนี้ของงานวิจัยจะกล่าวถึงแนวคิด การเก็บข้อมูล และวิธีการดำเนินงานโดยนำทฤษฎีในบทที่สองมาประยุกต์ใช้ โดยขั้นตอนการดำเนินงานจะเริ่มจาก การเก็บข้อมูล (Data Collection) การทำความสะอาดข้อมูล (Data Cleansing) การสกัดคุณลักษณะ (Feature Extraction) การคัดเลือกคุณลักษณะ (Feature Selection) การจำแนกข้อมูล (Classification) และการประเมินชุดคุณลักษณะที่สำคัญ (Feature Importance) โดยมีแผนผังการดำเนินงาน ดังรูปภาพที่ 5

3.1 การเก็บข้อมูล (Data Collection)

ในส่วนนี้ผู้วิจัยรวบรวมข้อมูลเสียงบันทึกจากคลังข้อมูลของแอปพลิเคชันไทยโมคาในส่วนของแบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหน้าไปหลัง และทวนตัวเลขตามลำดับจากหลังไปหน้า ซึ่งเป็นแบบทดสอบประเมินการทำงานของสมองด้านแอตเทนชัน ดังรูปภาพที่ 3 โดยชุดข้อมูลที่ผู้วิจัยรวบรวมมาประกอบด้วยเสียงของผู้เข้าร่วมทดสอบ 130 คน เป็นเพศหญิง 110 คน และเป็นเพศชาย 20 คน แอปพลิเคชันไทยโมคาบันทึกไฟล์เสียงในรูปแบบ m4a ที่มีความถี่ 44.1 กิโลเฮิรตซ์ และ 32 บิต




*รูปภาพที่ 6 แบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหน้าไปหลัง (ซ้าย) และแบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหลังไปหน้า (ขวา)*

เนื่องจากผู้วิจัยไม่ทราบคะแนนจุดตัดที่เหมาะสมของแบบทดสอบการทำงานของสมองด้านแอตเทนชัน ซึ่งมีคะแนนรวม เท่ากับ 6 คะแนน ดังนั้นผู้วิจัยจึงคำนวณจุดตัดของคะแนนที่เหมาะสมด้วยวิธี ดัชนีของ Youden ในหัวข้อ 2.2.6 โดยเปรียบเทียบคะแนนแบบทดสอบการทำงานของสมองด้านแอตเทนชัน กับคะแนนจุดตัดของไทยโมคาสำหรับแบ่งแยกผู้ที่มีภาวะความบกพร่องเล็กน้อยของความสามารถสมอง ที่มีค่าของจุดตัดเท่ากับ 25 คะแนน จากการคำนวณดังตารางที่ 2 แสดงให้เห็นว่าคะแนนแบบทดสอบการทำงานของสมองด้านแอตเทนชันที่มีค่า ดัชนี Youden สูงมากที่สุด มีค่า

เท่ากับ 5 คะแนน จากผลลัพธ์ที่ได้ ผู้วิจัยจึงกำหนดจุดตัดคะแนนที่เหมาะสมของแบบทดสอบการทำงานของสมองด้านแอตเทนชัน เท่ากับ 5 คะแนน เพื่อแสดงถึงผู้มีที่ภาวะความบกพร่องเล็กน้อยของความสามารถสมอง

*ตารางที่ 2 ตารางเปรียบเทียบค่าดัชนีของ Youden สำหรับคะแนนแบบทดสอบการทำงานของสมองด้านแอตเทนชัน กับคะแนนจุดตัดของไทยโมคาสำหรับแบ่งแยกผู้ที่มีภาวะความบกพร่องเล็กน้อยของความสามารถสมอง ที่มีค่าของจุดตัดเท่ากับ 25 คะแนน*

| **คะแนน** Attention | **ศูนย์** | **หนึ่ง** | **สอง** | **สาม** | **สี่** | **ห้า** | **หก** |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| **ดัชนีของ** Youden | 0 | 0.010989 | 0.051282 | 0.151 | 0.365674 | **0.467847** | 0 |

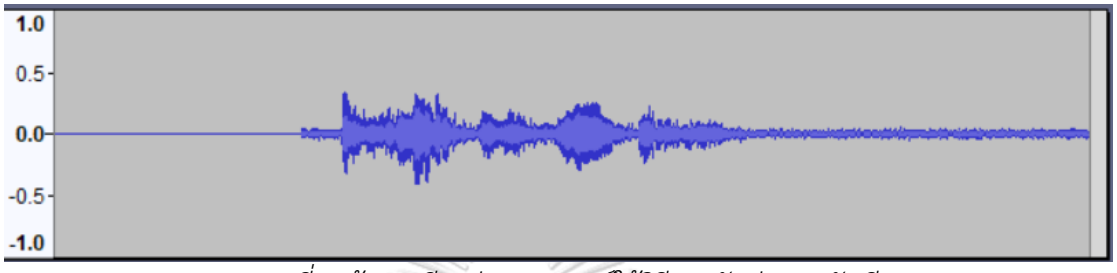
จากการคำนวณจุดตัดคะแนนที่เหมาะสมของแบบทดสอบการทำงานของสมองด้านแอตเทนชัน ผู้วิจัยจะสามารถเก็บข้อมูลเสียงของผู้เข้าร่วมทดสอบที่มีคะแนนแบบทดสอบการทำงานของสมองด้านแอตเทนชันน้อยกว่าหรือเท่ากับ 5 คะแนน จำนวน 65 คน ประกอบด้วย ผู้ชาย 10 คน และผู้หญิง 55 คน ในทางกลับกันเพื่อป้องกันความไม่สมดุลของข้อมูล ผู้วิจัยจึงได้ดุลข้อมูลให้จำนวนเสียงของผู้ที่มีคะแนนแบบทดสอบการทำงานของสมองด้านแอตเทนชันมากกว่า 5 คะแนน นั้นมีจำนวนที่เท่ากัน คือ 65 คน ผู้ชาย 10 คน และผู้หญิง 55 คน ดังนั้นในงานวิจัยนี้ผู้วิจัยสามารถเก็บข้อมูลเสียงจากผู้เข้าร่วมทดสอบรวมแล้ว 130 คน ประกอบด้วย ผู้หญิง 110 คน และ ผู้ชาย 20 คน ดัง ตารางที่ 3

*ตารางที่ 3 ตารางแสดงจำนวนผู้เข้าร่วมทดสอบในชุดข้อมูลนี้*

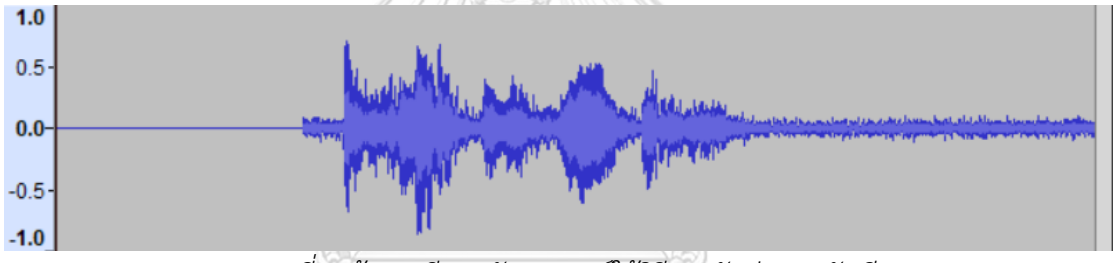
| **ผู้เข้าร่วมทดสอบ** | **กลุ่ม** | |
|---|---|---|
| | **MCI (คะแนน <= 5)** | **คนปกติ (คะแนน > 5)** |
| ผู้ชาย | 10 | 10 |
| ผู้หญิง | 55 | 55 |
| รวม | 65 | 65 |

3.2 การทำความสะอาดข้อมูล (Data Cleansing)

เนื่องจากตัวแปรสภาพแวดล้อมในขณะเก็บเสียงในแต่ละครั้งนั้นมีความแตกต่างกันซึ่งอาจจะส่งผลต่อคุณภาพของเสียงได้ ยกตัวอย่าง เช่น ระยะห่างของผู้ทำแบบทดสอบกับอุปกรณ์บันทึกเสียง ดังนั้น ผู้วิจัยจึงประยุกต์วิธีการจับคู่ความดังเสียง (match loudness) ที่สามารถปรับระดับความดังของเสียงให้มีความดังอยู่ในระดับเดียวกันในทุกข้อมูลเสียง ตัวอย่างดังรูปภาพที่ 7 และ 8




*รูปภาพที่ 7 ข้อมูลเสียงก่อนประยุกต์ใช้วิธีการจับคู่ความดังเสียง*




*รูปภาพที่ 8 ข้อมูลเสียงหลังประยุกต์ใช้วิธีการจับคู่ความดังเสียง*

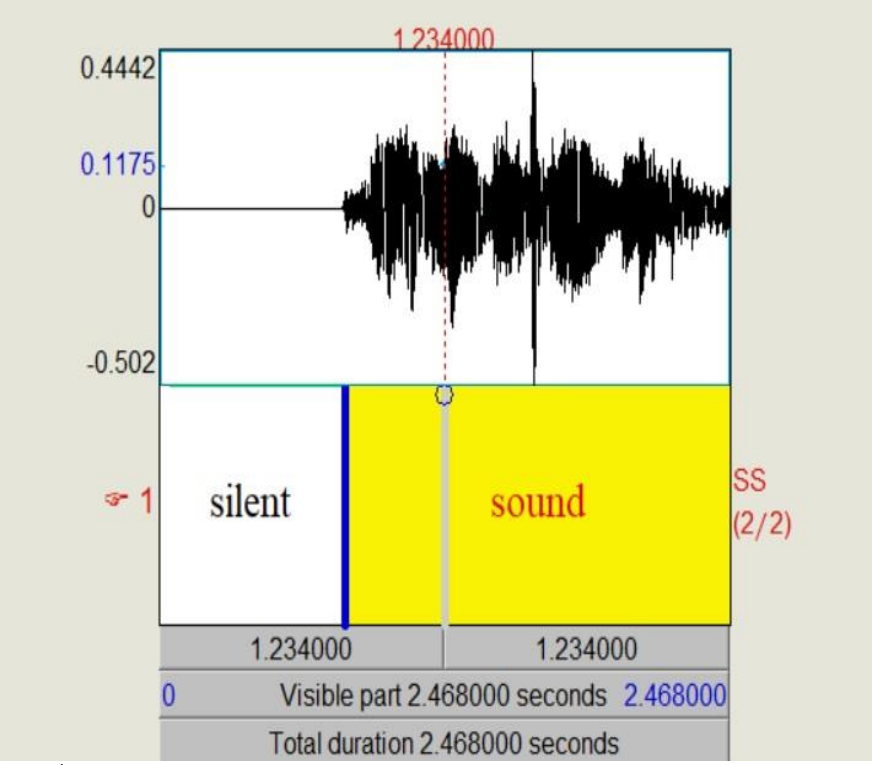
3.3 การสกัดคุณลักษณะ (Feature Extraction)

ในส่วนของการสกัดคุณลักษณะทางเสียง ผู้วิจัยจะส่งชุดข้อมูลเสียงผ่านเครื่องมือ 2 ชนิด ที่สามารถสกัดคุณลักษณะทางเสียงได้อัตโนมัติ เครื่องมือที่ว่านั้น คือ โปรแกรม openSMILE และโปรแกรม Praat ซึ่งคุณลักษณะทางเสียงที่ถูกสกัดออกมาสามารถแบ่งกลุ่มคุณลักษณะได้ 2 กลุ่ม แล้วจะถูกนำไปรวมกับคุณลักษณะทางกายภาพอีก 1 กลุ่ม สุดท้ายแล้วในแบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหน้าไปหลัง และทวนตัวเลขตามลำดับจากหลังไปหน้า จะมีคุณลักษณะทางเสียงแบบทดสอบละ 126 คุณลักษณะ ดังนี้

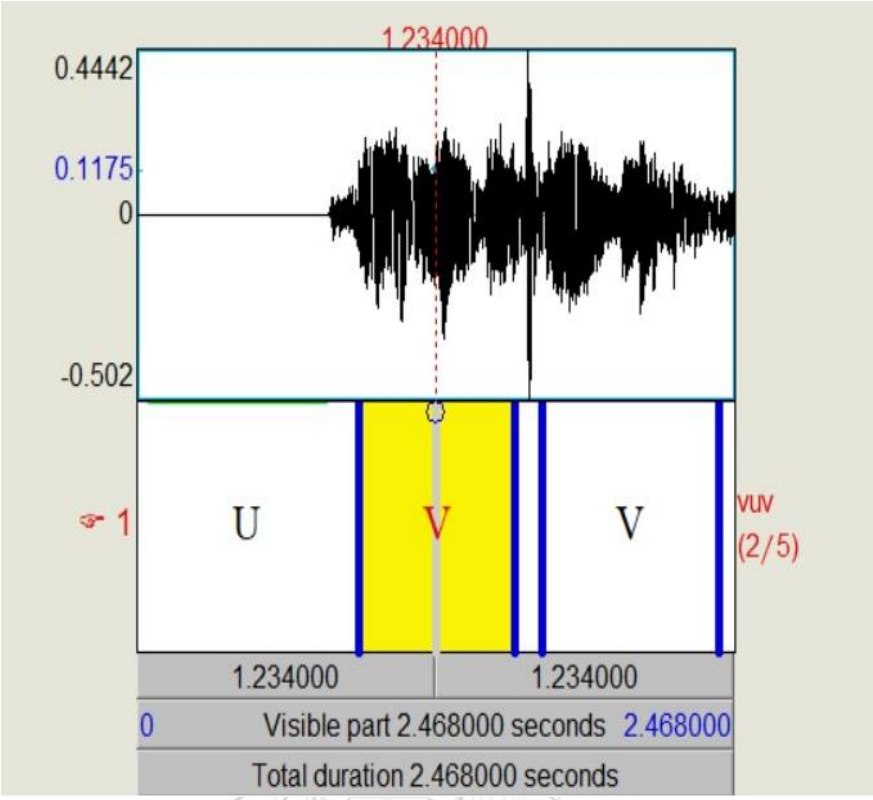
*3.3.1 ชุดคุณลักษณะของเสียง eGeMAPS โดยใช้เครื่องมือ openSMILE: เป็นชุดคุณลักษณะตามหัวข้อที่ 2.2.3 จำนวน 88 คุณลักษณะ*

*3.3.2 ชุดคุณลักษณะของเสียงที่สัมพันธ์กับเวลาขณะเกิดเสียงและไม่เกิดเสียงโดยเครื่องมือ Praat ตามหัวข้อที่ 2.2.4 จำนวน 36 คุณลักษณะ โดยสามารถแบ่งย่อยออกเป็น 18 คุณลักษณะ ที่ใช้การตรวจสอบช่วงเวลาขณะเกิดเสียงและไม่เกิดเสียงจากความเข้มของเสียง และ 18 คุณลักษณะ ที่ใช้การตรวจสอบช่วงเวลาขณะเกิดเสียงและไม่เกิดเสียงจากคอนทัวร์ของระดับเสียง ซึ่งสามารถตรวจสอบได้ตามตัวอย่าง รูปภาพที่ 9 และ 10*

*3.3.3 ชุดคุณลักษณะทางกายภาพ ประกอบด้วย เพศ และการศึกษา จำนวน 2 คุณลักษณะ*




*รูปภาพที่ 9 การตรวจสอบช่วงเวลาขณะเกิดเสียงและไม่เกิดเสียงจากความเข้มของเสียง*




*รูปภาพที่ 10 การตรวจสอบช่วงเวลาขณะเกิดเสียงและไม่เกิดเสียงจากคอนทัวร์ของระดับเสียง*

3.4 การคัดเลือกคุณลักษณะ (Feature Selection)

จากข้อมูลคุณลักษณะทางเสียงที่ได้รับจากขั้นตอนการสกัดคุณลักษณะมีจำนวนทั้งสิ้น 126 คุณลักษณะ ต่อแบบทดสอบหนึ่งชุด แต่ในความเป็นจริงไม่สามารถบอกได้ว่า 126 คุณลักษณะนี้เป็นคุณลักษณะที่สำคัญทั้งหมดที่ส่งผลต่อคะแนนแอตเทนชันจากแบบประเมินไทยโมคา ดังนั้นจึงต้องคัดเลือกคุณลักษณะที่อาจมีความสัมพันธ์กับโมเดลที่ใช้ในงานวิจัย ฉะนั้น งานวิจัยนี้จะนำวิธีการคัดเลือกคุณลักษณะด้วยวิธีการกำจัดคุณลักษณะแบบเรียกซ้ำ ตามหัวข้อที่ 2.2.5 มาประยุกต์ใช้ โดยเลือกใช้ตัวประเมิน ทั้งหมด 5 ตัว ดังนี้

1) ต้นไม้ตัดสินใจ (Decision Tree, DT)

2) ตัวส่งเสริมเกรเดียนต์ (Gradient Boosting, GB)

3) แรนดอมฟอเรสต์ (Random Forest, RF)

4) การถดถอยเชิงเส้น (Linear Regression, LR)

5) เพอร์เซปตรอน (Perceptron, PCT)

โดยตัวประเมินแต่ละตัวจะจัดอันดับความสำคัญและคัดเลือกคุณลักษณะที่เหมาะสมจนมีจำนวนเท่ากับค่าที่ผู้วิจัยกำหนด ซึ่งผู้วิจัยได้กำหนดเพื่อหาชุดคุณลักษณะ ตั้งแต่ 1 ถึง 126 ชุดคุณลักษณะ สำหรับแบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหน้าไปหลัง และแบบทดสอบทวนตัวเลข

ตามลำดับจากหลังไปหน้า แต่สำหรับการนำคุณลักษณะจากทั้งสองแบบทดสอบมารวมกันจะกำหนดที่ 1 ถึง 250 ชุด และนำไปเปรียบเทียบผลลัพธ์ของการจำแนกข้อมูลในขั้นตอนถัดไป

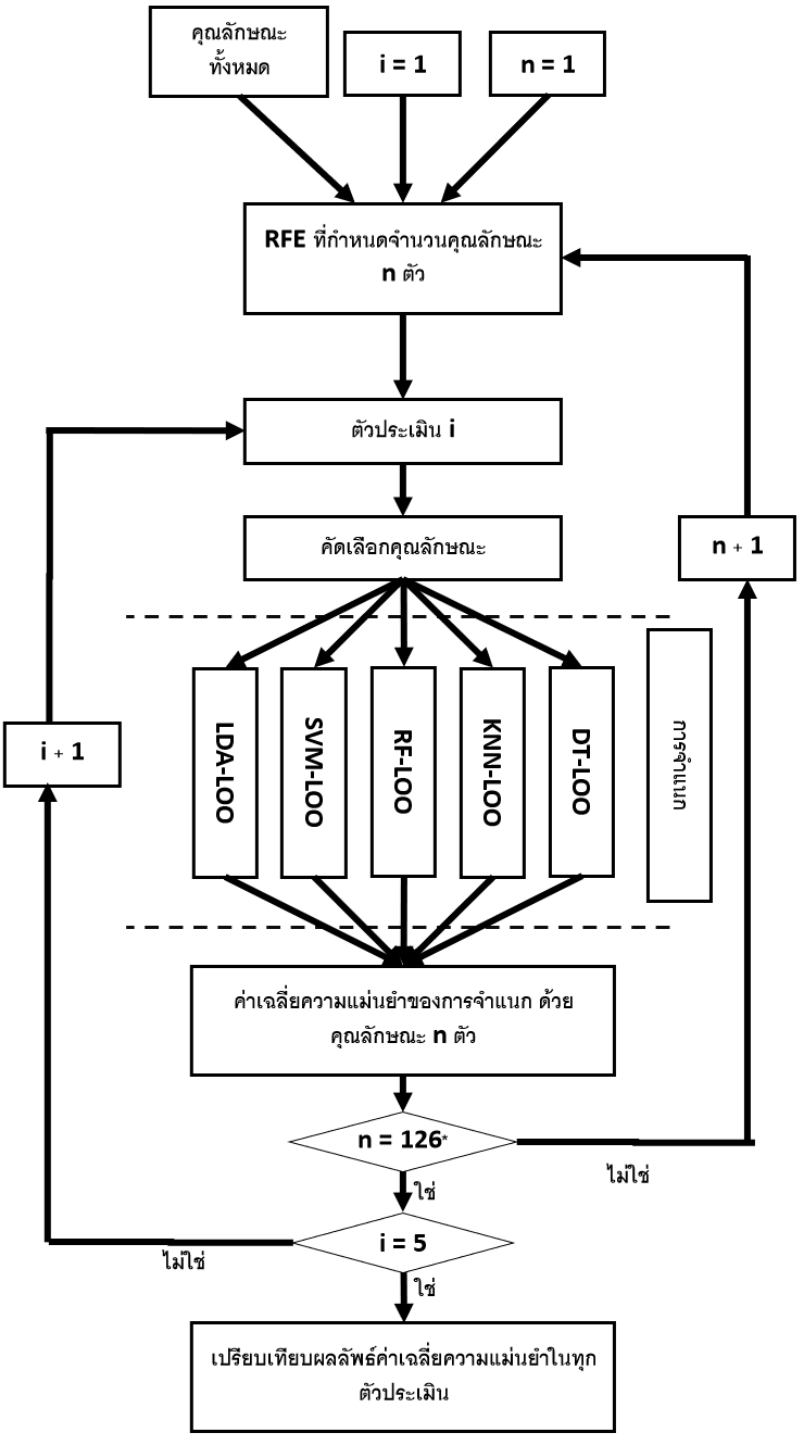
3.5 การจำแนกข้อมูล (Classification)

ในส่วนนี้ผู้วิจัยจะส่งชุดคุณลักษณะเสียงที่ได้รับจากการคัดเลือกคุณลักษณะด้วยวิธีการกำจัดคุณลักษณะแบบเรียกซ้ำไปจำแนกข้อมูล โดยจะทำการจำแนกข้อมูลระหว่างผู้ที่เข้าร่วมทำแบบทดสอบประเมินการทำงานของสมองด้านแอตเทนชันซึ่งสามารถทำคะแนนได้มากกว่าคะแนนจุดตัด 5 คะแนน ตามที่คำนวณมาจากดัชนีของ Youden กับผู้ที่เข้าร่วมทำแบบทดสอบที่สามารถทำคะแนนได้น้อยกว่าหรือเท่ากับ 5 คะแนน

ในงานวิจัยนี้ผู้วิจัยเลือกใช้แบบจำลองพื้นฐานที่ได้รับความนิยมสำหรับงานที่ใช้การจำแนกผู้ป่วย ทั้งหมด 5 รูปแบบ คือ 1) ต้นไม้ตัดสินใจ 2) จักรกลหนุนยันเวกเตอร์ 3) การวิเคราะห์การจำแนกประเภทเชิงเส้น 4) การวิเคราะห์การจำแนกประเภทเชิงเส้น และตัวสุดท้าย 5) ค้นหาเพื่อนบ้านใกล้สุด $k$ ตัว และโมเดลการจำแนกแต่ละตัวจะถูกประยุกต์ใช้ร่วมกับการตรวจสอบไขว้การดึงข้อมูลออกทีละตัว เนื่องจากชุดข้อมูลของผู้วิจัยมีจำนวนน้อยและมีข้อจำกัดในการกระจายตัวของข้อมูลทำให้ข้อมูลเกิดความไม่สมดุล ซึ่งวิธีการตรวจสอบไขว้การดึงข้อมูลออกทีละตัวจะช่วยลดปัญหาในส่วนนี้ได้

3.6 การประเมินชุดคุณลักษณะที่สำคัญ (Feature Importance)

หลังจากขั้นตอนการจำแนกข้อมูล ผู้วิจัยจะประเมินหาคุณลักษณะสำคัญทางเสียงที่อาจส่งผลต่อคะแนนแอตเทนชันในแบบประเมินไทยโมคา โดยเปรียบเทียบผลลัพธ์ความแม่นยำเฉลี่ยของการจำแนกทั้ง 5 รูปแบบโมเดลพื้นฐาน กับชุดคุณลักษณะที่ได้รับจากการคัดเลือกด้วยวิธีการกำจัดคุณลักษณะแบบเรียกซ้ำในตัวประเมินแต่ละตัว และชุดคุณลักษณะที่มีค่าความแม่นยำเฉลี่ยมากที่สุดคือชุดคุณลักษณะสำคัญทางเสียงที่อาจส่งผลต่อคะแนนแอตเทนชันในแบบประเมินไทยโมคา ซึ่งรูปแบบขั้นตอน การคัดเลือกคุณลักษณะ การจำแนกข้อมูล และการประเมินชุดคุณลักษณะที่สำคัญจะเป็นไปตามรูปภาพที่ 11



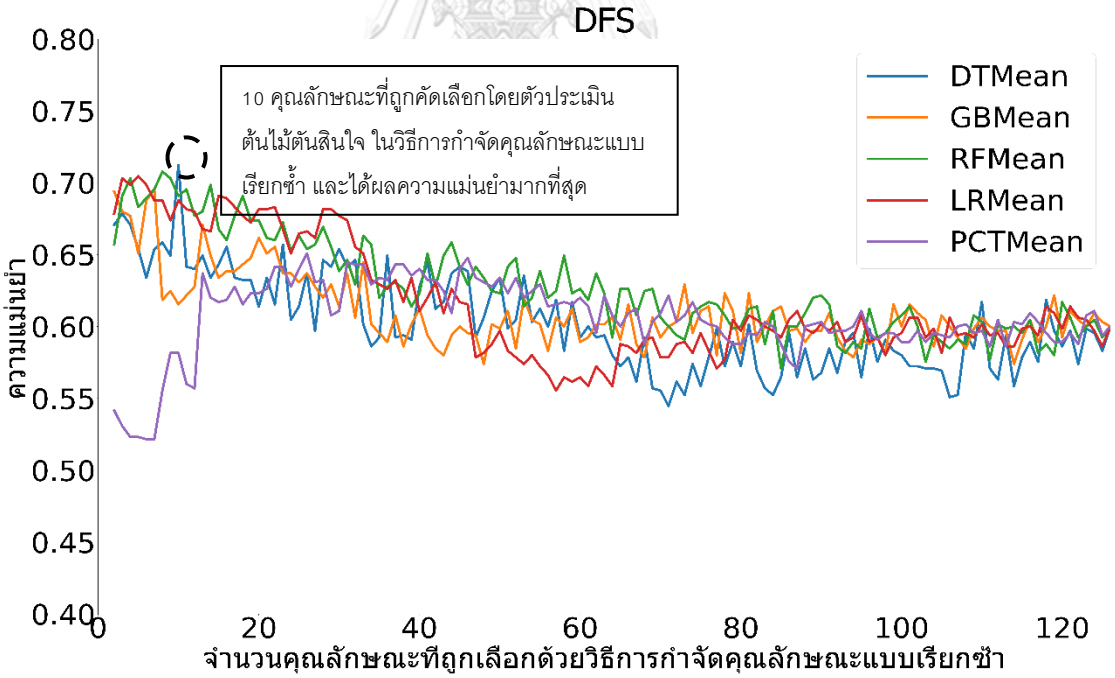

*รูปภาพที่ 11 แผนผังแสดงรูปขั้นตอน การคัดเลือกคุณลักษณะ การจำแนกข้อมูล และการประเมินชุดคุณลักษณะที่สำคัญ *ตัวประเมิน i ประกอบด้วย 1. ต้นไม้ตัดสินใจ 2. ตัวส่งเสริมเกรเดียนต์ 3. แรนดอมฟอเรสต์ 4. การถดถอยเชิงเส้น และ 5. เพอร์เซปตรอน *n = 126 จะเปลี่ยนไปใช้ค่า n = 250 เมื่อใช้คุณลักษณะรวมของแบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหน้าไปหลัง และทวนตัวเลขตามลำดับจากหลังไปหน้า*

# บทที่ 4

## ผลการทดลอง

ในบทนี้ผู้วิจัยจะแสดงให้เห็นถึงชุดคุณลักษณะสำคัญที่โดดเด่นสุดจากชุดคุณลักษณะทั้งหมดที่ถูกคัดเลือกมาด้วยวิธีการกำจัดคุณลักษณะแบบเรียกซ้ำ โดยชุดคุณลักษณะสำคัญนี้ถูกประเมินมาจากการเปรียบเทียบผลลัพธ์ค่าเฉลี่ยความแม่นยำของชุดคุณลักษณะแต่ละชุดซึ่งนำไปจำแนกข้อมูลทั้ง 5 โมเดล และเมื่อการทดลองนี้เสร็จสิ้น ผู้วิจัยจะได้รับชุดคุณลักษณะสำคัญที่สุดทั้งหมด 3 ชุดคุณลักษณะ ดังนี้ 1) ชุดคุณลักษณะสำคัญที่ได้รับจากเสียงบันทึกของผู้ร่วมทำแบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหน้าไปหลังในการจำแนกข้อมูล 2) ชุดคุณลักษณะที่ได้รับจากเสียงบันทึกของผู้เข้าร่วมทำแบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหลังไปหน้าในการจำแนกข้อมูล 3) ชุดคุณลักษณะที่ได้รับจากเสียงของทั้งสองแบบทดสอบในการจำแนกข้อมูล

### 4.1 ชุดคุณลักษณะสำคัญจากการใช้คุณลักษณะเสียงบันทึกของผู้เข้าร่วมทำแบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหน้าไปหลัง (DFS) ในการจำแนกข้อมูล




*รูปภาพที่ 12 แสดงการเปรียบเทียบผลลัพธ์ค่าความแม่นยำเฉลี่ยจากการใช้คุณลักษณะเสียงบันทึกของผู้เข้าร่วมทำแบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหน้าไปหลัง ในการคัดเลือกและจำแนกข้อมูล*

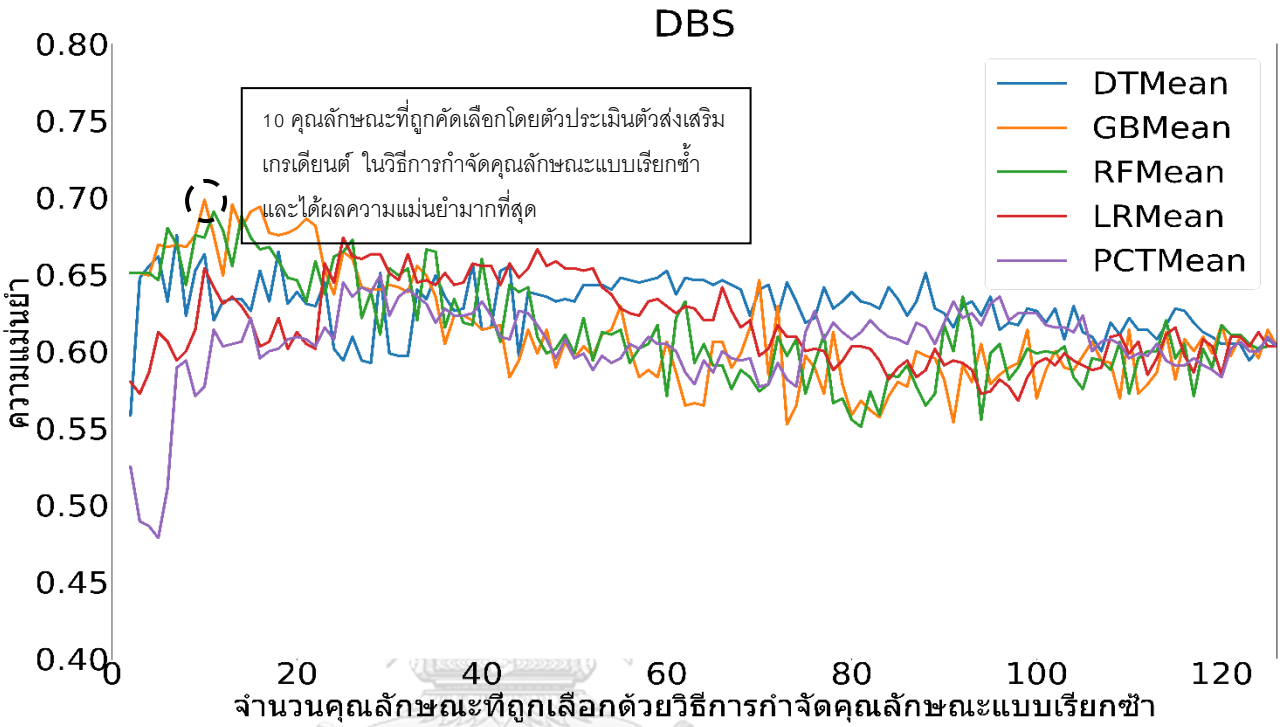
การทดลองนี้จะเป็นการประเมินหาชุดคุณลักษณะสำคัญจากการใช้คุณลักษณะเสียงบันทึกของผู้เข้าร่วมทำแบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหน้าไปหลัง ในการคัดเลือกและจำแนกข้อมูล ซึ่งสามารถประเมินด้วยการเปรียบเทียบผลลัพธ์ค่าความแม่นยำเฉลี่ยของชุดคุณลักษณะแต่ละชุด ดังกราฟในรูปภาพที่ 12 โดยเส้นแต่ละเส้นในกราฟแสดงถึงค่าความแม่นยำเฉลี่ยของการจำแนกโดยใช้ชุดคุณลักษณะแต่ละชุดที่คัดเลือกมาด้วยวิธีการกำจัดคุณลักษณะแบบเรียกซ้ำ ที่ใช้ตัวประเมินในการคัดเลือกที่แตกต่างกัน ดังนี้ 1) ต้นไม้ตัดสินใจ (DTMean) 2) ตัวส่งเสริมเกรเดียนต์ (GBMean) 3) แรนดอมฟอเรสต์ (RFMean) 4) การถดถอยเชิงเส้น (LRMean) และ 5) เพอร์เซปตรอน (PCTMean) จากกราฟแสดงให้เห็นว่าการกำหนดวิธีการกำจัดคุณลักษณะแบบเรียกซ้ำด้วยตัวประเมินต้นไม้ตัดสินใจนั้นเลือกคุณลักษณะที่สำคัญมา 10 คุณลักษณะที่ให้ผลลัพธ์ค่าความแม่นยำเฉลี่ยสูงที่สุด ซึ่งคุณลักษณะสำคัญ 10 ตัว ที่แสดงดังตารางที่ 4 น่าจะเป็นชุดคุณลักษณะทางเสียงของแบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหน้าไปหลังที่ส่งผลต่อคะแนนแอตเทนชันจากแบบประเมินไทยโมคา

*ตารางที่ 4 ชุดคุณลักษณะสำคัญของเสียงในแบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหน้าไปหลัง ที่ส่งผลต่อคะแนนแอตเทนชันจากแบบประเมินไทยโมคา*

| | **คุณลักษณะทางเสียง** |
|---|---|
| 4.1.1 | ค่าเฉลี่ยของระดับเสียง |
| 4.1.2 | ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของสัญญาณ ลงของความดัง |
| 4.1.3 | ค่าเฉลี่ยของอัตราส่วนระหว่างฮาร์มอนิกกับเสียงรบกวน |
| 4.1.4 | ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่าเฉลี่ยความแตกต่างฮาร์มอนิก H1–H2 |
| 4.1.5 | ค่าเฉลี่ยของความสั่นพ้องเด่น 1 |
| 4.1.6 | ค่าเฉลี่ยของอัตราส่วนแอลฟา |
| 4.1.7 | ช่วงเวลามัธยฐานขณะไม่เกิดเสียงที่ตรวจสอบจากความเข้มของเสียง |
| 4.1.8 | ช่วงเวลามัธยฐานขณะเกิดเสียงที่ตรวจสอบจากคอนทัวร์ของระดับเสียง |
| 4.1.9 | ผลรวมของช่วงเวลาขณะเกิดเสียงที่ตรวจสอบจากคอนทัวร์ของระดับเสียง |
| 4.1.10 | ระดับการศึกษาของผู้เข้าร่วมทดสอบ |

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

4.2 ชุดคุณลักษณะสำคัญจากการใช้เสียงบันทึกของผู้เข้าร่วมทำแบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหลังไปหน้า (DBS) ในการจำแนกข้อมูล




*รูปภาพที่ 13 แสดงการเปรียบเทียบผลลัพธ์ค่าความแม่นยำเฉลี่ยจากการใช้คุณลักษณะเสียงบันทึกของผู้เข้าร่วมทำแบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหลังไปหน้า ในการคัดเลือกและจำแนกข้อมูล*

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

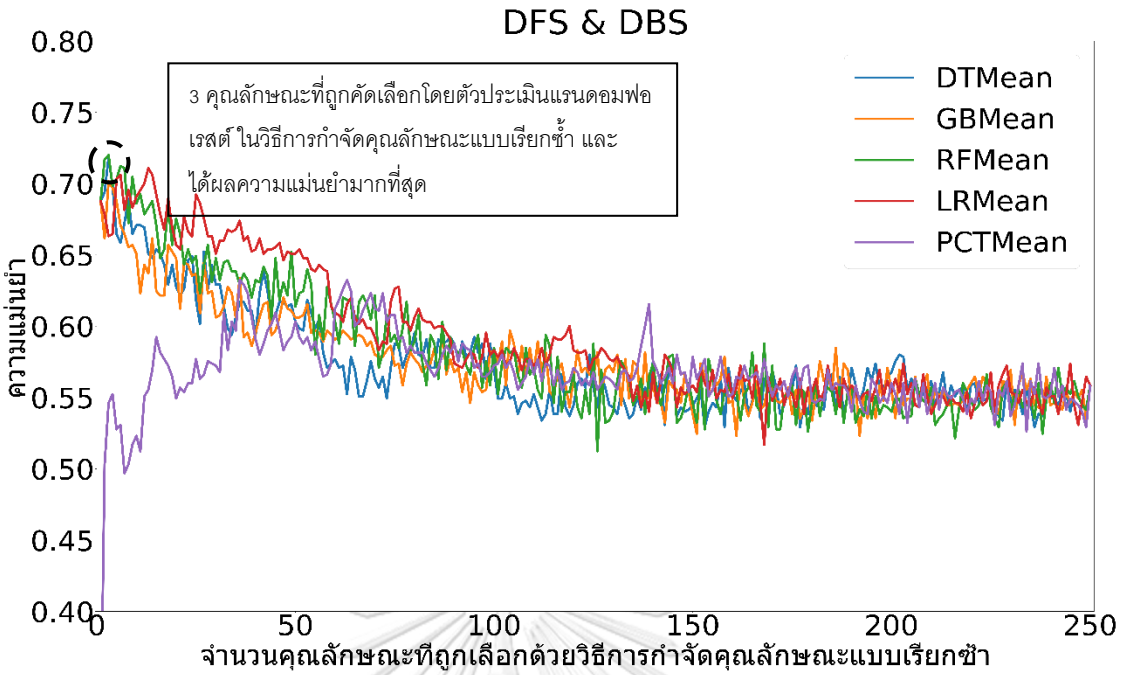
การทดลองนี้จะเป็นการประเมินหาชุดคุณลักษณะสำคัญจากการใช้คุณลักษณะเสียงบันทึกของผู้เข้าร่วมทำแบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหลังไปหน้า จากรูปภาพที่ 13 แสดงให้เห็นว่าการกำหนดวิธีการกำจัดคุณลักษณะแบบเรียกซ้ำด้วยตัวประเมินตัวส่งเสริมเกรเดียนต์นั้นเลือกคุณลักษณะที่สำคัญมา 10 คุณลักษณะที่ให้ผลลัพธ์ค่าความแม่นยำเฉลี่ยสูงที่สุด ซึ่งคุณลักษณะสำคัญ 10 ตัว ที่แสดงดังตารางที่ 5 น่าจะเป็นชุดคุณลักษณะทางเสียงของแบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหน้าไปหลังที่ส่งผลต่อคะแนนแอตเทนชันจากแบบประเมินไทยโมคา

*ตารางที่ 5 ชุดคุณลักษณะสำคัญของเสียงในแบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหลังไปหน้า ที่ส่งผลต่อคะแนนแอตเทนชันจากแบบประเมินไทยโมคา*

| | **คุณลักษณะทางเสียง** |
|---|---|
| 4.2.1 | ค่าเฉลี่ยของสัญญาณ ขึ้นของความดัง |
| 4.2.2 | ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของสัญญาณ ขึ้นของความดัง |
| 4.2.3 | ค่าเฉลี่ยของความแตกต่างฮาร์มอนิก H1–A3 |
| 4.2.4 | ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่าเฉลี่ย ความสั่นพ้องเด่น 2 ที่สัมพันธ์กับพลังงาน |
| 4.2.5 | ค่าเฉลี่ยของสัมประสิทธิ์เซปสตรัมบนสเกลเมล 4 |
| 4.2.6 | ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของช่วงที่มีเสียงต่อเนื่อง |
| 4.2.7 | ช่วงเวลาขณะไม่เกิดเสียงที่ตรวจสอบจากความเข้มของเสียง |
| 4.2.8 | ช่วงเวลามัธยฐานขณะเกิดเสียงที่ตรวจสอบจากคอนทัวร์ของระดับเสียง |
| 4.2.9 | ผลรวมของช่วงเวลาขณะเกิดเสียงที่ตรวจสอบจากคอนทัวร์ของระดับเสียง |
| 4.2.10 | ระดับการศึกษาของผู้เข้าร่วมทดสอบ |

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

4.3 ชุดคุณลักษณะสำคัญจากการใช้คุณลักษณะเสียงบันทึกของผู้เข้าร่วมทำแบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหน้าไปหลัง และแบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหลังไปหน้า ในการจำแนกข้อมูล




*รูปภาพที่ 14 แสดงการเปรียบเทียบผลลัพธ์ค่าความแม่นยำเฉลี่ยจากการใช้คุณลักษณะเสียงบันทึกของผู้เข้าร่วมทำแบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหน้าไปหลัง และแบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหลังไปหน้า ในการคัดเลือกและจำแนกข้อมูล*

การทดลองนี้จะเป็นการประเมินหาชุดคุณลักษณะสำคัญจากการใช้คุณลักษณะเสียงบันทึกของผู้เข้าร่วมทำแบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหน้าไปหลัง และแบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหลังไปหน้า จากรูปภาพที่ 14 แสดงให้เห็นว่าการกำหนดวิธีการกำจัดคุณลักษณะแบบเรียกซ้ำด้วยตัวประเมินแรนดอมฟอเรสต์นั้นเลือกคุณลักษณะที่สำคัญมา 3 คุณลักษณะที่ให้ผลลัพธ์ค่าความแม่นยำเฉลี่ยสูงที่สุด ซึ่งคุณลักษณะสำคัญ 3 ตัว ที่แสดงดังตารางที่ 6 น่าจะเป็นชุดคุณลักษณะทางเสียงของแบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหน้าไปหลังและแบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหลังไปหน้า ที่ส่งผลต่อคะแนนแอตเทนชันจากแบบประเมินไทยโมคา

*ตารางที่ 6 ชุดคุณลักษณะสำคัญของเสียงในแบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหน้าไปหลัง และแบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหลังไปหน้า ที่ส่งผลต่อคะแนนแอตเทนชันจากแบบประเมินไทยโมคา*

| | **คุณลักษณะทางเสียง** |
|---|---|
| 4.3.1 | ผลรวมของช่วงเวลาขณะเกิดเสียงในแบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหน้าไปหลัง ที่ |

| | |
|---|---|
| | ตรวจสอบจากความเข้มของเสียง |
| 4.3.2 | ผลรวมของช่วงเวลาขณะเกิดเสียงในแบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหน้าไปหลัง ที่ตรวจสอบจากคอนทัวร์ของระดับเสียง |
| 4.3.3 | ผลรวมของช่วงเวลาขณะเกิดเสียงในแบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหลังไปหน้า ที่ตรวจสอบจากคอนทัวร์ของระดับเสียง |

4.4 เปรียบเทียบผลลัพธ์กับการใช้คุณลักษณะทุกตัวในการจำแนกข้อมูล

ในหัวข้อนี้ผู้วิจัยจะทำการเปรียบเทียบผลลัพธ์ความแม่นยำเฉลี่ยระหว่างการใช้คุณลักษณะสำคัญที่ได้จากการทดลองกับการใช้คุณลักษณะทั้งหมดเพื่อการจำแนกข้อมูล ดังตารางที่ 7 ซึ่งแสดงให้เห็นว่าค่าความแม่นยำจากคุณลักษณะที่ได้จากการทดลองมีประสิทธิภาพมากกว่าการใช้คุณลักษณะทั้งหมด ยิ่งไปกว่านั้นถ้านำคุณลักษณะจากทั้งสองแบบทดสอบมารวมกันเพื่อหาคุณลักษณะที่สำคัญในการจำแนกข้อมูลจะมีความแม่นยำมากที่สุด

*ตารางที่ 7 แสดงค่าความแม่นยำจากคุณลักษณะที่ได้จากการทดลองมีประสิทธิภาพมากกว่าการใช้คุณลักษณะทั้งหมด*

| | **คุณลักษณะทางเสียง** | **ค่าความแม่นยำเฉลี่ย** |
|---|---|---|
| 4.4.1 | แบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหน้าไปหลัง (4.1.1-4.1.10) | 71.2 |
| 4.4.2 | แบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหน้าไปหลัง (คุณลักษณะทางเสียงทั้งหมด) | 58.1 |
| 4.4.3 | แบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหลังไปหน้า (4.2.1-4.2.10) | 69.8 |
| 4.4.4 | แบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหลังไปหน้า (คุณลักษณะทางเสียงทั้งหมด) | 60.3 |
| 4.4.5 | แบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหน้าไปหลัง และทวนตัวเลขตามลำดับจากหลังไปหน้า (4.3.1-4.3.3) | 72.0 |
| 4.4.6 | แบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหน้าไปหลัง และทวนตัวเลขตามลำดับจากหลังไปหน้า (คุณลักษณะทาง | 55.86 |

CHULALONGKORN UNIVERSITY

| | | |
|---|---|---|
| | เสียงทั้งหมด) | |
| 4.4.7 | แบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหน้าไปหลัง และทวนตัวเลขตามลำดับจากหลังไปหน้า (4.3.1-4.3.2) | 65.69 |
| 4.4.8 | แบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหน้าไปหลัง และทวนตัวเลขตามลำดับจากหลังไปหน้า (4.3.3) | 64.61 |

4.5 วิเคราะห์ผลการทดลอง

จากการเปรียบเทียบผลลัพธ์ที่ได้จากการทดลอง เมื่อใช้คุณลักษณะทางเสียงจากผู้เข้าร่วมทำแบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหน้าไปหลัง ( 4.3.1 และ 4.3.2) ที่มีผลความแม่นยำเฉลี่ยจากการจำแนกข้อมูลเท่ากับร้อยละ 65.69 (4.4.7) ร่วมกับคุณลักษณะทางเสียงจากผู้เข้าร่วมทำแบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหลังไปหน้า ( 4.3.3) ที่มีผลความแม่นยำเฉลี่ยจากการจำแนกข้อมูลเท่ากับร้อยละ 64.61 (4.4.8) จะสามารถเพิ่มประสิทธิภาพในการจำแนกข้อมูลคะแนนแอตเทนชันจากแบบประเมินไทยโมคาได้เท่ากับร้อยละ 72 และผลลัพธ์ความแม่นยำเฉลี่ยที่ได้มีค่ามากกว่าผลลัพธ์ความแม่นยำเฉลี่ยเมื่อใช้คุณลักษณะสำคัญจากการคัดเลือกเสียงในแบบทดสอบใดแบบทดสอบหนึ่งเพียงอย่างเดียว (4.4.1 และ 4.4.3) แสดงให้เห็นว่าคุณลักษณะทางเสียงบางคุณลักษณะจากผู้เข้าร่วมทำแบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหน้าไปหลังนั้น อาจมีความสัมพันธ์กับคุณลักษณะทางเสียงจากผู้เข้าร่วมทำแบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหลังไปหน้าที่ส่งผลต่อคะแนนแอตเทนชัน ยิ่งไปกว่านั้นคุณลักษณะสำคัญที่ได้ใน 4.1, 4.2 และ 4.3 มีคุณลักษณะที่คล้ายกันดังตารางที่ 8 ซึ่งเป็นคุณลักษณะ เกี่ยวกับช่วงเวลาในการเกิดเสียง ซึ่งอาจเป็นไปได้ว่าคุณลักษณะมีความสำคัญต่อคะแนนแอตเทนชัน

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

*ตารางที่ 8 แสดงคุณลักษณะที่คล้ายกันในแต่ละการทดลอง*

| | **คุณลักษณะทางเสียง** |
|---|---|
| 4.1.9 และ 4.3.2 | ผลรวมของช่วงเวลาขณะเกิดเสียงที่ตรวจสอบจากคอนทัวร์ของระดับเสียง (แบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหน้าไปหลัง) |
| 4.2.9 และ 4.3.3 | ผลรวมของช่วงเวลาขณะเกิดเสียงที่ตรวจสอบจากคอนทัวร์ของระดับเสียง (แบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหลังไปหน้า) |

จากการพิจารณาการกระจายตัวของข้อมูลคุณลักษณะทางเสียงที่ถูกคัดเลือกจากเสียงบันทึกของผู้เข้าร่วมทำแบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหน้าไปหลัง และเสียงบันทึกของผู้เข้าร่วมทำแบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหลังไปหน้า ด้วยแผนภาพกล่อง (box plot) ที่เรียงอันดับ

คุณลักษณะที่สำคัญจากน้อยไปมากโดยเรียงจากซ้ายไปขวาและจากบนลงล่าง ดังรูปภาพที่ 15 และ 16 ตามลำดับ จากรูป เห็นได้ว่าคุณลักษณะทางเสียงที่ถูกคัดเลือกมา 6 อันดับแรกที่มีความสำคัญสูงสุดของแบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหน้าไปหลัง และ 7 อันดับแรกมีความสำคัญสูงสุดของแบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหลังไปหน้า มีค่ามัธยฐานที่สามารถแสดงความแตกต่างของกลุ่มปกติ และผู้มีภาวะความบกพร่องเล็กน้อยของสมอง ได้ชัดเจน ดังนี้

คุณลักษณะทางเสียงของแบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหน้าไปหลัง

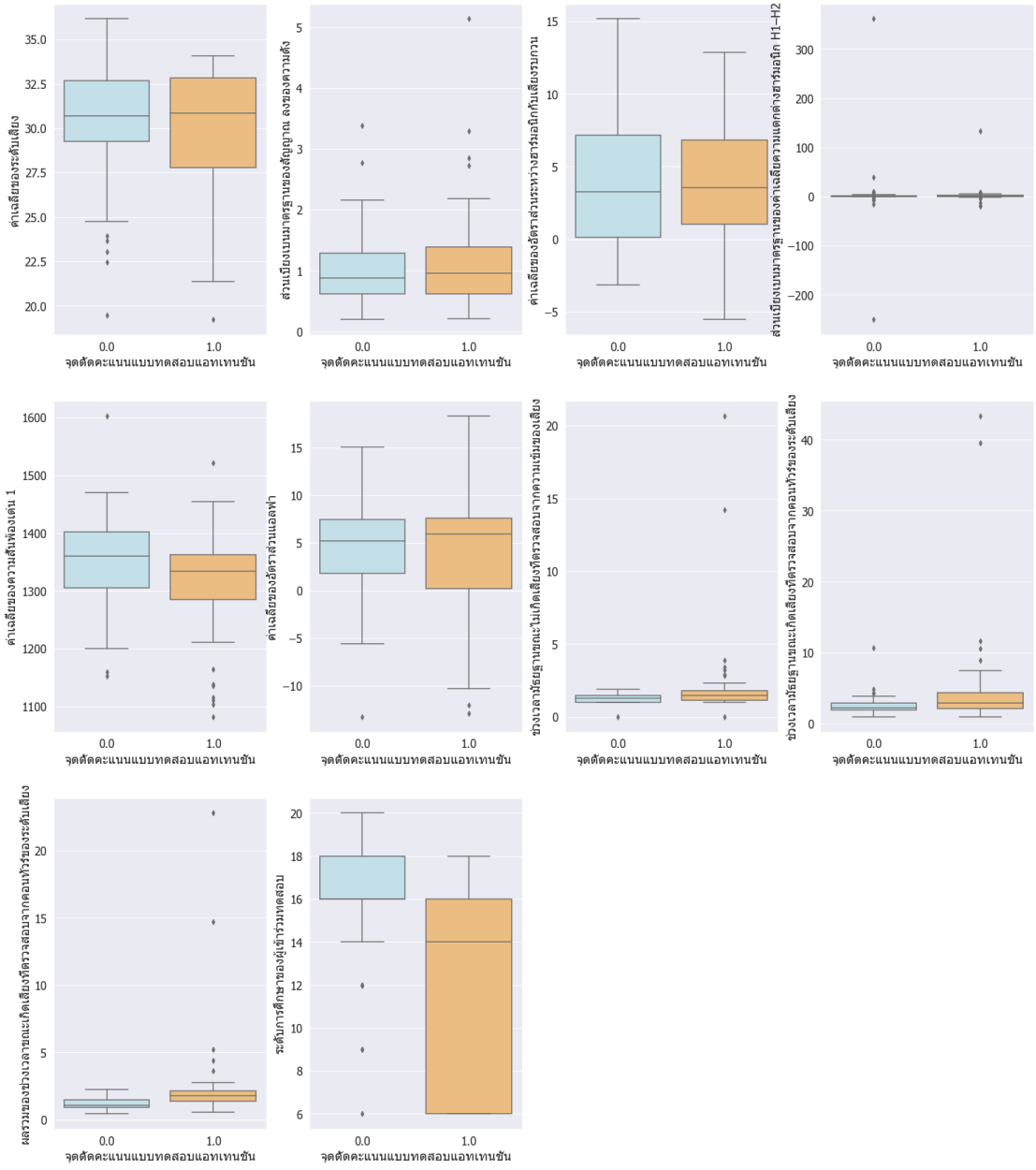
- ค่าเฉลี่ยของความสั่นพ้องเด่น 1 ผู้มีภาวะความบกพร่องเล็กน้อยของสมองจะมีค่ามัธยฐานน้อยกว่ากลุ่มปกติ
- ค่าเฉลี่ยของอัตราส่วนแอลฟา ผู้มีภาวะความบกพร่องเล็กน้อยของสมองจะมีค่ามัธยฐานที่สูงกว่ากลุ่มปกติ
- ช่วงเวลามัธยฐานขณะไม่เกิดเสียงที่ตรวจสอบจากความเข้มของเสียง ผู้มีภาวะความบกพร่องเล็กน้อยของสมองจะมีค่ามัธยฐานที่สูงกว่ากลุ่มปกติ
- ช่วงเวลามัธยฐานขณะเกิดเสียงที่ตรวจสอบจากคอนทัวร์ของระดับเสียง ผู้มีภาวะความบกพร่องเล็กน้อยของสมองจะมีค่ามัธยฐานที่สูงกว่ากลุ่มปกติ
- ผลรวมของช่วงเวลาขณะเกิดเสียงที่ตรวจสอบจากคอนทัวร์ของระดับเสียง ผู้มีภาวะความบกพร่องเล็กน้อยของสมองจะมีค่ามัธยฐานที่สูงกว่ากลุ่มปกติ

คุณลักษณะทางเสียงจากแบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหลังไปหน้า

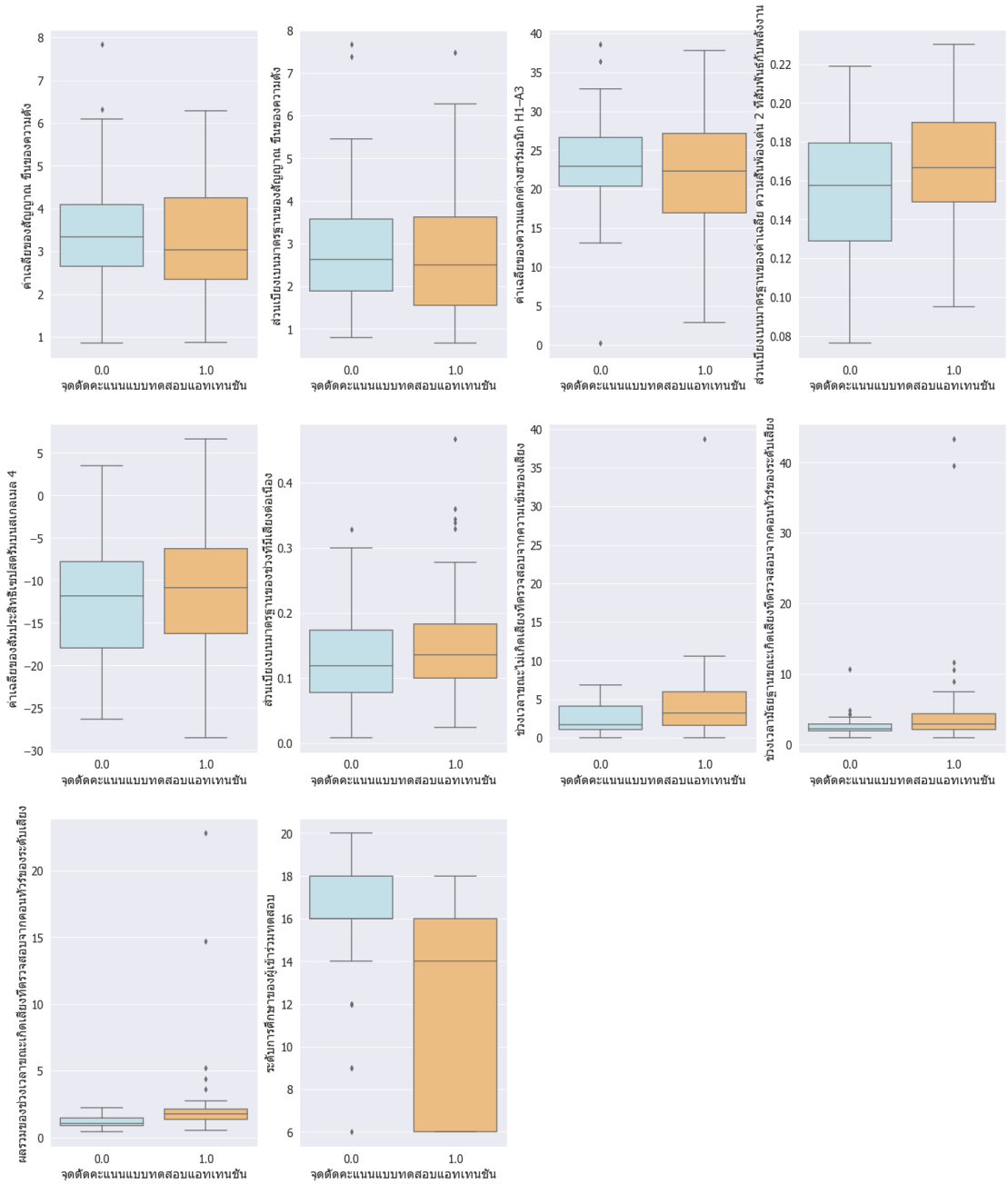
- ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่าเฉลี่ย ความสั่นพ้องเด่น 2 ที่สัมพันธ์กับพลังงาน ผู้มีภาวะความบกพร่องเล็กน้อยของสมองจะมีค่ามัธยฐานที่สูงกว่ากลุ่มปกติ
- ค่าเฉลี่ยของสัมประสิทธิ์เซปสตรัมบนสเกลเมล 4 ผู้มีภาวะความบกพร่องเล็กน้อยของสมองจะมีค่ามัธยฐานที่สูงกว่ากลุ่มปกติ
- ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของช่วงที่มีเสียงต่อเนื่อง ผู้มีภาวะความบกพร่องเล็กน้อยของสมองจะมีค่ามัธยฐานที่สูงกว่ากลุ่มปกติ
- ช่วงเวลาขณะไม่เกิดเสียงที่ตรวจสอบจากความเข้มของเสียง ผู้มีภาวะความบกพร่องเล็กน้อยของสมองจะมีค่ามัธยฐานที่สูงกว่ากลุ่มปกติ
- ช่วงเวลามัธยฐานขณะเกิดเสียงที่ตรวจสอบจากคอนทัวร์ของระดับเสียง ผู้มีภาวะความบกพร่องเล็กน้อยของสมองจะมีค่ามัธยฐานที่สูงกว่ากลุ่มปกติ

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

- ผลรวมของช่วงเวลาขณะเกิดเสียงที่ตรวจสอบจากคอนทัวร์ของระดับเสียง ผู้มีภาวะความบกพร่องเล็กน้อยของสมองจะมีค่ามัธยฐานที่สูงกว่ากลุ่มปกติ




*รูปภาพที่ 15 แผนภูมิกล่องของคุณลักษณะทางเสียงจากเสียงบันทึกของผู้เข้าร่วมทำแบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหน้าไปหลัง (DFS)*




*รูปภาพที่ 16 แผนภูมิกล่องของคุณลักษณะทางเสียงจากเสียงบันทึกของผู้เข้าร่วมทำแบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหลังไปหน้า (DBS)*

4.6 อภิปรายผล

จากการศึกษาเพื่อหาคุณลักษณะทางเสียงที่สำคัญที่ส่งผลกระทบต่อคะแนนของแบบทดสอบสมองด้านแอตเทนชันจากแบบประเมินไทยโมคา ผู้วิจัยนำมาอภิปรายผลดังนี้

คุณลักษณะทางเสียงทั้ง 3 คุณลักษณะ ที่ถูกคัดเลือกมามีความเกี่ยวข้องกับช่วงเวลาที่มีเสียงและไม่มีเสียงจากโปรแกรม Praat นั้นส่งผลกระทบต่อผู้มีภาวะความบกพร่องเล็กน้อยของสมองด้านแอตเทนชันซึ่งอาจส่งผลให้ช่วงเวลาขณะตอบคำถามหรือการคิดแก้ปัญหามีช่วงเวลาที่เปลี่ยนแปลงไป ซึ่งสอดคล้องกับงานวิจัยของ König et al. [6] ที่นำคุณลักษณะทางเสียงที่เกี่ยวข้องกับช่วงเวลาที่มีเสียงและไม่มีเสียงมาใช้กับเสียงบันทึกของผู้ทำแบบทดสอบนับเลขถอยหลังทีละหนึ่งที่มีลักษณะแบบทดสอบใกล้เคียงกับแบบทดสอบทวนเลขของแบบประเมินไทยโมคาและมีช่วงเวลาในการบันทึกที่ใกล้เคียงกันและพบว่าคุณลักษณะสำคัญทางเสียงดังกล่าวมีความสำคัญต่อการจำแนกผู้มีความบกพร่องเล็กน้อยของสมอง และนอกจากคุณลักษณะทางเสียงจากโปรแกรม Praat ผู้วิจัยได้นำคุณลักษณะทางเสียงของชุดข้อมูล egeMAPs มาใช้ แต่ผลลัพธ์ที่ได้อาจไม่ได้โดดเด่นเท่าไหร่นักในงานวิจัยนี้ อาจเป็นเพราะในงานวิจัยส่วนใหญ่ที่ใช้คุณลักษณะเสียงนี้มักใช้ร่วมกับเสียงบันทึกคำพูดเชิงอธิบายหรือเล่าเรื่องมากกว่า ซึ่งมีช่วงเวลาในการบันทึกที่นานกว่า ดังงานวิจัยของ Haider et al. [27] ที่สกัดคุณลักษณะทางเสียงจากเสียงบันทึกของผู้ทำแบบทดสอบพูดอธิบายถึงรูปภาพที่เห็นนั่นเอง

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

# บทที่ 5
# สรุปผลการทดลองและอภิปรายผล

5.1 สรุปผลการทดลอง

การเปรียบเทียบผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าชุดคุณลักษณะสำคัญที่ได้จากการทดลอง ทั้ง 3 ชุดคุณลักษณะสำคัญที่โดดเด่นนั้นสามารถจำแนกข้อมูลได้มีความแม่นยำเฉลี่ยมากกว่าการใช้คุณลักษณะทั้งหมดในการจำแนกข้อมูล โดยมีชุดคุณลักษณะที่หนึ่ง 10 คุณลักษณะที่สำคัญ จากการคัดเลือกคุณลักษณะทางเสียงและจำแนกข้อมูลโดยใช้แบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหน้าไปหลัง เพียงอย่างเดียว และชุดคุณลักษณะที่สอง 10 คุณลักษณะสำคัญ จากการคัดเลือกคุณลักษณะทางเสียงและจำแนกข้อมูลโดยใช้แบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหลังไปหน้า เพียงอย่างเดียว ในทางกลับกัน จะมีชุดคุณลักษณะที่สาม 3 คุณลักษณะสำคัญ เมื่อเราใช้เสียงทั้งสองแบบทดสอบมารวมกันเพื่อคัดเลือกและจำแนกข้อมูล และคุณลักษณะที่ 3 นี้ เป็นคุณลักษณะที่ให้ความแม่นยำมากที่สุด คุณลักษณะดังกล่าวจึงน่าจะเป็นคุณลักษณะสำคัญที่ส่งผลกระทบต่อคะแนนของแบบทดสอบสมองด้านแอตเทนชันจากแบบประเมินไทยโมคา การทดลองนี้ใช้คุณลักษณะจากแบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหน้าไปหลัง และแบบทดสอบทวนตัวเลขตามลำดับจากหลังไปหน้าเท่านั้น เพราะเสียงจากแบบทดสอบย่อยอื่นของการทดสอบแอตเทนชันนั้นมีข้อจำกัดทางข้อมูลเสียงและจำนวนข้อมูล แต่ในอนาคตถ้ามีข้อมูลเสียงมากพอ ผู้วิจัยหวังว่าจะสามารถนำวิธีการนี้ไปลองประยุกต์ใช้กับแบบทดสอบย่อยอื่น ๆ และสามารถหาคุณลักษณะสำคัญของเสียงและช่วยผู้เชียวชาญวินิจฉัยผู้ป่วยเกี่ยวกับการทำงานของสมองด้านอื่น ๆ ด้วย

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

5.2 ผลงานตีพิมพ์จากงานวิจัย

ส่วนหนึ่งของวิทยานิพนธ์นี้ได้รับการตีพิมพ์และนำเสนอในที่ประชุมวิชาการ ดังนี้

บทความวิชาการเรื่อง “An Analysis of Acoustic Features for Attention Score in Thai MoCA Assessment” โดย วิโรจน์ ตรีมงคลโชค รศ. ดร. โปรดปราน บุณยพุกกณะ ผศ. ดร. ฑิตยา หวานวารี และ อ.ดร. นฤมล ประทานวณิช ในการจัดการประชุมวิชาการ The 17th International Joint Symposium on Artificial Intelligence and Natural Language Processing (iSAI-NLP 2022) and The International Conference on Artificial Intelligence and Internet of Things (AIoT 2022)

# บรรณานุกรม


[1] S. Duong, T. Patel, and F. Chang, "Dementia: What pharmacists need to know," (in eng), *Can Pharm J (Ott),* vol. 150, no. 2, pp. 118-129, Mar-Apr 2017, doi: 10.1177/1715163517690745.

[2] P. Julayanont and Z. S. Nasreddine, "Montreal Cognitive Assessment (MoCA): Concept and Clinical Review," in *Cognitive Screening Instruments: A Practical Approach*, A. J. Larner Ed. Cham: Springer International Publishing, 2017, pp. 139-195.

[3] L. Koski, "Validity and Applications of the Montreal Cognitive Assessment for the Assessment of Vascular Cognitive Impairment," *Cerebrovascular Diseases,* vol. 36, no. 1, pp. 6-18, 2013, doi: 10.1159/000352051.

[4] D. J. Gill, A. Freshman, J. A. Blender, and B. Ravina, "The montreal cognitive assessment as a screening tool for cognitive impairment in Parkinson's disease," vol. 23, no. 7, pp. 1043-1046, 2008, doi: https://doi.org/10.1002/mds.22017.

[5] G. Walker, L.-A. Morris, H. Christensen, B. Mirheidari, M. Reuber, and D. J. Blackburn, "Characterising spoken responses to an intelligent virtual agent by persons with mild cognitive impairment," *Clinical Linguistics & Phonetics,* vol. 35, no. 3, pp. 237-252, 2021/03/04 2021, doi: 10.1080/02699206.2020.1777586.

[6] A. König *et al.*, "Automatic speech analysis for the assessment of patients with predementia and Alzheimer's disease," *Alzheimer's & Dementia: Diagnosis, Assessment & Disease Monitoring,* https://doi.org/10.1016/j.dadm.2014.11.012 vol. 1, no. 1, pp. 112-124, 2015/03/01 2015, doi: https://doi.org/10.1016/j.dadm.2014.11.012.

[7] S. Mirzaei *et al.*, "Two-Stage Feature Selection of Voice Parameters for Early Alzheimer's Disease Prediction," *IRBM,* vol. 39, no. 6, pp. 430-435, 2018/12/01/ 2018, doi: https://doi.org/10.1016/j.irbm.2018.10.016.

[8] C. Themistocleous, M. Eckerström, and D. Kokkinakis, "Voice quality and speech fluency distinguish individuals with Mild Cognitive Impairment from Healthy Controls," *PLOS ONE,* vol. 15, no. 7, p. e0236009, 2020, doi:


จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

10.1371/journal.pone.0236009.

[9] C. Themistocleous, M. Eckerström, and D. Kokkinakis, "Identification of Mild Cognitive Impairment From Speech in Swedish Using Deep Sequential Neural Networks," (in English), *Front Neurol,* Original Research vol. 9, 2018-November-15 2018, doi: 10.3389/fneur.2018.00975.

[10] K. López-de-Ipiña *et al.*, "Feature selection for spontaneous speech analysis to aid in Alzheimer's disease diagnosis: A fractal dimension approach," *Computer Speech & Language,* vol. 30, no. 1, pp. 43-60, 2015/03/01/ 2015, doi: https://doi.org/10.1016/j.csl.2014.08.002.

[11] T. Wang *et al.*, "Identification of Mild Cognitive Impairment Among Chinese Based on Multiple Spoken Tasks," (in eng), *J Alzheimers Dis,* vol. 82, no. 1, pp. 185-204, 2021, doi: 10.3233/jad-201387.

[12] F. Eyben *et al.*, "The Geneva Minimalistic Acoustic Parameter Set (GeMAPS) for Voice Research and Affective Computing," (in English), *Ieee T Affect Comput,* vol. 7, no. 2, pp. 190-202, Apr-Jun 2016, doi: 10.1109/Taffc.2015.2457417.

[13] F. Haider, S. de la Fuente Garcia, P. Albert, and S. Luz, *Affective Speech for Alzheimer's Dementia Recognition*. 2020.

[14] M. Corrales-Astorgano, D. Escudero-Mancebo, and C. González-Ferreras, "Acoustic characterization and perceptual analysis of the relative importance of prosody in speech of people with Down syndrome," *Speech Communication,* vol. 99, pp. 90-100, 2018/05/01/ 2018, doi: https://doi.org/10.1016/j.specom.2018.03.006.

[15] N. Abaeikoupaei and H. Al Osman, "A Multi-Modal Stacked Ensemble Model for Bipolar Disorder Classification," *Ieee T Affect Comput,* Article 2020, doi: 10.1109/TAFFC.2020.3047582.

[16] Z. Liu, Z. Guo, Z. Ling, S. Wang, L. Jin, and Y. Li, "Dementia Detection by Analyzing Spontaneous Mandarin Speech," in *2019 Asia-Pacific Signal and Information Processing Association Annual Summit and Conference (APSIPA ASC)*, 18-21 Nov. 2019 2019, pp. 289-296, doi: 10.1109/APSIPAASC47483.2019.9023041.

[17] A. Valsaraj, I. Madala, N. Garg, and V. Baths, "Alzheimer’s Dementia

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

Detection Using Acoustic & Linguistic Features and Pre-trained BERT," in *2021 8th International Conference on Soft Computing & Machine Intelligence (ISCMI)*, 26-27 Nov. 2021 2021, pp. 171-175, doi: 10.1109/ISCMI53840.2021.9654804.

[18] S. Metarugcheep, P. Punyabukkana, D. Wanvarie, S. Hemrungrojn, C. Chunharas, and P. N. Pratanwanich, "Selecting the Most Important Features for Predicting Mild Cognitive Impairment from Thai Verbal Fluency Assessments," *Sensors,* vol. 22, no. 15, p. 5813, 2022. [Online]. Available: https://www.mdpi.com/1424-8220/22/15/5813.

[19] P. Kantithammakorn, P. Punyabukkana, P. N. Pratanwanich, S. Hemrungrojn, C. Chunharas, and D. Wanvarie, "Using Automatic Speech Recognition to Assess Thai Speech Language Fluency in the Montreal Cognitive Assessment (MoCA)," *Sensors,* vol. 22, no. 4, p. 1583, 2022. [Online]. Available: https://www.mdpi.com/1424-8220/22/4/1583.

[20] Z. S. Nasreddine *et al.*, "The Montreal Cognitive Assessment, MoCA: A Brief Screening Tool For Mild Cognitive Impairment," *Journal of the American Geriatrics Society,* https://doi.org/10.1111/j.1532-5415.2005.53221.x vol. 53, no. 4, pp. 695-699, 2005/04/01 2005, doi: https://doi.org/10.1111/j.1532-5415.2005.53221.x.

[21] Y. Tao, Y. Han, L. Yu, Q. Wang, S. X. Leng, and H. Zhang, "The Predicted Key Molecules, Functions, and Pathways That Bridge Mild Cognitive Impairment (MCI) and Alzheimer's Disease (AD)," (in English), *Front Neurol,* Original Research vol. 11, 2020-April-03 2020, doi: 10.3389/fneur.2020.00233.

[22] A. Khodabakhsh, F. Yesil, E. Guner, and C. Demiroglu, "Evaluation of linguistic and prosodic features for detection of Alzheimer's disease in Turkish conversational speech," *EURASIP Journal on Audio, Speech, and Music Processing,* vol. 2015, no. 1, p. 9, 2015/03/25 2015, doi: 10.1186/s13636-015-0052-y.

[23] J. Weiner, M. Engelbart, and T. Schultz, *Manual and Automatic Transcriptions in Dementia Detection from Speech*. 2017, pp. 3117-3121.

[24] J. Weiner, M. Angrick, S. Umesh, and T. Schultz, *Investigating the Effect of Audio*

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

*Duration on Dementia Detection Using Acoustic Features*. 2018, pp. 2324-2328.

[25] J. Weiner, C. Herff, and T. Schultz, *Speech-Based Detection of Alzheimer's Disease in Conversational German*. 2016, pp. 1938-1942.

[26] H. Tanaka *et al.*, "Detecting Dementia Through Interactive Computer Avatars," *IEEE Journal of Translational Engineering in Health and Medicine,* vol. 5, pp. 1-11, 2017, doi: 10.1109/JTEHM.2017.2752152.

[27] F. Haider, S. d. l. Fuente, and S. Luz, "An Assessment of Paralinguistic Acoustic Features for Detection of Alzheimer's Dementia in Spontaneous Speech," *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing,* vol. 14, no. 2, pp. 272-281, 2020, doi: 10.1109/JSTSP.2019.2955022.

[28] A. Triapthi, R. Chakraborty, and S. K. Kopparapu, "Dementia Classification using Acoustic Descriptors Derived from Subsampled Signals," in *2020 28th European Signal Processing Conference (EUSIPCO)*, 18-21 Jan. 2021 2021, pp. 91-95, doi: 10.23919/Eusipco47968.2020.9287830.

[29] A. König *et al.*, "Measuring neuropsychiatric symptoms in patients with early cognitive decline using speech analysis," (in eng), *Eur Psychiatry,* vol. 64, no. 1, p. e64, Oct 13 2021, doi: 10.1192/j.eurpsy.2021.2236.

[30] A. O. Hall *et al.*, "Using Tablet-Based Assessment to Characterize Speech for Individuals with Dementia and Mild Cognitive Impairment: Preliminary Results," (in eng), *AMIA Jt Summits Transl Sci Proc,* vol. 2019, pp. 34-43, 2019.

[31] K. Yoshii *et al.*, "A Study for Detecting Mild Cognitive Impairment by Analyzing Conversations with Humanoid Robots," in *2021 IEEE 3rd Global Conference on Life Sciences and Technologies (LifeTech)*, 9-11 March 2021 2021, pp. 347-350, doi: 10.1109/LifeTech52111.2021.9391934.

[32] J. C. S. Chan, J. C. Stout, and A. P. Vogel, "Speech in prodromal and symptomatic Huntington's disease as a model of measuring onset and progression in dominantly inherited neurodegenerative diseases," *Neuroscience & Biobehavioral Reviews,* vol. 107, pp. 450-460, 2019/12/01/ 2019, doi: https://doi.org/10.1016/j.neubiorev.2019.08.009.

[33] O. Ivanova, J. J. G. Meilán, F. Martínez-Sánchez, I. Martínez-Nicolás, T. E. Llorente, and N. C. González, "Discriminating speech traits of Alzheimer's disease

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

assessed through a corpus of reading task for Spanish language," *Computer Speech & Language,* vol. 73, p. 101341, 2022/05/01/ 2022, doi: https://doi.org/10.1016/j.csl.2021.101341.

[34] P. Mahajan and V. Baths, "Acoustic and Language Based Deep Learning Approaches for Alzheimer's Dementia Detection From Spontaneous Speech," (in English), *Frontiers in Aging Neuroscience,* Original Research vol. 13, 2021-February-05 2021, doi: 10.3389/fnagi.2021.623607.

[35] P. Misra and A. Singh, "Improving the Classification Accuracy using Recursive Feature Elimination with Cross-Validation," vol. 11, pp. 659-665, 05/08 2020.

[36] "The description of dementia was described in the hospital webpage " http://neuromed.md.chula.ac.th/neurocog/page5.html (accessed.

[37] I. Guyon, J. Weston, S. Barnhill, and V. Vapnik, "Gene Selection for Cancer Classification using Support Vector Machines," *Machine Learning,* vol. 46, no. 1, pp. 389-422, 2002/01/01 2002, doi: 10.1023/A:1012487302797.

[38] F. a. V. Pedregosa, G. and Gramfort, A. and Michel, V., B. a. G. and Thirion, O. and Blondel, M. and Prettenhofer, P., R. a. D. and Weiss, V. and Vanderplas, J. and Passos, A. and, and D. a. B. Cournapeau, M. and Perrot, M. and Duchesnay, E., "ASCII-learn: Machine Learning in Python," *Journal of Machine Learning Research,* vol. 12, no. 2011, p. 2825, 2011 2011. [Online]. Available: https://ogrisel.github.io/scikit-learn.org/sklearn-tutorial/modules/generated/sklearn.feature_selection.RFE.html.

[39] W. J. Youden, "Index for rating diagnostic tests," *Cancer,* vol. 3, no. 1, pp. 32-35, 1950, doi: https://doi.org/10.1002/1097-0142(1950)3:1<32::AID-CNCR2820030106>3.0.CO;2-3.

[40] N. J. Perkins and E. F. Schisterman, "The Youden Index and the Optimal Cut-Point Corrected for Measurement Error," *Biometrical Journal,* vol. 47, no. 4, pp. 428-441, 2005, doi: https://doi.org/10.1002/bimj.200410133.

[41] "A Nonlinear Decision Tree based Classification

Approach to Predict the Parkinson's disease using

Different Feature Sets of Voice Data." [Online]. Available:

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?arnumber=8323864.

[42] K. C. Fraser, K. Lundholm Fors, and D. Kokkinakis, "Multilingual word embeddings for the assessment of narrative speech in mild cognitive impairment," *Computer Speech & Language,* vol. 53, pp. 121-139, 2019/01/01/ 2019, doi: https://doi.org/10.1016/j.csl.2018.07.005.

[43] "The art of data science for the beginner using python and azure ML." [Online]. Available: https://csit.nu.ac.th/kraisak/ds/ds/.

[44] "SVM." [Online]. Available: http://pages.cs.wisc.edu/~dyer/cs540/notes/10_svm.pdf.

[45] P. J. Moore, T. J. Lyons, J. Gallacher, and I. Alzheimer's Disease Neuroimaging, "Random forest prediction of Alzheimer's disease using pairwise selection from time series data," (in eng), *PloS one,* vol. 14, no. 2, pp. e0211558-e0211558, 2019, doi: 10.1371/journal.pone.0211558.

[46] "Classification and Prediction." [Online]. Available: https://staff.informatics.buu.ac.th/~komate/886464/%5B6%5D-Classification.pdf.

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

# ประวัติผู้เขียน

| | |
|---|---|
| **ชื่อ-สกุล** | วิโรจน์ ตรีมงคลโชค |
| **วัน เดือน ปี เกิด** | 04 ตุลาคม 2537 |
| **สถานที่เกิด** | กรุงเทพมหานคร |
| **วุฒิการศึกษา** | สถาบันพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง |
| **ที่อยู่ปัจจุบัน** | 694 หมู่บ้านดีพร้อม ซอยจรัญ12 ถนนจรัญ แขวงวัดท่าพระ บางกอกใหญ่ 10600 |
| **ผลงานตีพิมพ์** | International Joint Conference 2022 |

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University