การพัฒนาตัวแบบรู้จำบุคลิกภาพจากเสียงสนทนาในบริบทของศูนย์ให้บริการข้อมูลลูกค้า

นายนคร ศรีณรงค์

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศทางธุรกิจ ไม่สังกัดภาควิชา/เทียบเท่า
คณะพาณิชยศาสตร์และการบัญชี จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
ปีการศึกษา 2563
ลิขสิทธิ์ของจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

A DEVELOPMENT OF PERSONALITY RECOGNITION MODEL FROM CONVERSATION VOICE IN CALL CENTER CONTEXT

Mr. Nakorn Srinarong

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements
for the Degree of Master of Science in Information Technology in Business
Common Course
FACULTY OF COMMERCE AND ACCOUNTANCY
Chulalongkorn University
Academic Year 2020

Copyright of Chulalongkorn University

หัวข้อวิทยานิพนธ์	การพัฒนาตัวแบบรู้จำบุคลิกภาพจากเสียงสนทนาในบริบทของศูนย์ให้บริการข้อมูลลูกค้า
โดย	นายนคร ศรีณรงค์
สาขาวิชา	เทคโนโลยีสารสนเทศทางธุรกิจ
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก	ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.จันทร์เจ้า มงคลนาวิน

คณะพาณิชยศาสตร์และการบัญชี จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย อนุมัติให้นับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต

..... คณบดีคณะพาณิชยศาสตร์และการบัญชี

(รองศาสตราจารย์ ดร.วิเลิศ ภูริวัชร)

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

..... ประธานกรรมการ

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.เอกก์ ภทรธนกุล)

..... อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.จันทร์เจ้า มงคลนาวิน)

..... กรรมการ

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ภูริพันธุ์ รุจิขจร)

..... กรรมการภายนอกมหาวิทยาลัย

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.วิรัตน์ จารีวงศ์ไพบูลย์)

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

นคร ศรีณรงค์ : การพัฒนาตัวแบบรู้จำบุคลิกภาพจากเสียงสนทนาในบริบทของศูนย์ให้บริการข้อมูลลูกค้า. (A DEVELOPMENT OF PERSONALITY RECOGNITION MODEL FROM CONVERSATION VOICE IN CALL CENTER CONTEXT) อ.ที่ปรึกษาหลัก : ผศ. ดร.จันทร์เจ้า มงคลนาวิน

ศูนย์บริการข้อมูลลูกค้าเป็นช่องทางสำคัญในการติดต่อระหว่างภาคธุรกิจและลูกค้า ตัวชี้วัดที่สำคัญของการทำงานของศูนย์บริการข้อมูลลูกค้าคือความพึงพอใจของลูกค้า ข้อมูลหลักที่ได้จากศูนย์บริการข้อมูลลูกค้าคือเสียงสนทนา ทำให้ผู้วิจัยสนใจที่จะศึกษาแนวทางในการสร้างตัวแบบรู้จำบุคลิกภาพจากเสียง ข้อมูลเสียงและเพศถูกเก็บจากหน่วยตัวอย่าง 92 คน พร้อมกับข้อมูลบุคลิกภาพโดยใช้แบบวัด MPI (Maudsley Personality Inventory) แบบวัดดังกล่าวแบ่งบุคลิกภาพออกเป็น 2 ด้าน คือด้าน E-scale (Extraversion และ Introversion) และ N-scale (Neuroticism และ Stability) ซึ่งนำมาใช้ในการพัฒนาตัวแบบจำแนกบุคลิกภาพทั้งสองด้าน เทคนิคที่ใช้ในการพัฒนาตัวแบบประกอบด้วย Logistic regression, SVM, Random forest และ Artificial neural network โดยพบว่าตัวแบบที่พัฒนาด้วยเทคนิค Artificial neural network มีประสิทธิภาพสูงสุดในการรู้จำ E-scale โดยมีค่า Positive predictive value (ค่าวัดประสิทธิภาพของ Introversion) เท่ากับ 0.71 และค่า Negative predictive value (ประสิทธิภาพของ Extraversion) เท่ากับ 0.75 ในส่วนของ N-scale ไม่พบตัวแบบที่พัฒนาด้วยเทคนิคใดมีประสิทธิภาพเพียงพอ ในการศึกษาครั้งนี้พบว่าบุคลิกภาพ Extraversion และ Introversion ซึ่งสามารถนำมาประยุกต์กับงานภาคธุรกิจ สามารถรู้จำจากเสียงสนทนาในบริบทศูนย์บริการข้อมูลลูกค้า โดยสามารถนำไปใช้มอบหมายพนักงานที่มีบุคลิกภาพเหมือนกับลูกค้าเพื่อเพิ่มความพึงพอใจของลูกค้าในการติดต่อสื่อสาร ภาคธุรกิจยังสามารถนำข้อมูลบุคลิกภาพเหล่านี้ไปใช้ต่อยอดในการแนะนำผลิตภัณฑ์ หรือโฆษณา ให้เหมาะสมกับลูกค้าแต่ละคน

สาขาวิชา	เทคโนโลยีสารสนเทศทางธุรกิจ	ลายมือชื่อนิสิต .....
ปีการศึกษา	2563	ลายมือชื่อ อ.ที่ปรึกษาหลัก .....

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

6181529826 : MAJOR INFORMATION TECHNOLOGY IN BUSINESS

KEYWORD: Call center, Personality recognition, Machine learning, MPI (Maudsley Personality Inventory)

Nakorn Srinarong : A DEVELOPMENT OF PERSONALITY RECOGNITION MODEL FROM CONVERSATION VOICE IN CALL CENTER CONTEXT. Advisor: Asst. Prof. JANJAO MONGKOLNAVIN, Ph.D.

A call center is an important communication channel between a business and its customers. It is undeniable that customer satisfaction can be increased if personalized services relating to personality. Researches are suggesting that a person's personality can be recognized from his/her conversational voice. This study focuses on developing a personality recognition model to predict each MPI (Maudsley Personality Inventory) personality dimension from each conversational voice. The MPI personality dimension includes E-scale (Extraversion and Introversion) and N-scale (Neuroticism and Stability). Audio files of conversational voice were collected from 92 volunteers with the simulated call center context. Logistic regression, Support Vector Machine (SVM), Random forest, and Artificial neural networks were used in the modeling process. The result shows that the model generated by using Artificial neural networks has the best performance on predicting the E-scale. The model has the positive predictive value (Introversion prediction) and the negative predictive value (Extraversion prediction) equal to 0.71 and 0.75, respectively. No model shows satisfying performance on N-scale. This study shows a piece of evidence that E-scale in MPI, can be effectively recognized from each person's conversational voice made through call centers. The model can be beneficial such as call center management, personalized product offering.

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

Field of Study:	Information Technology in Business	Student's Signature .....
Academic Year:	2020	Advisor's Signature .....

กิตติกรรมประกาศ

ผู้วิจัยขอขอบพระคุณผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. จันทร์เจ้า มงคลนาวิน อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ ที่สละเวลาให้คำแนะนำในการศึกษาครั้งนี้ในทุกเรื่อง ประกอบด้วยการแนะนำ ปรับปรุงการศึกษาครั้งนี้ให้ออกมามีความสมบูรณ์มากที่สุด มอบความรู้ที่จำเป็นต่อทั้งการศึกษาครั้งนี้ และต่อการดำเนินชีวิต การแก้ไขงานเขียนที่มีข้อบกพร่องของผู้วิจัยด้วยความทุ่มเท และให้คำแนะนำตลอดเวลาที่ผ่านมา ตลอดจน ให้ความช่วยเหลือในการเก็บข้อมูลการติดต่อจากหน่วยตัวอย่าง

ขอขอบพระคุณ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ณรงค์ฤทธิ์ อัศวเรืองพิภพ ที่ให้คำแนะนำด้านข้อมูลและเทคนิคทางสถิติที่จำเป็นต่อการศึกษาครั้งนี้ ทำให้การศึกษาครั้งนี้มีความรัดกุม และมอบประเด็นที่น่าสนใจมากยิ่งขึ้น

ขอขอบพระคุณ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. ณัตติฤดี เจริญรักษ์ ที่ได้ให้ความช่วยเหลือในการเก็บข้อมูลการติดต่อจากหน่วยตัวอย่าง ทำให้การศึกษาครั้งนี้มีหน่วยตัวอย่างครบตามกำหนด

ขอขอบพระคุณ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. เอกก์ ภทรธนกุล ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ภูริพันธ์ รุจิขจร และผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. วิรัตน์ จารีวงศ์ไพบูลย์ ที่สละเวลาในการเป็นกรรมการในการสอบมอบความคิดเห็นที่มีคุณค่า และเสนอแนวทางให้การศึกษาครั้งนี้ มีความน่าเชื่อถือและสมบูรณ์มากยิ่งขึ้น

ขอขอบพระคุณ พ่อ แม่ และขอขอบคุณน้องชาย ที่คอยเป็นกำลังใจในการศึกษา และได้ให้ความช่วยเหลือในทุกเรื่องโดยไม่มีข้อแม้

ขอขอบคุณเพื่อนที่ให้ความเห็น เพื่อนำไปปรับปรุงงานให้งานมีความสมบูรณ์มากยิ่งขึ้น และยังเป็นกำลังใจในการศึกษาครั้งนี้

ขอขอบคุณหน่วยตัวอย่างทุกท่านที่ได้สละเวลาเพื่อให้การศึกษาครั้งนี้สำเร็จลุล่วงไปด้วยดี นอกจากนั้นยังขอขอบพระคุณบุคคลที่เกี่ยวข้องแต่อาจไม่ได้พูดถึงในที่นี้ ที่เป็นส่วนสำคัญในการผลักดันการศึกษาครั้งนี้ให้ผ่านไปด้วยดี

ในการศึกษาครั้งนี้สามารถสำเร็จลุล่วงไปได้ โดยจะขาดบุคคลทั้งหมดเหล่านี้ไปไม่ได้เลย ขอขอบพระคุณเป็นอย่างสูง

นคร ศรีณรงค์

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อภาษาไทย ..... ค

บทคัดย่อภาษาอังกฤษ ..... ง

กิตติกรรมประกาศ ..... จ

สารบัญ ..... ฉ

สารบัญตาราง ..... ฌ

สารบัญรูปภาพ ..... ฏ

บทที่ 1 บทนำ 1

1.1 ที่มาและความสำคัญของปัญหา 1

1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย 3

1.3 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับจากงานวิจัย 3

1.4 ขั้นตอนการทำวิจัยเบื้องต้น 3

บทที่ 2 การทบทวนวรรณกรรม 4

2.1 ศูนย์บริการข้อมูลลูกค้า 4

2.2 ประโยชน์ของการรับรู้บุคลิกภาพในภาคธุรกิจ 5

2.2.1 จัดหาพนักงานที่มีบุคลิกภาพคล้ายกับลูกค้า 5

2.2.2 การมอบบริการ 5

2.2.3 เพิ่มความสามารถของเทคโนโลยีผู้ช่วยอัจฉริยะ 6

2.3 ข้อจำกัดของการรับรู้ข้อมูลบุคลิกภาพ 6

2.4 บุคลิกภาพและแบบวัด 7

2.4.1 แบบวัด The Maudsley Personal Inventory (MPI) 7

2.4.2 แบบวัดบุคลิกภาพ Big 5 Personality Factors 9

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

2.5 การประเมินบุคลิกภาพในภาคธุรกิจ 10
2.6 การรู้จำบุคลิกภาพ (Personality recognition) 10
2.7 การรู้จำบุคลิกภาพจากเสียงพูด (Personality recognition from speech) 11
2.8 องค์ประกอบที่สำคัญในการวิจัยเกี่ยวกับเสียง 14
2.8.1 Speech Corpus (คลังข้อมูลเสียงพูด) 14
2.8.2 การประมวลข้อมูลเสียงพูด 15
บทที่ 3 ระเบียบวิธีวิจัย 19
3.1 ภาพรวมของระเบียบวิธีวิจัย 19
3.2 ขอบเขตของการวิจัย 19
3.3 ขั้นตอนการศึกษา 20
3.3.1 การคัดเลือกหน่วยตัวอย่าง 20
3.3.2 การเก็บข้อมูลเสียงพูดจากหน่วยตัวอย่าง 22
3.3.3 การประมวลผลข้อมูลเสียงพูด 24
3.3.4 การพัฒนาตัวแบบ 25
3.3.5 การประเมินประสิทธิภาพของตัวแบบ 27
บทที่ 4 ผลการทดลอง 30
4.1 หน่วยตัวอย่าง 30
4.2 การจัดการเสียง 30
4.3 การปรับแต่งคุณลักษณะของตัวแบบ 31
4.3.1 สรุปการปรับแต่งตัวแบบสำหรับ E-scale 31
4.3.2 สรุปการปรับแต่งตัวแบบสำหรับ N-scale 32
4.3.3 Logistic regression 33
4.3.4 Support vector machine หรือ Support vector classification (SVC) 33
4.3.5 LinearSVC 34

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

4.3.6 Random forest 35
4.3.7 Artificial neural network 39
4.4 ประเมินประสิทธิภาพของตัวแบบ 45
4.4.1 ประสิทธิภาพในการทำนาย E-scale ของตัวแบบที่พัฒนาด้วยเทคนิคต่างๆ 45
4.4.2 ประสิทธิภาพในการทำนาย N-scale ของตัวแบบที่พัฒนาด้วยเทคนิคต่างๆ 46
4.4.3 สรุปประสิทธิภาพของตัวแบบสำหรับ E-scale 48
4.4.4 สรุปประสิทธิภาพของตัวแบบสำหรับ N-scale 49
4.5 ผลลัพธ์การทำนายของตัวแบบเมื่อหน่วยตัวอย่างมีคะแนนบุคลิกภาพแต่ละด้านที่สูง 50
บทที่ 5 สรุปผลการศึกษาและข้อเสนอแนะ 54
5.1 ประโยชน์จากงานวิจัย (Research contribution) 54
5.1.1 ด้านทฤษฎี (Theory contribution) 54
5.1.2 ด้านการประยุกต์ (Practical contribution) 55
5.1.3 ด้านเครื่องมือที่ใช้ในการศึกษา (Methodology contribution) 56
5.2 ข้อจำกัดของการศึกษาและข้อเสนอแนะ 57
บรรณานุกรม 59
ภาคผนวก 65
ประวัติผู้เขียน 73

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

สารบัญตาราง

หน้า

ตารางที่ 2.1 แสดง low-Level description ที่ openSMILE สามารถสกัดออกมาจากเสียงพูด (Eyben et al., 2010) 18

ตารางที่ 3.1 แสดงจำนวนของกลุ่มตัวอย่างแต่ละกลุ่มในการศึกษา 22

ตารางที่ 3.2 แสดง Confusion Matrix 27

ตารางที่ 4.1 จำนวนหน่วยตัวอย่างโดยแบ่งตามบุคลิกภาพภายใต้ E-scale และ เพศ 30

ตารางที่ 4.2 จำนวนหน่วยตัวอย่างโดยแบ่งตามบุคลิกภาพภายใต้ N-scale และเพศ 30

ตารางที่ 4.3 แสดงค่าสถิติเชิงพรรณนาของไฟล์เสียง (มีหน่วยเป็น ชั่วโมง : นาที : วินาที) 31

ตารางที่ 4.4 ตารางสรุปคุณลักษณะที่ปรับแต่งสำหรับ E-scale 31

ตารางที่ 4.5 ตารางสรุปคุณลักษณะที่ปรับแต่งสำหรับ N-scale 32

ตารางที่ 4.6 คุณลักษณะที่ปรับแต่งและรายละเอียดของตัวแบบที่ใช้เทคนิค Logistic regression ของ E-scale และ N-scale 33

ตารางที่ 4.7 คุณลักษณะที่ปรับแต่งและรายละเอียดของตัวแบบที่ใช้เทคนิค SVC ของ E-scale และ N-scale 33

ตารางที่ 4.8 คุณลักษณะที่ปรับแต่งและรายละเอียดของตัวแบบที่ใช้เทคนิค Linear SVC ของ E-scale และ N-scale 34

ตารางที่ 4.9 คุณลักษณะที่ปรับแต่งและรายละเอียดของตัวแบบที่ใช้เทคนิค Random forest ของ E-scale 35

ตารางที่ 4.10 คุณลักษณะที่ปรับแต่งและรายละเอียดของตัวแบบที่ใช้เทคนิค Random forest ของ N-scale 37

ตารางที่ 4.11 คุณลักษณะที่ปรับแต่งและรายละเอียดของตัวแบบที่ใช้เทคนิค Artificial neural network ของ E-scale 40

ตารางที่ 4.12 คุณลักษณะที่ปรับแต่งและรายละเอียดของตัวแบบที่ใช้เทคนิค Artificial neural network ของ N-scale 42

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ตารางที่ 4.13 แสดงตาราง Confusion matrix ของตัวแบบ Logistic regression ที่ใช้คุณลักษณะที่ปรับแต่ง รู้จำด้าน E-scale 45

ตารางที่ 4.14 แสดงตาราง Confusion matrix ของตัวแบบ SVC ที่ใช้คุณลักษณะปรับแต่ง รู้จำด้าน E-scale 45

ตารางที่ 4.15 แสดงตาราง Confusion matrix ของตัวแบบ Linear SVC ที่ใช้คุณลักษณะปรับแต่ง รู้จำด้าน E-scale 45

ตารางที่ 4.16 แสดงตาราง Confusion matrix ของตัวแบบ Random forest ที่ใช้คุณลักษณะปรับแต่ง รู้จำด้าน E-scale 46

ตารางที่ 4.17 แสดงตาราง Confusion matrix ของตัวแบบ Artificial neural network ที่ใช้คุณลักษณะปรับแต่ง รู้จำด้าน E-scale 46

ตารางที่ 4.18 แสดงตาราง Confusion matrix ของตัวแบบ Logistic regression ที่ใช้คุณลักษณะปรับแต่งรู้จำด้าน N-scale 46

ตารางที่ 4.19 แสดงตาราง Confusion matrix ของตัวแบบ SVC ที่ใช้คุณลักษณะปรับแต่ง รู้จำด้าน N-scale 46

ตารางที่ 4.20 แสดงตาราง Confusion matrix ของตัวแบบ Linear SVC ที่ใช้คุณลักษณะปรับแต่ง รู้จำด้าน N-scale 47

ตารางที่ 4.21 แสดงตาราง Confusion matrix ของตัวแบบ Random forest ที่ใช้คุณลักษณะปรับแต่งรู้จำด้าน N-scale 47

ตารางที่ 4.22 แสดงตาราง Confusion matrix ของตัวแบบ Artificial neural network ที่ใช้คุณลักษณะปรับแต่ง รู้จำด้าน N-scale 47

ตารางที่ 4.23 ตารางสรุปประสิทธิภาพของตัวแบบในการรู้จำ Scale-E 48

ตารางที่ 4.24 ตารางสรุปประสิทธิภาพของตัวแบบในการรู้จำ Scale-N 49

ตารางที่ 4.25 แสดงหน่วยตัวอย่างที่มีคะแนนของแต่ละด้านสูงที่สุดใน E-Scale ผลลัพธ์การทำนายของตัวแบบเมื่อหน่วยตัวอย่างเหล่านั้นเป็นหน่วยทดสอบ (Test set) ค่าความน่าจะเป็นในการทำนาย (สำหรับเทคนิค Logistic regression Random forest และ Artificial neural network) หรือ ค่า Decision function (สำหรับเทคนิค SVC และ Linear SVC) 51

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ตารางที่ 4.26 แสดงหน่วยตัวอย่างที่มีคะแนนของแต่ละด้านสูงที่สุดใน N-Scale ผลลัพธ์การทำนายของตัวแบบเมื่อหน่วยตัวอย่างเหล่านั้นเป็นหน่วยทดสอบ (Test set) ค่าความน่าจะเป็นในการทำนาย (สำหรับเทคนิค Logistic regression Random forest และ Artificial neural network) หรือ ค่า Decision function (สำหรับเทคนิค SVC และ Linear SVC) 52

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

สารบัญรูปภาพ

หน้า

รูปที่ 3.1 แสดงหน้าต่างการโทรของโปรแกรม Skype 23

รูปที่ 3.2 แสดงการเก็บข้อมูลและข้อมูลช่องสัญญานของโปรแกรม Call recorder for Skype..... 23

รูปที่ 4.1 แสดงประสิทธิภาพของการกำหนด kernel แต่ละชนิดของตัวแบบ SVC ในการรู้จำ E-scale 34

รูปที่ 4.2 แสดงประสิทธิภาพของการกำหนด kernel แต่ละชนิดของตัวแบบ SVC ในการรู้จำ N-scale 34

รูปที่ 4.3 แสดงประสิทธิภาพของตัวแบบซึ่งคำนวณจากค่า Positive predictive value (Introversion) และ Negative predictive value (Extraversion) ของตัวแบบ Random forest เมื่อมีคุณลักษณะ max_features ที่เปลี่ยนไป 36

รูปที่ 4.4 แสดงประสิทธิภาพของตัวแบบซึ่งคำนวณจากค่า Positive predictive value (Introversion) และ Negative predictive value (Extraversion) ของตัวแบบ Random forest เมื่อมีคุณลักษณะ n_estimators ที่เปลี่ยนไป 36

รูปที่ 4.5 แสดงประสิทธิภาพของตัวแบบซึ่งคำนวณจากค่า Positive predictive value (Introversion) และ Negative predictive value (Extraversion) ของตัวแบบ Random forest เมื่อมีคุณลักษณะ min_samples_split ที่เปลี่ยนไป โดย n_estimators = 110 37

รูปที่ 4.6 แสดงประสิทธิภาพของตัวแบบซึ่งคำนวณจากค่า Positive predictive value (Introversion) และ Negative predictive value (Extraversion) ของตัวแบบ Random forest เมื่อมีคุณลักษณะ min_samples_leaf ที่เปลี่ยนไป โดย n_estimators = 110 และ min_samples_split = 6 37

รูปที่ 4.7 แสดงประสิทธิภาพของตัวแบบซึ่งคำนวณจากค่า Positive predictive value (Stability) และ Negative predictive value (Neuroticism) ของตัวแบบ Random forest เมื่อมีคุณลักษณะ max_features ที่เปลี่ยนไป 38

รูปที่ 4.8 แสดงประสิทธิภาพของตัวแบบซึ่งคำนวณจากค่า Positive predictive value (Stability) และ Negative predictive value (Neuroticism) ของตัวแบบ Random forest เมื่อมีคุณลักษณะ n_estimators ที่เปลี่ยนไป 38

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

รูปที่ 4.9 แสดงประสิทธิภาพของตัวแบบซึ่งคำนวณจากค่า Positive predictive value (Stability) และ Negative predictive value (Neuroticism) ของตัวแบบ Random forest เมื่อมีคุณลักษณะ min_samples_split ที่เปลี่ยนไป โดย n_estimators = 60 39

รูปที่ 4.10 แสดงประสิทธิภาพของตัวแบบซึ่งคำนวณจากค่า Positive predictive value (Stability) และ Negative predictive value (Neuroticism) ของตัวแบบ Random forest เมื่อมีคุณลักษณะ min_samples_leaf ที่เปลี่ยนไป โดย n_estimators = 60 และ min_samples_split = 2 39

รูปที่ 4.11 แสดงความสัมพันธ์ระหว่างคะแนน Positive predictive value (Introversion) และ Negative predictive value (Extraversion) กับ จำนวนของ node ใน 1st hidden layer..... 41

รูปที่ 4.12 แสดงความสัมพันธ์ระหว่างคะแนน Positive predictive value (Introversion) และ Negative predictive value (Extraversion) กับ จำนวนของ node ใน 2nd hidden layer..... 41

รูปที่ 4.13 แสดงความสัมพันธ์ระหว่างคะแนน Positive predictive value (Introversion) และ Negative predictive value (Extraversion) กับ จำนวนของ node ใน 3rd hidden layer..... 42

รูปที่ 4.14 แสดงการปรับ epoch ในเทคนิค Artificial neural network ของ E-scale..... 42

รูปที่ 4.15 แสดงความสัมพันธ์ระหว่างคะแนน Positive predictive value (Stability) และ Negative predictive value (Neuroticism) กับ จำนวนของ node ใน 1st hidden layer..... 43

รูปที่ 4.16 แสดงความสัมพันธ์ระหว่างคะแนน Positive predictive value (Stability) และ Negative predictive value (Neuroticism) กับ จำนวนของ node ใน 2nd hidden layer..... 44

รูปที่ 4.17 แสดงความสัมพันธ์ระหว่างคะแนน Positive predictive value (Stability) และ Negative predictive value (Neuroticism) กับ จำนวนของ node ใน 3rd hidden layer 44

รูปที่ 4.18 แสดงการปรับ epoch ในเทคนิค Artificial neural network ของ N-scale..... 44

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

บทที่ 1 บทนำ

1.1 ที่มาและความสำคัญของปัญหา

งานบริการลูกค้า เป็นงานสำคัญในธุรกิจหลายแขนง เนื่องจากเป็นช่องทางในการส่งมอบสินค้าและบริการให้กับลูกค้า ดูแลลูกค้าเมื่อพบปัญหา ส่งเสริมให้ลูกค้ามีความเชื่อใจ ความพึงพอใจ และความภักดี (Innis & La Londe, 1994; Jiang & Zhang, 2016; Kumar, 2018) ดังนั้นการพัฒนางานบริการลูกค้าถือเป็นสิ่งที่ภาคธุรกิจควรคำนึง เพื่อเสริมศักยภาพในการแข่งขันทางธุรกิจ ส่วนสำคัญในงานบริการลูกค้า คือศูนย์บริการข้อมูลลูกค้า ศูนย์บริการข้อมูลลูกค้าจำเป็นต้องมีปฏิสัมพันธ์กับลูกค้าตามสิ่งที่ได้รับมอบหมาย โดยเทคโนโลยีสารสนเทศถือเป็นสิ่งที่สนับสนุนให้ภารกิจของศูนย์บริการลูกค้าสำเร็จลุล่วง และสร้างความพึงพอใจให้กับลูกค้า ถึงแม้ศูนย์บริการข้อมูลลูกค้าจะเป็นส่วนงานที่ได้รับการสนับสนุนจากเทคโนโลยีสารสนเทศ แต่ในปัจจุบันพบว่าพนักงานที่ปฏิบัติการในศูนย์บริการข้อมูลลูกค้ามีความเครียดสูง (Sharples, Shorrock, & Waterson, 2018) เนื่องจากต้องจัดการกับปัญหาทั้งภายในและภายนอกองค์กร (Venugopal, Nafeesa, Vijayalakshmi, & Rajkumar, 2017) เช่น การรับปัญหาจากลูกค้า ซึ่งหลายครั้งเป็นปัญหาที่มาพร้อมอารมณ์โกรธ และนำปัญหาไปจัดการกับทรัพยากรที่มีอยู่ภายใต้ข้อจำกัดต่าง ๆ เพราะฉะนั้นการพัฒนาเครื่องมือสารสนเทศใหม่ ๆ เพื่อสนับสนุนการทำงาน จึงมีความจำเป็นเพื่อให้การปฏิบัติงานมีประสิทธิภาพ และลูกค้าได้รับความพึงพอใจจากการได้รับบริการที่ดี (Zapf, Isic, Bechtoldt, & Blau, 2003)

หนึ่งในตัวชี้วัดที่ศูนย์บริการข้อมูลลูกค้าให้ความสำคัญคือ ความพึงพอใจของลูกค้าต่อการให้บริการ หากเป็นไปในทางบวก จะทำให้ลูกค้ามีความไว้เนื้อเชื่อใจต่อการบริการและมีมุมมองแง่บวกกับภาคธุรกิจ ในทางตรงข้าม หากลูกค้าไม่พึงพอใจ จะทำให้ลูกค้ารู้สึกไม่เชื่อใจ และอาจส่งผลให้ลูกค้าออกจากการเป็นสมาชิก หรือการเป็นลูกค้าของธุรกิจ ดังนั้นภาคธุรกิจควรพัฒนาการให้บริการของศูนย์บริการข้อมูลลูกค้า เพื่อให้สามารถสร้างความพึงพอใจให้กับลูกค้าอยู่เสมอ

จากที่กล่าวมา ศูนย์บริการข้อมูลลูกค้าเป็นหน่วยงานที่มีการสนทนากับลูกค้า ตัดสินใจ และการจัดการ (TAŞKIN & TAŞKIN, 2018) และพบกับการทำงานที่ถูกกดดันด้วยเวลา หากมีเครื่องมือช่วยเหลือ เพื่อให้ทราบถึงข้อมูลเชิงลึกของลูกค้า จะทำให้องค์กรสามารถคาดการณ์ความต้องการของลูกค้า และให้บริการที่ดียิ่งขึ้น เทคโนโลยีสารสนเทศเป็นเครื่องมือที่สามารถเข้ามาช่วยเพิ่มโอกาสให้ภาคธุรกิจสามารถสร้างบริการที่เหมาะสม โดยเฉพาะอย่างยิ่งในงานบริการลูกค้า บริษัท Gartner (2019) ได้กล่าวว่า นอกจากเทคโนโลยีสารสนเทศจะเป็นสิ่งที่ช่วยการบริการลูกค้าแล้ว งานบริการลูกค้ายังเป็นแหล่งพัฒนานวัตกรรมทางด้านเทคโนโลยีสารสนเทศได้เป็นอย่างดีเช่นกัน ทั้งสองส่วน

ควรเกื้อหนุนกัน ประโยชน์ที่เทคโนโลยีสารสนเทศมีต่องานบริการลูกค้า คือการลดภาระของภาคธุรกิจ และได้การรับความภักดีและการสนับสนุนจากลูกค้า ด้วยความสำคัญของศูนย์บริการข้อมูลลูกค้าที่ได้กล่าวไปข้างต้น จึงมีผู้ที่สนใจพัฒนาองค์ความรู้ใหม่ เพื่อสนับสนุนการทำงานของงานบริการ เช่น การรู้จำอารมณ์โกรธของลูกค้า (Saewong & Mongkolnavin, 2019) เพื่อรู้จำอารมณ์โกรธของลูกค้าจากเสียงสนทนา นอกจากนี้ยังมีประเด็นที่เกี่ยวข้องกับลูกค้าที่น่าสนใจนำมาศึกษา เพื่อเพิ่มความเข้าใจของธุรกิจที่มีต่อลูกค้า เช่น การเข้าใจบุคลิกภาพของลูกค้า หากธุรกิจมีความเข้าใจในบุคลิกภาพของลูกค้า จะสามารถทราบข้อมูลเชิงลึก เช่น วิธีคิด อุปนิสัย แรงจูงใจในการใช้บริการ และเทคนิคการสื่อสารกับลูกค้า เพื่อปรับกลยุทธ์การสื่อสารกับลูกค้าให้สอดคล้องกับข้อมูลเชิงลึกที่ได้รับ

งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการเรียนรู้ข้อมูลบุคลิกภาพของมนุษย์ส่วนใหญ่จะมุ่งไปในการใช้แบบทดสอบบุคลิกภาพแบบ Big 5 Factors Personality (Digman & Inouye, 1986) แต่ยังขาดการใช้แบบทดสอบบุคลิกภาพแบบ The Maudsley Personal Inventory (MPI) (Eysenck, 1959) ซึ่งนิยมใช้ในการศึกษาบุคลิกภาพในด้าน จิตวิทยา จิตเวชศาสตร์ รวมไปถึงด้านธุรกิจ ข้อมูลที่ได้รับจากแบบวัด MPI เป็นข้อมูลที่สามารถนำไปประยุกต์ใช้โดยง่าย เนื่องจากเป็นการแบ่งบุคลิกภาพออกเป็นกลุ่ม ได้แก่ กลุ่มบุคลิกภาพแบบแสดงออกและเก็บตัว (Extraversion-Introversion) กลุ่มบุคลิกภาพแบบไม่มีความมั่นคงทางอารมณ์และมั่นคงทางอารมณ์ (Neuroticism-Stability) นอกจากนั้นยังเป็นแบบวัดที่มีความตรงและความเที่ยง (ภาควิชาจิตเวชศาสตร์ คณะแพทยศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย, ม.ป.ป.) แบบวัด MPI จึงเป็นแบบวัดบุคลิกภาพที่ใช้กันอย่างแพร่หลายในประเทศไทยและในระดับสากล

อย่างไรก็ตามข้อมูลที่ได้จากศูนย์บริการข้อมูลเป็นข้อมูลที่มาในรูปแบบเสียงพูดเป็นหลัก อีกทั้งยังเป็นการยากที่องค์กรจะให้ลูกค้าทุกคนทำแบบทดสอบบุคลิกภาพ ดังนั้นหากนำเทคโนโลยีการเรียนรู้ของเครื่องเข้ามาใช้ร่วมกับแบบวัด MPI ในการพัฒนาตัวแบบเพื่อการรู้จำบุคลิกภาพจากเสียงสนทนาของลูกค้า จะเป็นประโยชน์ต่อการพัฒนาศูนย์ให้บริการข้อมูลลูกค้า เนื่องจากหากธุรกิจสามารถรู้ข้อมูลบุคลิกภาพ จะสามารถเข้าใจรูปแบบความคิดของลูกค้า และตอบสนองลูกค้าได้อย่างเหมาะสม เช่น มอบหมายพนักงานศูนย์บริการข้อมูลที่มีบุคลิกภาพคล้ายกับลูกค้าในการให้ความช่วยเหลือ ปรับบทสนทนาของพนักงานเพื่อสร้างความพึงพอใจให้กับลูกค้า การเสนอบริการที่เหมาะสมกับบุคลิกภาพนั้น หรือแม้กระทั่งออกแบบเสียงพูดในระบบเสียงตอบโต้อัตโนมัติ ให้เหมาะสมกับบุคลิกภาพของลูกค้า (Nass & Lee, 2000)

1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย

1. เพื่อศึกษาแนวทางในการประมวลผลเสียงพูดเพื่อใช้ในการพัฒนาตัวแบบรู้จำบุคลิกภาพ
2. เพื่อพัฒนาตัวแบบที่สามารถใช้ในการรู้จำบุคลิกภาพจากเสียงพูด
3. เพื่อศึกษาข้อจำกัดในการพัฒนาและประยุกต์ตัวแบบดังกล่าว

1.3 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับจากงานวิจัย

1. เป็นแนวทางในการทราบข้อมูลเชิงลึกของลูกค้า จากข้อมูลเสียงพูด
2. เป็นองค์ความรู้เพื่อเป็นแนวทางให้ภาคธุรกิจ นักวิจัย และผู้สนใจ นำไปพัฒนาตัวแบบรู้จำบุคลิกภาพจากเสียงพูดในอนาคต

1.4 ขั้นตอนการทำวิจัยเบื้องต้น

เนื่องจากข้อมูลในรูปแบบเสียงจำเป็นต้องมีการจัดการหลายขั้นตอน ผู้วิจัยจึงสรุปขั้นตอนการดำเนินงานเพื่อให้เห็นถึงกระบวนการที่ชัดเจนดังนี้

1. ศึกษาและรวบรวมงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง เพื่อใช้ในการสร้างแนวคิด และแนวทางในการศึกษาพัฒนาตัวแบบเพื่อรู้จำบุคลิกภาพจากเสียงสนทนาของลูกค้าในบริบทศูนย์บริการข้อมูลลูกค้า
2. ศึกษาเครื่องมือที่ใช้ในการประมวลเสียง การสกัดคุณลักษณะ และการพัฒนาตัวแบบการรู้จำบุคลิกภาพจากเสียงพูด โดยการจำลองสถานการณ์การให้บริการของศูนย์บริการข้อมูลลูกค้า
3. ออกแบบขั้นตอนเก็บเสียงพูดจากหน่วยตัวอย่าง
4. คัดเลือกหน่วยตัวอย่าง โดยใช้แบบวัด MPI เพื่อให้ได้หน่วยตัวอย่างที่มีบุคลิกภาพตามที่กำหนด
5. เก็บเสียงสนทนาจากหน่วยตัวอย่าง
6. ประมวลผลเสียงให้เหมาะสมกับการศึกษา ประกอบด้วย การตัดส่วนที่เงียบและการสกัดคุณลักษณะ
7. นำคุณลักษณะที่ใช้เป็นตัวแปรในการพัฒนาตัวแบบรู้จำบุคลิกภาพจากเสียงพูด
8. ประเมินประสิทธิภาพของตัวแบบ
9. สรุปผลการศึกษาและแนวทางในการศึกษาต่อยอดในอนาคต

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

บทที่ 2 การทบทวนวรรณกรรม

ในส่วนต่อไปจะเป็นการอธิบายถึงงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการรู้จำบุคลิกภาพ ตั้งแต่การรู้จำบุคลิกภาพจากคำและการเขียน ซึ่งเป็นตัวแปรเบื้องต้นที่มีการทำวิจัยเรื่องการรู้จำบุคลิกภาพ ไปจนถึงการรู้จำบุคลิกภาพจากเสียงพูด จากนั้นผู้วิจัยจะกล่าวถึงองค์ประกอบที่จำเป็นต่องานวิจัยชิ้นนี้ ประกอบด้วย บริบทในการศึกษา นิยามของทฤษฎีบุคลิกภาพและแบบวัด ความสำคัญในการศึกษาการรู้จำบุคลิกภาพจากเสียงพูด เครื่องมือที่เกี่ยวข้องกับการทำวิจัยกับข้อมูลเสียงพูด

2.1 ศูนย์บริการข้อมูลลูกค้า

ศูนย์บริการข้อมูลลูกค้ามีหน้าที่ให้ข้อมูลกับลูกค้า ผ่านช่องทางการสื่อสาร ศูนย์บริการข้อมูลลูกค้าเป็นผู้ช่วยในการให้ความช่วยเหลือลูกค้า เพื่อให้ลูกค้าพึงพอใจต่อสินค้าและบริการ แก้ปัญหาเฉพาะหน้าให้กับลูกค้า ทำให้ลูกค้าไม่จำเป็นต้องนำสินค้ามารับคำปรึกษาถึงบริษัท เป็นการสร้างความสะดวกสบายและลดภาระในการจัดการปัญหา กล่าวได้ว่าศูนย์บริการข้อมูลลูกค้ามีประโยชน์อย่างมากต่อการดำเนินธุรกิจในปัจจุบัน (ภคภัค ปุคคละนันท์ & กฤตาภร ณ นคร, 2555) ดังนั้นหากใช้เครื่องมือช่วยเหลือศูนย์บริการลูกค้าให้ดำเนินงานได้มีประสิทธิภาพ จะทำให้พนักงานศูนย์บริการข้อมูลลูกค้าสามารถรับมือกับการจัดการเฉพาะหน้าได้ดียิ่งขึ้น ลดภาระที่พนักงานต้องแบกรับ รวมถึงการนำข้อมูลที่ได้จากการสนทนาระหว่างพนักงานศูนย์บริการข้อมูลลูกค้าและลูกค้ามาใช้ประโยชน์ต่อการมอบบริการที่เฉพาะเจาะจงกับลูกค้าที่มีบุคลิกภาพนั้น ๆ ได้เป็นอย่างดี

จากบทสัมภาษณ์ของรองประธานด้านพฤติกรรมและวิทยาศาสตร์ข้อมูล ของบริษัท Mattersight (Traba, 2017) ซึ่งเป็นบริษัทที่นำการวิเคราะห์คำพูดมาใช้ปรับปรุงประสิทธิภาพการทำงานของศูนย์บริการข้อมูลลูกค้า ซึ่งกล่าวถึงการใช้ระบบรู้จำบุคลิกภาพผ่านเสียงในธุรกิจว่าศูนย์บริการข้อมูลลูกค้าเป็นส่วนงานที่เหมาะสมสำหรับการวิจัยและใช้งานระบบดังกล่าวอย่างยิ่ง เนื่องจากศูนย์บริการข้อมูลลูกค้า สามารถเก็บข้อมูลเสียงจากลูกค้าจำนวนมหาศาล และได้ยกตัวอย่างลูกค้ารายสำคัญของ Mattersight ที่มีปริมาณสายถึง 250 ล้านสายต่อวัน ว่าหากนำข้อมูลเหล่านี้มาใช้ จะเป็นชุดข้อมูลขนาดใหญ่ที่สมบูรณ์แบบสำหรับการศึกษา นอกจากการนำมาศึกษาแล้ว ระบบรู้จำบุคลิกภาพผ่านเสียงยังมีประโยชน์ในการมอบหมายพนักงานศูนย์บริการข้อมูลลูกค้าที่เหมาะสมกับลูกค้า ซึ่งจะเป็นการเพิ่มประสิทธิภาพของการให้บริการไปในตัวเพราะเป็นการมอบบริการที่เหมาะสมกับลูกค้าเป็นรายบุคคล

2.2 ประโยชน์ของการรับรู้บุคลิกภาพในภาคธุรกิจ

การได้รับรู้ข้อมูลเชิงลึกของลูกค้าถือเป็นประโยชน์อย่างมากต่อภาคธุรกิจ เนื่องจากจะทำให้ธุรกิจสามารถปรับกลยุทธ์ ให้สามารถสร้างความพึงพอใจให้กับลูกค้าได้ ทั้งนี้หนึ่งในข้อมูลเชิงลึกที่น่าสนใจที่สามารถบอกถึงปัจจัยหลายอย่างของลูกค้า ไม่ว่าจะเป็น วิธีการดำเนินชีวิต, วิธีคิด, หรือการรับรู้ถึงบุคลิกภาพของลูกค้า ซึ่งจะเป็นประโยชน์ในการดำเนินกลยุทธ์ต่าง ๆ เช่น

2.2.1 จัดหาพนักงานที่มีบุคลิกภาพคล้ายกับลูกค้า

หนึ่งในทฤษฎีด้านจิตวิทยาที่มีการประยุกต์ใช้เพื่อเพิ่มความพึงพอใจของลูกค้าคือทฤษฎี Similarity Attraction มีงานวิจัยมากมายที่เกี่ยวข้องกับทฤษฎีดังกล่าว เช่น งานวิจัยของ Berscheid and Walster (1969) และ Byrne (1971) ที่ได้เสนอแนวคิดว่ามนุษย์มีความต้องการในการเข้าหาและมีความเปิดรับผู้ที่มีบุคลิกภาพเดียวกันมากกว่าผู้ที่มีบุคลิกภาพแตกต่างกัน ในเวลาต่อมามีผู้ที่สนใจทฤษฎีดังกล่าวและนำไปประยุกต์ใช้ในงานวิจัยแขนงอื่น เช่น งานวิจัยผลของบุคลิกภาพในมิติความเห็นใจผู้อื่น และ ความชอบต่อสังคม ที่มีผลต่อความสนใจเข้าทำงานในองค์กร พบว่าผู้สมัครงานสนใจทำงานกับบริษัทที่มีพนักงานของบริษัทที่มีบุคลิกภาพคล้ายกับผู้สมัครมากกว่าบริษัทที่มีพนักงานบุคลิกภาพต่างจากผู้สมัคร (Van Hoye & Turban, 2015) คนที่มีบุคลิกภาพเดียวกันมีความชอบที่จะเป็นเพื่อนกันมากกว่าผู้ที่มีบุคลิกต่างกัน (Ilmarinen, Lönnqvist, & Paunonen, 2016) หรือการศึกษาที่เกี่ยวข้องกับความพึงพอใจของลูกค้าที่มีต่อห้างร้าน เมื่อลูกค้าพบว่าลูกค้าคนอื่นที่ใช้บริการห้างสรรพสินค้าเดียวกัน มีบุคลิกภาพและการใช้ชีวิต เหมือนกับตนเอง จะมีผลทำให้ความพึงพอใจที่มีต่อห้างสรรพสินค้านั้น มีค่าเพิ่มขึ้นอย่างมีนัยสำคัญ (Kwon, Ha, & Im, 2016) นอกจากงานวิจัยที่กล่าวมา ยังมีผู้ที่มีความสนใจในการออกแบบเสียงสังเคราะห์จากคอมพิวเตอร์ (Nass & Lee, 2000) โดยทดลองในบริบทพาณิชย์อิเล็กทรอนิกส์ (e-commerce) พบว่าเสียงพูดของคอมพิวเตอร์ที่สะท้อนบุคลิกภาพแบบแสดงออกหรือเก็บตัว คล้ายกับมนุษย์กลุ่มตัวอย่างที่ฟัง จะทำให้กลุ่มตัวอย่างรู้สึกว่าเสียงของคอมพิวเตอร์นั้นมีตัวตนในสังคม (social presence) มากกว่าเสียงคอมพิวเตอร์ที่สะท้อนบุคลิกภาพต่างจากกลุ่มตัวอย่าง ทฤษฎีดังกล่าวแสดงถึงความสำคัญของการรับรู้บุคลิกภาพของลูกค้า ในการนำมาใช้ประโยชน์ในธุรกิจสำหรับการมอบสินค้าและบริการ ที่เหมาะสมกับลูกค้าแต่ละคน

2.2.2 การมอบบริการ

นอกจากความพึงพอใจของลูกค้าจะเกิดขึ้นเมื่อได้พูดคุยหรือได้รับบริการจากพนักงานที่มีบุคลิกภาพเดียวกันแล้ว การรับรู้ถึงบุคลิกภาพยังสามารถนำไปใช้ประโยชน์ในด้านอื่น เช่น การส่ง

โฆษณา โปรโมชั่นสินค้าและบริการให้ตรงจุดกับลูกค้าที่บุคลิกภาพนั้น ๆ เนื่องจากผู้ที่มีบุคลิกภาพเดียวกันมีแนวโน้มที่จะชอบอะไรเหมือนกัน จึงทำให้ภาคธุรกิจสามารถคาดเดาประเภทของบริการที่ลูกค้าจะชอบจากข้อมูลลูกค้าคนอื่นที่มีบุคลิกภาพเหมือนกัน (Mehta, Majumder, Gelbukh, & Cambria, 2019) เช่น ลูกค้าที่มีบุคลิกภาพแบบแสดงออก จะมีนิสัยที่ชอบกิจกรรมภายนอกบ้าน ชอบการสังสรรค์ การโฆษณาหรือมอบบริการให้กับคนที่บุคลิกภาพนี้จึงต้องเน้นกิจกรรมที่มีความตื่นเต้น เน้นการพบปะกับผู้คน หรือ อะไรที่แปลกใหม่ เช่น การให้โปรโมชั่นด้านการออกไปเที่ยว กิจกรรมนอกสถานที่ เป็นต้น ในทางกลับกันคนที่มีบุคลิกภาพแบบเก็บตัวจะชอบอยู่เงียบๆ อยู่กับตัวเอง โปรโมชั่น บริการ หรือ โฆษณาที่นำเสนอให้ควรเป็นสิ่งที่ไม่เน้นความตื่นเต้น เช่น เกี่ยวกับร้านหนังสือ หรือการตกแต่งบ้าน เป็นต้น ในมิติของความมั่นคงทางอารมณ์ สิ่งที่ได้จากการเรียนรู้บุคลิกภาพของทั้งคนที่ไม่มีความมั่นคงทางอารมณ์และมีความมั่นคงทางอารมณ์ คือคนที่ไม่มีความมั่นคงทางอารมณ์มีนิสัยหวาดระแวง มีอาการวิตกกังวลอยู่บ่อยครั้ง อาจเสนอบริการที่สามารถเติมเต็มช่องว่างดังกล่าว เช่นการเสนอขายประกันหรือการเสนอผลิตภัณฑ์รักษาสุขภาพ

2.2.3 เพิ่มความสามารถของเทคโนโลยีผู้ช่วยอัจฉริยะ

สำหรับเทคโนโลยีผู้ช่วยอัจฉริยะ (Automated voice assistants) เช่น Siri Google Assistant Alexa ได้มีการรู้จำบุคลิกภาพจากผู้ใช้ เพื่อตอบสนองด้วยคำพูดและคำแนะนำที่เหมาะสมกับบุคลิกภาพของผู้ใช้ เช่น ลักษณะภาษาที่ใช้ การแนะนำรายการต่าง ๆ เพื่อให้ผู้ใช้มีความพึงพอใจมากที่สุด (Mehta et al., 2019)

2.3 ข้อจำกัดของการรับรู้ข้อมูลบุคลิกภาพ

หากภาคธุรกิจสามารถสร้างเครื่องมือในการรับรู้บุคลิกภาพของลูกค้าได้ จะส่งผลดีสำหรับภาคธุรกิจ เนื่องจากภาคธุรกิจจะสามารถหาพนักงานผู้ที่มีบุคลิกภาพใกล้เคียงกับลูกค้า หรือผู้ที่สามารถจัดการกับลูกค้าที่มีบุคลิกภาพดังกล่าวได้อย่างมีประสิทธิภาพ รวมไปถึงการมอบบริการที่เฉพาะเจาะจงกับบุคลิกภาพของลูกค้า เพื่อเพิ่มความพึงพอใจของลูกค้า แต่ภาคธุรกิจยังมีข้อจำกัดในการทราบข้อมูลเชิงลึกของลูกค้า โดยเฉพาะบุคลิกภาพ เนื่องจากการให้ลูกค้าแต่ละคนทำแบบวัดอาจเป็นการสร้างภาระให้กับลูกค้า ดังนั้นหากองค์กรสามารถรับรู้บุคลิกภาพของลูกค้าจากข้อมูลที่ไม่สร้างภาระให้กับลูกค้า และไม่เป็นการเพิ่มต้นทุนให้กับองค์กร เช่นข้อมูลเสียงสนทนาจากศูนย์บริการข้อมูล องค์กรจะสามารถนำข้อมูลบุคลิกภาพไปประยุกต์ใช้ได้โดยสะดวก

2.4 บุคลิกภาพและแบบวัด

บุคลิกภาพถูกให้คำนิยามว่าเป็นสิ่งที่บอกถึงลักษณะนิสัย รูปแบบความคิด นำมาซึ่งพฤติกรรม สิ่งเหล่านี้ต่างถูกขับเคลื่อนจากปัจจัยทั้งภายในและภายนอก ทำให้บุคลิกภาพได้รับความสนใจในการศึกษาเป็นอย่างมาก (Hall, Lindzey, & Campbell, 1957) บุคลิกภาพทำให้มนุษย์รู้จักตัวเองได้มากขึ้น ในทางตรงกันข้ามยังทำให้รู้จักผู้อื่นได้มากขึ้นผ่านการศึกษาบุคลิกภาพของบุคคลนั้น นอกจากการศึกษาเกี่ยวกับบุคลิกภาพจะทำให้มนุษย์สามารถเข้าใจและนำไปสู่การพัฒนาด้านอื่น บุคลิกภาพยังเป็นสิ่งที่ทำให้สามารถเข้าใจ ความชอบ ความต้องการ และความพึงพอใจของมนุษย์ (ณัชม์ธีรินค์ ลิมาภรณ์วณิชย์, 2548) เช่น บุคคลที่มีบุคลิกภาพแบบแสดงออก จะมีความต้องการอยู่กับผู้คนจำนวนมาก มีความต้องการพูดคุยมากกว่ากลุ่มบุคคลที่มีบุคลิกภาพแบบเก็บตัว นอกจากนั้นในสถานการณ์การเข้าสังคม ผู้ที่มีบุคลิกภาพแบบแสดงออกจะมีความพึงพอใจกับสถานการณ์มากกว่าผู้ที่มีบุคลิกภาพแบบเก็บตัว แบบวัดที่ใช้แบ่งบุคลิกภาพที่นิยมศึกษาอย่างแพร่หลาย ประกอบด้วย The Maudsley Personal Inventory (MPI) (Eysenck, 1959) และ Big 5 Personality Factors (Digman & Inouye, 1986) แบบวัดบุคลิกภาพ MPI และ Big 5 Personality Factors มีความต่างกันในด้านมุมมองของบุคลิกภาพ วิธีวัด และความแพร่หลายในการนำไปใช้ แบบวัดบุคลิกภาพ MPI มีผลลัพธ์เป็นชื่อบุคลิกภาพในแต่ละมิติ ประกอบด้วย 2 มิติแต่ละมิติมี 2 บุคลิกภาพตรงข้ามกัน ข้อดีของแบบวัด MPI คือการแปรผลที่เข้าใจง่าย สามารถนำไปประยุกต์ใช้ได้ทันที ซึ่งตรงข้ามกับ Big 5 Personality Factors มีการวัดเป็นคะแนนของแต่ละด้าน ประกอบด้วย 5 ด้านที่แตกต่างกัน ทำให้ทำความเข้าใจและประยุกต์ได้ยากกว่าเมื่อต้องนำคะแนนดังกล่าวไปแปลผล

2.4.1 แบบวัด The Maudsley Personal Inventory (MPI)

แบบวัด MPI เป็นแบบวัดรูปแบบหนึ่งของการประเมินบุคลิกภาพ ถูกพัฒนาโดย Hans Jürgen Eysenck เขาได้เสนอแบบวัดดังกล่าวครั้งแรกในหนังสือที่ชื่อว่า Dimensions of Personality โดยชื่อ Maudsley ถูกตั้งชื่อตามโรงพยาบาลที่ Eysenck ทำงานอยู่ (Colman, 2003) แบบวัดสนใจมิติของบุคลิกภาพ 2 ด้าน ได้แก่ มิติ แสดงออก - เก็บตัว (Extraversion – Introversion) และ ไม่มีความมั่นคงทางอารมณ์ - มั่นคงทางอารมณ์ (Neuroticism-Stability) โดยลักษณะของแต่ละบุคลิกภาพสามารถสรุปได้ดังนี้

แสดงออก (Extraversion)

เป็นคนน่าคบหา ดูเป็นมิตร มีปฏิสัมพันธ์กับสังคมมาก ชอบทำกิจกรรมที่ทำให้รู้สึกตื่นเต้น ชอบการเปลี่ยนแปลง ไม่สามารถเก็บอารมณ์หรือความคิดของตนได้

เก็บตัว (Introversion)

ดูเป็นคนเงียบ มีปฏิสัมพันธ์กับสังคมน้อย ชอบค้นคว้าด้วยตนเอง ไม่ชอบทำกิจกรรมที่ตื่นเต้น ดำเนินชีวิตด้วยความเคร่งขรึม ชอบความมีระเบียบในชีวิต

ไม่มีความมั่นคงทางอารมณ์ (Neuroticism)

เป็นคนที่มีความวิตกกังวลอยู่บ่อยครั้ง แม้จะไม่ใช่เรื่องที่จำเป็นต้องวิตกกังวล มีความยืดหยุ่นต่อสังคมน้อย

มีความมั่นคงทางอารมณ์ (Stability)

เป็นคนสุขุมเยือกเย็น มีสุขภาพจิตที่ดี ความคิด อารมณ์มีความนิ่ง มีความยืดหยุ่นต่อสังคมหรือสภาพแวดล้อมได้อย่างดี (ทิพาพร ม่วงไหมทอง, 2558)

แบบวัดประกอบด้วยคำถาม 48 ข้อ แบ่งออกเป็นมิติ แสดงออก - เก็บตัว หรือ Scale E 24 ข้อ มิติไม่มีความมั่นคงทางอารมณ์ - มั่นคงทางอารมณ์ หรือ Scale N 24 ข้อ (นาฏยา มณีรุ่ง, 2558) การเลือกตอบประกอบด้วย 3 ตัวเลือก คือ ใช่ ไม่แน่ใจ ไม่ใช่ นอกจากนั้นแต่ละข้อจะมีการให้น้ำหนักคำตอบที่ต่างกันออกไป หากข้อที่เป็นข้อคำถามเชิงบวก การตอบ ใช่ จะได้ 2 คะแนน ไม่แน่ใจได้ 1 คะแนน ไม่ใช่ได้ 0 คะแนน ในทางกลับกัน หากเป็นข้อที่เป็นคำถามเชิงลบ การตอบใช่จะได้ 0 คะแนน ไม่แน่ใจได้ 1 คะแนน ไม่ใช่ได้ 2 คะแนน และสามารถแปลผลได้ว่า

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

คะแนน Scale E น้อยกว่าหรือเท่ากับ 24 คะแนน ผู้ถูกประเมินมีบุคลิกภาพแบบเก็บตัว (Introversion)

คะแนน Scale E มากกว่า 24 คะแนน ผู้ถูกประเมินมีบุคลิกภาพแบบแสดงออก (Extraversion)

คะแนน Scale N น้อยกว่าหรือเท่ากับ 24 คะแนน ผู้ถูกประเมินมีบุคลิกภาพแบบมั่นคงทางอารมณ์ (Stability)

คะแนน Scale N มากกว่า 24 คะแนน ผู้ถูกประเมินมีบุคลิกภาพแบบไม่มีความมั่นคงทางอารมณ์ (Neuroticism)

2.4.2 แบบวัดบุคลิกภาพ Big 5 Personality Factors

แบบวัด Big 5 Personality Factors เป็นรูปแบบหนึ่งของการประเมินบุคลิกภาพโดยมีแนวคิดว่าบุคคลจะมีบุคลิกภาพ 5 ด้าน ซึ่งบุคลิกภาพในแต่ละด้านจะมากหรือน้อย แตกต่างตามแต่ละบุคคล บุคลิกภาพทั้ง 5 ด้าน มีรายละเอียดดังนี้ (Grohol, 2019)

1. **Extraversion** เป็นด้านที่บ่งบอกถึงความกล้าแสดงออก การแสดงออกทางอารมณ์ ชอบที่จะอยู่ภายใต้สถานการณ์ที่ต้องพบผู้คน
    a. บุคคลที่มีคะแนนสูง เข้าสังคมได้ง่าย ง่ายต่อการมีเพื่อนใหม่ ชอบเป็นศูนย์กลางของความสนใจ
    b. บุคคลที่มีคะแนนต่ำ เหนื่อยล้าง่ายในการเข้าสังคม คิดก่อนพูด ไม่ชอบเป็นจุดศูนย์กลางของความสนใจ
2. **Agreeableness** เป็นด้านที่บ่งบอกถึง ความเมตตา ความเห็นอกเห็นใจต่อผู้อื่น นำความรู้สึกของผู้อื่นเป็นที่ตั้ง
    a. บุคคลที่มีคะแนนสูง ใจดีมีเมตตา เห็นอกเห็นใจและช่วยเหลือผู้อื่น เป็นผู้ที่ผู้อื่นชอบขอความช่วยเหลือ
    b. บุคคลที่มีคะแนนต่ำ ไม่สนใจเกี่ยวความรู้สึกผู้อื่น ชอบแข่งขันและดื้อรั้น มีแนวโน้มที่จะชอบจัดการผู้อื่นในแบบที่ตนคิด
3. **Conscientiousness** เป็นด้านที่บ่งบอกถึงความรอบคอบ รับผิดชอบ อยู่เหนือสิ่งเร้าที่เข้ามากวนใจ และความคิด
    a. บุคคลที่มีคะแนนสูง มีการจัดการกับเป้าหมายและรายละเอียดของสิ่งนั้นได้ดี มีความตรงต่อเวลา ไม่รู้สึกถูกกวนใจเมื่อต้องทำตามจุดมุ่งหมาย
    b. บุคคลที่มีคะแนนต่ำ ไม่ชอบการกำหนดเวลา ไม่ใส่ใจในรายละเอียด มักจะถูกกวนใจได้ง่าย
4. **Neuroticism (Emotional Stability)** เป็นด้านที่บ่งบอกถึงความผันผวนทางอารมณ์
    a. บุคคลที่มีคะแนนสูง อารมณ์เสียง่าย วิตกกังวลหรือหงุดหงิด มีแนวโน้มที่จะมีความเครียดบ่อย
    b. บุคคลที่มีคะแนนต่ำ จัดการกับความเครียดได้ดี ไม่รู้สึกเศร้าได้ง่าย มีความมั่นคงทางอารมณ์
5. **Intellect/imagination (Openness)** เป็นด้านที่บ่งบอกถึงความคิดสร้างสรรค์ จินตนาการ
    a. บุคคลที่มีคะแนนสูง มีความคิดสร้างสรรค์ สนุกกับความท้าทาย
    b. บุคคลที่มีคะแนนต่ำ มีความคิดสร้างสรรค์น้อย มีแนวโน้มที่จะไม่สนุกกับสิ่งใหม่

แบบวัด Big 5 Personality Factors มีลักษณะเป็นแบบ Likert scale คือเป็นคำถามที่มีคำตอบ 5 ระดับคือ เห็นด้วยอย่างยิ่ง เห็นด้วย รู้สึกเฉย ๆ ไม่เห็นด้วย และไม่เห็นด้วยอย่างยิ่ง เมื่อประเมินเรียบร้อยแล้ว ผลลัพธ์ที่ออกมาจะเป็นผลลัพธ์เชิงปริมาณ บอกถึงคะแนนของบุคลิกภาพในแต่ละด้าน (John & Srivastava, 1999)

2.5 การประเมินบุคลิกภาพในภาคธุรกิจ

แบบวัด MPI และ BIG 5 Personality Factors ต่างเป็นแบบวัดบุคลิกภาพที่ใช้กันอย่างแพร่หลาย แต่ทั้งสองได้รับความนิยมในการใช้งานที่ต่างกัน MPI เป็นแบบวัดที่เหมาะสมกับการวัดบุคลิกภาพโดยการจัดกลุ่ม มักนิยมใช้ในการให้คำปรึกษาบุคลิกภาพ จิตวิทยา หรือในวงการธุรกิจ ในขณะที่ BIG 5 Personality Factor จะถูกนำมาใช้ในการวิจัยเชิงวิทยาศาสตร์ (Furnham, 1996) แต่สามารถตีความและประยุกต์ใช้ได้ยาก เนื่องจากมีผลลัพธ์เป็นคะแนนของบุคลิกภาพในแต่ละด้าน ในขณะที่ MPI สามารถวัดบุคลิกภาพออกเป็น 4 ประเภท ทำให้ง่ายต่อการเข้าใจและนำไปใช้ในเชิงธุรกิจได้อย่างรวดเร็ว และสามารถนำผลไปพัฒนาต่อยอดในด้านอื่นได้โดยสะดวก เช่น การสื่อสาร การแก้ปัญหา การตัดสินใจ และการมีปฏิสัมพันธ์กับบุคคลอื่น

2.6 การรู้จำบุคลิกภาพ (Personality recognition)

ในระยะเวลาที่ผ่านมางานวิจัยด้านการรู้จำบุคลิกภาพเพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่อง เนื่องจากการคำนึงถึงประโยชน์จากการรับรู้บุคลิกภาพในการศึกษาหลายแขนง จึงมีการศึกษาการนำเทคโนโลยีเข้ามาศึกษาการรู้จำบุคลิกภาพผ่านข้อมูลประเภทต่าง ๆ เช่น การศึกษาการรู้จำบุคลิกภาพผ่านข้อความตัวอักษรในการเขียนของบุคคล (Argamon, Dhawle, Koppel, & Pennebaker, 2005) ซึ่งเป็นการศึกษาการนำเครื่องมือด้านการเรียนรู้ของเครื่อง ได้แก่ Support Vector Machine มาพัฒนาตัวแบบรู้จำบุคลิกภาพจากข้อความตัวอักษรภายในเรียงความของนักเรียนในมหาวิทยาลัยแห่งหนึ่ง งานวิจัยนี้ได้หยิบยกบุคลิกภาพ 2 ด้านของ Big 5 Factors Personality มาศึกษาคือด้าน Extraversion และ Neuroticism เนื่องจากทั้งสองด้านเป็นบุคลิกภาพที่มีสมมุติฐานว่าแสดงออกได้จากตัวอักษรและคำพูด พบว่าตัวแปรที่เหมาะสมในการรู้จำบุคลิกภาพทั้งสองด้านแตกต่างกัน ด้าน Neuroticism เหมาะกับวิธีวิเคราะห์แบบประเมินค่าของข้อความ (Appraisal feature) ซึ่งเป็นวิธีบ่งบอกถึงลักษณะในการแสดงออกของคำที่ใช้ เช่น การแสดงออกเป็นคำแง่บวกหรือแง่ลบ ส่วนในด้าน Extraversion จะเหมาะกับการวิเคราะห์โดยใช้หน้าที่ของคำ (Function words) เช่นการเป็นคำนาม คำกริยา งานวิจัยนี้ถือเป็นงานวิจัยที่แสดงให้เห็นว่าบุคลิกภาพแต่ละชนิดมีวิธี ตัวแปร ที่ใช้ในการรู้จำแตกต่างกัน

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ในเวลาต่อมาได้มีการวิเคราะห์ข้อความที่มีความซับซ้อนมากขึ้น ร่วมกับการวิเคราะห์เสียงพูด (Mairesse, Walker, Mehl, & Moore, 2007) โดยนำเรียงความของนักศึกษาจิตวิทยา ซึ่งเขียนจากสิ่งที่เข้ามาในความคิดในเวลา 20 นาที และเก็บเสียงพูดด้วย Electronically Activated Recorder ซึ่งเป็นอุปกรณ์ที่เก็บเสียงของผู้ที่ติดอุปกรณ์ โดยการเก็บข้อมูลเสียงด้วยเครื่องมือดังกล่าวเพื่อรักษาความเป็นส่วนตัวของหน่วยตัวอย่างจะมีการบันทึกหลายครั้ง แต่ละครั้งเป็นเวลาสั้น ๆ ไม่สามารถตีความออกมาเป็นความหมายได้ เมื่อเปิดย้อนหลังจะไม่สามารถรับรู้ว่าผู้ถูกบันทึกต้องการสื่อสารถึงสิ่งใด ในการศึกษาดังกล่าวได้ศึกษาบุคลิกภาพด้วยแบบวัด Big 5 Factors Personality เพื่อหาวิธีที่ดีที่สุดสำหรับการศึกษาบุคลิกภาพจากข้อความ และเสียงพูด ผลสรุปพบว่า การใช้วิธีการวิเคราะห์ทางสถิติ เช่น ตัวแบบถดถอย (Regression model) สามารถรู้จำบุคลิกภาพได้อย่างมีประสิทธิภาพในบางด้าน แต่ในภาพรวมแล้ว ตัวแบบแบบจัดอันดับ (Ranking model) สามารถรู้จำได้อย่างมีประสิทธิภาพมากกว่า

นอกจากการรู้จำบุคลิกภาพจากข้อความ ศาสตร์เหล่านี้ได้มีการพัฒนาขึ้นเพื่อใช้ข้อมูลจากหลายแหล่งและมีความซับซ้อนมากขึ้น เนื่องจากสังคมออนไลน์มีความสำคัญต่อชีวิตยุคปัจจุบัน จึงมีนักวิจัยหันมาให้ความสำคัญกับการวิเคราะห์ข้อมูลที่เกิดขึ้นบนสื่อสังคมออนไลน์ ได้แก่ Staiano et al. (2012) ได้ศึกษาความสัมพันธ์ของโครงสร้างสังคมออนไลน์และบุคลิกภาพของผู้ใช้สังคมออนไลน์โดยใช้แบบวัด Big 5 Factor Personality พบว่าโครงสร้างพฤติกรรมของผู้ใช้สังคมออนไลน์สามารถรู้จำถึงบุคลิกภาพของผู้ใช้ได้อย่างมีประสิทธิภาพ อีกทั้งเป็นวิธีที่สามารถทราบบุคลิกภาพของมนุษย์โดยไม่จำเป็นต้องใช้วิธีการทำแบบวัด

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

2.7 การรู้จำบุคลิกภาพจากเสียงพูด (Personality recognition from speech)

ณ ปัจจุบัน การรู้จำบุคลิกภาพยังมีการศึกษาจากเสียงพูดของบุคคล ในบริบทที่หลากหลายตามความสนใจของผู้ศึกษา จากแนวคิดของ Hayre (1983) ซึ่งเชื่อว่า อวัยวะที่ใช้ในการออกเสียง เช่น กล่องเสียงที่อยู่ในลำคอของมนุษย์จะถูกสั่งการมาจากสมองในส่วนการออกเสียง เสียงที่ถูกเปล่งออกมาจึงน่าจะเป็นสิ่งที่บอกรูปแบบทางอารมณ์รวมไปถึงบุคลิกภาพของบุคคลได้ จากความสำคัญและความสนใจในการรู้จำบุคลิกภาพจากเสียงพูดที่มากขึ้นทำให้มีกลุ่มนักวิจัยได้จัดการแข่งขันและการประชุมที่สำคัญทางวิชาการเกี่ยวกับการรู้จำผ่านเสียงที่มีชื่อว่า The INTERSPEECH โดยในปี 2012 ได้เน้นเรื่องของการรู้จำบุคลิกภาพเป็นหลักจึงมีชื่องานว่า The INTERSPEECH 2012 speaker trait challenge งานครั้งนี้เป็นงานที่มีผู้สมัครหลายทีมเข้าแข่งขันในการหาวิธีการจัดการกับข้อมูลคุณลักษณะของเสียงพูด เพื่อพัฒนาตัวแบบในการรู้จำบุคลิกภาพ โดยใช้แบบวัด Big5 Factors

Personality ในการสร้างตัวแบบด้วยการเรียนรู้ของเครื่อง และยังเป็นการระดมสมองเพื่อพัฒนาวิธีการให้ศาสตร์นี้มีความก้าวหน้ามากขึ้น สิ่งที่ผู้จัดการแข่งขันเตรียมให้กับทีมผู้เข้าแข่งขัน ได้แก่

1. คลังข้อมูลสำหรับการแข่งขัน (Challenge Corpora) ในการแข่งขันจะมีคลังข้อมูลที่แตกต่างกันออกไปตามกรณีศึกษาของผู้สนใจ
2. คุณลักษณะที่ใช้สำหรับการแข่งขัน (Challenge feature) เป็นขั้นตอนในการสกัดคุณลักษณะของเสียงพูด เช่น พลังงานของเสียง กราฟคลื่นเสียง เพื่อใช้ในการวิเคราะห์ด้วยเทคนิคด้านการเรียนรู้ของเครื่อง ในส่วนนี้ผู้จัดการแข่งขันได้กำหนดให้ใช้โปรแกรม openSMILE (Eyben, Wöllmer, & Schuller, 2010) เนื่องจากเป็นโปรแกรมที่ได้รับการยอมรับและแพร่หลายในการใช้สกัดคุณลักษณะของเสียงพูด
3. เกณฑ์ในการแข่งขันเพื่อใช้เป็นตัวชี้วัดว่าผู้เข้าแข่งขันทีมใดสามารถทำคะแนนได้ดีที่สุด

การแข่งขันและการประชุมวิชาการครั้งนี้ ถือเป็นก้าวสำคัญของวงการการศึกษาการรู้จำบุคลิกภาพจากเสียง แสดงให้เห็นว่าเสียงพูดสามารถบ่งบอกข้อมูลเชิงลึกของมนุษย์ได้ และสามารถนำมาใช้ประโยชน์ได้อย่างแพร่หลายในบริบทต่าง ๆ

งานวิจัยต่อมาที่บ่งบอกถึงความสนใจในการรู้จำบุคลิกภาพผ่านเสียงคืองานวิจัยของ Ivanov, Riccardi, Sporka, and Franc (2011) โดยงานวิจัยนี้ได้ใช้การสนทนาจำลองของมนุษย์ในคลังข้อมูลที่มีชื่อว่า PersIA human-human spoken dialog corpus (Dix, Finlay, & Abowd, 2004) เป็นคลังข้อมูลเสียงพูดคอลเซ็นเตอร์ที่จำลองขึ้นมาเพื่อใช้ในการศึกษางานด้านการรู้จำบุคลิกภาพ ผู้ศึกษาใช้โปรแกรม openSMILE (Eyben et al., 2010) มาใช้ในการสกัดคุณลักษณะของเสียงพูดเพื่อใช้ในการวิเคราะห์ และใช้ boostexter classifier ซึ่งเป็นโปรแกรมทางการเรียนรู้ของเครื่อง โดยมีกลไกในการทำงานประยุกต์มาจากเทคนิค Boosting ในการสร้างตัวแบบ พบว่า สามารถรู้จำบุคลิกภาพด้าน Extraversion และ Conscientiousness ได้อย่างมีนัยสำคัญ การศึกษาครั้งนี้ถือเป็นการแสดงให้เห็นว่า คุณลักษณะของเสียงพูดสามารถนำมาใช้ในการรู้จำบุคลิกภาพในบริบทของศูนย์บริการข้อมูลลูกค้าได้อย่างดี

ในเวลาต่อมาผู้วิจัยต่างให้ความสนใจกับการรู้จำผ่านเสียงพูดมากขึ้น และเริ่มนำคุณลักษณะของเสียงพูดมาวิเคราะห์ด้วยวิธี Neural Network งานวิจัยของ Rissola, Bahrainian, and Crestani (2019) ได้มีการนำเทคนิคที่ชื่อว่า Capsule Neural Network มาใช้ในการรู้จำบุคลิกภาพจากเสียงการสนทนาที่เกิดขึ้นจริงในชีวิตประจำวัน โดยผู้วิจัยได้ทำการวิเคราะห์บุคลิกภาพด้วยแบบวัด Big 5 Personality Factors โดยหน่วยตัวอย่างจะต้องติดอุปกรณ์ที่เรียกว่า Electronically Activated Recorder ที่สามารถบันทึกเสียงพูดของหน่วยตัวอย่างในชีวิตประจำวัน โดยสามารถ

บันทึกเสียงพูดของหน่วยตัวอย่างได้เพียงบางส่วนเท่านั้น และเสียงพูดที่บันทึกได้ไม่สามารถถูกแปลงเป็นบทสนทนาที่สื่อความหมายได้ การนำ Neural Network มาใช้ พบว่าโดยภาพรวมแล้วมีประสิทธิภาพมากกว่าวิธี LIWC (Linguistic Inquiry and Word Count) และ N-grams ซึ่งล้วนเป็นการวิเคราะห์จากโครงสร้างและการใช้งานของคำ

งานวิจัยเกี่ยวกับการรู้จำบุคลิกภาพจากเสียงพูดที่กล่าวมาแสดงถึงความน่าสนใจและความสำคัญ นำมาซึ่งการจัดการแข่งขันและงานประชุมเพื่อแลกเปลี่ยนกระบวนการคิด และจัดการเพื่อให้ได้ตัวแบบที่มีประสิทธิภาพ อย่างไรก็ตามในด้านธุรกิจ ยังมีผู้ที่สนใจนำมาประยุกต์ค่อนข้างน้อย และนอกจากแบบวัด Big 5 Factors Personality แล้วก็ยังไม่มีผู้ที่สนใจในการสร้างตัวแบบในการพยากรณ์ด้วยแบบวัด MPI มากนัก โดยถึงแม้ว่าแบบวัด Big 5 Factors Personality จะเป็นที่นิยมในการศึกษาในวงการวิทยาการคอมพิวเตอร์ แต่แบบวัด MPI เป็นแนวคิดที่ประยุกต์ใช้สะดวกและเป็นแนวคิดที่วงการจิตวิทยาและภาคธุรกิจใช้กันอย่างกว้างขวางเพื่อเข้าใจในตัวบุคคล การมอบหมายงานให้เหมาะสมกับคน หรือแม้กระทั่งการเข้าใจลูกค้าเพื่อมอบบริการเพื่อสร้างความประทับใจให้กับลูกค้า ทั้งนี้ผู้วิจัยจึงมีความสนใจที่จะพัฒนาตัวแบบเพื่อใช้ในการรู้จำบุคลิกภาพจากแบบวัด MPI ว่าตัวแบบด้านการเรียนรู้ของเครื่องจะสามารถที่จะรู้จำบุคลิกภาพดังกล่าวจากเสียงสนทนาได้อย่างมีประสิทธิภาพหรือไม่ และ ตัวแบบที่พัฒนาด้วยเทคนิคใดจะมีประสิทธิภาพมากที่สุดสำหรับการนำไปใช้งาน

การวิจัยด้านการรู้จำบุคลิกภาพจากเสียงพูดโดยส่วนใหญ่เป็นการศึกษาและพัฒนาตัวแบบผ่านเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง เนื่องจากเป็นวิธีที่สามารถรองรับข้อมูลในปริมาณมาก และมีเทคนิคหลากหลายประเภทที่สามารถเลือกประยุกต์ตามบริบทที่ผู้ศึกษาสนใจ ในช่วงแรกของการศึกษาการรู้จำบุคลิกภาพจากเสียง จะเป็นการวิจัยที่ใช้เทคนิค Decision tree เนื่องจากเป็นเทคนิคที่เป็นพื้นฐานในการศึกษา โดยศึกษาเสียงที่มีคุณลักษณะไม่ซับซ้อน แต่เป็นข้อบ่งชี้ได้ว่าเทคนิค Decision tree เป็นเทคนิคพื้นฐานที่สามารถนำมาใช้ในการศึกษารู้จำบุคลิกภาพผ่านเสียงพูดของมนุษย์ได้ (Hayre, 1983)

ในงานวิจัยในช่วงหลัง เทคนิคที่นิยมใช้กันเป็นอย่างมากในศาสตร์การรู้จำปัจจัยต่าง ๆ ผ่านเสียงพูด คือเทคนิคที่เรียกว่า Support Vector Machine (SVM) เนื่องจากเทคนิคดังกล่าวมีความสามารถแบ่งข้อมูลออกจากกันได้เป็นอย่างดี โดยช่วงเริ่มต้น SVM ถูกนำมาใช้ในการแบ่งข้อมูลที่เป็นแบบสองขั้ว ต่อมา SVM ได้รับการพัฒนาให้มีประสิทธิภาพมากขึ้น สามารถรองรับข้อมูลที่แบ่งเป็นหลายมิติได้ (Multi dimension) (Hsu & Lin, 2002) โดยปกติ SVM สามารถรองรับเส้นแบ่งที่เป็นเส้นตรงเท่านั้น ถ้าหากเป็นการแบ่งที่ไม่ใช่เส้นตรงหรือเป็นรัศมี SVM ปกติไม่สามารถรองรับข้อมูลเหล่านี้ได้ จึงมีการพัฒนาต่อยอด SVM ด้วย Kernel method บางงานวิจัยใช้วิธี SVM แบบ Radial Basis Function Kernel เพื่อศึกษาข้อมูลที่อาจไม่ได้ถูกแบ่งเป็นเส้นตรง เนื่องจากในบาง

กรณี ข้อมูลมีความซับซ้อนขึ้นตามมิติของตัวแปรที่เพิ่มมากขึ้น การใช้ SVM แบบปกติจึงอาจไม่เหมาะสม (Mohammadi, Vinciarelli, & Mortillaro, 2010)

นอกจากเทคนิคที่กล่าวมาข้างต้นแล้ว เทคนิคที่ถูกใช้อย่างแพร่หลายจนถูกนำมาใช้ในงาน INTERSPEECH 2012 คือเทคนิค Random Forest (Schuller et al., 2012) ซึ่งเป็นเทคนิคที่ถูกพัฒนาต่อยอดจากเทคนิค Decision tree แต่เป็นการสร้าง Decision tree หลายโมเดลมาทำงานร่วมกันเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของตัวแบบ

ในช่วงหลัง ศาสตร์ด้านการรู้จำบุคลิกภาพเริ่มมีการพัฒนาขึ้นตามการพัฒนาเทคนิคด้านการเรียนรู้ของเครื่องที่เปลี่ยนไป เทคนิคที่มีการพัฒนาและใช้เป็นอย่างมากในยุคหลังคือ เทคนิค Neural Network (Rissola et al., 2019) ซึ่งเป็นเทคนิคที่มีความแม่นยำสูงและยังรองรับกับข้อมูลที่มีความซับซ้อนได้มากเช่น ข้อมูลเสียง ข้อมูลรูปภาพ หรือ ข้อมูลที่เป็นแบบวีดีโอ

เทคนิคด้านการเรียนรู้ของเครื่องที่กล่าวมามีความเหมาะสมในการสร้างตัวแบบจากเสียงพูด เนื่องจากเป็นเทคนิคที่เป็นที่ยอมรับในวงการการรู้จำบุคลิกภาพผ่านเสียงพูด สามารถรองรับข้อมูลคุณลักษณะของเสียงได้ เทคนิคเหล่านี้จึงเป็นเทคนิคที่ผู้วิจัยจะนำมาศึกษาในงานวิจัยนี้ต่อไป

2.8 องค์ประกอบที่สำคัญในการวิจัยเกี่ยวกับเสียง

ในงานวิจัยเกี่ยวกับเสียงมีหลายองค์ประกอบที่เกี่ยวข้อง ผู้วิจัยขอกล่าวถึงองค์ประกอบที่สำคัญสำหรับการวิจัยนี้ดังนี้

2.8.1 Speech Corpus (คลังข้อมูลเสียงพูด)

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

คลังข้อมูลเสียงพูดถูกสร้างขึ้นเพื่อเก็บข้อมูลเสียงพูดที่เกิดขึ้นจากบุคคล ในบริบทต่าง ๆ (Ivanov et al., 2011) เพื่อให้มีความเหมาะสมกับงานวิจัยแต่ละสาขา เช่น การสนทนาผ่านศูนย์บริการข้อมูล การสนทนาระหว่างการสมัครงาน บทสนทนาชีวิตประจำวัน เป็นต้น การออกแบบคลังข้อมูลเสียงพูดมีความสำคัญเป็นอย่างมากต่อการนำไปสร้างตัวแบบการรู้จำบุคลิกภาพจากเสียงพูด ทั้งนี้ผู้วิจัยต้องออกแบบให้เข้ากับบริบทที่ศึกษา เพื่อให้ได้เสียงพูดที่เข้าใกล้สถานการณ์จริงและลดข้อจำกัดในการประยุกต์ใช้ของผลการศึกษา

คลังข้อมูลเสียงพูดถูกสร้างจากเสียงพูดหลายลักษณะ เช่น มาจากเสียงพูดที่ตั้งใจแสดงโดยผู้เชี่ยวชาญทางด้านการออกเสียง เสียงที่มาจากการจำลองสถานการณ์ และเสียงที่มาจากเหตุการณ์จริง ซึ่งการออกแบบคลังข้อมูลเสียงแต่ละลักษณะจะมีข้อดีและข้อเสียที่แตกต่างกันไป

เสียงพูดที่เกิดจากการตั้งใจแสดง (Acted speech)

เสียงพูดที่เกิดจากการตั้งใจแสดงเกิดจากการที่นักวิจัยได้ให้ผู้เชี่ยวชาญด้านการเปล่งเสียงพูดมาเปล่งเสียงพูดและบันทึกเก็บไว้ในคลังเสียง เพื่อเป็นต้นแบบในการพัฒนาระบบรู้จำบุคลิกภาพจากเสียงพูด งานวิจัยที่มีการใช้เสียงพูดที่เกิดจากการตั้งใจแสดง ได้แก่ งานวิจัยของ Polzehl, Moller, and Metze (2010) เป็นการวิจัยพัฒนาระบบรู้จำบุคลิกภาพ ที่ได้จากข้อสรุปของแบบวัด BIG 5 Factors Personality

ตัวแบบที่ใช้ในการฝึกการเรียนรู้ของเครื่อง ซึ่งเป็นเสียงพูดที่ได้มาจากผู้เชี่ยวชาญด้านการออกเสียง (Polzehl et al., 2010) มีข้อดีคือการที่ไม่จำเป็นต้องพบกับปัญหาที่เกิดขึ้นกับกลุ่มตัวอย่าง เช่น การใช้งบประมาณในการวิจัยสูงและการควบคุมปัจจัยในการทดลอง แต่ข้อเสียของเสียงพูดที่ตั้งใจแสดง คือเป็นเสียงที่ไม่ใช่บทสนทนาจริง เพราะฉะนั้นตัวแบบที่พัฒนาอาจมีข้อจำกัดในการนำไปประยุกต์กับสถานการณ์จริง

เสียงพูดที่เกิดจากการจำลองสถานการณ์

เสียงพูดที่เกิดจากการจำลองสถานการณ์ เป็นเสียงพูดที่ได้มาจากการพูดของหน่วยตัวอย่างและมีการมอบหมายเหตุการณ์ให้กับหน่วยตัวอย่างได้พูดตามบริบทที่วิจัย มีหลายงานวิจัยเก็บเสียงพูดของหน่วยตัวอย่าง เช่น งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการพัฒนาตัวแบบรู้จำบุคลิกภาพจากเสียงพูด โดยเสียงพูดเกิดจากการให้หน่วยตัวอย่างแต่ละคนพูดบทความทางวิทยาศาสตร์ที่ได้รับมอบหมายและให้บุคคลเหล่านั้นทำแบบวัด Big5 Factors Personality เพื่อใช้ในการฝึกฝนตัวแบบ (Fallahnezhad, Vali, & Khalili, 2017) นอกจากนั้นยังมีงานวิจัยที่ใช้คลังข้อมูลทุติยภูมิเกี่ยวกับการสัมภาษณ์ประวัติส่วนตัว ภายใต้สถานการณ์ที่ถูกจำลองขึ้นหรือที่เรียกว่า Fake Resume Paradigm (An & Levitan, 2018) คลังข้อมูลนี้ถูกนำมาใช้ในการศึกษาการจับเท็จเป็นหลัก แต่ผู้วิจัยหลากหลายแขนงนิยมที่จะนำคลังข้อมูลนี้มาใช้ศึกษาในด้านอื่นเช่น การรู้จำบุคลิกภาพจากเสียงพูด

เสียงพูดที่เกิดจากการจำลองสถานการณ์มีข้อดีในประเด็นที่เสียงพูดที่ได้เกิดจากบุคคลที่มีบุคลิกภาพนั้นจริง โดยไม่ได้เกิดจากการแสดง และยังมาจากเสียงพูดที่หลากหลายมากกว่าทำให้ได้ตัวแบบที่ไม่เฉพาะเจาะจงกับเสียงพูดที่ใช้ในการศึกษามากเกินไปดังเช่นเสียงพูดที่มาจากการตั้งใจแสดง ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงเลือกที่จะใช้เสียงที่เกิดจากการจำลองสถานการณ์

2.8.2 การประมวลข้อมูลเสียงพูด

ในการวิจัยเสียงพูด ไม่สามารถที่จะนำเสียงมาทำการวิจัยได้โดยตรง จำเป็นต้องมีการจัดการด้วยการสกัดคุณลักษณะ เพื่อให้ได้ตัวแปรที่แสดงคุณลักษณะของเสียงในด้านต่าง ๆ นอกจากนั้น

การศึกษาเสียงในบริบทศูนย์ให้บริการข้อมูลลูกค้าจำเป็นต้องมีการประมวลหรือจัดการเสียงพูดให้เป็นข้อมูลที่เหมาะสมสำหรับสร้างตัวแบบ ดังนี้

ขั้นตอนการแยกเสียงพูดของผู้สนทนา (Speaker Diarization)

การคัดแยกเสียงพูดของผู้สนทนาถือเป็นขั้นตอนแรกของการศึกษาเสียงของการสนทนา เพื่อให้ผู้วิจัยได้เสียงเฉพาะผู้ที่สนทนา ไม่ปนกับเสียงพนักงานศูนย์บริการข้อมูลลูกค้า หรือเสียงแวดล้อมอื่นที่จะทำให้เกิดการกวนของเสียงที่จะใช้ในการศึกษา เช่น การวิเคราะห์บุคลิกภาพของตัวละครจากภาพยนตร์ ผู้วิจัยจำเป็นต้องตัดเสียงให้เหลือแต่เสียงพูดของตัวละครที่สนใจเท่านั้น มิฉะนั้นอาจทำให้ผลคลาดเคลื่อน นอกจากนั้นการแยกเสียงสนทนายังมีส่วนสำคัญอย่างมากในเทคโนโลยีสำหรับชีวิตประจำวัน เช่น ระบบ Voice agent ตรวจจับได้ว่าเป็นเสียงพูดของผู้ใช้คนใด โดยต้องลบส่วนที่เงียบหรือเสียงรบกวนภายนอกออกให้เหลือเพียงเสียงที่ต้องการศึกษาเพื่อประสิทธิภาพในการทำงานที่มากขึ้น (Anguera et al., 2012)

การตัดส่วนที่เงียบ (Silence deletion)

ขั้นตอนการตัดส่วนที่เงียบถือเป็นส่วนสำคัญที่จะทำให้ตัวแบบรู้จำมีประสิทธิภาพ มีงานวิจัยที่ศึกษาเกี่ยวกับการตัดส่วนที่เงียบออกจากไฟล์เสียงเพื่อพัฒนาความสามารถ ความแม่นยำในการทำงานของระบบที่ต้องมีการใช้เสียงเป็นส่วนประกอบ ผลที่ได้คือการทำงานการรู้จำเสียงที่มีความแม่นยำมากขึ้น ทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพมากขึ้น (Asadullah & Nisar, 2017) โดยบางงานวิจัยใช้กระบวนการที่ใช้การหา Root Mean Square ของแอมพลิจูดของสัญญาณเสียงเพื่อใช้ในการคำนวณและตัดส่วนที่มีค่าแอมพลิจูดต่ำกว่า Threshold ออกไป โดยถือว่าเป็นส่วนที่เงียบ (Asadullah & Nisar, 2017) หรือในงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการรู้จำความโกรธของลูกค้าผ่านศูนย์บริการข้อมูลลูกค้าได้ใช้วิธีการหา dBFS (decibel Relative to Full Scale) เพื่อคำนวณและใช้ในการตัดส่วนที่เงียบ เพื่อการรู้จำที่มีประสิทธิภาพมากขึ้น (Saewong & Mongkolnavin, 2019)

การสกัดคุณลักษณะของเสียง (Audio Feature Extraction)

คุณลักษณะของเสียงเป็นปัจจัยสำคัญที่ขาดไม่ได้ของงานด้านการรู้จำบุคลิกภาพจากเสียงพูด เนื่องจากคุณลักษณะเสียงแบ่งเป็นลักษณะย่อยมากมาย สามารถนำมาบอกอัตลักษณ์ของบุคคล และยังสามารถนำมาคาดเดาอารมณ์และบุคลิกภาพของมนุษย์ได้เช่นกัน มีงานวิจัยที่ชี้ให้เห็นว่าบุคคลที่มีบุคลิกภาพเดียวกันจะมีคุณลักษณะของเสียงใกล้เคียงกัน (Mohammadi, Origlia, Filippone, & Vinciarelli, 2012) นอกจากนั้นยังมีงานวิจัยที่กล่าวว่าลักษณะบางอย่างที่อยู่ในคุณลักษณะของเสียงสามารถที่จะบอกถึงบุคลิกภาพได้ เช่น ความถี่มูลฐาน (fundamental frequency) หรือ pitch

(Aronovitch, 1976) และยังมีปัจจัยอื่นที่เกี่ยวข้องกับการบ่งบอกบุคลิกภาพ เช่น ความเข้มของเสียง หรือ intensity (Mallory & Miller, 1958) ความถี่ (Frequency) (Siegman & Pope, 1965) แนวคิดเหล่านี้ได้ถูกนำมาศึกษาและต่อยอดในการศึกษาการรู้จำบุคลิกภาพอย่างต่อเนื่อง ด้วยเทคโนโลยีที่ก้าวหน้ามากขึ้น มีการศึกษาลักษณะของเสียงพูดและพยายามสกัดคุณลักษณะเหล่านี้ให้มีรายละเอียดมากขึ้นด้วยซอฟต์แวร์ที่ถูกพัฒนาโดยนักพัฒนาที่ให้ความสนใจในศาสตร์เหล่านี้ และพัฒนาตัวแบบด้วยเทคนิคทางการเรียนรู้ของเครื่อง ตัวอย่างเช่น การพัฒนาตัวแบบด้วยเทคนิค Boosting (Ivanov et al., 2011) จนกระทั่งเทคนิค Neural network (Su, Wu, Huang, Hong, & Wang, 2017)

เครื่องมือที่ใช้ในการสกัดคุณลักษณะของเสียง

การสกัดคุณลักษณะของเสียงเป็นสิ่งสำคัญในการรู้จำบุคลิกภาพจากเสียงพูด การที่จะสกัดคุณลักษณะของเสียงจำเป็นต้องใช้ซอฟต์แวร์ที่สร้างมาโดยเฉพาะ (Eyben et al., 2010) เนื่องจากแต่ละการศึกษาจะมีความต้องการคุณลักษณะที่ไม่เหมือนกัน ซอฟต์แวร์ที่ใช้สกัดคุณลักษณะจากเสียงพูดในงานวิจัยส่วนใหญ่เป็นโปรแกรมที่เปิดให้ใช้งานฟรีสำหรับผู้ที่สนใจศึกษาเรื่องเสียง และยังเป็นซอฟต์แวร์ที่ใช้งานได้หลากหลายบริบท มีฟังก์ชันในการใช้งานให้สามารถเลือกใช้ได้ ชื่อโปรแกรมว่า openSMILE (Eyben et al., 2010)

openSMILE เป็นโปรแกรมสกัดคุณลักษณะเสียงที่ใช้กันอย่างแพร่หลายเนื่องจากข้อดีของโปรแกรมในหลายส่วน ประกอบด้วย โปรแกรมมีการรวมเทคโนโลยีในการสกัดเสียงของการศึกษาด้านดนตรีและเสียงพูดเข้าด้วยกัน นอกจากนี้ยังเป็นโปรแกรมที่ใช้งานง่าย ข้อมูลที่ได้มาจากการสกัดสามารถนำมาวิเคราะห์หรือศึกษาต่อได้ทันที ไม่จำเป็นต้องผ่านการคำนวณที่ซับซ้อน มากไปกว่านั้นโปรแกรมดังกล่าวยังสามารถนำไปใช้กับงานด้านเสียงทางชีววิทยาได้อีกด้วย เช่นจังหวะการเต้นของหัวใจ โดยการติดตั้งส่วนต่อขยาย (plug-in)

openSMILE ถูกนำมาใช้ในการแข่งขันการรู้จำบุคลิกภาพ The INTERSPEECH 2012 Speaker Trait Challenge (Schuller et al., 2012) ซึ่งเป็นงานที่นักวิจัยในด้านนี้ให้ความสนใจและร่วมแข่งขันเพื่อหาวิธีที่ดีที่สุดในการรู้จำบุคลิกภาพจากเสียงพูด นอกจากนั้น openSMILE ยังถูกใช้ในงานวิจัยอื่นอีกมากมาย เช่น งานวิจัยเกี่ยวการรู้จำบุคลิกภาพจากเสียงอ่านบทความ (Fallahnezhad et al., 2017)

openSMILE สามารถสกัดกลุ่มของคุณลักษณะทางเสียง Low-Level Descriptor (LLD) ที่เป็นส่วนสำคัญในการศึกษาด้านเสียงพูด ประกอบด้วย กลุ่มของลักษณะและคำอธิบายดังตารางที่ 2.1 ประกอบด้วยลักษณะของคลื่น (Waveform) พลังงานของสัญญาน (Signal energy) ความดัง (Loudness) เป็นต้น

ตารางที่ 2.1 แสดง low-Level description ที่ openSMILE สามารถสกัดออกมาจากเสียงพูด (Eyben et al., 2010)

FEATURE GROUP	DESCRIPTION
WAVEFORM	Zero-Crossing, Extremes, DC
SIGNAL ENERGY	Root Mean-Square & logarithmic
LOUDNESS	Intensity & approx. loudness
FFT SPECTRUM	Phase, magnitude (lin, dB, dBA)
ACF, CEPSTRUM	Autocorrelatiom and Cepstrum
MEL/ BARK SPECTR.	bands 0-N_{mel}
SEMITONE SPECTR.	FFT based and filter based
CEPTRAL	Ceptral features, e.g. MFCC, PLP-CC
PITCH	F_0 via AVF and SHS methods Probability of Voicing
VOICE QUALITY	HNR, Jitter, Shimmer
LPC	LPC coeff., reflect. coeff., residual Line spectral pairs (LSP)
AUDITORY	Auditory spectra and PLP coeff.
FORMANTS	Centre frequencies and bandwidths
SPECTRAL	Energy in N user-defined bands, multiple roll-off points, centroid, entropy, flux, and rel. pos. of max./min.
TONAL	CHROMA, CENS, CHROMA- based features

จากที่กล่าวมา openSMILE เป็นโปรแกรมที่ใช้ง่ายและเป็นที่ยอมรับอย่างแพร่หลาย ทำให้ผู้วิจัยตัดสินใจใช้โปรแกรมดังกล่าวเพื่อใช้ในการสกัดคุณลักษณะจากเสียงพูดออกจากเสียงที่ผู้วิจัยรวบรวมจากหน่วยตัวอย่าง เพื่อให้ได้ค่าตัวแปรที่เชื่อถือได้ สำหรับใช้ในการพัฒนาตัวแบบ

บทที่ 3 ระเบียบวิธีวิจัย

3.1 ภาพรวมของระเบียบวิธีวิจัย

งานวิจัยนี้ศึกษาการพัฒนาตัวแบบรู้จำบุคลิกภาพจากเสียงพูด โดยใช้แบบวัด MPI เป็นแบบวัดบุคลิกภาพเพื่อศึกษาความเป็นไปได้ในการนำตัวแบบดังกล่าวมาสนับสนุนการทำงานศูนย์บริการข้อมูลลูกค้า ให้ทราบถึงบุคลิกภาพของลูกค้า เพื่อมอบบริการได้อย่างเหมาะสม และนำมาสู่ความพึงพอใจของลูกค้า ขอบเขตของงานวิจัยนี้จึงสนใจการสนทนาระหว่างพนักงานศูนย์บริการข้อมูลลูกค้าและลูกค้า เพราะฉะนั้นบทสนทนาจำลองที่ใช้ในงานวิจัยนี้จะอยู่ในขอบเขตของการขอความช่วยเหลือในการเปลี่ยนโปรโมชั่นการให้บริการสัญญานของโทรศัพท์เคลื่อนที่ผ่านศูนย์บริการข้อมูลลูกค้า

ขั้นตอนในการวิจัยเริ่มจากการคัดเลือกหน่วยตัวอย่างเพื่อใช้ในการเก็บเสียงพูดจากการสนทนา โดยเริ่มจากการให้หน่วยตัวอย่างทำแบบวัด MPI เพื่อค้นหาหน่วยตัวอย่างที่มีบุคลิกภาพและเพศตามที่ต้องการ เมื่อได้หน่วยตัวอย่างครบแล้ว ผู้วิจัยจะเริ่มจำลองการสนทนาระหว่างผู้วิจัยและหน่วยตัวอย่าง โดยสมมุติให้ผู้วิจัยเป็นพนักงานศูนย์บริการข้อมูลลูกค้า และหน่วยตัวอย่างเป็นลูกค้าในขอบเขตของการขอความช่วยเหลือในการเปลี่ยนโปรโมชั่นการให้บริการสัญญาณโทรศัพท์เคลื่อนที่ เมื่อได้รับเสียงพูดจากหน่วยตัวอย่าง เสียงพูดจะถูกนำไปสกัดผ่านกระบวนการประมวลข้อมูลเสียงเพื่อใช้เป็นตัวแปรในการพัฒนาตัวแบบรู้จำบุคลิกภาพผ่านเสียงพูด

3.2 ขอบเขตของการวิจัย

1. คลังข้อมูลเสียงพูดมาจากเสียงสนทนาของหน่วยตัวอย่างกับผู้วิจัย โดยเป็นการจำลองสถานการณ์ในการขอความช่วยเหลือในการเปลี่ยนโปรโมชั่นโทรศัพท์มือถือ
2. ภาษาหลักที่ใช้ในการสนทนาคือภาษาไทย
3. การบันทึกเสียงพูดเกิดขึ้นจากการบันทึกเสียงพูดในโทรศัพท์เคลื่อนที่ ผ่านโปรแกรม Skype และใช้โปรแกรม Call recorder for Skype เก็บเสียงสนทนาเนื่องจากสามารถแยกช่องสัญญาณระหว่างคู่สนทนาได้

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

3.3 ขั้นตอนการศึกษา

ขั้นตอนการวิจัยจะสามารถแบ่งออกได้เป็น 5 ขั้นตอนสำคัญ ซึ่งจะกล่าวรายละเอียดตามมาดังนี้

3.3.1 การคัดเลือกหน่วยตัวอย่าง

การคัดเลือกหน่วยตัวอย่างใช้การเก็บตัวอย่างโดยไม่ใช้ความน่าจะเป็น (Nonprobability sampling) แบบโควต้า (Quota sampling) และผู้วิจัยจะให้หน่วยตัวอย่างทำแบบวัด MPI ฉบับภาษาไทย เพื่อให้ได้หน่วยตัวอย่างที่มีบุคลิกภาพและเพศตามที่กำหนดในลำดับถัดไป

ลักษณะของหน่วยตัวอย่างในการศึกษา

1. เป็นผู้ที่ไม่มีปัญหาทางการได้ยินและการพูดสื่อสาร
2. ใช้ภาษาไทยเป็นภาษาหลักในการสื่อสาร สังเกตจากการพูดภาษาไทยได้อย่างชัดเจน มีการโต้ตอบได้อย่างเป็นธรรมชาติ
3. มีประสบการณ์ในการใช้งานศูนย์บริการข้อมูลลูกค้ามาก่อน โดยการสอบถามจากแบบสอบถามออนไลน์ที่แนบก่อนการเก็บข้อมูล

การเก็บข้อมูลบุคลิกภาพด้วยแบบวัด MPI

การเก็บข้อมูลบุคลิกภาพของหน่วยตัวอย่างเป็นการเก็บข้อมูลโดยใช้แบบวัดออนไลน์ที่ผู้วิจัยสร้างขึ้น โดยต้นฉบับมาจากแบบวัด MPI ฉบับภาษาไทยของ สมทรง สุวรรณเลิศ (2512) ซึ่งได้ถูกพัฒนาให้เหมาะสมกับคนไทยมากที่สุด เพื่อนำมาใช้ในงานวิจัยด้านจิตวิทยา จำนวน 48 ข้อ ดังรายละเอียดในภาคผนวก ก แบ่งออกเป็นการวัดมิติ 2 มิติ ได้แก่ Scale E หรือ แสดงออก-เก็บตัว (Extraversion – Introversion) 24 ข้อ และ Scale N หรือ ไม่มีความมั่นคงทางอารมณ์ – มั่นคงทางอารมณ์ (Neuroticism – Stability) 24 ข้อ ในงานวิจัยของชลทิศ ไตรสุธา และ ถวัลย์ เนียมทรัพย์ (ชลทิส ไตรสุธา & ถวัลย์ เนียมทรัพย์, 2555) ได้มีการทดสอบความเชื่อมั่นของแบบวัด MPI ฉบับภาษาไทยโดย สมทรง สุวรรณเลิศ (2512) กับหน่วยตัวอย่าง 30 คน และพบว่าค่า Cronbach's Alpha Coefficient ของแบบสอบถามที่วัดบุคลิกภาพแบบแสดงตัว-เก็บตัวมีค่าเท่ากับ 0.6407 และของแบบสอบถามที่วัดบุคลิกภาพแบบมีความมั่นคงทางอารมณ์ – ไม่มีความมั่นคงทางอารมณ์มีค่าเท่ากับ 0.8409 แสดงว่าข้อสอบถามในแบบสอบถามดังกล่าวมีความสอดคล้องและเชื่อถือได้ที่จะใช้วัดบุคลิกภาพที่ผู้วิจัยสนใจ

ข้อที่ใช้วัดบุคลิกภาพแต่ละมิติ

Scale E ประกอบด้วยคำถามข้อที่

1, 4, 5, 8, 9, 12, 14, 16, 18, 20, 22, 24, 26, 28, 30, 32, 34, 36, 38, 40, 42, 44, 46 และ 48

Scale N ประกอบด้วยคำถามข้อที่

2, 3, 6, 7, 10, 11, 13, 15, 17, 19, 21, 23, 25, 27, 29, 31, 33, 35, 37, 39, 41, 43, 45 และ 47

ขั้วของคำถาม

ข้อคำถามเชิงบวก

<u>เกณฑ์</u> ใช่ 2 คะแนน ไม่แน่ใจ 1 คะแนน ไม่ใช่ 0 คะแนน

ประกอบด้วยคำถามข้อที่

1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 15, 17, 19, 20, 21, 23, 25, 26, 27, 28, 29, 31, 32, 33, 34, 35, 37, 38, 39, 41, 42, 43, 44, 45, 46, 47 และ 48

ข้อคำถามเชิงลบ

<u>เกณฑ์</u> ใช่ 0 คะแนน ไม่แน่ใจ 1 คะแนน ไม่ใช่ 2 คะแนน

ประกอบด้วยคำถามข้อที่ 14, 16, 18, 22, 24, 30, 36, 40

การแปลผลคะแนน

บุคลิกภาพชอบเก็บตัว (Introverion) คะแนน Scale E ≤ 24

บุคลิกภาพชอบแสดงออก (Extraversion) คะแนน Scale E > 24

บุคลิกภาพที่มีความมั่นคงทางอารมณ์ (Stability) คะแนน Scale N ≤ 24

บุคลิกภาพแบบไม่มั่นคงทางอารมณ์ (Neuroticism) คะแนน Scale N > 24

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

เมื่อมีการให้หน่วยตัวอย่างทำแบบวัด MPI เรียบร้อยแล้ว ผู้วิจัยจะเลือกหน่วยตัวอย่างให้ครอบคลุมลักษณะบุคลิกภาพที่ต้องการศึกษาอย่างละ 40 คน โดยแต่ละบุคลิกภาพแบ่งออกเป็น 2 เพศ ได้แก่เพศชายและเพศหญิง เนื่องจากทั้งสองเพศมีลักษณะของเสียงที่แตกต่างกัน (Pépiot, 2015) หน่วยตัวอย่างแต่ละคนเมื่อทำแบบวัดจะได้บุคลิกภาพใน 2 มิติ และจากการที่ผู้วิจัยจะทำการพัฒนา 2 ตัวแบบประกอบด้วยตัวแบบเพื่อรู้จำมิติ เก็บตัว-แสดงออก และตัวแบบรู้จำมิติ ไม่มีความมั่นคงทางอารมณ์-มีความมั่นคงทางอารมณ์ เพราะฉะนั้นเสียงสนทนาของหน่วยตัวอย่างคนหนึ่งอาจจะอยู่ในการสร้างตัวแบบทั้งสอง หรืออาจอยู่ในตัวแบบเดียว

ตารางที่ 3.1 แสดงจำนวนของกลุ่มตัวอย่างแต่ละกลุ่มในการศึกษา

บุคลิกภาพ (ด้านเก็บตัว - แสดงออก)	เพศ	
	ชาย	หญิง
เก็บตัว (Introversion)	20 คน	20 คน
แสดงออก (Extraversion)	20 คน	20 คน
รวม	80 คน	

บุคลิกภาพ (ด้านไม่มีความมั่นคงทางอารมณ์ - มีความมั่นคงทางอารมณ์	เพศ	
	ชาย	หญิง
ไม่มีความมั่นคงทางอารมณ์ (Neuroticism)	20 คน	20 คน
มีความมั่นคงทางอารมณ์ (Stability)	20 คน	20 คน
รวม	80 คน	

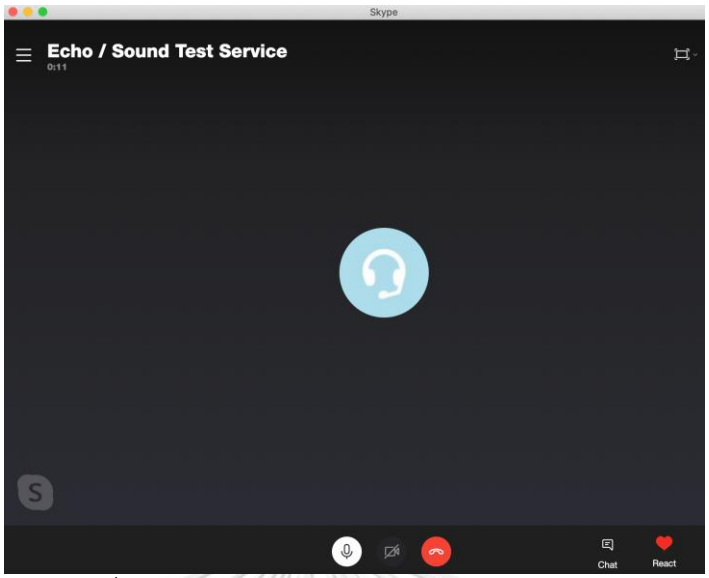
ในกรณีที่ไม่สามารถหาหน่วยตัวอย่างในแต่ละกลุ่มได้อย่างเท่ากันตามต้องการดังที่แสดงในตารางที่ 3.1 ได้ ผู้วิจัยจะทำการแยกหน่วยตัวอย่างในแต่ละกลุ่มด้วยวิธีการ Median split ซึ่งเป็นวิธีการหาค่ามัธยฐาน (Median) ของคะแนนที่เกิดขึ้นจากการทำแบบวัด เพื่อนำมาเป็นจุดแบ่งในการแยกหน่วยตัวอย่าง 2 กลุ่มออกจากกัน เพื่อให้ได้หน่วยตัวอย่างในแต่ละบุคลิกภาพอย่างเท่ากัน

ในการสร้างแรงจูงใจให้กับหน่วยตัวอย่าง ผู้วิจัยจะตอบแทนหน่วยตัวอย่างโดยการชิงรางวัล เมื่อมีการเก็บข้อมูลจากหน่วยตัวอย่างทุกคนและทำการศึกษาเรียบร้อยแล้ว ผู้วิจัยจะทำการจับฉลากผู้ที่ได้รับรางวัล แจ้งให้หน่วยตัวอย่างที่ได้รับรางวัลทราบ และมอบของรางวัลเป็นบัตรเงินสดเครื่องดื่ม จำนวน 30 รางวัล

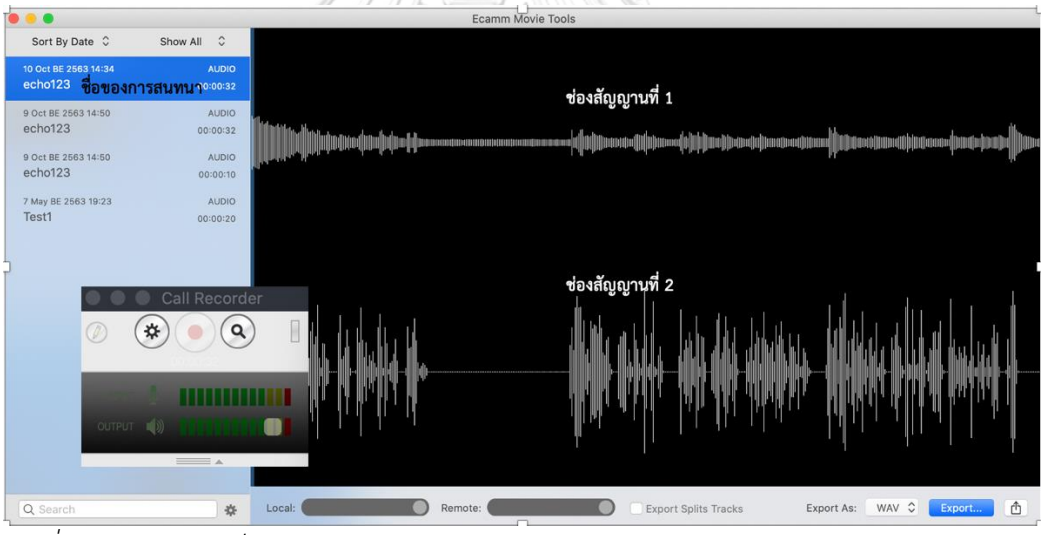
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

3.3.2 การเก็บข้อมูลเสียงพูดจากหน่วยตัวอย่าง

หน่วยตัวอย่างที่เข้าเกณฑ์ทั้งหมดจะได้รับการติดต่อจากผู้วิจัยเพื่อแจ้งรายละเอียดของการเก็บข้อมูลเสียงพูด ประกอบด้วย การแจ้งให้กลุ่มตัวอย่างทราบเกี่ยวกับ การติดต่อผ่านช่องทางโทรศัพท์ โดยผู้วิจัยจะใช้บริการ Skype call ดังตัวอย่างหน้าจอในรูปที่ 3.1 เพื่อเป็นการโทรเข้าโทรศัพท์มือถือของหน่วยตัวอย่าง เพื่อเป็นการไม่บังคับให้หน่วยตัวอย่างใช้โปรแกรม Skype ในกรณีที่หน่วยตัวอย่างไม่ได้ใช้โปรแกรมดังกล่าวเป็นประจำ นอกจากนั้นผู้วิจัยจะใช้โปรแกรมเสริมในการบันทึกการสนทนาชื่อ Call recorder for Skype (Aspeslagh K. , 2020)



รูปที่ 3.1 แสดงหน้าต่างการโทรของโปรแกรม Skype



รูปที่ 3.2 แสดงการเก็บข้อมูลและข้อมูลช่องสัญญาณของโปรแกรม Call recorder for Skype

ไฟล์เสียงที่ออกมาจะแบ่งออกเป็น 2 ไฟล์ สกุล WAV ตามช่วงสัญญาณของโปรแกรมดังแสดงในรูปที่ 3.2 ได้แก่ ไฟล์เสียงพูดของผู้วิจัยซึ่งจำลองเป็นพนักงานศูนย์บริการข้อมูลลูกค้า และ ไฟล์เสียงพูดของหน่วยตัวอย่างซึ่งจำลองเป็นลูกค้า เสียงพูดที่นำมาใช้ในขั้นตอนต่อไปมาจากไฟล์เสียงพูดของหน่วยตัวอย่างเท่านั้น

3.3.3 การประมวลผลข้อมูลเสียงพูด

การประมวลผลของเสียงพูดเป็นขั้นตอนที่สำคัญในการทำวิจัยเกี่ยวกับเสียง รวมถึงการพัฒนาตัวแบบในการรู้จำบุคลิกภาพจากเสียงพูด เนื่องจากเป็นขั้นตอนที่นำข้อมูลในรูปแบบคลื่นเสียงมาจัดการให้เป็นตัวแปรที่สามารถนำมาใช้พัฒนาตัวแบบ ขั้นตอนดังกล่าวต้องมีการจัดการที่ดี เพื่อให้ขั้นตอนการพัฒนาตัวแบบมีความน่าเชื่อถือ และความแม่นยำ

ขั้นตอนในการประมวลผลของข้อมูลเสียงพูดในงานวิจัยนี้ประกอบด้วย 2 ขั้นตอน คือ ขั้นตอนการตัดส่วนที่เงียบ ซึ่งเป็นขั้นตอนที่นำไฟล์เสียงที่ได้จากหน่วยตัวอย่างมาตัดส่วนที่เงียบหรือส่วนที่ไม่มีเสียงพูดออก และขั้นตอนการสกัดคุณลักษณะของเสียงพูด ซึ่งเป็นขั้นตอนในการใช้โปรแกรม openSMILE แปลงจากข้อมูลเสียงพูด เป็นข้อมูลคุณลักษณะเสียงที่เป็นตัวเลข เพื่อพัฒนาตัวแบบรู้จำบุคลิกภาพจากเสียงพูด

การตัดส่วนที่เงียบ

เสียงสนทนาที่ผู้วิจัยใช้ในการพัฒนาตัวแบบเป็นเสียงเฉพาะของหน่วยตัวอย่าง ซึ่งถูกแยกมาในขั้นตอนเก็บตัวอย่าง เป็นไฟล์ WAV แต่เสียงของแต่ละบุคคลประกอบด้วยส่วนที่มีการเปล่งเสียงและส่วนที่เงียบ ซึ่งแบ่งออกเป็น ช่วงที่หน่วยตัวอย่างฟังเสียงสนทนาจากผู้วิจัยที่จำลองเป็นพนักงานศูนย์บริการข้อมูลลูกค้า และส่วนที่เกิดจากการหยุดคิดก่อนการพูดโต้ตอบ ดังนั้น ช่วงเวลาที่เงียบอาจจะแตกต่างกันไปตามบทสนทนา จึงควรมีการจัดการให้เหมาะสมก่อนการวิเคราะห์ เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการสร้างตัวแบบ (Asadullah & Nisar, 2017) นอกจากนั้นผู้วิจัยจำเป็นต้องคำนึงถึงความยาวขั้นต่ำของไฟล์เสียงที่มีการตัดส่วนที่เงียบเรียบร้อยแล้ว โดยควรให้มีไฟล์เสียงที่มีความยาวขั้นต่ำประมาณ 1 นาทีเพื่อสามารถนำมาสกัดและรู้จำบุคลิกภาพได้ (Pianesi, Mana, Cappelletti, Lepri, & Zancanaro, 2008)

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ผู้วิจัยได้เลือกโปรแกรมสำเร็จรูปที่ใช้ในการศึกษาวิจัยทางด้านเสียง คือโปรแกรม Adobe Audition 2020 เนื่องจากโปรแกรมดังกล่าวสามารถตัดส่วนที่เงียบได้โดยมีฟีเจอร์ที่สำเร็จรูปมาแล้ว โดยไฟล์เสียงที่ออกมาเป็นไฟล์สกุล .wav เนื่องจากโปรแกรม openSMILE ซึ่งเป็นโปรแกรมที่ใช้สกัดคุณลักษณะของเสียงจำเป็นต้องใช้ไฟล์สกุล .wav

การสกัดคุณลักษณะของเสียง

ในการสกัดคุณลักษณะของเสียงพูด ผู้วิจัยใช้โปรแกรม openSMILE ซึ่งเป็นที่ยอมรับในการศึกษาด้านการรู้จำบุคลิกภาพจากเสียงพูด และใช้ในงานแข่งขัน The INTERSPEECH 2012 Speaker Trait Challenge (Schuller et al., 2012) โปรแกรมดังกล่าวสามารถสกัดคุณลักษณะของเสียงออกมาเป็นรูปแบบของไฟล์นามสกุล .csv ได้ ในการทำงานของโปรแกรม openSMILE ผู้วิจัย

จำเป็นต้องระบุคุณลักษณะของเสียงที่ต้องการสกัด ผ่านไฟล์ที่ใช้กำหนดคุณลักษณะหรือ Configuration File เพื่อใช้ร่วมกับไฟล์เสียงพูดของกลุ่มตัวอย่าง ผู้วิจัยเลือกใช้ Configuration file ที่ใช้ในการแข่งขันในงาน The INTERSPEECH 2012 Speaker Trait Challenge ซึ่งสามารถสกัดคุณลักษณะของเสียงพูดจำนวนทั้งสิ้น 6,125 คุณลักษณะ

3.3.4 การพัฒนาตัวแบบ

ในการพัฒนาตัวแบบ ผู้วิจัยจะศึกษาการประยุกต์เทคนิค 4 เทคนิคเนื่องจากเป็นเทคนิคที่ได้รับความนิยมในการใช้พัฒนาตัวแบบรู้จำบุคลิกภาพจากเสียงพูด โดยใช้เครื่องมือจาก Scikit-learn และ Keras สำหรับ Artificial neural network ทั้งนี้ผู้วิจัยจะทำการพัฒนาตัวแบบรู้จำประกอบด้วย ตัวแบบที่รู้จำบุคลิกภาพด้าน แสดงออก-เก็บตัว และตัวแบบรู้จำบุคลิกภาพด้าน ความมั่นคงทางอารมณ์-ไม่มีความมั่นคงทางอารมณ์ กล่าวคือ ผู้วิจัยจะสร้างตัวแบบในการรู้จำบุคลิกภาพ 2 มิติแยกกัน เทคนิคที่จะนำมาศึกษาได้แก่

1. Logistic regression
2. Random Forest
3. Support Vector Machine (SVM)
4. Artificial Neural Network

เทคนิค Logistic regression

เทคนิค Logistic regression เป็นเทคนิคทางสถิติที่นิยมมากในการนำตัวแปรอิสระ (x) มาใช้ในการบอกถึงตัวแปรตาม (y) Logistic regression ถูกนำไปประยุกต์ใช้ในการทำนายกลุ่ม (class) เช่น การตรวจสอบรูปภาพของสิ่งมีชีวิตหรือสิ่งของ หรือการพยากรณ์ฝนตกในแต่ละวัน การแบ่งกลุ่มเหล่านี้จำเป็นต้องมีตัวแปรอิสระที่เกี่ยวข้อง เช่น การพยากรณ์ฝนตกในแต่ละวัน จำเป็นต้องมีตัวแปรอิสระคือ อุณหภูมิ ความชื้น เป็นต้น เทคนิคดังกล่าวยังบอกความน่าจะเป็น โดยมีค่าที่แบ่งกลุ่มนั้นด้วย Threshold Value เทคนิค Logistic regression ถูกนำไปใช้ในศาสตร์มากมายหลายแขนง เช่น ด้านการเรียนรู้ของเครื่อง ด้านการแพทย์ ด้านสังคมศาสตร์ เพื่อสร้างเป็นตัวแบบในการหาคำตอบที่แบ่งเป็นกลุ่ม

เทคนิค Support Vector Machine

เทคนิค Support Vector Machine (SVM) เป็นเทคนิคทางด้านการเรียนรู้ของเครื่อง แบบ Supervised Learning หรือเทคนิคที่จำเป็นต้องทำการสอนตัวแบบด้วยข้อมูลตั้งต้น ก่อนนำไปใช้ใน

การรู้จำ เทคนิคนี้นิยมใช้สำหรับ การแบ่งกลุ่ม (Classification) การทำนายแบบถดถอย (Regression) และหาข้อมูลผิดปกติ (Outlier) ด้วยข้อดีที่หลากหลาย ไม่ว่าจะเป็นประสิทธิภาพในการแบ่งข้อมูลที่มีจำนวนหลายมิติ เทคนิคดังกล่าวยังสามารถปรับตัวแบบได้ตามรูปแบบการกระจายของข้อมูลที่ซับซ้อนมากขึ้นด้วย Kernel function ซึ่งจะทำให้ SVM สามารถแบ่งข้อมูลที่ไม่สามารถแบ่งด้วยระนาบเส้นตรงได้ องค์ประกอบที่สำคัญของ Support Vector Machine ประกอบด้วย Support vectors เป็นจุดที่ใกล้ที่สุดกับเส้นที่ใช้ในการแบ่งข้อมูล หรือ Hyperplane จุดนี้เป็นจุดที่สำคัญในการนำไปคำนวณเพื่อบอกเขตของข้อมูลในแต่ละกลุ่ม Hyperplane คือเส้นที่ลากแบ่งข้อมูลออกเป็นแต่ละกลุ่ม และสุดท้ายคือ Margin เป็นช่องว่างระหว่างจุดข้อมูลต่างกลุ่ม (class) ที่ใกล้มากที่สุด Margin ที่มีความกว้างมากถือเป็นการแบ่งข้อมูลที่ดี

เทคนิค Random Forest

เทคนิค Random Forest เป็นเทคนิคที่ถูกพัฒนามาจากเทคนิค Decision Tree และเทคนิค Bagging เทคนิคดังกล่าวเป็นการสร้าง Decision Tree จำนวนหลายต้น โดยแต่ละต้นเกิดจากการ Bootstrap หรือ สุ่มข้อมูลทั้งหมดออกเป็นชุดข้อมูลย่อย และหาผลลัพธ์ที่ต้นไม้ส่วนใหญ่ทำนายเหมือนกัน (Majority voting) แต่เทคนิค Random forest จะกำหนดจำนวนตัวแปรที่สุ่มเพื่อใช้ในการสร้างต้นไม้ในแต่ละครั้ง เพื่อสร้างความหลากหลายของต้นไม้ที่สร้างขึ้น ทำให้ทราบว่าตัวแปรสำคัญมากหรือน้อย และสามารถกำจัดตัวแปรที่ไม่เกี่ยวข้องกับการทำนายออกได้ เป็นการเพิ่มประสิทธิภาพในการทำนายของต้นไม้และเพิ่มความหลากหลายของตัวแปร ลดความเอนเอียง (Bias) และความจำเพาะเจาะจงของตัวแบบ (Overfitting)

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

เทคนิค Artificial Neural Network

เทคนิค Neural Network หรือชื่อเต็มคือ Artificial Neural Network เป็นเทคนิคที่ถูกพัฒนาจากแนวคิดการทำงานของระบบประสาทในสมองมนุษย์ โดยสมองประกอบด้วยเซลล์ประสาท (neuron) จำนวนมหาศาลแต่ละเซลล์ประสาทจะเชื่อมต่อกัน เซลล์ประสาทหนึ่งสามารถติดต่อกับเซลล์ประสาทอื่นได้มากมาย เพื่อส่งสัญญานกระแสประสาท แนวคิดนี้จึงถูกนำมาใช้ในการศึกษาด้านการเรียนรู้ของเครื่อง และถูกเรียกว่าเครือข่ายประสาทเทียมหรือ Artificial Neural Network (Winters-Miner et al., 2015) เทคนิค Neural Network ประกอบด้วย 3 ชั้น (Layer) ที่เปรียบเสมือนเซลล์ประสาท ประกอบด้วย Input layer เป็นส่วนที่ใช้ในการนำข้อมูลที่ใช้ในการทำนายเข้ามาสู่ตัวแบบ Hidden layer เป็นชั้นที่มีการปรับฟังก์ชันทางคณิตศาสตร์ในการทำนายเพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่แม่นยำ Output layer เป็นชั้นที่แปลงผลข้อมูลที่ได้จาก Hidden layer สู่ผลลัพธ์ โดยข้อดีของเทคนิคดังกล่าวคือ เป็นเทคนิคที่มีศักยภาพในการสร้างตัวแบบที่มีความแม่นยำสูง

3.3.5 การประเมินประสิทธิภาพของตัวแบบ

ผู้วิจัยได้เลือกใช้ค่าประเมินประสิทธิภาพของตัวแบบโดยการกำหนดให้ข้อมูลเป็น Positive และ Negative โดยแบ่งเป็นผลลัพธ์ 2 ส่วน ประกอบด้วย

ผลลัพธ์ Scale E

Positive คือ บุคลิกภาพแบบแสดงออก (Extraversion)

Negative คือ บุคลิกภาพแบบเก็บตัว (Introversion)

ผลลัพธ์ Scale N

Positive คือ มีความมั่นคงทางอารมณ์ (Stability)

Negative คือ ไม่มีความมั่นคงทางอารมณ์ (Neuroticism)

การประเมินที่ใช้ในการวิจัยด้านการพัฒนาตัวแบบโดยการเรียนรู้ของเครื่อง ได้แก่ การประเมินด้วย Confusion matrix กำหนดให้

1. ผลบวกจริง (TP : True Positive) คือจำนวนครั้งที่ตัวแบบรู้จำผลลัพธ์เป็น Positive อย่างถูกต้อง
2. ผลบวกปลอม (FP : False Positive) คือจำนวนครั้งที่ตัวแบบรู้จำผลลัพธ์เป็น Positive แต่คำตอบจริงเป็น Negative
3. ผลลบจริง (TN : True Negative) คือจำนวนครั้งที่ตัวแบบรู้จำผลลัพธ์เป็น Negative อย่างถูกต้อง
4. ผลลบปลอม (FN : False Negative) คือจำนวนครั้งที่ตัวแบบรู้จำผลลัพธ์เป็น Negative แต่คำตอบจริงเป็น Positive

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

ตารางที่ 3.2 แสดง Confusion Matrix

Confusion matrix		Actual	
		Positive	Negative
Prediction	Positive	TP	FP
	Negative	FN	TN

ตัววัดสำคัญในการประเมิน

ค่าความถูกต้อง (Accuracy)

เป็นค่าวัดถึงประสิทธิภาพที่วัดถึงความถูกต้องของตัวแบบในการรู้จำโดยคิดมาจากผลรวมของค่า TP และ TN ที่ตัวแบบรู้จำเทียบกับข้อมูลทั้งหมดที่มีการรู้จำ

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

ค่าความระลึก

ค่าระลึกคือค่าที่วัดประสิทธิภาพของตัวแบบในการครอบคลุมข้อมูลกลุ่มที่สนใจ โดยสามารถแบ่งออกเป็นสองค่า

1. **ค่าความไว (Sensitivity)** เป็นค่าที่บอกประสิทธิภาพของตัวแบบในการครอบคลุมข้อมูลที่มีคลาสเป็นค่า Positive

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

2. **ค่าความจำเพาะ (Specificity)** เป็นค่าที่บอกประสิทธิภาพของตัวแบบในการครอบคลุมข้อมูลที่มีคลาสเป็น Negative

$$Specificity = \frac{TN}{TN + FP}$$

ค่าความแม่นยำ

Positive Predictive Value (Precision)

เป็นค่าที่แสดงถึงความสามารถของตัวแบบในการรู้จำ TP เทียบกับข้อมูลทั้งหมดที่ทำนายเป็น Positive ถ้ามีค่ามาก จะถือว่าโมเดลเหล่านั้นมีความแม่นยำในการรู้จำข้อมูล Positive ที่สูง

$$Positive\ predictive\ value(Precision) = \frac{TP}{TP + FP}$$

Negative Predictive Value

เป็นค่าที่แสดงถึงความสามารถของตัวแบบในการรู้จำ TN เทียบกับข้อมูลทั้งหมดที่ทำนายเป็น Negative ถ้ามีค่ามาก จะถือว่าโมเดลเหล่านั้นมีความแม่นยำในการรู้จำข้อมูล Negative ที่สูง

$$Negative\ predictive\ value = \frac{TN}{TN + FN}$$

ค่าเอฟวัน (F1 Score)

เป็นค่าที่นำค่าระลึกและค่าความแม่นยำมาประเมินร่วมกัน โดยนำค่าทั้งสองมาหาค่าเฉลี่ยฮาร์โมนิก

$$F1\ score = \frac{2 \times [recall\ (P\ or\ N) \times Precision\ (P\ or\ N)]}{recall\ (P\ or\ N) + Precision\ (P\ or\ N)}$$

ตัววัดสำคัญในงานวิจัยและบริบทศูนย์บริการข้อมูลลูกค้า

การพัฒนาตัวแบบรู้จำบุคลิกภาพผ่านเสียงต้องคำนึงถึงความสามารถในการรู้จำบุคลิกภาพของลูกค้าได้อย่างแม่นยำ ไม่ว่าบุคลิกภาพจะถูกแทนเป็น Positive (บุคลิกภาพแบบแสดงออกหรือบุคลิกภาพแบบมีความมั่นคงทางอารมณ์) หรือ Negative (บุคลิกภาพแบบเก็บตัวหรือบุคลิกภาพแบบไม่มีความมั่นคงทางอารมณ์) ตามตาราง Confusion Matrix เนื่องจากบุคคลมีบุคลิกภาพที่แตกต่างกัน ไม่ได้ถูกตีความว่าผิดหรือถูก และผลลัพธ์ที่ได้มามีคุณค่าเท่ากันเนื่องจากบุคคลที่มีบุคลิกภาพต่างกัน ต่างก็ต้องถูกจัดสรรพนักงานเพื่อการจัดการที่ต่างกัน เพื่อความพึงพอใจของลูกค้า นอกจากนั้น ในการเสนอบริการ เช่นการเสนอโปรโมชั่น จำเป็นที่จะต้องเสนอการบริการที่แตกต่างกันไปตามบุคลิกภาพ เพราะฉะนั้นการพิจารณาค่า True Positive และ True Negative แยกกัน จึงเป็นสิ่งสำคัญต่องานวิจัยครั้งนี้ ตัววัดที่สำคัญกับงานวิจัยครั้งนี้จึงเป็นค่า Positive Predictive Value (Precision) และ Negative Predictive Value โดยค่าวัดทั้งสองควรมีค่าที่มาก เพื่อให้ตัวแบบมีความแม่นยำในการรู้จำบุคลิกภาพทั้ง 2 แบบที่ตรงข้ามกัน

เทคนิคในการประเมินประสิทธิภาพตัวแบบ

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

เนื่องจากขนาดของข้อมูลในการศึกษาครั้งนี้มีขนาดที่จำกัด เทคนิค Leave-one-out cross-validation (LOOCV) จึงถูกนำมาใช้ประเมินประสิทธิภาพของตัวแบบ โดยเทคนิคดังกล่าวใช้ข้อมูลบันทึก (record) ทั้งหมดลบออกด้วย 1 บันทึก เพื่อเป็นชุดข้อมูลในการสอนตัวแบบ (Train set) และบันทึกที่ถูกลบออกเป็นข้อมูลในการประเมินประสิทธิภาพของตัวแบบ (Test set) โดยเทคนิคดังกล่าวจะประเมินเป็นจำนวนเท่ากับขนาดของข้อมูล กล่าวคือ บันทึกทุกบันทึกจะถูกนำมาเป็นข้อมูลในการประเมินประสิทธิภาพของตัวแบบทั้งหมด ผลลัพธ์ที่ได้จะถูกบันทึกลงใน confusion matrix และคำนวณออกเป็นค่าวัดประสิทธิภาพ

บทที่ 4 ผลการทดลอง

4.1 หน่วยตัวอย่าง

หน่วยตัวอย่างที่ผ่านเกณฑ์ โดยแบ่งตามบุคลิกภาพและเพศ สำหรับ E-scale แสดงในตารางที่ 4.1 และ สำหรับ N-scale แสดงในตารางที่ 4.2 โดยจำนวนหน่วยตัวอย่างในแต่ละกลุ่มมีจำนวน 20 คนขึ้นไปตามที่ผู้วิจัยได้ทำการออกแบบ รวมจำนวนหน่วยตัวอย่างทั้งหมด 92 คน

ตารางที่ 4.1 จำนวนหน่วยตัวอย่างโดยแบ่งตามบุคลิกภาพภายใต้ E-scale และ เพศ

Scale E	เพศ	จำนวน
Extraversion	ชาย	26
	หญิง	21
Introversion	ชาย	22
	หญิง	23
รวมทั้งหมด		92

ตารางที่ 4.2 จำนวนหน่วยตัวอย่างโดยแบ่งตามบุคลิกภาพภายใต้ N-scale และเพศ

Scale N	เพศ	จำนวน
Neuroticism	ชาย	27
	หญิง	24
Stability	ชาย	21
	หญิง	20
รวมทั้งหมด		92

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

4.2 การจัดการเสียง

ไฟล์เสียงมีจำนวนทั้งหมด 92 ไฟล์ โดยมีรายละเอียดแสดงในตารางที่ 5 พบว่าไฟล์เสียงมีความยาวทั้งหมดก่อนนำไปตัดส่วนที่เงียบเท่ากับ 5 ชั่วโมง 47 นาที 56 วินาที เมื่อนำไปตัดส่วนที่เงียบแล้วมีความยาวเหลืออยู่ที่ 2 ชั่วโมง 44 นาที 17 วินาที และค่าความยาวเฉลี่ยต่อหน่วยตัวอย่างก่อนตัดส่วนที่เงียบอยู่ที่ 3 นาที 47 วินาททที หลังตัดส่วนที่เงียบความยาวเฉลี่ยต่อหน่วยตัวอย่างเท่ากับ 1 นาที 47 วินาที ดังแสดงในตารางที่ 4.3

ตารางที่ 4.3 แสดงค่าสถิติเชิงพรรณนาของไฟล์เสียง (มีหน่วยเป็น ชั่วโมง : นาที : วินาที)

การตัดเสียงเงียบ	ระยะเวลาทั้งหมด	ค่าเฉลี่ย (Mean)	ค่ามัธยฐาน (Median)	ค่าสูงสุด (Max)	ค่าต่ำสุด (Min)
ก่อน	05:47:56	00:03:47	00:03:48	00:07:51	00:02:15
หลัง	02:44:17	00:01:47	00:01:45	00:04:20	00:00:25

หลังจากผู้วิจัยได้ทำการเก็บข้อมูลทั้งสองอย่าง ประกอบด้วยข้อมูลบุคลิกภาพและข้อมูลเสียงพูดครบแล้ว ผู้วิจัยจะนำไฟล์เสียงที่ได้เข้าสู่โปรแกรม openSMILE เพื่อสกัดคุณลักษณะของเสียง และนำข้อมูลเหล่านั้นมาประกอบข้อมูลบุคลิกภาพซึ่งเป็น target class ของการพัฒนาตัวแบบในขั้นตอนถัดไป

4.3 การปรับแต่งคุณลักษณะของตัวแบบ

ตัวแบบที่ใช้ในการรู้จำเสียงพูด จำเป็นต้องผ่านการปรับแต่งคุณลักษณะ เพื่อให้ตัวแบบแต่ละชนิดมีประสิทธิภาพมากขึ้น การหาคุณลักษณะที่ดีที่สุดสำหรับตัวแบบขึ้นอยู่กับความเหมาะสมในการใช้ หรือการสร้างกราฟเพื่อประเมินประสิทธิภาพของตัวแบบ โดยข้อมูลต่อไปนี้เป็นรหัสคอมพิวเตอร์ในภาษาไพทอน (python) สำหรับเครื่องซึ่งใช้ในการสร้างตัวแบบ มาจาก Scikit-learn ทั้งหมด ยกเว้น Artificial neural network ซึ่งมาจาก Keras โดยจะบอกสิ่งที่ปรับแต่ง (configuration) แบ่งตามเทคนิคในตารางสรุปข้อมูลการปรับแต่งทั้งหมดสำหรับ E-scale และ N-scale โดยแสดงในตารางที่ 4.4 และ 4.5 ตามลำดับ และรายละเอียดของการปรับแต่งแต่ละเทคนิคดังตารางที่ 4.6 ถึง 4.12 ทั้งนี้ในทุกเทคนิคยกเว้น Artificial neural network มีการกำหนด random_state =1234 เพื่อให้ผลลัพธ์ในการพัฒนาตัวแบบทุกครั้งเริ่มต้นด้วยค่าสุ่มเดียวกันและสามารถเปรียบเทียบกันได้ รวมถึงปรับ class_weight = 'balanced' ซึ่งเป็นการปรับน้ำหนักของ target class ที่มีจำนวนข้อมูลน้อยให้มีความสมดุลกับ target class ที่มีจำนวนข้อมูลมากกว่า เพื่อลดปัญหาในเรื่องตัวแบบเรียนรู้ target class หนึ่งมากกว่าอีก target class หนึ่งและส่งผลต่อความถูกต้องในการทำนาย

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

4.3.1 สรุปการปรับแต่งตัวแบบสำหรับ E-scale

ตารางที่ 4.4 ตารางสรุปคุณลักษณะที่ปรับแต่งสำหรับ E-scale

เทคนิคในการสร้างตัวแบบ	รายละเอียดการปรับแต่งคุณลักษณะ
Logistic regression	LogisticRegression(dual=True, class_weight='balanced' , solver='liblinear', random_state = 1234)

เทคนิคในการสร้างตัวแบบ	รายละเอียดการปรับแต่งคุณลักษณะ
SVC	SVC(kernel = 'linear', class_weight = 'balanced', random_state = 1234)
LinearSVC	LinearSVC(dual =True, class_weight='balanced',random_state=1234)
Random forest	RandomForestClassifier(max_features='sqrt', n_estimators = 110, min_samples_split=6, min_samples_leaf = 5, class_weight='balanced',random_state=1234)
Artificial neural network	model = Sequential() model.add(Dense(50, input_dim=6126, activation='relu')) model.add(Dense(1, activation='sigmoid')) model.compile(loss='binary_crossentropy', optimizer='adam', metrics='accuracy') model.fit(X_train, y_train, epochs = 150, verbose = 0)

4.3.2 สรุปการปรับแต่งตัวแบบสำหรับ N-scale

ตารางที่ 4.5 ตารางสรุปคุณลักษณะที่ปรับแต่งสำหรับ N-scale

เทคนิคในการสร้างตัวแบบ	รายละเอียดการปรับแต่งคุณลักษณะ
Logistic regression	LogisticRegression(dual=True, class_weight='balanced' , solver='liblinear', random_state = 1234)
SVC	SVC(kernel = 'linear', class_weight = 'balanced', random_state = 1234)
LinearSVC	LinearSVC(dual =True, class_weight='balanced',random_state=1234)
Random forest	RandomForestClassifier(max_features='sqrt', n_estimators = 60, min_samples_split=2, min_samples_leaf = 1, class_weight='balanced',random_state=1234)
Artificial neural network	model = Sequential() model.add(Dense(200, input_dim=6126, activation='relu')) model.add(Dense(1, activation='sigmoid'))

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

เทคนิคในการสร้างตัวแบบ	รายละเอียดการปรับแต่งคุณลักษณะ
	model.compile(loss='binary_crossentropy', optimizer='adam', metrics='accuracy') model.fit(X_train, y_train, epochs = 100, verbose = 0)

4.3.3 Logistic regression

ตารางที่ 4.6 คุณลักษณะที่ปรับแต่งและรายละเอียดของตัวแบบที่ใช้เทคนิค Logistic regression ของ E-scale และ N-scale

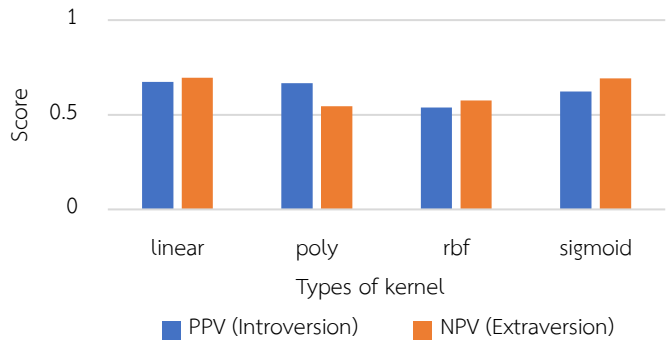
คุณลักษณะที่ปรับแต่ง	รายละเอียด
Dual = True	การกำหนดในการใช้ Dual formulation ข้อกำหนดในการใช้คือ dual = False เมื่อ จำนวนตัวอย่างมากกว่าจำนวน feature แต่ในการศึกษาครั้งนี้มีจำนวน feature มากกว่าตัวอย่าง จึงใช้ค่า dual = True
solver = 'liblinear'	การเลือกชนิดของอัลกอริทึมในการแก้ปัญหา สำหรับข้อมูลที่มีจำนวนน้อย การใช้ solver แบบ liblinear สามารถทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพมากกว่า โดย solver ชนิดอื่นเหมาะสำหรับข้อมูลที่มีจำนวนมาก

4.3.4 Support vector machine หรือ Support vector classification (SVC)

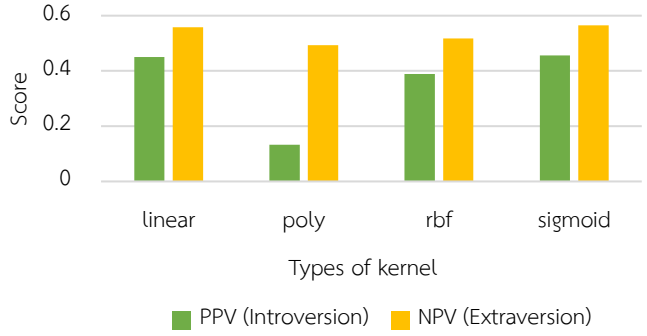
ตารางที่ 4.7 คุณลักษณะที่ปรับแต่งและรายละเอียดของตัวแบบที่ใช้เทคนิค SVC ของ E-scale และ N-scale

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

คุณลักษณะที่ปรับแต่ง	รายละเอียด
kernel = 'linear'	เป็นการกำหนด kernel ในการแบ่งข้อมูลให้กับตัวแบบ ประกอบด้วย kernel แบบ linear, poly, rbf และ sigmoid ประสิทธิภาพของแต่ละ kernel สำหรับ E-scale แสดงในรูปที่ 4.1 และสำหรับ N-scale แสดงในรูปที่ 4.2 จากรูปดังกล่าว ผู้วิจัยจึงเลือกใช้ kernel = ‘linear’ สำหรับทั้งสอง scale เนื่องจากเป็น kernel ที่ให้ค่าดีที่สุด



รูปที่ 4.1 แสดงประสิทธิภาพของการกำหนด kernel แต่ละชนิดของตัวแบบ SVC ในการรู้จำ E-scale



รูปที่ 4.2 แสดงประสิทธิภาพของการกำหนด kernel แต่ละชนิดของตัวแบบ SVC ในการรู้จำ N-scale

จากการศึกษาตัวแบบ SVC พบว่า kernel ชนิด linear มีประสิทธิภาพมากที่สุด ผู้วิจัยจึงทำการศึกษาต่อ สำหรับชนิดของตัวแบบดังกล่าว โดยใช้ตัวแบบ LinearSVC ซึ่งเป็นตัวแบบที่ออกแบบมาเฉพาะสำหรับ Support vector classification ที่ใช้ kernel แบบ linear

4.3.5 LinearSVC

ตารางที่ 4.8 คุณลักษณะที่ปรับแต่งและรายละเอียดของตัวแบบที่ใช้เทคนิค Linear SVC ของ E-scale และ N-scale

คุณลักษณะที่ปรับแต่ง	รายละเอียด
dual = True	dual เป็นการเลือกอัลกอริทึมในการแก้ปัญหา ประกอบด้วยแบบ dual หรือ primal โดยข้อกำหนดในการใช้ควรใช้ dual = False เมื่อจำนวนตัวอย่างมากกว่า feature แต่ในการศึกษาครั้งนี้จำนวน feature มีจำนวนมากกว่าตัวอย่างจึงให้ค่า dual = True

4.3.6 Random forest

ในส่วนของตัวแบบที่พัฒนาด้วยเทคนิค Random forest เนื่องจากมีการปรับแต่งคุณลักษณะที่แตกต่างกันออกไป ผู้วิจัยจึงแบ่งหัวข้อออกเป็นส่วนของ E-scale และ N-scale เพื่อความง่ายต่อการทำความเข้าใจ

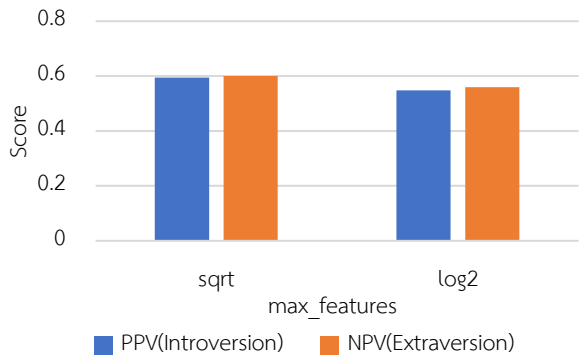
E-scale

ตารางที่ 4.9 คุณลักษณะที่ปรับแต่งและรายละเอียดของตัวแบบที่ใช้เทคนิค Random forest ของ E-scale

คุณลักษณะที่ปรับแต่ง	รายละเอียด
max_features = 'sqrt'	จำนวนของ feature สูงสุดที่นำมาใช้ในการสร้างต้นไม้แต่ละต้น เพื่อเพิ่มความหลากหลายของ feature ที่ใช้เป็น node ใน decision tree ผู้วิจัยได้ทำการศึกษาโดยการปรับเปลี่ยน max_features ทั้งหมด 2 ค่าได้แก่ sqrt และ log2 ซึ่งได้ผลตามรูปที่ 4.3 โดย max_features = 'sqrt' มีค่าประสิทธิภาพ Positive Predictive value และ Negative Predictive value ที่ดีกว่า ผู้วิจัยจึงเลือกใช้ sqrt สำหรับ E-scale
n_estimators = 110	เป็นการกำหนดจำนวน decision tree ทั้งหมดในตัวแบบ Random forest ทั้งนี้ n_estimators ที่เหมาะสมจำเป็นต้องสร้างกราฟเส้น เพื่อดูความสัมพันธ์ของ n_estimators ที่ทำให้ตัวแบบมีประสิทธิภาพมากที่สุด ดังรูปที่ 4.4 สำหรับค่า n_estimators ที่ทำให้ประสิทธิภาพมากที่สุด ของ Scale-E คือ 110
min_samples_split = 6	จำนวนน้อยที่สุดของที่ทำการแยกข้อมูลออกจากกันในแต่ละ node จำเป็นต้องหาค่าที่เหมาะสมโดยการสร้างกราฟเพื่อดูความสัมพันธ์ระหว่าง min_samples_split และ ประสิทธิภาพของตัวแบบ กราฟเส้นสำหรับ E-scale เมื่อ min_samples_split ที่เปลี่ยนไปโดยกำหนด n_estimators ไว้ที่ 110 ดังรูปที่ 4.5 สำหรับค่า min_samples_split ที่ทำให้ประสิทธิภาพมากที่สุด ของ Scale-E คือ 6 (เลือกใช้ 6 มากกว่า 5 เนื่องจาก เนื่องจากพิจารณาค่าเฉลี่ยของ Positive predictive value และ Negative predictive value)
min_samples_leaf	min_samples_leaf

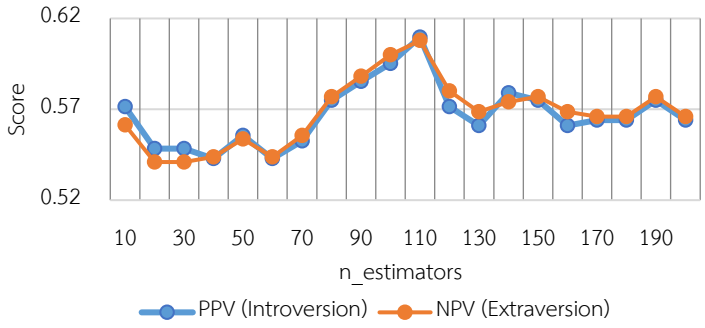
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

คุณลักษณะที่ปรับแต่ง	รายละเอียด
= 5	จำนวนน้อยที่สุดของข้อมูลที่เป็น leaf node โดยต้องสร้างกราฟเส้นเพื่อดูความสัมพันธ์ระหว่าง min_samples_leaf และ ประสิทธิภาพของตัวแบบ ประกอบด้วยกราฟแสดงประสิทธิภาพ เมื่อ min_samples_leaf ที่เปลี่ยนไปโดยกำหนด n_estimators = 110 และ min_sample_split = 6 ดังรูปที่ 4.6 สำหรับค่า min_samples_leaf ที่ทำให้ประสิทธิภาพมากที่สุดของ Scale-E คือ 5

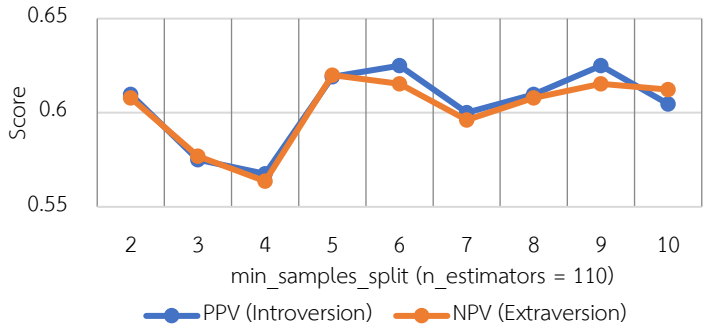


รูปที่ 4.3 แสดงประสิทธิภาพของตัวแบบซึ่งคำนวณจากค่า Positive predictive value (Introversion) และ Negative predictive value (Extraversion) ของตัวแบบ Random forest เมื่อมีคุณลักษณะ max_features ที่เปลี่ยนไป

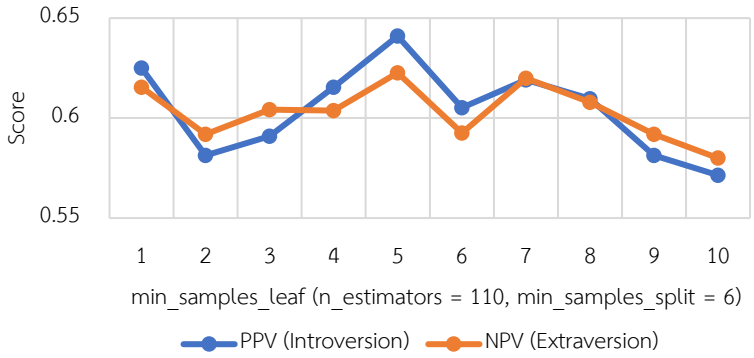
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



รูปที่ 4.4 แสดงประสิทธิภาพของตัวแบบซึ่งคำนวณจากค่า Positive predictive value (Introversion) และ Negative predictive value (Extraversion) ของตัวแบบ Random forest เมื่อมีคุณลักษณะ n_estimators ที่เปลี่ยนไป



รูปที่ 4.5 แสดงประสิทธิภาพของตัวแบบซึ่งคำนวณจากค่า Positive predictive value (Introversion) และ Negative predictive value (Extraversion) ของตัวแบบ Random forest เมื่อมีคุณลักษณะ min_samples_split ที่เปลี่ยนไป โดย n_estimators = 110



รูปที่ 4.6 แสดงประสิทธิภาพของตัวแบบซึ่งคำนวณจากค่า Positive predictive value (Introversion) และ Negative predictive value (Extraversion) ของตัวแบบ Random forest เมื่อมีคุณลักษณะ min_samples_leaf ที่เปลี่ยนไป โดย n_estimators = 110 และ min_samples_split = 6

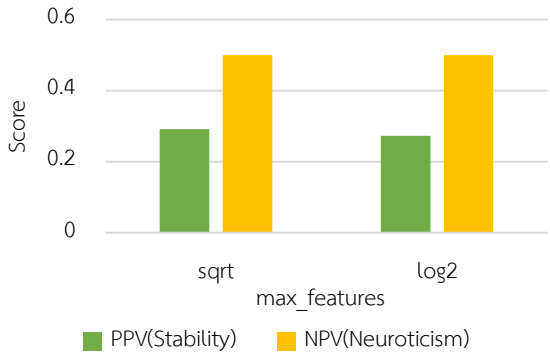
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

N-scale

ตารางที่ 4.10 คุณลักษณะที่ปรับแต่งและรายละเอียดของตัวแบบที่ใช้เทคนิค Random forest ของ N-scale

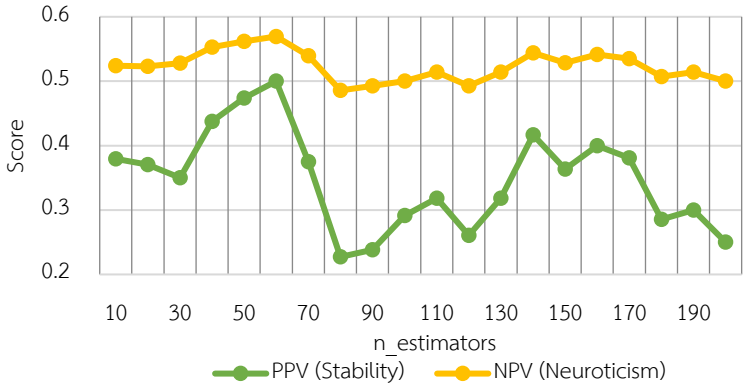
คุณลักษณะที่ปรับแต่ง	รายละเอียด
max_features = 'sqrt'	ผู้วิจัยได้ทำการปรับเปลี่ยน max_features ทั้งหมด 2 ค่าได้แก่ sqrt และ log2 ซึ่งได้ผลตามรูปที่ 4.7 โดย sqrt มีค่าประสิทธิภาพที่ดีกว่า ผู้วิจัยจึงเลือกใช้ sqrt สำหรับ N-scale
n_estimators = 60	ดังรูปที่ 4.8 สำหรับค่า n_estimators ที่ทำให้ค่าประสิทธิภาพมากที่สุด

คุณลักษณะที่ปรับแต่ง	รายละเอียด
	ของ Scale-N คือ 60
min_samples_split = 2	สำหรับ N-scale เมื่อ min_samples_split ที่เปลี่ยนไปโดยกำหนด n_estimators ไว้ที่ 60 ดังรูปที่ 4.9 โดย min_sample_split ที่ทำให้มีประสิทธิภาพมากที่สุดคือ 2
min_samples_leaf = 1	กราฟแสดงประสิทธิภาพ เมื่อ min_samples_leaf ที่เปลี่ยนไปโดยกำหนด n_estimators = 60 และ min_sample_split = 2 ดังรูปที่ 4.10 สำหรับค่า min_samples_leaf ที่ทำให้มีประสิทธิภาพมากที่สุดคือ 1

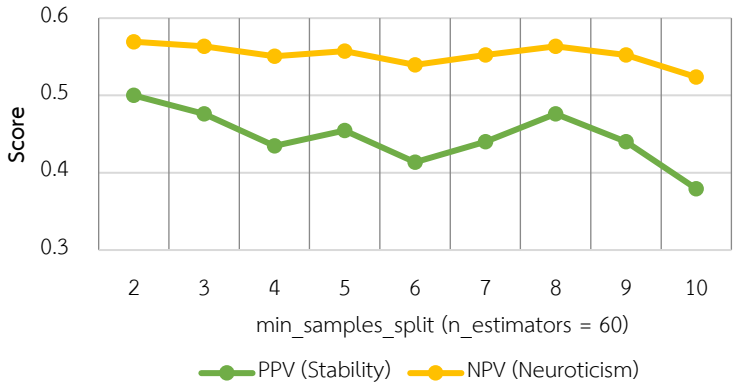


รูปที่ 4.7 แสดงประสิทธิภาพของตัวแบบซึ่งคำนวณจากค่า Positive predictive value (Stability) และ Negative predictive value (Neuroticism) ของตัวแบบ Random forest เมื่อมีคุณลักษณะ max_features ที่เปลี่ยนไป

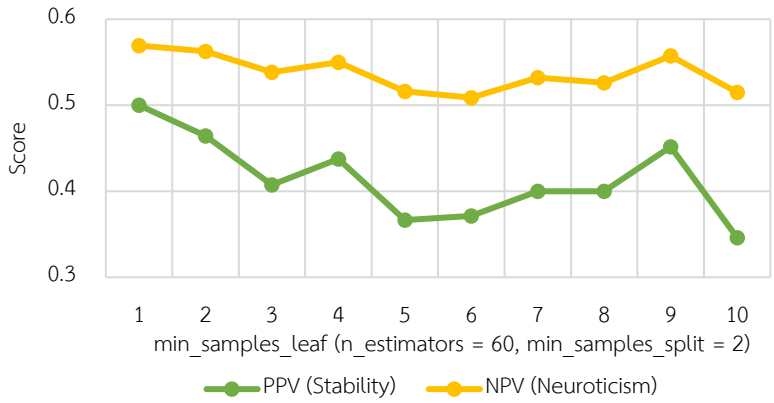
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY



รูปที่ 4.8 แสดงประสิทธิภาพของตัวแบบซึ่งคำนวณจากค่า Positive predictive value (Stability) และ Negative predictive value (Neuroticism) ของตัวแบบ Random forest เมื่อมีคุณลักษณะ n_estimators ที่เปลี่ยนไป



รูปที่ 4.9 แสดงประสิทธิภาพของตัวแบบซึ่งคำนวณจากค่า Positive predictive value (Stability) และ Negative predictive value (Neuroticism) ของตัวแบบ Random forest เมื่อมีคุณลักษณะ min_samples_split ที่เปลี่ยนไป โดย n_estimators = 60



CHULALONGKORN UNIVERSITY

รูปที่ 4.10 แสดงประสิทธิภาพของตัวแบบซึ่งคำนวณจากค่า Positive predictive value (Stability) และ Negative predictive value (Neuroticism) ของตัวแบบ Random forest เมื่อมีคุณลักษณะ min_samples_leaf ที่เปลี่ยนไป โดย n_estimators = 60 และ min_samples_split = 2

4.3.7 Artificial neural network

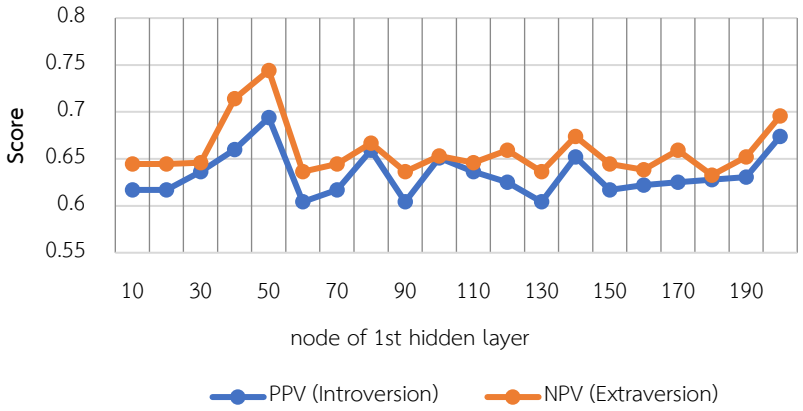
ในส่วนของตัวแบบดังกล่าว เนื่องจากมีการปรับแต่งคุณลักษณะที่แตกต่างกันออกไป ผู้วิจัยจึงแบ่งหัวข้อออกเป็นส่วนของ E-scale และ N-scale เพื่อความง่ายต่อการทำความเข้าใจ

E-scale

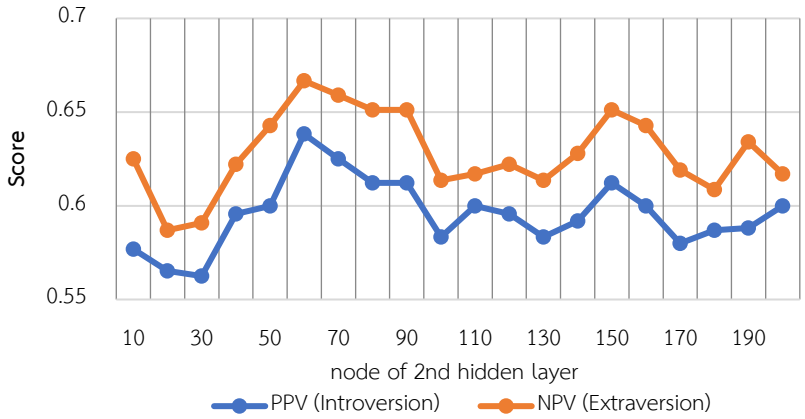
ตารางที่ 4.11 คุณลักษณะที่ปรับแต่งและรายละเอียดของตัวแบบที่ใช้เทคนิค Artificial neural network ของ E-scale

คุณลักษณะที่ปรับแต่ง	รายละเอียด
1st hidden layer	1st hidden layer ผู้วิจัยได้ทำการทดลองใช้ 1st hidden layer และทำการเริ่มต้นค่าตั้งแต่ 10 จนถึง 200 โดยทำการเพิ่มค่าทีละ 10 ได้ผลดังรูปที่ 4.11 โดยจำนวน node ที่ดีที่สุดคือที่จำนวน 50 node มีค่า Positive predictive value = 0.74 และ Negative predictive value = 0.69
2nd hidden layer	หลังจากได้ค่าที่ดีที่สุดสำหรับ 1st hidden layer ผู้วิจัยได้เพิ่ม 2nd Hidden layer และตรวจสอบคะแนนของแต่ละ node ตามรูปที่ 4.12 โดยจำนวน node ที่ดีที่สุดคือที่จำนวน 60 node มีค่า Positive predictive value = 0.64 และ Negative predictive value = 0.67 ทั้งนี้ค่าที่ได้มีค่าต่ำกว่าตัวแบบที่มี 1st hidden layer ชั้นเดียว
3rd hidden layer	หลังจากที่ได้ผลการทดลองของทั้ง 2 hidden layer แล้ว ผู้วิจัยได้ทำการศึกษาเพิ่มว่าการเพิ่มขึ้นของ Hidden layer ไม่ได้เป็นการเพิ่ม Positive predictive value โดยการทำการทดลองกับ 3rd hidden layer ซึ่งได้ผลดังรูปที่ 4.13 โดยจำนวน node ที่ดีที่สุดคือที่จำนวน 170 node มีค่า Positive predictive value = 0.65 และ Negative predictive value = 0.71 ทั้งนี้ค่าที่ได้มีค่าต่ำกว่าตัวแบบที่มี hidden layer เดียว ผู้วิจัยจึงหยุดเพิ่มจำนวนของ hidden layer
Epoch	สำหรับสิ่งสำคัญของเทคนิค Artificial neural network ที่จำเป็นในการปรับคือ epoch โดยเมื่อผู้วิจัยได้จำนวน node ใน hidden layer และจำนวน hidden layer ที่เหมาะสมแล้ว ผู้วิจัยจะทำการปรับ epoch ดังรูปที่ 4.14 พบว่า epoch ที่ดีที่สุดคือ epoch = 150 โดยมี Positive predictive value อยู่ที 0.71 และ Negative predictive value อยู่ที่ 0.75

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

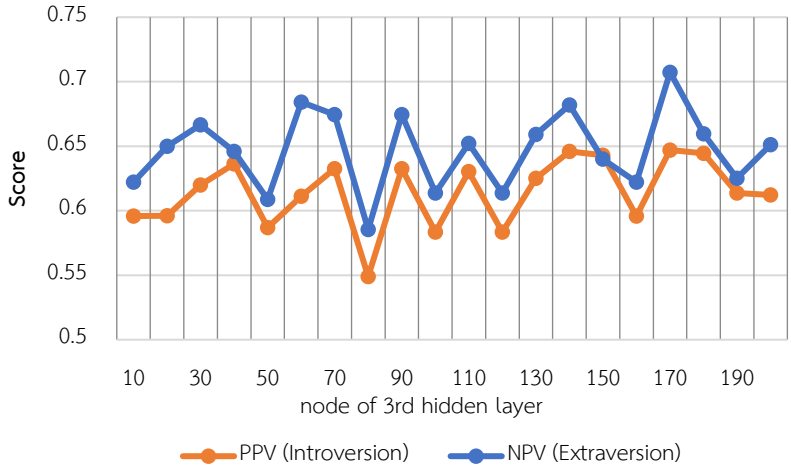


รูปที่ 4.11 แสดงความสัมพันธ์ระหว่างคะแนน Positive predictive value (Introversion) และ Negative predictive value (Extraversion) กับ จำนวนของ node ใน 1st hidden layer

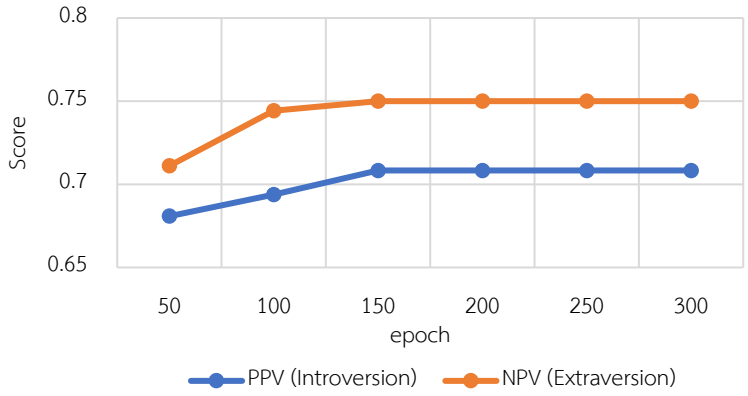


รูปที่ 4.12 แสดงความสัมพันธ์ระหว่างคะแนน Positive predictive value (Introversion) และ Negative predictive value (Extraversion) กับ จำนวนของ node ใน 2nd hidden layer

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University



รูปที่ 4.13 แสดงความสัมพันธ์ระหว่างคะแนน Positive predictive value (Introversion) และ Negative predictive value (Extraversion) กับ จำนวนของ node ใน 3rd hidden layer



รูปที่ 4.14 แสดงการปรับ epoch ในเทคนิค Artificial neural network ของ E-scale

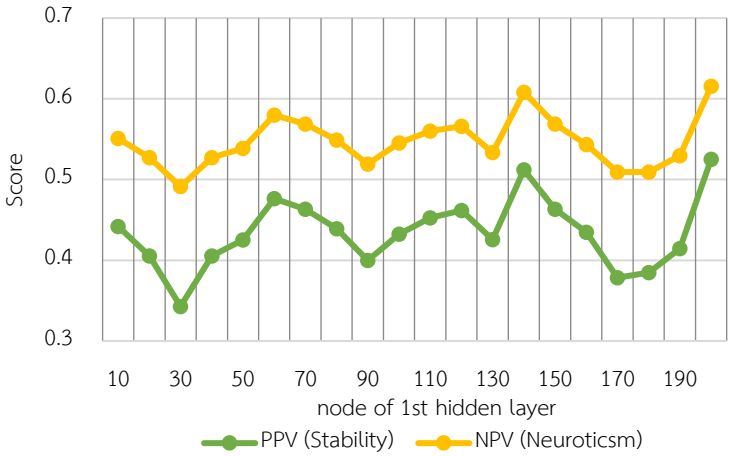
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

N-scale

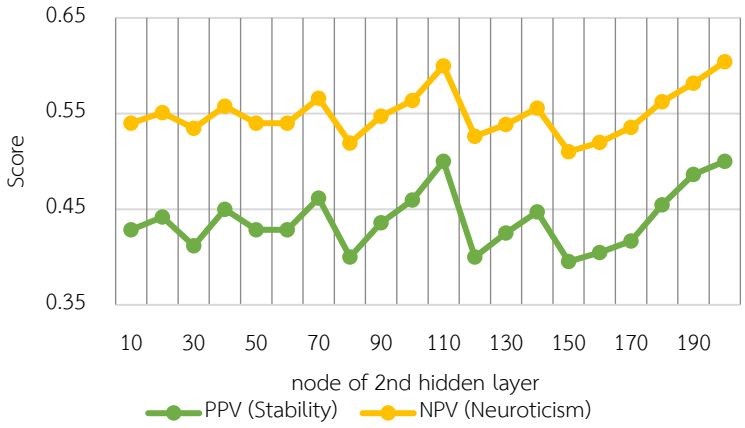
ตารางที่ 4.12 คุณลักษณะที่ปรับแต่งและรายละเอียดของตัวแบบที่ใช้เทคนิค Artificial neural network ของ N-scale

คุณลักษณะที่ปรับแต่ง	รายละเอียด
1st hidden layer	ผู้วิจัยได้ทำการทดลองใช้ 1st hidden layer และทำการเริ่มต้นค่าตั้งแต่ 10 จนถึง 200 โดยทำการเพิ่มค่าทีละ 10 ได้ผลดังรูปที่ 4.15 โดยจำนวน node ที่ดีที่สุดคือที่จำนวน 200 node มีค่า Positive predictive value = 0.53 และ Negative predictive value = 0.62
2nd hidden layer	ผู้วิจัยได้ทำการเพิ่มจำนวน 1 layer และทำการทดลองว่าจำนวน node

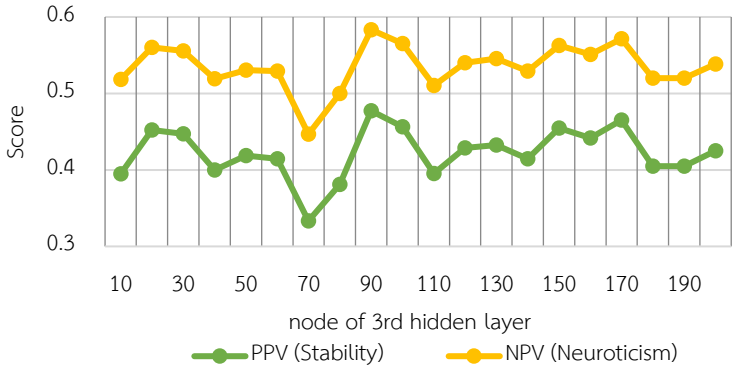
คุณลักษณะที่ปรับแต่ง	รายละเอียด
	จำนวนเท่าใดจะทำให้มีค่าวัดมากขึ้น โดยกำหนดให้ 1st hidden layer มีจำนวน node = 200 โดยผลดังรูปที่ 4.16 จำนวน node ที่ดีที่สุดคือ 200 node ค่า Positive predictive value = 0.5 และ Negative predictive value = 0.604 ทั้งนี้ค่าที่ได้ยังไม่ได้เท่ากับการมี hidden layer เดียว
3rd hidden layer	ต่อมาผู้วิจัยได้ทำการเพิ่มอีก hidden layer เพื่อเป็นการยืนยันว่าการเพิ่ม hidden layer จะไม่ได้เป็นการเพิ่มค่า Positive predictive value และ Negative predictive value โดยผลเป็นไปตามรูปที่ 4.17 ค่าที่ดีที่สุดอยู่ที่ 90 node โดยมี Positive predictive value = 0.48 และ Negative predictive value = 0.58 โดยค่าที่ได้มีค่าน้อยกว่าการที่ตัวแบบมี hidden layer เดียว ผู้วิจัยจึงเลือกใช้ hidden layer เดียว
Epoch	สำหรับการปรับ Epoch ของ N-scale ดังรูปที่ 4.18 โดย epoch ที่ดีที่สุดอยู่ที่ epoch = 100 โดยมีค่า Positive predictive value = 0.53 และ Negative predictive value = 0.62



รูปที่ 4.15 แสดงความสัมพันธ์ระหว่างคะแนน Positive predictive value (Stability) และ Negative predictive value (Neuroticism) กับ จำนวนของ node ใน 1st hidden layer

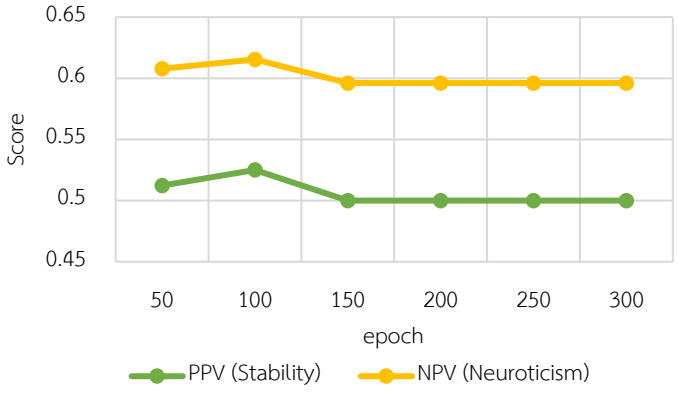


รูปที่ 4.16 แสดงความสัมพันธ์ระหว่างคะแนน Positive predictive value (Stability) และ Negative predictive value (Neuroticism) กับ จำนวนของ node ใน 2nd hidden layer



รูปที่ 4.17 แสดงความสัมพันธ์ระหว่างคะแนน Positive predictive value (Stability) และ Negative predictive value (Neuroticism) กับ จำนวนของ node ใน 3rd hidden layer

Chulalongkorn University



รูปที่ 4.18 แสดงการปรับ epoch ในเทคนิค Artificial neural network ของ N-scale

4.4 ประเมินประสิทธิภาพของตัวแบบ

เมื่อผู้วิจัยได้คุณลักษณะของตัวแบบที่เหมาะสมแล้ว ขั้นตอนต่อไปคือการนำตัวแบบที่ได้มาประเมินเพื่อบันทึกผลประสิทธิภาพ และทำการเปรียบเทียบตัวแบบที่พัฒนาจากเทคนิคต่าง ๆ โดยข้อมูลทั้งหมดจะแสดงเป็นตารางของ Confusion matrix ของ E-scale ตั้งแต่ ตารางที่ 4.13 ถึง ตารางที่ 4.17 โดยแบ่งตามเทคนิค และของ N-scale ตั้งแต่ ตารางที่ 4.18 ถึง ตารางที่ 4.22 โดยแบ่งตามเทคนิคที่ใช้ ต่อมาเป็นการสรุปค่าวัดของทั้ง 2 scale ตั้งแต่ตารางที่ 4.23 ถึง ตารางที่ 4.24

4.4.1 ประสิทธิภาพในการทำนาย E-scale ของตัวแบบที่พัฒนาด้วยเทคนิคต่างๆ

ตารางที่ 4.13 แสดงตาราง Confusion matrix ของตัวแบบ Logistic regression ที่ใช้คุณลักษณะที่ปรับแต่ง รู้จำด้าน E-scale

Logistic regression – E-scale		Actual	
		Positive	Negative
Prediction	Positive	33	14
	Negative	12	33

ตารางที่ 4.14 แสดงตาราง Confusion matrix ของตัวแบบ SVC ที่ใช้คุณลักษณะปรับแต่ง รู้จำด้าน E-scale

SVC – E-scale		Actual	
		Positive	Negative
Prediction	Positive	31	15
	Negative	14	32

ตารางที่ 4.15 แสดงตาราง Confusion matrix ของตัวแบบ Linear SVC ที่ใช้คุณลักษณะปรับแต่ง รู้จำด้าน E-scale

LinearSVC – E-scale		Actual	
		Positive	Negative
Prediction	Positive	32	15
	Negative	13	32

ตารางที่ 4.16 แสดงตาราง Confusion matrix ของตัวแบบ Random forest ที่ใช้คุณลักษณะปรับแต่ง รู้จำด้าน E-scale

Random forest – E-scale		Actual	
		Positive	Negative
Prediction	Positive	25	14
	Negative	20	33

ตารางที่ 4.17 แสดงตาราง Confusion matrix ของตัวแบบ Artificial neural network ที่ใช้คุณลักษณะปรับแต่ง รู้จำด้าน E-scale

Artificial neural network – E-scale		Actual	
		Positive	Negative
Prediction	Positive	34	14
	Negative	11	33

4.4.2 ประสิทธิภาพในการทำนาย N-scale ของตัวแบบที่พัฒนาด้วยเทคนิคต่างๆ

ตารางที่ 4.18 แสดงตาราง Confusion matrix ของตัวแบบ Logistic regression ที่ใช้คุณลักษณะปรับแต่งรู้จำด้าน N-scale

Logistic regression – N-scale		Actual	
		Positive	Negative
Prediction	Positive	19	24
	Negative	22	27

ตารางที่ 4.19 แสดงตาราง Confusion matrix ของตัวแบบ SVC ที่ใช้คุณลักษณะปรับแต่ง รู้จำด้าน N-scale

SVC – N-scale		Actual	
		Positive	Negative
Prediction	Positive	18	22
	Negative	23	29

ตารางที่ 4.20 แสดงตาราง Confusion matrix ของตัวแบบ Linear SVC ที่ใช้คุณลักษณะปรับแต่งรู้จำด้าน N-scale

Linear SVC – N-scale		Actual	
		Positive	Negative
Prediction	Positive	19	23
	Negative	22	28

ตารางที่ 4.21 แสดงตาราง Confusion matrix ของตัวแบบ Random forest ที่ใช้คุณลักษณะปรับแต่งรู้จำด้าน N-scale

Random forest – N-scale		Actual	
		Positive	Negative
Prediction	Positive	10	10
	Negative	31	41

ตารางที่ 4.22 แสดงตาราง Confusion matrix ของตัวแบบ Artificial neural network ที่ใช้คุณลักษณะปรับแต่ง รู้จำด้าน N-scale

Artificial neural network – N-scale		Actual	
		Positive	Negative
Prediction	Positive	21	19
	Negative	20	32

4.4.3 สรุปประสิทธิภาพของตัวแบบสำหรับ E-scale

ตารางที่ 4.23 ตารางสรุปประสิทธิภาพของตัวแบบในการรู้จำ Scale-E

Model	Positive predictive value (Introversion)	Negative predictive value (Extraversion)	Accuracy	Balanced accuracy	Sensitivity (Introversion)	Specificity (Extraversion)	Positive F1 score (Introversion)	Negative F1 score (Extraversion)
Logistic regression	0.70*	0.73*	0.72	0.72	0.73	0.70	0.72	0.72
SVC	0.67	0.70	0.68	0.68	0.69	0.68	0.68	0.69
LinearSVC	0.68	0.71	0.70	0.70	0.71	0.68	0.70	0.70
Random forest	0.64	0.62	0.63	0.63	0.56	0.70	0.60	0.66
Artificial neural network	0.71**	0.75**	0.73	0.73	0.76	0.70	0.73	0.73

4.4.4 สรุปประสิทธิภาพของตัวแบบสำหรับ N-scale

ตารางที่ 4.24 ตารางสรุปประสิทธิภาพของตัวแบบในการรู้จำ Scale-N

Model	Positive predictive value (Stability)	Negative predictive value (Neuroticism)	Accuracy	Balanced accuracy	Sensitivity (Stability)	Specificity (Neuroticism)	Positive F1 score (Stability)	Negative F1 score (Neuroticism)
Logistic regression	0.44	0.55	0.50	0.50	0.46	0.53	0.45	0.54
SVC	0.45	0.56	0.51	0.50	0.44	0.57	0.44	0.56
LinearSVC	0.45	0.56	0.51	0.51	0.46	0.55	0.46	0.55
Random forest	0.50	0.57	0.55	0.52	0.24	0.80	0.33	0.67
Artificial neural network	0.53	0.62	0.58	0.57	0.51	0.63	0.52	0.62

สำหรับ E-scale จากตารางที่ 4.23 เมื่อพิจารณาค่า Positive predictive value (Introversion prediction) และ Negative predictive value (Extraversion prediction) พบว่าเทคนิคที่มีประสิทธิภาพมากที่สุดคือ Artificial neural network โดยมีค่า Positive predictive value อยู่ที่ 0.71 และ มีค่า Negative predictive value อยู่ที่ 0.75 และ เทคนิคที่มีประสิทธิภาพเป็นลำดับที่ 2 คือ Logistic regression โดยมีค่า Positive predictive value อยู่ที่ 0.70 และ Negative predictive value อยู่ที่ 0.73 ส่วนเทคนิคที่มีประสิทธิภาพเป็นลำดับถัดมาคือ LinearSVC, SVC และ Random forest

ในส่วนของ N-scale โดยจากตารางที่ 31 พบว่าประสิทธิภาพใกล้เคียงกันในทุกเทคนิค โดยอยู่ที่ประมาณ 0.4-0.5 ซึ่งเป็นตัวเลขที่แสดงให้เห็นว่าตัวแบบไม่สามารถทำนายได้อย่างมีประสิทธิภาพเพียงพอ แต่เทคนิคที่มีประสิทธิภาพมากที่สุดสำหรับ N-scale ได้แก่ Artificial neural network โดยมี Positive predictive value (Stability prediction) อยู่ที่ 0.53 และ Negative predictive value (Neuroticism prediction) อยู่ที่ 0.62

4.5 ผลลัพธ์การทำนายของตัวแบบเมื่อหน่วยตัวอย่างมีคะแนนบุคลิกภาพแต่ละด้านที่สูง

เพื่อสอบทานความถูกต้องในการทำนายของตัวแบบ ผู้วิจัยจึงตรวจสอบผลการทำนายของตัวแบบที่ให้กับหน่วยตัวอย่างที่มีบุคลิกภาพที่โดดเด่นใน E-scale และ N-scale ว่ามีความชัดเจนมากน้อยเพียงใด โดยสำหรับเทคนิค Logistic regression, Random forest และ Artificial neural network จะใช้ค่าความน่าจะเป็นในการทำนายบุคลิกภาพแต่ละด้าน (เมื่อค่าความน่าจะเป็นด้านหนึ่งมีค่ามากกว่าอีกด้านหนึ่งอย่างมากจะเป็นการบอกความเชื่อมั่นในการทำนาย) ในขณะที่ สำหรับเทคนิค SVC และ LinearSVC จะใช้ค่า Decision function ซึ่งบอกความห่างของจุดข้อมูลจาก Hyperplane โดยหากค่าที่ทำนายเป็น Negative (Extraversion, Neuroticism) ค่าที่ติดลบมากบอกถึงความเชื่อมั่นสูงในการแบ่งเป็นด้าน Negative และค่าที่ทำนายเป็น Positive (Introversion, Stability) ค่าที่เป็นบวกมากบอกถึงความเชื่อมั่นสูงในการแบ่งเป็นด้าน Positive เนื่องจากเทคนิค 2 ชนิดนี้ ไม่สามารถทำนายเป็นค่าความน่าจะเป็นโดยตรง

ตารางที่ 4.25 แสดงหน่วยตัวอย่างที่มีคะแนนของแต่ละด้านสูงที่สุดใน E-Scale ผลลัพธ์การทำนายของตัวแบบเมื่อหน่วยตัวอย่างเหล่านั้นเป็นหน่วยทดสอบ (Test set) ค่าความน่าจะเป็นในการทำนาย (สำหรับเทคนิค Logistic regression Random forest และ Artificial neural network) หรือ ค่า Decision function (สำหรับเทคนิค SVC และ Linear SVC)

เทคนิค	คะแนนบุคลิกภาพของหน่วยตัวอย่าง	ผลลัพธ์ของแบบวัด	ผลลัพธ์การทำนาย	ค่าความน่าจะเป็นในการทำนาย Extraversion (E)	ค่าความน่าจะเป็นในการทำนาย Introversion (I)	ค่า Decision function
Logistic regression	40	E	E	**0.6184**	0.3816	-
	4	I	I	0.1490	**0.8510**	-
SVC	40	E	I	-	-	0.0167
	4	I	I	-	-	**0.2528**
LinearSVC	40	E	I	-	-	0.0306
	4	I	I	-	-	**0.2462**
Random forest	40	E	E	**0.7066**	0.2934	-
	4	I	E	0.5397	0.4603	-
Artificial neural network	40	E	E	**0.6246**	0.3754	-
	4	I	I	0.0062	**0.9938**	-

ตารางที่ 4.26 แสดงหน่วยตัวอย่างที่มีคะแนนของแต่ละด้านสูงที่สุดใน N-Scale ผลลัพธ์การทำนายของตัวแบบเมื่อหน่วยตัวอย่างเหล่านั้นเป็นหน่วยทดสอบ (Test set) ค่าความน่าจะเป็นในการทำนาย (สำหรับเทคนิค Logistic regression Random forest และ Artificial neural network) หรือ ค่า Decision function (สำหรับเทคนิค SVC และ Linear SVC)

เทคนิค	คะแนนบุคลิกภาพของหน่วยตัวอย่าง	ผลลัพธ์ของแบบวัด	ผลลัพธ์การทำนาย	ค่าความน่าจะเป็นในการทำนาย Neuroticism (N)	ค่าความน่าจะเป็นในการทำนาย Stability (S)	ค่า Decision function
Logistic regression	45	N	N	**0.9947**	0.0053	-
	8	S	N	0.9839	0.0161	-
SVC	45	N	N	-	-	**-0.9255**
	8	S	N	-	-	-0.7514
LinearSVC	45	N	N	-	-	**-0.7523**
	8	S	N	-	-	-0.8064
Random forest	45	N	N	**0.6000**	0.4000	-
	8	S	N	0.6500	0.3500	-
Artificial neural network	45	N	N	**0.9972**	0.0028	-
	8	S	N	0.9719	0.0281	-

จากตารางที่ 4.25 พบว่าเทคนิค Logistic regression และ Artificial neural network สามารถทำนายคนที่มีคะแนนในแต่ละบุคลิกภาพมากที่สุด ได้ถูกต้องมากกว่าเทคนิคอื่น โดยพบว่าสามารถทำนายได้อย่างถูกต้องทั้ง Extraversion และ Introversion แต่ในขณะเดียวกัน เทคนิคประกอบด้วย SVC และ LinearSVC สามารถทำนาย Introversion ได้ถูกต้องเพียงบุคลิกภาพเดียว และ เทคนิค Random forest ทำนายบุคลิกภาพแบบ Extraversion ถูกต้องเพียงบุคลิกภาพเดียว

จากตารางที่ 4.26 พบว่าไม่มีเทคนิคใดที่สามารถแยกบุคลิกภาพใน N-scale ได้ถูกต้องทั้งหมด โดยทุกเทคนิคทำนาย Neuroticism ถูกต้องเพียงบุคลิกภาพเดียว และการทำนายที่เหลือโน้มเอียงไปทาง Neuroticism เพียงอย่างเดียว ถึงแม้ว่าหน่วยตัวอย่างจะมีคะแนนด้าน Stability มากก็ตาม

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

บทที่ 5 สรุปผลการศึกษาและข้อเสนอแนะ

สำหรับการศึกษาครั้งนี้เป็นการศึกษาที่มีการออกแบบในหลายขั้นตอน แต่ละขั้นตอนถูกนำมาออกแบบตามความเหมาะสมในการใช้งาน ทำให้ในแต่ละขั้นมีความน่าสนใจและสามารถนำมาสรุปผลการศึกษาในแต่ละด้าน ผู้วิจัยจึงสามารถสรุปเป็นประเด็นได้ดังนี้

5.1 ประโยชน์จากงานวิจัย (Research contribution)

จากการศึกษาเป็นการนำแนวคิดระหว่างองค์ความรู้ด้านจิตวิทยา (บุคลิกภาพ และ ทฤษฎี MPI) องค์ความรู้ด้านวิทยาศาสตร์และคอมพิวเตอร์ (การดำเนินการของข้อมูลเสียง และ การนำเทคนิคทางการเรียนรู้ของเครื่องมาประยุกต์ใช้) และ องค์ความรู้ด้านธุรกิจ (กำหนดตัววัดประสิทธิภาพของตัวแบบที่เหมาะสม) โดยผู้วิจัยสามารถสรุปหัวข้อต่าง ๆ ได้ดังนี้

5.1.1 ด้านทฤษฎี (Theory contribution)

การศึกษาด้านบุคลิกภาพ

การศึกษาครั้งนี้นำไปสู่การยืนยันได้ว่าบุคลิกภาพด้าน Extraversion และ Introversion ไม่ได้สะท้อนจากวิถีชีวิตและกิจกรรมเท่านั้น แต่ยังสามารถรู้จำจากเสียงสนทนาของคนที่มีบุคลิกภาพทั้ง 2 ประเภทได้ ที่ผ่านมามีผู้วิจัยมากมายศึกษาเกี่ยวกับลักษณะของคนทั้ง 2 บุคลิกภาพเพื่อที่จะนำข้อมูลที่ได้มาใช้ประโยชน์ในการเข้าใจรูปแบบความคิด หรือแม้กระทั่งเพื่อให้ผู้คนเข้าใจตัวเองมากขึ้น แต่การศึกษาเหล่านั้นเป็นการศึกษาในแง่ของจิตวิทยา เช่น การศึกษาที่พบว่าบุคลิกภาพด้าน Extraversion มีความเกี่ยวข้องกับเสียงพูดเป็นอย่างมาก (Chamberlin, Newton, & Lepine, 2017; Zare & Flinchbaugh, 2019) เนื่องจากบุคลิกภาพแบบ Extraversion เป็นผู้ที่ชื่นชอบปฏิสัมพันธ์กับสังคมมาก ไม่สามารถเก็บอารมณ์หรือความคิดของตัวเองได้ กล้าแสดงออก ทำให้การแสดงออกทางเสียงพูดมีความฉะฉาน มั่นใจ ซึ่งจะมีความแตกต่างจากคนที่มีบุคลิกภาพแบบ Introversion ที่มีลักษณะเป็นคนเงียบ ไม่ชื่นชอบที่จะมีปฏิสัมพันธ์กับสังคม ทำให้เสียงพูดของคนเหล่านี้มีความฉะฉานน้อย ในขณะเดียวกันมีการศึกษาที่พบว่าบุคลิกภาพด้าน Neuroticism มีความเกี่ยวข้องกับเสียงน้อย (Chamberlin et al., 2017; Zare & Flinchbaugh, 2019) เพราะลักษณะของบุคลิกดังกล่าว เกี่ยวข้องกับความคิด หรือสิ่งที่ไม่ได้แสดงให้ผู้อื่นเห็นได้อย่างมีรูปธรรมเหมือนด้าน Extraversion นอกจากการศึกษาทางด้านจิตวิทยา ยังมีงานวิจัยที่สนใจบุคลิกภาพในมุมมองของการเรียนรู้ของเครื่อง แต่สนใจแบบวัด Big 5 Personality Factors โดยงานวิจัยนี้พบว่าเทคนิคด้านการ

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

เรียนรู้ของเครื่องสามารถที่จะรู้จำด้าน Extraversion ได้อย่างมีประสิทธิภาพ แต่ในขณะเดียวกันด้าน Neuroticism พบว่าไม่สามารถรู้จำได้อย่างมีนัยสำคัญ (Ivanov et al., 2011)

การศึกษาครั้งนี้จึงเป็นการศึกษาการรู้จำบุคลิกภาพจากเสียงสนทนา โดยใช้แบบวัด MPI ซึ่งเป็นแบบวัดที่ถูกใช้ในการศึกษาทางจิตวิทยาอย่างแพร่หลาย แต่ยังไม่ค่อยมีการนำมาศึกษากับการเรียนรู้ของเครื่องที่มักจะศึกษาโดยใช้แบบวัด Big 5 Personality Factors เป็นส่วนใหญ่

5.1.2 ด้านการประยุกต์ (Practical contribution)

ด้านเทคนิคที่นำมาใช้สร้างตัวแบบ

ประเด็นต่อมาเป็นประเด็นในด้านของเทคนิคที่นำมาใช้ในการสร้างตัวแบบรู้จำบุคลิกภาพผ่านเสียงสนทนา จากผลการทดลองพบว่าตัวแบบที่พัฒนาจากเทคนิค Artificial neural network มีประสิทธิภาพสูงที่สุดสำหรับ E-scale ในการศึกษาครั้งนี้ เมื่อเทียบจากค่า Positive predictive value (Introvertion prediction) และ Negative predictive value (Extraversion prediction) ในส่วนของ N-scale เทคนิคดังกล่าวมีประสิทธิภาพ ไม่เป็นที่น่าพึงพอใจ เนื่องจากมีค่าเข้าใกล้ 0.5 ซึ่งเป็นตัวเลขที่บอกว่าการทำนายมีค่าใกล้เคียงกับการสุ่ม ที่สำคัญเทคนิค Logistic regression มีประสิทธิภาพอันดับที่ 2 สำหรับ E-scale โดยมีค่า ของตัววัดที่สนใจใกล้เคียงกัน เนื่องจากประสิทธิภาพที่ใกล้เคียงกัน เมื่อพิจารณาคุณสมบัติ การทำงานของเทคนิคทั้งสอง จะพบว่า Artificial Neural network เป็นเทคนิคที่เป็นแบบกล่องดำ (Black box model) คือ ไม่สามารถตีความถึงตัวแปรที่ถูกนำมาใช้ในการสร้างตัวแบบได้ สิ่งที่ได้จากเทคนิคดังกล่าวจะทราบได้เพียงผลลัพธ์ที่ออกมาเท่านั้น (Dreiseitl & Ohno-Machado, 2002) นอกจากนั้น เทคนิค Artificial neural network ยังเป็นเทคนิคที่มีความซับซ้อนในการทำนาย และต้องการทรัพยากรในการประมวลผลที่มากกว่าเทคนิค Logistic regression ในขณะเดียวกัน เทคนิค Logistic regression เป็นเทคนิคที่เป็นแบบกล่องขาว (White box model) ที่สามารถตีความตัวแปรที่ถูกนำมาใช้ในการสร้างตัวแบบ ผ่านค่า Coefficients ที่บอกถึงความสำคัญของตัวแปรได้ (Dreiseitl & Ohno-Machado, 2002) ทำให้สามารถศึกษาต่อยอดได้ว่าตัวแปรใดของคุณลักษณะเสียงที่ส่งผลต่อประสิทธิภาพในการทำนายมากที่สุด เพื่อลดตัวแปรที่ไม่จำเป็นในการทำนาย และยังลดเวลาในการนำไปใช้งานจริง อีกทั้งเทคนิค Logistic regression ยังเป็นเทคนิคที่มีความซับซ้อนต่ำ และใช้ทรัพยากรในการประมวลผลที่น้อย โดยสรุปแล้ว เทคนิค Logistic regression จึงมีความเหมาะสมต่อการศึกษาการรู้จำบุคลิกภาพผ่านเสียงสนทนามากกว่าเทคนิค Neural network

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ด้านการพัฒนามาตรฐานงานบริการในศูนย์บริการข้อมูลลูกค้า

บุคลิกภาพเป็นสิ่งที่ยากที่จะรับรู้และประเมิน โดยเฉพาะอย่างยิ่งโดยบุคคลซึ่งมีประสบการณ์ที่แตกต่างกัน การสร้างตัวแบบรู้จำบุคลิกภาพที่จำแนกตามเกณฑ์ของแบบวัดที่เป็นมาตรฐานจะช่วยให้การประเมินบุคลิกภาพของลูกค้าอยู่ภายใต้มาตรฐานเดียวกัน อีกทั้งสามารถทำได้รวดเร็ว สม่ำเสมอ ลดต้นทุนขององค์กร และเพิ่มความเป็นมาตรฐานของงานบริการ ตัวอย่างเช่น ระบบรู้จำบุคลิกภาพผ่านเสียงจะทำนายบุคลิกภาพของลูกค้าแต่ละคน และให้บริการ เช่น บทสนทนาที่เหมาะสมกับบุคลิกภาพของลูกค้าแต่ละคน โดยลดความไม่สม่ำเสมอของบริการที่เกิดจากปัจจัยส่วนตัวของพนักงาน เช่น ประสบการณ์ ความชำนาญ การตัดสินใจ

การนำไปต่อยอดทางด้านธุรกิจ

มีการศึกษาว่าบุคลิกภาพแบบ Extraversion มีความเกี่ยวข้องอย่างมีนัยสำคัญต่อความตั้งใจในการจ่าย (Tang & Lam, 2017) และความตั้งใจในการบริโภคของสินค้า (Wu & Andrizal, 2021) เช่น มีการศึกษาว่าคนที่มีบุคลิกภาพแบบ Extraversion มีความสัมพันธ์กับความตั้งใจในการบริโภคสินค้าบนเกมส์ออนไลน์ (Wu & Andrizal, 2021) อย่างไรก็ตาม บุคลิกภาพแบบ Neuroticism และ Stability ก็เป็นสิ่งที่ไม่ควรมองข้าม เนื่องจากเป็นข้อมูลเชิงลึกที่ภาคธุรกิจสามารถนำไปใช้นำเสนอสินค้าและบริการที่ลูกค้าต้องการ และทราบถึงแนวโน้มความพึงพอใจต่อบริการ (Smith, 2020) การศึกษาเพิ่มเติมกับบุคลิกภาพทั้งสองด้านจะทำให้ภาคธุรกิจได้รับประโยชน์มากยิ่งขึ้น

5.1.3 ด้านเครื่องมือที่ใช้ในการศึกษา (Methodology contribution)

การสกัดคุณลักษณะของเสียงในภาษาไทย

การศึกษาครั้งนี้ได้เสนอแนวทางในการพัฒนาตัวแบบรู้จำบุคลิกภาพจากเสียงสนทนาในบริบทของศูนย์ให้บริการข้อมูล โดยพบว่า openSMILE ได้ถูกนำไปใช้ในการสกัดคุณลักษณะ และนำคุณลักษณะดังกล่าวไปพัฒนาตัวแบบรู้จำบุคลิกภาพจากเสียงพูดในหลากหลายภาษา สำหรับภาษาไทยยังไม่มีการศึกษาอย่างแพร่หลาย มีเพียงแต่การประยุกต์กับการรู้จำเสียงโกรธ (Saewong & Mongkolnavin, 2019) ที่แสดงถึงประสิทธิภาพของ openSMILE ในภาษาไทย การศึกษานี้ได้แสดงให้เห็นว่าการใช้โปรแกรม openSMILE ในภาษาไทยสามารถใช้สกัดคุณลักษณะเพื่อการพัฒนาตัวแบบรู้จำบุคลิกภาพ โดยเฉพาะอย่างยิ่งกับบุคลิกภาพแบบ Extraversion และ Introversion ดังนั้นการศึกษาหรือการประยุกต์ใช้ในอนาคตสามารถพิจารณา openSMILE ในการศึกษาหรือการประยุกต์ใช้ เนื่องจาก openSMILE เป็นโปรแกรมที่มีใช้งานง่าย สามารถสกัดคุณลักษณะของเสียงได้มากมาย โดยขึ้นอยู่กับบริบทที่ต้องการศึกษาผ่านการเลือกใช้ configuration file ที่เหมาะสม จึงเป็นที่น่าสนใจสำหรับการเพิ่มคุณลักษณะของเสียงอื่นๆ นอกจากที่ผู้วิจัยทำการศึกษา เพื่อเพิ่ม

ความสามารถในการรู้จำและความเหมาะสมในแต่ละบริบท นอกจากนั้นยังเป็นโปรแกรมที่มีการนำไปใช้ในการวิจัยอย่างต่อเนื่อง

5.2 ข้อจำกัดของการศึกษาและข้อเสนอแนะ

การเก็บข้อมูลในงานวิจัยแบ่งออกเป็น 2 ส่วน คือการเก็บข้อมูลบุคลิกภาพจากหน่วยตัวอย่าง ซึ่งใช้แบบวัด MPI และ การเก็บเสียงสนทนาที่ได้จากการจำลองสถานการณ์ จากการเก็บข้อมูลสองส่วนนี้ จึงมีประเด็นที่เกี่ยวข้องกับการตรวจสอบความถูกต้อง (Validity) ของงานวิจัยเข้ามาเกี่ยวข้อง โดยแบ่งออกเป็น 2 หัวข้อดังนี้

Internal validity

บอกถึงความถูกต้องภายในการศึกษา โดยบอกว่าผลการศึกษาจะบ่งบอกถึงข้อเท็จจริงในหน่วยตัวอย่างที่ศึกษาจริง ไม่ได้เกิดขึ้นจากปัจจัยอื่นในการศึกษา เช่นความโน้มเอียงของหน่วยตัวอย่าง ซึ่งอาจเกิดขึ้นจากการที่หน่วยตัวอย่างทำแบบสอบถามก่อนการเก็บข้อมูลเสียงสนทนา ทำให้หน่วยตัวอย่างอาจรับรู้ถึงประเด็นในการศึกษา จึงทำให้เสียงสนทนาอาจไม่เป็นธรรมชาติอย่างสมบูรณ์ แนวทางในการลดข้อจำกัดเหล่านี้คือ การออกแบบให้มีการเก็บข้อมูลเสียงสนทนาก่อนการทำแบบสอบถามบุคลิกภาพ

External validity

ในการพัฒนาตัวแบบครั้งนี้มีข้อจำกัดในเรื่องของการใช้ข้อมูลประกอบด้วย แหล่งที่มาของข้อมูล เนื่องจากการศึกษาครั้งนี้กระทำบนข้อมูลที่เกิดจากการจำลองสถานการณ์ซึ่งไม่ใช่ข้อมูลเสียงสนทนาในชีวิตจริง เพราะฉะนั้นการศึกษาจึงยังจำกัดอยู่เพียงการสร้างตัวแบบจากเสียงที่เกิดจากการจำลองสถานการณ์ โดยเสียงซึ่งเกิดขึ้นจากสถานการณ์จริงอาจมีความแตกต่างไป และอาจส่งผลต่อประสิทธิภาพการใช้งานของตัวแบบ การศึกษาจากข้อมูลภายใต้สถานการณ์จริงจะลดข้อจำกัดในด้านนี้ได้

การเลือกตัวแปรและการเพิ่มตัวแปรอื่นที่เกี่ยวข้อง

ในการศึกษาครั้งนี้มีการศึกษาตัวแปรคุณลักษณะของเสียงและเพศ การนำตัวแปรทางประชากรที่น่าสนใจ เช่น อายุ หรือแม้กระทั่งตัวแปรคุณลักษณะของเสียงที่ไม่ได้อยู่ในการศึกษาครั้งนี้เข้ามาร่วมศึกษาด้วย เป็นอีกหนึ่งประเด็นที่น่าสนใจในการศึกษาต่อไป นอกจากนี้ ตัวแปรที่ใช้ในการศึกษาครั้งนี้มีผลต่อการรู้จำบุคลิกภาพแตกต่างกัน ดังนั้น ประเด็นที่น่าสนใจคือการเลือกเฉพาะตัว

แปรที่มีผลต่อการรู้จำบุคลิกภาพมาใช้ในการพัฒนาตัวแบบจะส่งผลให้ได้ตัวแบบที่มีประสิทธิภาพดีขึ้นหรือไม่

การใช้ GridSearchCV ในการปรับไฮเปอร์พารามิเตอร์ของเทคนิค

ในการศึกษาครั้งนี้ ผู้วิจัยพัฒนาตัวแบบด้วยการปรับไฮเปอร์พารามิเตอร์ทีละหนึ่งตัว อย่างไรก็ตาม การประยุกต์ใช้ GridSearchCV ในการปรับไฮเปอร์พารามิเตอร์ของเทคนิคที่ศึกษา อาจทำให้ได้ชุดของไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่เหมาะสมมากยิ่งขึ้นสำหรับแต่ละเทคนิค

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

บรรณานุกรม

An, G., & Levitan, R. (2018). *Lexical and Acoustic Deep Learning Model for Personality Recognition.* Paper presented at the Interspeech.

Anguera, X., Bozonnet, S., Evans, N., Fredouille, C., Friedland, G., & Vinyals, O. (2012). Speaker diarization: A review of recent research. *IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing, 20*(2), 356-370.

Argamon, S., Dhawle, S., Koppel, M., & Pennebaker, J. W. (2005). *Lexical predictors of personality type.* Paper presented at the Proceedings of the 2005 Joint Annual Meeting of the Interface and the Classification Society of North America.

Aronovitch, C. D. (1976). The voice of personality: Stereotyped judgments and their relation to voice quality and sex of speaker. *The Journal of social psychology, 99*(2), 207-220.

Asadullah, M., & Nisar, S. (2017). A Silence removal and endpoint detection approach for speech processing. *Sarhad University International Journal of Basic and Applied Sciences, 4*(1), 10-15.

Aspeslagh K. , A. G. (2020). CallRecorder for Skype.

Berscheid, E., & Walster, E. H. (1969). Rewards others provide: Similarity. *Interpersonal attraction, 3*, 69-91.

Byrne, D. E. (1971). *The attraction paradigm* (Vol. 11): Academic Pr.

Chamberlin, M., Newton, D. W., & Lepine, J. A. (2017). A meta-analysis of voice and its promotive and prohibitive forms: Identification of key associations, distinctions, and future research directions. *Personnel Psychology, 70*(1), 11-71.

Colman, A. (2003). Group think: bandwagon effect. *Oxford dictionary of psychology*, 77.

Digman, J. M., & Inouye, J. (1986). Further specification of the five robust factors of personality. *Journal of personality and social psychology, 50*(1), 116.

Dix, A., Finlay, J., & Abowd, G. (2004). R. Beale. *Human-Computer Interaction*.

Dreiseitl, S., & Ohno-Machado, L. (2002). Logistic regression and artificial neural network classification models: a methodology review. *Journal of biomedical informatics, 35*(5-6), 352-359.

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

Eyben, F., Wöllmer, M., & Schuller, B. (2010). *Opensmile: the munich versatile and fast open-source audio feature extractor.* Paper presented at the Proceedings of the 18th ACM international conference on Multimedia.

Eysenck, H. (1959). The differentiation between normal and various neurotic groups on the Maudsley Personality Inventory. *British Journal of Psychology, 50*(2), 176-177.

Fallahnezhad, M., Vali, M., & Khalili, M. (2017). *Automatic Personality Recognition from reading text speech.* Paper presented at the 2017 Iranian Conference on Electrical Engineering (ICEE).

Furnham, A. (1996). The big five versus the big four: the relationship between the Myers-Briggs Type Indicator (MBTI) and NEO-PI five factor model of personality. *Personality and Individual Differences, 21*(2), 303-307.

Gartner. (2019). Emerging Trends in Customer Service Technologies. Retrieved from https://www.gartner.com/en/customer-service-support/insights/service-tech-strategy

Grohol, J. M. (2019). The Big Five Personality Traits. Psych Central. Retrieved from https://psychcentral.com/lib/the-big-five-personality-traits/

Hall, C. S., Lindzey, G., & Campbell, J. B. (1957). *Theories of personality*. Retrieved from http://www.loyno.edu/courses/syllabi/PSYC-A440-0022015F.pdf

Hayre, H. (1983). Personality parameter detection from speech. *Applied Acoustics, 16*(1), 31-40.

Hsu, C.-W., & Lin, C.-J. (2002). A comparison of methods for multiclass support vector machines. *IEEE transactions on Neural Networks, 13*(2), 415-425.

Ilmarinen, V.-J., Lönnqvist, J.-E., & Paunonen, S. (2016). Similarity-attraction effects in friendship formation: Honest platoon-mates prefer each other but dishonest do not. *Personality and Individual Differences, 92*, 153-158.

Innis, D. E., & La Londe, B. J. (1994). Customer service: the key to customer satisfaction, customer loyalty, and market share. *Journal of business Logistics, 15*(1), 1.

Ivanov, A. V., Riccardi, G., Sporka, A. J., & Franc, J. (2011). *Recognition of personality traits from human spoken conversations.* Paper presented at the Twelfth Annual Conference of the International Speech Communication Association.

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

Jiang, H., & Zhang, Y. (2016). An investigation of service quality, customer satisfaction and loyalty in China's airline market. *Journal of air transport management, 57*, 80-88.

John, O. P., & Srivastava, S. (1999). The Big Five trait taxonomy: History, measurement, and theoretical perspectives. *Handbook of personality: Theory and research, 2*(1999), 102-138.

Kumar, V. S. (2018). The Relationship Between Customers Satisfaction and Customer Loyalty in Commercial Vehicle Industry in India. *International Journal of Management and International Business Studies, 8*(1), 11-22.

Kwon, H., Ha, S., & Im, H. (2016). The impact of perceived similarity to other customers on shopping mall satisfaction. *Journal of Retailing and Consumer Services, 28*, 304-309.

Mairesse, F., Walker, M. A., Mehl, M. R., & Moore, R. K. (2007). Using linguistic cues for the automatic recognition of personality in conversation and text. *Journal of artificial intelligence research, 30*, 457-500.

Mallory, E. B., & Miller, V. R. (1958). A possible basis for the association of voice characteristics and personality traits. *Communications Monographs, 25*(4), 255-260.

Mehta, Y., Majumder, N., Gelbukh, A., & Cambria, E. (2019). Recent trends in deep learning based personality detection. *Artificial Intelligence Review*, 1-27.

Mohammadi, G., Origlia, A., Filippone, M., & Vinciarelli, A. (2012). *From speech to personality: Mapping voice quality and intonation into personality differences.* Paper presented at the Proceedings of the 20th ACM international conference on Multimedia.

Mohammadi, G., Vinciarelli, A., & Mortillaro, M. (2010). *The voice of personality: Mapping nonverbal vocal behavior into trait attributions.* Paper presented at the Proceedings of the 2nd international workshop on Social signal processing.

Nass, C., & Lee, K. M. (2000). *Does computer-generated speech manifest personality? An experimental test of similarity-attraction.* Paper presented at the Proceedings of the SIGCHI conference on Human Factors in Computing Systems.

Pépiot, E. (2015). Voice, speech and gender:. male-female acoustic differences and

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

cross-language variation in english and french speakers. *Corela. Cognition, représentation, langage*(HS-16).

Pianesi, F., Mana, N., Cappelletti, A., Lepri, B., & Zancanaro, M. (2008). *Multimodal recognition of personality traits in social interactions.* Paper presented at the Proceedings of the 10th international conference on Multimodal interfaces.

Polzehl, T., Moller, S., & Metze, F. (2010). *Automatically assessing personality from speech.* Paper presented at the 2010 IEEE Fourth International Conference on Semantic Computing.

Rissola, E. A., Bahrainian, S. A., & Crestani, F. (2019). *Personality Recognition in Conversations using Capsule Neural Networks.* Paper presented at the IEEE/WIC/ACM International Conference on Web Intelligence.

Saewong, W., & Mongkolnavin, J. (2019). *Classification of Anger Voice in Call Center Dialog.* Paper presented at the 2019 16th International Joint Conference on Computer Science and Software Engineering (JCSSE).

Schuller, B., Steidl, S., Batliner, A., Nöth, E., Vinciarelli, A., Burkhardt, F., . . . Bocklet, T. (2012). *The interspeech 2012 speaker trait challenge.* Paper presented at the Thirteenth Annual Conference of the International Speech Communication Association.

Sharples, S., Shorrock, S., & Waterson, P. (2018). *Contemporary Ergonomics and Human Factors 2015: Proceedings of the International Conference on Ergonomics & Human Factors 2015, Daventry, Northamptonshire, UK, 13-16 April 2015*: CRC Press.

Siegman, A. W., & Pope, B. (1965). *Personality variables associated with productivity and verbal fluency in the initial interview.* Paper presented at the Proceedings of the Annual Convention of the American Psychological Association.

Smith, T. A. (2020). The role of customer personality in satisfaction, attitude-to-brand and loyalty in mobile services. *Spanish Journal of Marketing-ESIC*.

Staiano, J., Lepri, B., Aharony, N., Pianesi, F., Sebe, N., & Pentland, A. (2012). *Friends don't lie: inferring personality traits from social network structure.* Paper presented at the Proceedings of the 2012 ACM conference on ubiquitous computing.

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

Su, M.-H., Wu, C.-H., Huang, K.-Y., Hong, Q.-B., & Wang, H.-M. (2017). *Personality trait perception from speech signals using multiresolution analysis and convolutional neural networks.* Paper presented at the 2017 Asia-Pacific Signal and Information Processing Association Annual Summit and Conference (APSIPA ASC).

Tang, C. M. F., & Lam, D. (2017). The role of extraversion and agreeableness traits on Gen Y's attitudes and willingness to pay for green hotels. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*.

TAŞKIN, D., & TAŞKIN, Ç. (2018). Çağrı Merkezi Hizmetlerinde Müşteri Beklentisi Boyutlarının Müşteri Tatmini Üzerindeki Etkisinin PLS-Sem İle Ölçümü. *Journal Of Business Research Turk, 10*(1), 465-481.

Traba, A. (2017, 23/3/2017) *Using personality profiling to make call centers more efficient/Interviewer: J. Dix*. Network World.

Van Hoye, G., & Turban, D. B. (2015). Applicant–employee fit in personality: Testing predictions from similarity-attraction theory and trait activation theory. *International Journal of Selection and Assessment, 23*(3), 210-223.

Venugopal, V., Nafeesa, M., Vijayalakshmi, P., & Rajkumar, P. (2017). Erceived Work-related Psychosocial Stress and Musculoskeletal Disorders Complaints among Call Centre Workers in India-A Cross Sectional Study.

Winters-Miner, L. A., Bolding, P., Hill, T., Nisbet, B., Goldstein, M., Hilbe, J. M., . . . Stout, D. (2015). Chapter 15 - Prediction in Medicine – The Data Mining Algorithms of Predictive Analytics. In L. A. Winters-Miner, P. S. Bolding, J. M. Hilbe, M. Goldstein, T. Hill, R. Nisbet, N. Walton, & G. D. Miner (Eds.), *Practical Predictive Analytics and Decisioning Systems for Medicine* (pp. 239-259): Academic Press.

Wu, B., & Andrizal, K. (2021). Perceived value and willingness to consume in online mobile games. *Social Behavior and Personality: an international journal, 49*(5), 1-10.

Zapf, D., Isic, A., Bechtoldt, M., & Blau, P. (2003). What is typical for call centre jobs? Job characteristics, and service interactions in different call centres. *European journal of work and organizational psychology, 12*(4), 311-340.

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

Zare, M., & Flinchbaugh, C. (2019). Voice, creativity, and big five personality traits: A meta-analysis. *Human Performance, 32*(1), 30-51.

ชลทิส ไตรสุธา, & ถวัลย์ เนียมทรัพย์. (2555). ปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อความเครียดของมัคคุเทศก์. วารสารสังคมศาสตร์และมนุษยศาสตร์, *38*(2), 196-208.

ณัชม์ธีรินค์ ลิมาภรณ์วณิชย์. (2548). การเปรียบเทียบความพึงพอใจในงานของบุคคลที่มีรูปแบบบุคลิกภาพแตกต่างกัน. (วิทยานิพนธ์วิทยาศาสตร์บัณฑิต). จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย, Retrieved from http://cuir.car.chula.ac.th/handle/123456789/47642

ทิพาพร ม่วงไหมทอง. (2558). ลักษณะแรงจูงใจอาสา บุคลิกภาพ และปัจจัยที่เกี่ยวข้องในอาสาสมัครคุมประพฤติ จังหวัดกรุงเทพมหานคร. (วิทยานิพนธ์ปริญญามหาบัณฑิต). จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย, Retrieved from http://cuir.car.chula.ac.th/handle/123456789/50525

นาฏยา มณีรุ่ง. (2558). ความเครียดจากการทำงาน และบุคลิกภาพของพยาบาลวิชาชีพระดับปฏิบัติการในโรงพยาบาลเอกชนแห่งหนึ่ง. (วิทยานิพนธ์ปริญญามหาบัณฑิต). จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย, Retrieved from http://cuir.car.chula.ac.th/handle/123456789/50553

ภคภัค ปุคคละนันท์, & กฤตาภร ณ นคร. (2555). Call center คืออะไร. Retrieved from http://www.callcentermaster.com/What-is-CallCenter/What-is-Call-Center.html

ภาควิชาจิตเวชศาสตร์ คณะแพทยศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย. (ม.ป.ป.). แบบสอบถามวัดบุคลิกภาพ (MPI). Retrieved from http://www.cumentalhealth.com/index.php?lay=show&ac=article&Id=539909362

สมทรง สุวรรณเลิศ. (2512). การทดสอบบุคลิกภาพ. วารสารสมาคมจิตแพทย์แห่งประเทศไทย *14*(1), 15-19.

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ภาคผนวก

ใบยินยอมเข้าร่วมการวิจัย

โครงการวิจัยเรื่อง : การพัฒนาตัวแบบรู้จำบุคลิกภาพจากเสียงสนทนาในบริบทของศูนย์ให้บริการข้อมูลลูกค้า

วันที่ให้คำยินยอม : วันที่ ..... เดือน ..... พ.ศ. .....

ในการลงนามครั้งนี้ข้าพเจ้าได้รับการอธิบายในการวิจัยถึงวัตถุประสงค์ในการวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการพัฒนาตัวแบบรู้จำบุคลิกภาพจากเสียงสนทนาในบริบทของศูนย์ให้บริการข้อมูลลูกค้า และตอบคำถามด้วยความเต็มใจ ไม่ปิดบังซ่อนเร้นจนข้าพเจ้าพอใจ โดยข้อมูลที่เก็บได้แก่

1. เพศ
2. เบอร์โทรศัพท์สำหรับใช้ในการติดต่อเพื่อเก็บเสียงสนทนา
3. พฤติกรรมการใช้งานศูนย์บริการข้อมูลลูกค้า (Call center)
4. อีเมลสำหรับส่งผลบุคลิกภาพ
5. ข้อมูลบุคลิกภาพโดยผ่านการทำแบบวัด The Maudsley Personal Inventory (MPI)
6. ข้อมูลเสียงสนทนากับผู้วิจัย โดยเป็นการจำลองสถานการณ์ในบริบทของศูนย์ให้บริการข้อมูลลูกค้า

ผู้วิจัยรับรองว่าจะเก็บข้อมูลเฉพาะเกี่ยวกับตัวข้าพเจ้าเป็นความลับ โดยเมื่อเก็บข้อมูลเรียบร้อยแล้ว ข้อมูลเบอร์โทรศัพท์จะถูกลบออกไป เพื่อไม่สามารถสืบค้นหาข้าพเจ้าได้

ข้าพเจ้าได้อ่านข้อความข้างต้นแล้ว มีความเข้าใจดีทุกประการ และได้ลงนามในใบยินยอมเข้าร่วมการวิจัยด้วยความเต็มใจ

ลงนาม.....ผู้ให้ความยินยอม

(.....)

ลงนาม.....พยาน

(.....)

ลงนาม.....ผู้ทำวิจัย

(.....)

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

ใบงานสำหรับการวิจัย

ขอความกรุณาท่านปฏิบัติตามขั้นตอนในใบงานนี้ อนึ่ง ข้อมูลของท่านจะถูกเก็บไว้เป็นความลับ และใช้เพื่อประโยชน์ในการวิจัยเท่านั้น ผู้วิจัยขอขอบพระคุณเป็นอย่างสูงในความร่วมมือของท่าน

ขั้นตอนสำหรับหน่วยตัวอย่าง

1. ให้ท่านทำแบบสอบถามผ่าน คิวอาร์โค้ด หรือ ลิงค์ ต่อไปนี้

   https://forms.gle/5sbx1YFYQek59KrSA

2. ให้วันและเวลาที่ท่านสามารถสนทนาทางโทรศัพท์เพื่อเป็นการจำลองการใช้บริการศูนย์บริการข้อมูลลูกค้ากับผู้วิจัยได้

   วันและเวลาที่ท่านสะดวกที่จะจำลองสถานการณ์การสนทนา (ใช้เวลาประมาณ 5 นาที)
   วันที่ ..... / ..... / .....
   เวลา..... : .....

3. ในวันเวลาที่นัดหมาย ผู้วิจัยจะโทรหาท่านที่เบอร์โทรศัพท์ที่ให้ไว้ และสนทนาตามแนวทางที่ให้ไว้ในตัวอย่าง (ไม่จำเป็นต้องอ่านบทสนทนาในตัวอย่าง) โดยเป็นการจำลองสถานการณ์ที่ผู้วิจัยเป็นพนักงานศูนย์บริการข้อมูลลูกค้า และ ท่านเป็นลูกค้าที่ต้องการเปลี่ยนแพ็คเกจสัญญาณโทรศัพท์มือถือ

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

บทสนทนาตัวอย่าง

พนักงานศูนย์บริการข้อมูลลูกค้า : สวัสดีครับ จากศูนย์บริการลูกค้ารับสายครับ มีเรื่องให้ดูแลด้านไหนครับ

ลูกค้า : พอดีสนใจอยากเปลี่ยนแพ็คเกจมือถือ (ครับ/ค่ะ)

ลูกค้า : ไม่ทราบว่ามีแพ็คเกจอะไรแนะนำบ้าง (ครับ/ค่ะ) ช่วงนี้ ที่คุ้ม ๆ หน่อย แล้วก็เหมาะกับการใช้งาน เพราะรู้สึกอันเดิมไม่ค่อยเหมาะเท่าไหร่ (ครับ/ค่ะ) อินเตอร์เน็ตหมดเร็วมาก แล้วความเร็วไม่ค่อยเร็วเลย (ครับ/ค่ะ)

พนักงานศูนย์บริการข้อมูลลูกค้า : ตอนนี้มีอยู่หลายตัวเลย แต่ทั้งนี้ต้องทราบว่าคุณลูกค้าต้องการใช้บริการด้านใดด้วย อย่างเช่นเน้นอินเตอร์เน็ต หรือว่าเน้นโทรครับ

ลูกค้า : เน้นอินเตอร์เน็ตเป็นส่วนใหญ่ (ครับ/ค่ะ) ช่วงกลางวันจะใช้อินเตอร์เน็ตเยอะมาก แต่ก็มีต้องโทรบ้าง (ครับ/ค่ะ) ในช่วงกลางวัน เพราะต้องโทรหาเพื่อน หรือติดต่องานอ่ะ (ครับ/ค่ะ)

พนักงานศูนย์บริการข้อมูลลูกค้า : ส่วนใหญ่ใช้เป็น เฟสบุ๊ค ไลน์ หรือใช้ ยูทูปมั้ยครับ

ลูกค้า : ใช้ (ครับ/ค่ะ) ใช้ทั้งเฟสบุ๊ค ไลน์ แล้วก็ ยูทูปอ่ะ (ครับ/ค่ะ) แต่ส่วนใหญ่ใช้สำหรับนอกสถานที่อะ (ครับ/ค่ะ) ไม่ได้ใช้ที่บ้าน เพราะที่บ้านใช้อินเตอร์เน็ตบ้านอยู่แล้ว (ครับ/ค่ะ)

พนักงานศูนย์บริการข้อมูลลูกค้า : ได้ครับ เดี๋ยวผมจะขออนุญาตตรวจสอบให้นิดนึงครับว่า การใช้งานที่ผ่านมาเป็นแบบไหน จะได้ดูแพ็คเกจใหม่ให้ด้วย ยังไงรบกวนคุณลูกค้าถือสายรอซักครู่นะครับ

ลูกค้า : ได้ (ครับ/ค่ะ) นานมั้ย ประมาณกี่นาที เผื่อจะทำธุระอย่างอื่นก่อน

พนักงานศูนย์บริการข้อมูลลูกค้า : ไม่นานครับลูกค้า ประมาณ 1 นาที

พนักงานศูนย์บริการข้อมูลลูกค้า : ขอบคุณที่ถือสายรอครับ อันนี้ลูกค้าอยากเปลี่ยนแพ็คเกจของเบอร์นี้หรือว่าเบอร์อื่นครับ

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

ลูกค้า : เบอร์นี้ (ครับ/ค่ะ) เบอร์ที่พูดอยู่ (ครับ/ค่ะ)

พนักงานศูนย์บริการข้อมูลลูกค้า : ที่ผมถามเห็นว่าแพ็คเกจเดิมของคุณลูกค้าเป็นแพ็คเกจที่เหมาะกับการใช้งานได้ดีอยู่แล้วและเป็นโปรที่ได้รับส่วนลด 50 % ครับ

ลูกค้า : อ๋อ (ครับ/ค่ะ) เป็นส่วนลด 50 % อยู่แล้ว (ครับ/ค่ะ) ตอนแรกนึกว่าเป็นราคาเต็ม แต่มีอันอื่นที่คุ้มราคากว่ามั้ย (ครับ/ค่ะ) ที่มันเหมาะกับการใช้งาน

พนักงานศูนย์บริการลูกค้า : แต่จะมีอีกแพ็คเกจที่ราคาใกล้เคียงกันนะครับ

ลูกค้า : อ๋อ (ครับ/ค่ะ) เป็นแพ็คเกจแบบไหน (ครับ/ค่ะ) มีรายละเอียดยังไง ราคาเท่าไหร่

พนักงานศูนย์บริการลูกค้า : การใช้งานที่ใช้ปัจจุบัน เน้นใช้อินเตอร์เน็ต ไม่ได้เน้นโทรนะครับ?

ลูกค้า : ใช่ (ครับ/ค่ะ) เล่นเน็ตอย่างเดียว พอมีโทรบ้าง (ครับ/ค่ะ) เอาไว้ติดต่อธุระ แต่อยากได้อินเตอร์เน็ตเร็ว ๆ หน่อยนะครับ แล้วก็ใช้ได้เยอะ ๆ

พนักงานศูนย์บริการลูกค้า : ถ้าอย่างงั้นมีตัวนึงน่าสนใจมากเลยที่มีการใช้อินเตอร์เน็ตมากที่สุดถึง 50 gb เมื่อใช้ครบ 50 gb แล้วสามารถใช้ที่ความเร็วต่อเนื่องได้ที่ความเร็ว 384 kbps ตัว 50 gb จะใช้ได้ทั้ง 3g 4g และ 5g ตามเครื่อง พื้นที่ และ ซิมการ์ด รองรับ ที่สำคัญคือโทรในเครือข่ายฟรี 24 ชม ครั้งละไม่เกิน 60 นาที โทรนอกเครือข่ายได้ 50 นาทีอยู่ที่ 540 บาท เป็นแพ็คเกจ 5g speed max

ลูกค้า : แล้วแพ็คเกจเดิม ราคาเท่าไหร่ (ครับ/ค่ะ)

พนักงานศูนย์บริการลูกค้า : 1099 บาทครับ แต่จ่ายแค่ครึ่งเดียว 549 บาท

ลูกค้า : ราคาใกล้เคียงกันเลย แล้วแพ็คเกจปัจจุบันจะหมดโปรเมื่อไหร่ (ครับ/ค่ะ)

พนักงานศูนย์บริการลูกค้า : ตามโปรโมชั่นจะอยู่ที่ประมาณ 12 เดือนครับ เริ่มแพ็คเกจ 1 กรกฎาคม 63 ใช้งานได้ถึง 31 มิถุนายน 64

ลูกค้า : อ๋อ ถ้าแบบนั้นพอหมด 1 ปีราคาก็จะกลับไปจ่ายราคาเต็ม ไม่ลดราคาแล้วใช่มั้ย (ครับ/ค่ะ)

พนักงานศูนย์บริการลูกค้า : ทั้งนี้แนะนำให้โทรมาอีกทีตอนที่ใกล้จะถึงเวลานะครับ เผื่อบางทีทางเราอาจจะต่อโปรโมชั่นนี้ให้ในอีกราคานึง แต่ถ้าไม่ได้ต่อจะได้เปลี่ยนเป็นโปรอื่นได้ครับ

ลูกค้า : โอเค (ครับ/ค่ะ)

พนักงานศูนย์บริการลูกค้า : ไม่ทราบว่าลูกค้าจะเปลี่ยนเป็นแพ็คเกจใหม่รึเปล่าครับ หรือว่ายังใช้แบบเดิมอยู่

ลูกค้า : เปลี่ยนดีกว่า (ครับ/ค่ะ) รู้สึกว่าจะได้ราคาถูกกว่านิดนึง แล้วเห็นว่าใกล้จะหมดระยะเวลาแล้วด้วย (ครับ/ค่ะ)

พนักงานศูนย์บริการลูกค้า : ได้ครับ เดี๋ยวผมจะเปลี่ยนแพ็คเกจมือถือให้เลยนะครับ มีผลตั้งแต่พรุ่งนี้เป็นต้นไปนะครับ แพ็คเกจที่ผมเสนอไป 5g speed max

ลูกค้า : โอเค (ครับ/ค่ะ) พรุ่งนี้ถึงจะใช้งานได้ใช่ไหม (ครับ/ค่ะ) แพ็คเกจนี้

พนักงานศูนย์บริการลูกค้า : ใช่ครับ ยังไงผมจะส่งข้อความไปอีกทีนะครับ เพื่อเป็นการแสดงรายละเอียดและเป็นการยืนยัน

ลูกค้า : โอเค (ครับ/ค่ะ) ได้เลย

พนักงานศูนย์บริการลูกค้า : มีอะไรให้ผมดูแลอีกมั้ยครับ

ลูกค้า : ไม่มีแล้ว (ครับ/ค่ะ)

พนักงานศูนย์บริการลูกค้า : ได้ครับ ขอบคุณครับ

ลูกค้า : สวัสดี (ครับ/ค่ะ)

แบบวัดบุคลิกภาพ

คำชี้แจง แบบสอบถามต่อไปนี้คือการถามความเป็นไป ความรู้สึกและการกระทำของท่าน ในคำถามแต่ละข้อจะมีช่องว่างด้านท้าย โดยตอบว่า “ใช่” “ไม่แน่ใจ” ไม่ใช่” ให้ท่านตัดสินใจทีละข้อ ให้ตอบว่า “ใช่” หรือ “ไม่ใช่” ตามที่ท่านปฏิบัติหรือรู้สึก โดยให้ท่านทำเครื่องหมาย P ช่องว่างข้างท้ายแต่ละข้อ หากท่านรู้สึกว่า ตัดสินใจไม่ได้จริง ๆ ให้ใส่เครื่องหมาย ? ที่ช่องไม่แน่ใจ ข้างท้ายแต่ละข้อ โดยการจะตอบไม่แน่ใจ สามารถตอบได้เมื่อท่านไม่มั่นใจจริง ๆ เท่านั้น

โปรดทำแบบสอบถามอย่างรวดเร็ว โดยเมื่ออ่านเสร็จให้ตอบด้วยความคิดแรกทันที ไม่ควรใช้เวลาคิดนานเกินไป คำตอบของท่านไม่มีคำตอบที่ผิดหรือถูก ไม่มีการวัดระดับเชาว์ปัญญา เป็นการสำรวจความรู้สึกหรือการกระทำทั่วไปเท่านั้น เมื่อท่านทำความเข้าใจแล้ว ควรลงมือทำแบบวัดอย่างรวดเร็ว

ข้อ	คำถาม	ใช่	ไม่แน่ใจ (?)	ไม่ใช่
1	ท่านรู้สึกเป็นสุขที่ได้ร่วมทำงานในการทำงานที่ต้องใช้ความรวดเร็ว			
2	บางครั้งท่านรู้สึกเป็นสุข บางครั้งเศร้าโดยไม่มีเหตุผล			
3	ท่านมักใจลอยเวลาที่ท่านต้องการมีสมาธิ			
4	ในการคบเพื่อนใหม่ ท่านมักเป็นฝ่ายทำความรู้จักเขาก่อน			
5	ท่านมักทำอะไรด้วยความรวดเร็ว และเชื่อมั่นในการกระทำของท่าน			
6	บ่อยทีเดียวที่ท่านคิดถึงเรื่องอื่น ซึ่งไม่เกี่ยวข้องกับเรื่องที่ท่านกำลังพูดถึง			
7	บางครั้งท่านมีความกระตือรือร้นอย่างมาก บางครั้งก็เฉื่อยชา			
8	ท่านมีความเห็นว่าตัวท่านเป็นคนกระฉับกระเฉงกระปรี้กระเปร่า			

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ข้อ	คำถาม	ใช่	ไม่แน่ใจ (?)	ไม่ใช่
9	ท่านรู้สึกไม่มีความสุขเลย ถ้าไม่พบปะติดต่อกับคนอื่นหรือเข้าสังคมบ่อย ๆ			
10	ท่านมักมีอารมณ์เสีย			
11	ท่านมักมีอารมณ์เปลี่ยนแปลงโดยไม่มีเหตุผลบ่อย ๆ			
12	ท่านเป็นคนชอบลงมือทำมากกว่าเพียงแต่คิดว่าจะทำ			
13	ท่านมักคิดฝันในสิ่งที่เป็นไปไม่ได้เสมอ			
14	เมื่อไปงานสังคมท่านมักไม่ใคร่แสดงตัว			
15	ท่านมักชอบคำนึงถึงอดีต			
16	ท่านรู้สึกลำบากที่จะปล่อยให้สนุกสนานเต็มที่ แม้จะอยู่ท่ามกลางงานรื่นเริง			
17	ท่านเคยรู้สึกไม่สบายใจโดยไม่มีเหตุผล			
18	ท่านเป็นคนที่มีความรู้สึกผิดชอบชั่วดีมากเกินไป			
19	บ่อยทีเดียวทีท่านมักตัดสินใจช้าไป			
20	ท่านเป็นคนชอบทำความรู้จักกับคนอื่น			
21	ท่านมักนอนไม่หลับบ่อย ๆ เมื่อมีความวิตกกังวล			
22	ท่านเป็นคนพิถีพิถันในการเลือกคบเพื่อน			
23	ท่านรู้สึกไม่สบายใจเมื่อทำสิ่งหนึ่งสิ่งใดที่ไม่ถูกต้อง			
24	เวลาที่ท่านจะทำงานอะไรก็ตาม ท่านมักคิดว่าเป็นเรื่องคอขาดบาดตายเสมอ			
25	ท่านเป็นคนใจน้อย			
26	ท่านชอบงานสังคม			
27	ท่านมีความเห็นว่าท่านเป็นคนมีอารมณ์ตึงเครียด			
28	ท่านมักชอบเป็นผู้นำของกลุ่ม			

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ข้อ	คำถาม	ใช่	ไม่แน่ใจ (?)	ไม่ใช่
29	ท่านเคยรู้สึกหงอยเหงาเปล่าเปลี่ยวบ่อย ๆ			
30	ท่านรู้สึกกระดากอายเมื่ออยู่ต่อหน้าเพศตรงข้าม			
31	ท่านชอบฝันกลางวัน			
32	ท่านมักมีคำแก้ตัวทันทีเมื่อถูกวิพากษ์วิจารณ์			
33	ท่านมักใช้เวลามากในการนึกถึงความหลังที่น่าชื่นชม			
34	ท่านมีความเห็นว่าตัวท่านเป็นคนทำอะไรตามสบาย			
35	ท่านรู้สึกเหน็ดเหนื่อยและเบื่อหน่ายโดยไม่มีเหตุผลบ่อย ๆ			
36	เมื่ออยู่ในกลุ่มที่มีการพบปะสังสรรค์ท่านมักเป็นฝ่ายเงียบเฉย			
37	หลังจากเหตุการณ์ร้ายแรงผ่านพ้นไปแล้ว ท่านมักคิดได้ว่า ท่านควรจะได้ทำอย่างใดอย่างหนึ่งลงไปในเวลานั้น แต่ไม่ได้ทำอย่างที่คิด			
38	ท่านมักสนุกสนานได้เต็มที่ในงานรื่นเริง			
39	ท่านมักคิดมากจนนอนไม่หลับ			
40	ท่านมักชอบทำงานที่ต้องใช้ความตั้งใจอย่างเต็มที่			
41	ท่านเคยรู้สึกรำคาญตัวเองที่เกิดความคิดไร้สาระขึ้นบ่อย ๆ			
42	ท่านมักเป็นคนใจน้อยไม่ว่าเรื่องอะไร			
43	ท่านมักทำงานอย่างไม่ค่อยเอาจริงเอาจังนัก			
44	คนอื่น ๆ มีความเห็นว่าท่านเป็นคนกระฉับกระเฉงร่าเริง			
45	ท่านมักมีอารมณ์ขุ่นมัวบ่อย ๆ			
46	ท่านมีความเห็นว่าท่านเป็นคนช่างพูด			

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ข้อ	คำถาม	ใช่	ไม่แน่ใจ (?)	ไม่ใช่
47	ท่านเคยรู้สึกกระวนกระวายใจจนนั่งไม่ติด			
48	ท่านมักชอบเล่นไม่ซื่อกับคนอื่น			

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ประวัติผู้เขียน

ชื่อ-สกุล	นคร ศรีณรงค์
วัน เดือน ปี เกิด	27 กันยายน 2536
สถานที่เกิด	เชียงราย
วุฒิการศึกษา	สำเร็จการศึกษาในระดับปริญญาตรี หลักสูตรวิทยาศาสตรบัณฑิต สาขาวิชาชีววิทยา จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย และเข้ารับการศึกษาต่อในระดับมหาบัณฑิต หลักสูตรวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาเทคโนโลยีสารสนเทศทางธุรกิจ คณะพาณิชยศาสตร์และการบัญชี จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ประจำปีการศึกษา 2561

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University