**การปกป้องข้อมูลที่ระบุตัวบุคคล**

**ณัฏฐณิชา ชัยศิริพานิช1 และ ประวิตรานันท์ บุตรโพธิ์2**

*1คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง กรุงเทพฯ*

*2คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง กรุงเทพฯ*

*Emails: 60070135@it.kmitl.ac.th, 60070148@it.kmitl.ac.th*

**บทคัดย่อ**

ข้อมูลถือเป็นสิ่งสำคัญในการนำไปใช้ประโยชน์ให้กับองค์กร แต่การนำข้อมูลในองค์กรมาใช้มักมีข้อจำกัดในเรื่องข้อมูลส่วนบุคคล เช่น ข้อมูลลูกค้า เมื่อข้อมูลนั้นถูกนำไปวิเคราะห์ อาจส่งผลให้มีการลักลอบนำข้อมูลไปใช้ในทางที่ไม่ถูกต้อง ซึ่งข้อมูลจากการบันทึกเสียงบทสนทนาการทำธุรกรรมธนาคารทางโทรศัพท์ก็ถือว่ามีข้อมูลส่วนบุคคลเป็นจำนวนมาก จึงยังไม่สามารถนำข้อมูลเหล่านั้นมาใช้ประโยชน์ได้

ผู้จัดทำจึงดำเนินการปกปิดข้อมูลส่วนบุคคลจากไฟล์เสียงบทสนทนา โดยแปลงไฟล์เสียงพูดให้อยู่ในรูปแบบข้อความ จากนั้นวิเคราะห์คำที่เป็นข้อมูลส่วนบุคคลและระยะเวลาในไฟล์เสียง และแทนที่คำนั้นด้วยเสียงรบกวนในไฟล์เสียงเพื่อให้สามารถนำข้อมูลที่ผ่านการปกปิดข้อมูลส่วนบุคคลแล้วไปใช้ประโยชน์ในการวิเคราะห์ทางด้านอื่น ๆ ได้

***คำสำคัญ –*** *ข้อมูลส่วนบุคคล; ศูนย์บริการข้อมูลลูกค้าทางโทรศัพท์ (Call Center); การประมวลผลภาษาธรรมชาติ (Natural Language Processing); นิพจน์ระบุนาม (Named Entities); การแปลงเสียงพูดให้อยู่ในรูปแบบข้อความ (Speech-to-Text)*

**1. บทนำ**

ปัจจุบันการละเมิดข้อมูลส่วนบุคคลนั้นเกิดขึ้นได้หลายรูปแบบ ซึ่งการละเมิดข้อมูลส่วนบุคคลจากการบันทึกบทสนทนาการทำธุรกรรมกับทางธนาคารก็ถือเป็นหนึ่งในปัญหาการละเมิดสิทธิส่วนบุคคลเช่นกัน ทางผู้จัดทำได้เล็งเห็นถึงความสำคัญของการรักษาข้อมูลส่วนบุคคลของลูกค้าในการทำธุรกรรมกับทางธนาคารผ่านศูนย์บริการข้อมูลลูกค้าทางโทรศัพท์โดยจะมีการทำการตรวจจับการสนทนาบางส่วนในไฟล์บันทึกเสียง โดยเฉพาะส่วนที่เป็นข้อมูลส่วนบุคคลของลูกค้า เช่น ชื่อ - นามสกุล วันเกิด เบอร์โทรศัพท์ เลขที่บัญชี และเลขหน้าบัตรเครดิต หรือเดบิต ก่อนจะนำข้อมูลผลลัพธ์เหล่านั้นไปใช้ประโยชน์ในด้านอื่น ๆ โดยทางผู้จัดทำจะดำเนินการแปลงไฟล์เสียงบทสนทนาให้อยู่ในรูปแบบข้อความ ตรวจจับเนื้อหาของข้อความว่าคำใดมีรูปแบบที่เป็นข้อมูลส่วนบุคคล จากนั้นดำเนินการจับคู่คำกับเวลาในไฟล์บันทึกเสียง และดำเนินการปกปิดข้อความในส่วนนั้นออกไป

**2. แนวคิด และเทคโนโลยีที่เกี่ยวข้อง**

**2.1 แนวคิดที่เกี่ยวข้อง**

*2.2.1 สิทธิความเป็นอยู่ส่วนบุคคล*

มีการบัญญัติรับรองสิทธิดังกล่าวในรัฐธรรมนูญแห่งราชอาณาจักรไทย พ.ศ. 2560 มาตรา 32 บัญญัติไว้ว่า “สิทธิของบุคคลในครอบครัว เกียรติยศ ชื่อเสียง ตลอดจนความเป็นอยู่ส่วนบุคคล ย่อมได้รับความคุ้มครอง การกล่าวหรือไขข่าวแพร่หลายซึ่งข้อความหรือภาพไม่ว่าด้วยวิธีใดไปยังสาธารณชนอันเป็นการละเมิดหรือกระทบถึงสิทธิของบุคคลในครอบครัว เกียรติยศ ชื่อเสียง หรือความเป็นอยู่ส่วนบุคคล จะกระทำมิได้ เว้นแต่กรณีที่เป็น ประโยชน์ต่อสาธารณะ บุคคลย่อมมีสิทธิได้รับความคุ้มครองจากการแสวงประโยชน์โดยมิชอบจากข้อมูลส่วนบุคคลที่เกี่ยวกับตน ทั้งนี้ ตามที่กฎหมายบัญญัติ” [1]

**2.2 เทคโนโลยีที่เกี่ยวข้อง**

*2.2.1 การรู้จำเสียงพูด (Speech Recognition)*

เป็นสิ่งที่ช่วยให้โปรแกรมสามารถประมวลผลคำพูดของมนุษย์ให้อยู่ในรูปแบบลายลักษณ์อักษร โดยเน้นที่การแปลงเสียงพูดจากรูปแบบคำพูดเป็นข้อความ [2]

*2.2.2 Cloud Speech to Text by Google Cloud*

กูเกิลคลาวด์แพลตฟอร์มเป็นเว็บเซิร์ฟเวอร์ที่ให้บริการคลาวด์ ซึ่งภายในกูเกิลคลาวด์แพลตฟอร์มนั้นมีบริการที่แยกย่อยอีกมากมายให้ตรงตามลักษณะการใช้งาน เช่น Cloud Speech to Text, Cloud Storage, Compute Engine, Machine Learning เป็นต้น ทั้งนี้การใช้งานกูเกิลคลาวด์แพลตฟอร์มจะคิดค่าใช้จ่ายตามจำนวนการใช้งาน

ทางผู้จัดทำเลือกบริการ Cloud Storage ในการเก็บไฟล์เสียง และใช้ Cloud Speech to Text ไลบรารี Speech ในการแปลงเสียงพูดให้อยู่ในรูปแบบข้อความ [3]

*2.2.3 การประมวลผลภาษาธรรมชาติ (Natural Language Processing: NLP)*

เป็นศาสตร์ที่ศึกษาเกี่ยวกับการทำให้คอมพิวเตอร์สามารถสื่อสารโต้ตอบด้วยภาษาของมนุษย์ และทำให้คอมพิวเตอร์เข้าใจภาษามนุษย์มากขึ้น เช่น Siri, Google Assistant และ Alexa [4]

*2.2.4 Stanford Named Entity Recognizer (Stanford NER)*

เป็นการประยุกต์ใช้จากภาษาจาวาสำหรับการรู้จำนิพจน์ระบุนาม (Named Entity Recognizer) ซึ่งเป็นการจัดประเภทของคำในข้อความ เช่น ชื่อสิ่งของ ชื่อบุคคล และบริษัท เป็นการกำหนดโครงสร้างการสกัดคุณสมบัติที่เหมาะสมสำหรับการรู้จำนิพจน์ระบุนาม [5]

*2.2.5 Natural Language Toolkit (NLTK)*

เป็นแพลตฟอร์มที่นิยมในโปรแกรมภาษาไพทอน เพื่อทำงานกับข้อมูลภาษาของมนุษย์ พร้อมกับชุดของไลบรารีที่ช่วยในการประมวลข้อความ แบ่งประเภทของคำ (Classification) การแบ่งโทเค็นของคำ (Tokenization) การตัดคำ (Stemming) การติดแท็กคำ (Tagging) และการแยกวิเคราะห์คำ (Parsing) [6]

*2.2.6 spaCy*

เป็นไลบรารีสำหรับการทำการระมวลผลภาษาธรรมชาติขั้นสูงในภาษาไพทอน โดยที่ spaCy จะทำความเข้าใจข้อความจำนวนมาก สามารถใช้ในการดำเนินการสกัดข้อมูล (Information Extraction) หรือระบบการทำความเข้าใจภาษาธรรมชาติเพื่อดำเนินการประมวลผลข้อความล่วงหน้าสำหรับการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) [7]

*2.2.7 Regular Expressions*

เป็นสัญลักษณ์ที่ใช้ระบุชุดของอักขระตัวอักษร เมื่อชุดของอักขระตัวอักษรที่เฉพาะเจาะจงนั้นอยู่ในชุดอักขระตัวอักษรที่มีการกำหนดให้เป็น Regular Expressions โดยทั่วไปแล้วจะใช้สัญลักษณ์ “\*”, “+”, “?”, “()” และ “|” ในการกำหนดเงื่อนไขของชุดตัวอักษร [8]

*2.2.8**Pydub*

เป็นไลบรารีหนึ่งของภาษาไพทอนที่ใช้ในการจัดการกับข้อมูลที่เป็นไฟล์เสียง

*2.2.9 Jaccard’s Coefficient Similarity*

เป็นสถิติประยุกต์แนวคิดในทฤษฎีเซตเพื่อใช้เปรียบเทียบความคล้ายคลึงและความหลากหลายของกลุ่มตัวอย่าง แนวคิดของค่าสัมประสิทธิ์ Jaccard’s Coefficient Similarity คือ การวัดค่าความคล้ายคลึงระหว่างกลุ่มประชากร 2 กลุ่ม โดยคำนวณจากขนาดของประชากรที่ทั้งสองกลุ่มมีตัวอย่างร่วมกัน [9] ดังสมการที่ 1

(1)

**3. ขั้นตอน และวิธีการดำเนินงานวิจัย**

Diagram, text

Description automatically generated

**รูปที่ 1.** แผนงานการปกป้องข้อมูลที่ระบุตัวบุคคล

จากรูปที่ 1 มีการแบ่งส่วนของการดำเนินงานเป็น 4 ส่วนหลัก ๆ คือ การเตรียมข้อมูล การแปลงเสียงพูดให้อยู่ในรูปแบบข้อความ การตรวจจับคำที่เป็นข้อมูลส่วนบุคคลจากข้อมูลรูปแบบข้อความ และการแทนที่เสียงที่เป็นข้อมูลส่วนบุคคลด้วยเสียงรบกวน

**3.1 การเตรียมข้อมูล (Data Preparation)**

*3.1.1 สร้างบทสนทนาระหว่างลูกค้าและศูนย์บริการข้อมูลลูกค้าทางโทรศัพท์*

ผู้จัดทำได้ดำเนินการสร้างชุดข้อมูลในรูปแบบข้อความเป็นจำนวนทั้งหมด 23 บทสนทนา จากการวิเคราะห์ประโยคในบทสนทนาคิดเป็น 566 ประโยค ค่าเฉลี่ยใน 1 บทสนทนาจะมีประโยคโดยเฉลี่ยจำนวน 24.61 ประโยค หากแบ่งย่อยลงไปเป็นการวิเคราะห์คำที่ยังไม่ผ่านการทำความสะอาดข้อมูลมีทั้งหมด 4,095 คำ ค่าเฉลี่ยใน 1 บทสนทนาจะมีคำโดยเฉลี่ยจำนวน 178.04 คำ และหากวิเคราะห์คำผ่านการทำความสะอาดข้อมูลแล้ว กล่าวคือ ดำเนินการตัดเครื่องหมายวรรคตอนและ Stop words บางส่วนออก มีทั้งหมด 1732 คำ ค่าเฉลี่ยใน 1 บทสนทนาจะมีคำโดยเฉลี่ยจำนวน 75.3 คำ

*3.1.2 นำข้อมูลในรูปแบบข้อความมาดำเนินการบันทึกเสียง*

เนื่องจากบทสนทนาเป็นบทสนทนาภาษาอังกฤษ ทางผู้จัดทำได้มีการนำบทสนทนาไปบันทึกเสียงโดยใช้ระบบสั่งการด้วยเสียงของระบบปฏิบัติการ iOS หรือที่เป็นที่รู้จักกันในนามของ “สิริ” (Siri) ในการช่วยอ่านบทสนทนาเหล่านั้น ใน 1 บทสนทนาจะประกอบไปด้วยเสียงของพนักงานและลูกค้า โดยที่เสียงของพนักงานจะมีเพียงเพศเดียว คือ เพศหญิง โดยใช้เสียงของ “Siri Female” และในส่วนของเสียงลูกค้าจะแบ่งออกเป็น 2 เพศ ได้แก่ เพศหญิง ใช้เสียงของ “Samantha” และเพศชาย ใช้เสียงของ “Siri Male”

**3.2 การแปลงเสียงพูดให้อยู่ในรูปแบบข้อความ**

*3.2.1 ประยุกต์ใช้ Cloud Speech to Text*

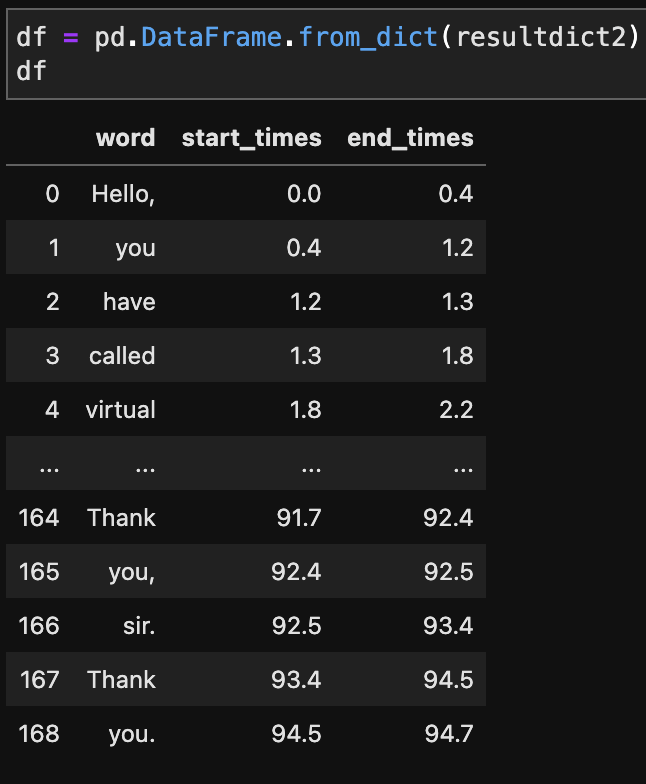
ดำเนินการสร้างโปรเจกต์บนกูเกิลคลาวด์ และเปิดใช้งอน API 2 ตัว ได้แก่ Cloud Storage และ Cloud Speech to Text จากนั้นอัปโหลดไฟล์เสียงขึ้นบน Cloud Storage ดังรูปที่ 2

Graphical user interface, application, table

Description automatically generated

**รูปที่ 2.** อัปโหลดไฟล์เสียงขึ้นบน Cloud Storage

จากนั้นนำข้อมูลเสียงจาก Cloud Storage และสร้างแบบจำลองโดยให้ระบุเวลาที่เริ่มพูดและพูดจบในไฟล์เสียง มีหน่วยเป็นวินาที และคำพูดแต่โทเค็นในบทสนทนา ในรูปของตาราง ดังรูปที่ 3 และประโยคสนทนาทั้งหมด ดังรูปที่ 4



**รูปที่ 3.** ตารางการเก็บข้อมูลจากการแปลงเสียง

ให้อยู่ในรูปแบบข้อความ

Text

Description automatically generated

**รูปที่ 4. ตัวอย่าง**ประโยคสนทนาทั้งหมด

*3.2.2 บันทึกไฟล์ให้อยู่ในรูปแบบ Dictionary*

บันทึกเป็นประเภทไฟล์ JSON เพื่อทำการตรวจจับคำที่เป็นข้อมูลส่วนบุคคลในขั้นตอนต่อไป

**3.3 การตรวจจับคำที่เป็นข้อมูลส่วนบุคคลจากข้อมูลรูปแบบข้อความ**

*3.3.1 กระบวนการตรวจจับนิพจน์ระบุนาม*

ขั้นตอนนี้มีการใช้ไลบรารีทั้งหมด 3 ไลบรารี เพื่อเพิ่มความแม่นยำในการตรวจจับนิพจน์ระบุนาม ได้แก่ Stanford NER, NLTK และ spaCy มีกระบวนการดำเนินงาน ดังนี้

- พัฒนาไลบรารี Stanford NER โดยเลือกประเภทของนิพจน์ระบุนามในการติดแท็กบทสนทนาทั้งหมดเป็นจำนวน 5 ประเภท ได้แก่ PERSON, ORGANIZATION, LOCATION, DATE และ MONEY ซึ่งในฟังก์ชันมีการทำ Word Tokenization เพื่อแยกโทเค็นของคำในข้อความ ต่อมามีการติดแท็กนิพจน์ระบุนามจากอัลกอริทึมของ Stanford NER จากนั้นสร้างเงื่อนไขเก็บเฉพาะโทเค็นที่เป็นนิพจน์ระบุนามเท่านั้น จากนั้นจึงแก้ไขประเภทของนิพจน์ระบุนามที่ถูกติดแท็ก เพื่อให้ประเภทของนิพจน์ระบุนามตรงกับไลบรารีอื่น ๆ เช่น คำว่า “ORG” ที่ติดแท็กไว้ จะดำเนินการเปลี่ยนเป็นคำว่า “ORGANIZATION” จากนั้นทำการจับคู่โทเค็นที่ไลบรารีแบ่งออกมาเทียบกับโทเค็นที่ Cloud Speech to Text แบ่งไว้ เพื่อให้แน่ใจว่าโทเค็นที่ถูกติดแท็กนั้นตรงกับระยะเวลาที่ Cloud Speech to Text ทำนายออกมา และเก็บค่าของคำที่ติดแท็กได้ พร้อมกับประเภทของนิพจน์ระบุนาม

- พัฒนาไลบรารี NLTK ทางผู้จัดทำได้เลือกการติดแท็กในบทสนทนาเป็นจำนวนทั้งหมด 6 ประเภท ได้แก่ ORGANIZATION, PERSON, LOCATION, GPE, DATE และ MONEY โดยเริ่มจากการทำ Word Tokenization จากนั้นทำการติดแท็กนิพจน์ระบุนามจากอัลกอริทึม NLTK ซึ่งต้องมีการติดแท็กส่วนของประโยค (Part-of-Speech) ก่อนจึงจะติดแท็กได้ และกระบวนการหลังจากนั้นมีวิธีการทำเช่นเดียวกันกับ Stanford NER คือ เลือกโทเค็นที่เป็นนิพจน์ระบุนาม และทำการเปลี่ยนประเภทนิพจน์ระบุนามให้เหมือนกันทุกไลบรารี จากนั้นจับคู่โทเค็นที่ไลบรารีแบ่งเทียบกับโทเค็นของ Cloud Speech to Text และเก็บค่าของโทเค็น

- พัฒนาไลบรารี spaCy โดยทางผู้จัดทำได้ดำเนินการเลือกการติดแท็กในบทสนทนาเป็นจำนวนทั้งหมด 6 ประเภท ได้แก่ ORGANIZATION, PERSON, LOCATION, GPE, DATE และ MONEY ในฟังก์ชันมีการใช้อัลกอริทึมของ spaCy ซึ่งในอัลกอริทึมจะดำเนินการวิเคราะห์ข้อความต่าง ๆ อัตโนมัติ ซึ่งสามารถเรียกดูค่าได้จากอัลกอริทึมได้ทันที และกระบวนการหลังจากนั้นมีวิธีการทำเช่นเดียวกันกับ Stanford NER และ NLTK คือ เลือกโทเค็นที่เป็นนิพจน์ระบุนาม และทำการเปลี่ยนประเภทนิพจน์ระบุนามให้เหมือนกันทุกไลบรารี จากนั้นจับคู่โทเค็นที่แบบจำลองแบ่งเทียบกับโทเค็นของ Cloud Speech to Text และเก็บค่าของโทเค็น

*3.3.2 เลือกการทำนายประเภทของนิพจน์ระบุนามที่เหมือนกันตั้งแต่ 2 ใน 3 ของไลบรารี*

ดำเนินการเลือกการทำนายประเภทของนิพจน์ระบุนามที่เหมือนกันตั้งแต่ 2 จาก 3 ไลบรารีขึ้นไปจากการสร้างฟังก์ชันจับคู่โทเค็นที่มีการทำนายนิพจน์ระบุนามค่าเดียวกัน และเก็บค่าของโทเค็นนั้นใหม่ เพื่อนำไปใช้วิเคราะห์กระบวนการถัดไป ในที่นี้ ทางผู้จัดทำขอแทนผลลัพธ์ของกระบวนการนี้ว่าค่าทำนายจริง

*3.3.3 สร้างประเภทของนิพจน์ระบุนามเพิ่มเพื่อติดแท็กเลขที่เป็นข้อมูลส่วนบุคคลโดยใช้ Regular Expressions*

ขั้นตอนนี้จะมีการดึงโทเค็นคำของ Cloud Speech to Text เฉพาะที่เป็นเลขมาตรวจสอบเงื่อนไขเพื่อติดแท็กเลขที่เป็นข้อมูลส่วนบุคคลเท่านั้น โดยแบ่งประเภทของเลขที่เป็นข้อมูลส่วนบุคคลไว้ 5 ประเภท คือ IDCARD (เลขบัตรประชาชน 13 หลัก) PHONENUM (เบอร์โทรศัพท์ 10 หลัก) ACCNUM (เลขบัญชี 9 หลัก) CARDNUM (เลขบัตรเดบิต หรือบัตรเครดิต 16 หลัก) และ PIINUM (เลขอื่น ๆ ที่ไม่เข้าเงื่อนไขประเภทก่อนหน้านี้ แต่มีตั้งแต่ 9 หลักขึ้นไป มีไว้ในกรณีที่ Cloud Speech to Text แปลงเป็นข้อความออกมาได้ไม่แม่นยำ) จากนั้นนำค่าที่ได้ไปรวมกับค่าทำนายจริง และเก็บค่านั้นไว้ในรูปแบบไฟล์ CSV เพื่อนำไปดำเนินการต่อในขั้นถัดไป

*3.3.4 เก็บค่าต่าง ๆ ให้อยู่ในรูปของไฟล์ CSV*

หลังจากดำเนินการทำนายนิพจน์ระบุนามทั้งหมดแล้ว จึงจัดเก็บค่าเหล่านั้นให้อยู่ในรูปแบบตารางและบันทึกเป็นไฟล์ CSV โดยมีจำนวนทั้งหมด 5 คอลัมน์ ได้แก่ ลำดับโทเค็น โทเค็นคำ เวลาที่เริ่มพูดโทเค็นนั้นในไฟล์เสียง เวลาที่พูดโทเค็นนั้นจบ และประเภทของนิพจน์ระบุนาม

**3.4 การแทนที่เสียงที่เป็นข้อมูลส่วนบุคคลด้วยเสียงรบกวน**

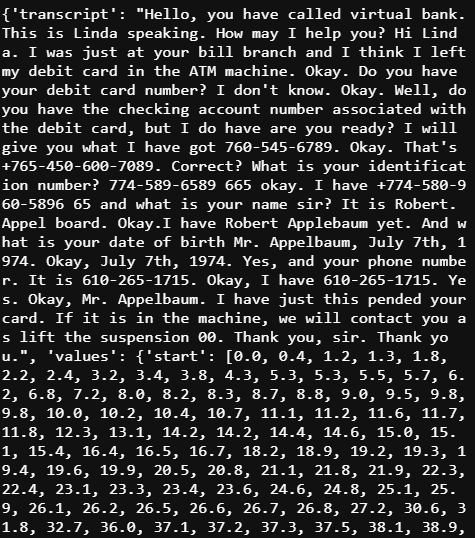
ขั้นตอนนี้มีการดึงข้อมูลไฟล์ CSV มาใช้ในการดำเนินงาน คือ นำคอลัมน์ของเวลาเริ่มต้นของคำพูดและเวลาสิ้นสุดมาใช้ โดยแปลงให้ค่าของเวลาอยู่ในหน่วยของมิลลิวินาที จากนั้นแทนที่เสียงรบกวนในช่วงเวลาที่คำนวณไว้ จากนั้นดำเนินการบันทึกไฟล์เสียงที่มีการแทนที่ข้อมูลส่วนบุคคลแล้วเป็นไฟล์ประเภท .wav

**3.5 การประเมินผล (Evaluation)**

มีการประเมินผล 2 กระบวนการหลัก ๆ คือ ประเมินผลความแม่นยำของการแปลงเสียงพูดให้อยู่ในรูปแบบข้อความโดยนำแนวคิดของ Jaccard’s Coefficient Similarity มาประยุกต์ใช้ในการประเมินผล และกระบวนการประเมินผลความแม่นยำของการตรวจจับคำที่เป็นข้อมูลส่วนบุคคลจากข้อมูลรูปแบบข้อความ จากการสร้างผลเฉลยของการทำนายข้อความและโทเค็นต่าง ๆ เพื่อใช้ตรวจสอบความแม่นยำในการทำนายของไลบรารีทั้งหมด

**4. ผลการดำเนินงานเบื้องต้น**

**4.1 การแปลงเสียงพูดให้อยู่ในรูปแบบข้อความ**

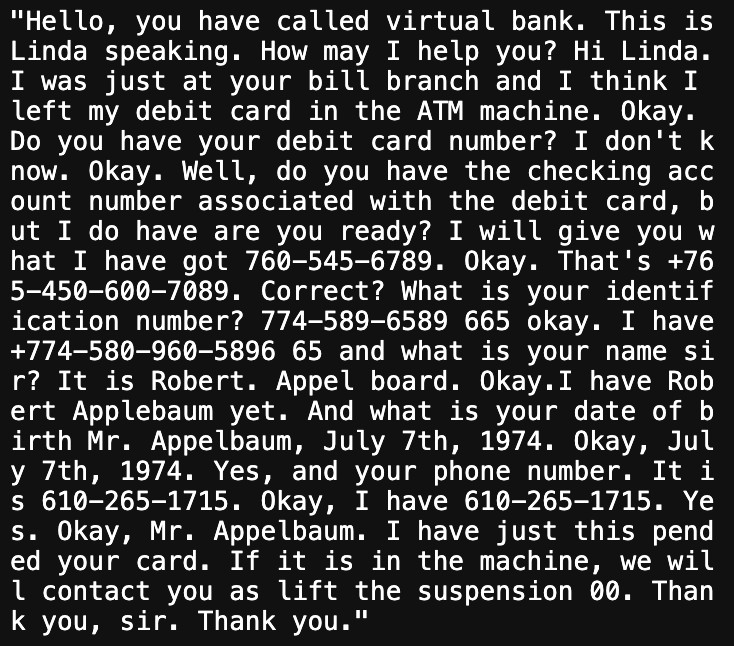


**รูปที่ 5.** ตัวอย่างการแปลงข้อมูลเสียงให้อยู่ในรูปแบบข้อความโดยใช้ Cloud Speech to Text

จากรูปที่ 5 ดำเนินการแปลงให้อยู่ในรูปแบบของ Dictionary และสร้างคีย์ที่ชื่อว่า transcript ไว้เก็บข้อความในบทสนทนาทั้งหมด ในส่วนของโทเค็นคำ ได้มีการสร้างคีย์ที่ชื่อว่า values ไว้เก็บค่าของเวลาที่เริ่มพูดโทเค็นนั้น ๆ (start) เวลาที่พูดจบ (end) และโทเค็นนั้น ๆ (word) และประเมินผลความแม่นยำในการทำนายของแบบจำลอง โดยการนำข้อมูลบทสนทนาจริงเทียบกับข้อมูลที่แบบจำลองทำนายโดยใช้ Jaccard’s Coefficient Similarity ดังนี้



**รูปที่ 6.** ข้อมูลบทสนทนาจริง

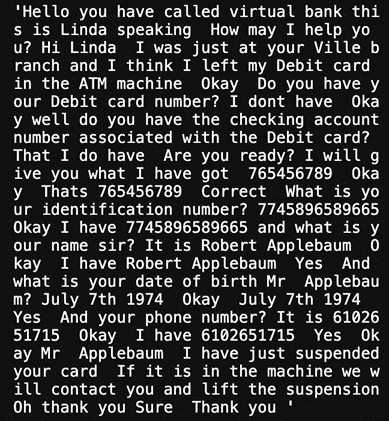


**รูปที่ 7.** บทสนทนาที่แบบจำลองทำนาย



**รูปที่ 8.** ค่าของความแม่นยำในการทำนาย

จากรูปที่ 8 ความแม่นยำในการทำนายคิดเป็นร้อยละ 57.02 ซึ่งเมื่อเทียบบทสนทนารูปที่ 6 และ 7 จะพบว่าสิ่งที่ส่งผลให้ค่าความแม่นยำของแบบจำลองไม่สูงนั้นส่วนใหญ่แล้วขึ้นอยู่กับเครื่องหมายวรรคตอนของข้อมูลบทสนทนาทั้งสอง ดังนั้น จึงดำเนินการสร้างฟังก์ชันตัดเครื่องหมายวรรคตอนของบทสนทนาทั้งสองออก เพื่อประเมินผลค่าความแม่นยำใหม่ ดังรูปที่ 9, 10 และ 11

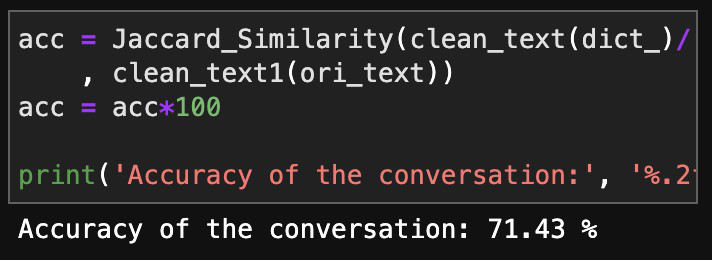


**รูปที่ 9.** ข้อมูลบทสนทนาจริงที่ผ่านการทำความสะอาด



**รูปที่ 10.** บทสนทนาที่แบบจำลองทำนาย

ที่ผ่านการทำความสะอาด

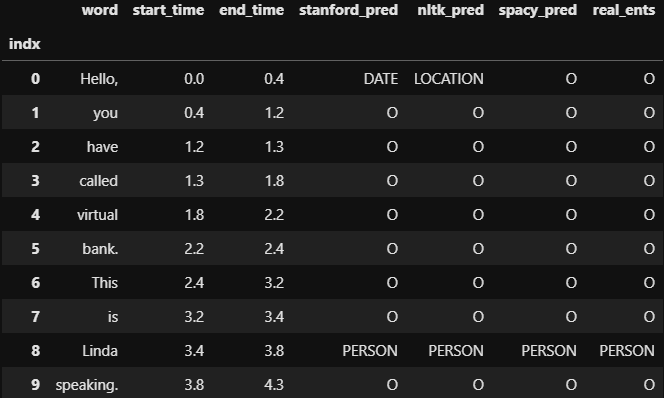


**รูปที่ 11.** ค่าของความแม่นยำในการทำนาย (ใหม่)

จากรูปที่ 11 ความแม่นยำในการทำนายคำพูดของแบบจำลองคิดเป็นร้อยละ 71.43 สามารถเห็นได้ชัดว่าค่าความแม่นยำสูงขึ้นอย่างชัดเจน เมื่อตัดเครื่องหมายวรรคตอนออกเบื้องต้น

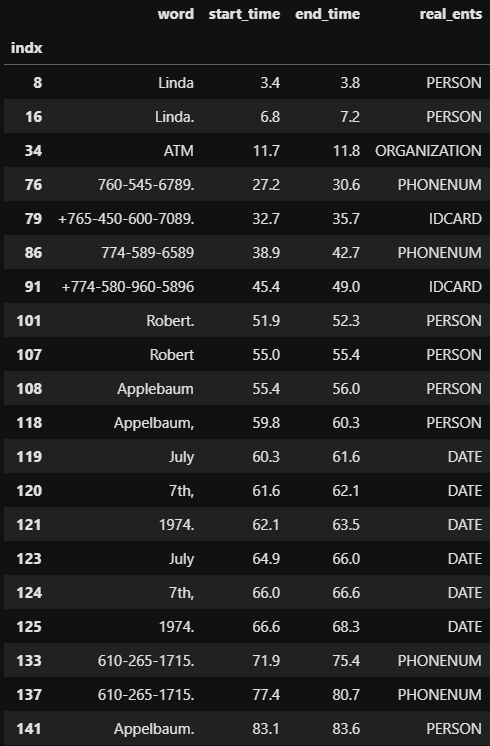
**4.2 การตรวจจับคำที่เป็นข้อมูลส่วนบุคคลจากข้อมูลรูปแบบข้อความ**

เมื่อดำเนินการนำข้อมูลในรูปแบบข้อความที่ได้จาก Cloud Speech to Text มาเข้าฟังก์ชันต่าง ๆ ของไลบรารี Stanford NER, NLTK และ spaCy พร้อมกับนำเข้าฟังก์ชันของการเลือกค่าทำนายจริง และสร้างนิพจน์ระบุนามเพิ่มสำหรับเลขที่เป็นข้อมูลส่วนบุคคลโดยใช้ Regular Expressions ทางผู้จัดทำก็ได้ดำเนินการเก็บค่าของการทำนายของทุก ๆ แบบจำลองไว้ในรูปแบบตาราง ดังรูปที่ 12



**รูปที่ 12.** ตารางการทำนายประเภทของนิพจน์ระบุนาม

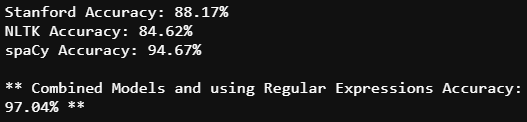
จากรูปที่ 12 ได้เก็บค่าการทำนายของโทเค็นไว้ในตารางเดียวกันตามประเภทของนิพจน์ระบุนาม แถวใดมีการทำนายเป็นคำว่า “O” หมายความว่าโทเค็นนั้นไม่ได้เป็นนิพจน์ระบุนาม และมีการเก็บค่าการทำนายทั้งหมด 4 คอลัมน์ ได้แก่ stanford\_pred (ค่าที่แบบจำลอง Stanford NER ทำนาย) nltk\_pred (ค่าที่ NLTK ทำนาย) spacy\_pred (ค่าที่ spaCy ทำนาย) และ real\_ents (ค่าทำนายจริง) นอกจากนี้ ยังได้ดำเนินการเก็บบันทึกค่าการทำนายจริง เฉพาะโทเค็นที่มีการติดแท็กนิพจน์ระบุนามขึ้นมาอีก 1 ตาราง เพื่อดำเนินการบันทึกให้อยู่ในรูปแบบไฟล์ CSV และนำไปปกปิดเสียงในขั้นตอนถัดไป ดังรูปที่ 13



**รูปที่ 13.** ตารางค่าทำนายจริงเฉพาะที่มี

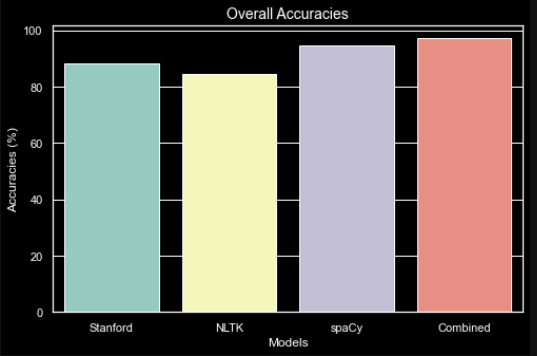
การติดแท็กนิพจน์ระบุนาม

ทางผู้จัดทำมีการประเมินผลความแม่นยำในการทำนายนิพจน์ระบุนามของแต่ละแบบจำลอง โดยการนำโทเค็นที่ Cloud Speech to Text แบ่งออกมา ไปทำการเฉลยนิพจน์ระบุนามจริง เพื่อที่จะนำไปประเมินผลความแม่นยำของการทำนายนิพจน์ระบุนามในทุก ๆ แบบจำลอง



**รูปที่ 14.** การประเมินผลความแม่นยำ

ของแต่ละแบบจำลอง



**รูปที่ 15.** กราฟการประเมินผลความแม่นยำ

ของแต่ละแบบจำลอง

จากรูปที่ 14 สามารถสรุปได้ ดังนี้

- ความแม่นยำของการทำนายนิพจน์ระบุนามของ Stanford NER คิดเป็นร้อยละ 88.17

- ความแม่นยำของการทำนายนิพจน์ระบุนามของ NLTK คิดเป็นร้อยละ 84.62

- ความแม่นยำของการทำนายนิพจน์ระบุนามของ spaCy คิดเป็นร้อยละ 94.67

- ความแม่นยำของการทำนายนิพจน์ระบุนามของการรวมไลบรารีและการทำ Regular Expressions คิดเป็นร้อยละ 97.04

สังเกตได้ว่า เมื่อดำเนินการรวมการทำนายของแต่ละแบบจำลองเข้าด้วยกัน และสร้างเงื่อนไขจาก Regular Expressions นั้น ส่งผลให้ค่าความแม่นยำในการทำนายนิพจน์ระบุนามสูงที่สุด

**4.3 การแทนที่เสียงที่เป็นข้อมูลส่วนบุคคลด้วยเสียงรบกวน**

เมื่อทำการแทนที่เสียงแล้วจึงดำเนินการบันทึกไฟล์เสียงที่ผ่านการแทนที่เสียงที่เป็นข้อมูลส่วนบุคคลด้วยเสียงรบกวนเป็นไฟล์เสียงประเภท .wav

**5. บทสรุป**

**5.1 สรุปผลโครงงาน**

*5.1.1 การแปลงเสียงพูดให้อยู่ในรูปแบบข้อความ*

การแปลงเสียงพูดให้อยู่ในรูปแบบข้อความนั้น หากเป็นการประเมินผลโดยไม่คำนึงถึงความถูกต้องของเครื่องหมายวรรคตอน ถือว่าค่าของความแม่นยำอยู่ในระดับที่ดี อาจจะมีการแปลงชื่อบุคคลที่ไม่ตรงกับข้อมูลบทสนทนาจริงเล็กน้อย อาจเป็นสาเหตุมาจากเสียงที่ใช้ในการดำเนินการบันทึกเสียงที่แต่ละบุคคลมีสำเนียงการพูดที่ไม่เหมือนกัน เช่น นามสกุล Applebaum เมื่อเป็นเสียงของ Siri Male ทางแบบจำลองแปลงได้เป็น 2 โทเค็น คือ “Appel” และ “board.” แต่เมื่อเป็นเสียงของ “Siri Female” ทางแบบจำลองกลับแปลงคำได้ถูกต้อง จึงสรุปได้ว่าบางครั้งสำเนียงการพูดของแต่ละตัวบุคคลอาจส่งผลต่อความแม่นยำของการแปลงข้อมูลเสียงให้อยู่ในรูปข้อความ นอกจากนี้ ยังมีการแปลงเลขที่ผิดพลาดไปบ้าง เช่น เมื่อสิริพูดว่า “oh” ในบางครั้งแบบจำลองจะแปลงเป็นเลข “0” ซึ่งส่งผลให้ความแม่นยำของแบบจำลองลดลง

*5.1.2 การตรวจจับคำที่เป็นข้อมูลส่วนบุคคลจากข้อมูลรูปแบบข้อความ*

ในขั้นตอนนี้ ผู้จัดทำจะอธิบายรายละเอียดของแต่ละไลบรารี ดังนี้

- Stanford NER สามารถติดแท็กบุคคล และค่าเงินได้ค่อนข้างแม่นยำ แต่ในการติดแท็กวันที่ ด้วยข้อจำกัดที่ไม่มีการติดแท็กตัวเลขที่เป็นประเภท Cardinal จึงส่งผลให้มีการติดแท็กตัวเลขธรรมดา เป็นประเภทของวันที่ (Date) ทำให้ความแม่นยำลดลง

- NLTK สามารถติดแท็กองค์กรได้แม่นยำมากที่สุด ส่วนนิพจน์ระบุนามประเภทอื่น ๆ มีความแม่นยำเฉลี่ยเท่า ๆ กันกับแบบจำลองอื่น ๆ แต่แบบจำลองนี้มักมีการติดแท็กที่ผิดพลาดตรงส่วนของสถานที่ กล่าวคือ หากโทเค็นนั้นขึ้นต้นด้วยตัวอักษรพิมพ์ใหญ่ เช่น คำว่า “Hello” แบบจำลองจะติดแท็กเป็นสถานที่ทันที

- spaCy จากผลลัพธ์การประเมินผลความแม่นยำ จะสังเกตได้ว่าส่วนใหญ่แล้ว spaCy มีค่าความแม่นยำสูงในการติดแท็กโทเค็น แต่หากให้สรุปเป็นรายประเภท จะสรุปได้ว่าสามารถติดแท็กบุคคล สถานที่ วันที่ และค่าเงินได้ดีที่สุด แต่เนื่องจากการติดแท็กของไลบรารีนี้ยังมีความไม่แม่นยำอยู่บ้าง ทางผู้จัดทำจึงมีความเห็นว่าควรรวมไลบรารีเข้าด้วยกันเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการติดแท็ก

ในส่วนของการรวมไลบรารีเข้าด้วยกันมีความแม่นยำค่อนข้างสูง ซึ่งเฉลี่ยแล้วคิดเป็นร้อยละ 90 ถือเป็นค่าความแม่นยำที่น่าพึงพอใจ

และการตรวจจับเลขที่เป็นข้อมูลส่วนบุคคลโดยใช้ Regular Expressions ก็มีความแม่นยำค่อนข้างสูง แต่ในบางครั้งอาจไม่แม่นยำอย่างสมบูรณ์เนื่องจากรูปแบบการแปลงตัวเลขของ Cloud Speech to Text อาจแบ่งโทเค็นได้ไม่ตรงกับตัวเลขที่ควรจะเป็น เช่น เลขบัตรเดบิต หรือบัตรเครดิต 16 หลัก ทางแบบจำลองอาจมีรูปแบบการแปลงตัวเลขได้เพียงแค่ 13 หลัก แล้วจึงแบ่งเลขอีก 3 หลักหลังเป็นอีกโทเค็น ซึ่งในเงื่อนไขมักจะติดแท็กเลขที่มากกว่า 9 หลักขึ้นไปโดยไม่สนใจเครื่องหมายต่าง ๆ เช่น +111-111-111-1111 หรือ 111-111-1111 เป็นต้น แต่หากพิจารณาถึงภาพรวมของค่าความแม่นยำแล้ว ถือเป็นที่น่าพึงพอใจ

*5.1.3 การแทนที่เสียงที่เป็นข้อมูลส่วนบุคคลด้วยเสียงรบกวน*

การแทนที่เสียงที่เป็นข้อมูลส่วนบุคคลด้วยเสียงรบกวน ในบางช่วงที่มีการแทนที่เสียงรบกวนนั้นอาจเกินหรือขาดจากระยะเวลาของคำพูดที่เป็นข้อมูลส่วนบุคคล แต่โดยภาพรวมแล้วถือว่าปิดบังคำพูดที่เป็นข้อมูลส่วนบุคคลได้ดี

**5.2 ปัญหาในการทำโครงงานและสรุปผล**

โดยส่วนใหญ่แล้ว ปัญหาในการทำโครงงานนี้ คือ ความแม่นยำของการแปลงข้อมูลเสียงให้อยู่ในรูปแบบข้อความนั้น มีความแม่นยำในระดับปานกลางจนถึงค่อนข้างสูง แต่เมื่อเข้าสู่กระบวนการตรวจจับคำที่เป็นข้อมูลส่วนบุคคลจากข้อมูลรูปแบบข้อความ ส่งผลให้แบบจำลองไม่สามารถติดแท็กประเภทของโทเค็นที่ควรจะมีนิพจน์ระบุนามได้ เช่น ชื่อบุคคล หรือส่วนเล็ก ๆ ของเลขที่เป็นข้อมูลส่วนบุคคล จึงอาจส่งผลให้เป็นปัญหาต่อการปิดบังคำที่เป็นข้อมูลส่วนบุคคลในขั้นตอนสุดท้ายได้ และในการเป็นการแทนที่เสียงที่เป็นข้อมูลส่วนบุคคลด้วยเสียงรบกวน ในบางช่วงของการแทนที่เสียงรบกวนอาจเกินหรือขาดจากระยะเวลาของคำพูดที่เป็นข้อมูลส่วนบุคคล

**5.3 แนวทางในการพัฒนาต่อ**

ทางผู้จัดทำจะดำเนินการหาวิธีการเพิ่มค่าความแม่นยำของการแปลงข้อมูลเสียงให้อยู่ในรูปแบบข้อความให้มีความแม่นยำมากขึ้น เพื่อให้การติดแท็กโทเค็นตรงเงื่อนไขมากที่สุด และอาจมีการดำเนินการพัฒนาต่อเพิ่มในด้านของการตรวจจับข้อมูลส่วนบุคคล เช่น หลังจากที่ติดแท็กโทเค็นนั้นแล้ว อาจมีการฝึกฝนแบบจำลองอื่น ๆ เพิ่มเติม เพื่อตรวจจับว่าโทเค็นนั้น ๆ เป็นข้อมูลส่วนบุคคลที่จำเป็นต้องปกปิดจริงหรือไม่ แต่ด้วยวิธีการนั้นอาจจะต้องดำเนินการสร้างชุดข้อมูลพร้อมกับการเฉลยผลการตรวจจับว่าเป็นข้อมูลส่วนบุคคลหรือไม่ เป็นจำนวนมาก เพื่อให้แบบจำลองสามารถทำนายได้อย่างแม่นยำ

**เอกสารอ้างอิง**

[1] ศ. สวัสดิ์พงศ์ธาดา. “ความเป็นส่วนตัว (Privacy)”. [Online]. Available:

<https://angsila.cs.buu.ac.th/>~58160640

/887420/hw/hw8.pdf. 2015.

[2] IBM. “What is Speech Recognition?”. [Online].

Available: <https://www.ibm.com/cloud/learn/speech-recognition>. 2020.

[3] Flame Sillawat. “การเปิดใช้งาน Cloud Speech API”.

[Online]. Available: <https://bit.ly/3orAjIe>.

2018.

[4] A. Geitgey Natural Language Processing is Fun!”. [Online]. Available: <https://bit.ly/36Vpsk8>.

2018.

[5] C. Dishmon. “Named Entity Recognition with Stanford NER Tagger”. [Online]. Available: <https://bit.ly/3lXHvKB>.

2020.

[6] NLTK. “Natural Language Toolkit”. [Online]. Available:

<https://www.nltk.org/>. 2020.

[7] spaCy. “spaCy 101: Everything you need to know”. [Online]. Available: <https://spacy.io/usage/spacy-101>. 2020.

[8] R. Cox. “Regular Expression Matching Can Be Simple And Fast (but is slow in Java, Perl, PHP, Python, Ruby, ...)”. [Online]. Available: <https://swtch.com/~rsc/regexp/regexp1.html>.

2007.

[9] ศุภวัจน์ แต่รุ่งเรือง. “**การตรวจเทียบภายนอกหาการลักลอกในงานวิชาการโดยใช้แบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนและการวัดค่าความละม้ายของข้อความ**”. (วิทยานิพนธ์ปริญญาอักษรศาสตรดุษฎีบัณฑิตจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย, 2560).