การจำแนกข้อความหลอกลวงและข้อความจริงจากบริการข้อความสั้น

Classification of fraudulent and real message from SMS

จัดทำโดย

นายพีท อ่อนทอง

นายอภิรักษ์ ดุลยเกษม

เอกสารฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของรายงวิชา 522 391 ระเบียบวิธีวิจัย

ภาคเรียนที่ 2 ปีการศึกษา 2565

สาขาวิชาวิทยาการข้อมูล คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยศิลปากร

สาขาวิชาวิทยาการข้อมูล คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยศิลปากร มีความเห็นชอบให้โครงงานวิจัย เรื่อง การจำแนกข้อความหลอกลวงและข้อความจริง(Classification of fraudulent and real message from SMS) ซึ่งเสนอโดย นายพีท อ่อนทอง และ นายอภิรักษ์ ดุลยเกษม เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรวิทยาศาสตรบัณฑิต สาขาวิชาวิทยาการข้อมูล ประจำปีการศึกษา 2565

_____

อาจารย์ ดร. กรรณิกาณ์ หิรัญกสิ กรรมการ

_____/_____/_____

_____

ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สิรักข์ แก้วจำนงค์ กรรมการ

_____/_____/_____

_____

ผู้ช่วยศาสตราจารย์ วรรณภา พนิตสุภากมล กรรมการ

_____/_____/_____

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อ จำแนกข้อความหลอกลวงและข้อความจริงจากบริการข้อความสั้น (SMS) ที่ส่งมายังมือถือ โดยทำการเก็บรวบรวมข้อมูลจากโทรศัพท์มือถือที่มีการส่งข้อความสั้นเข้ามาจริงๆ ซึ่งทำการเก็บรวบรวมทั้งหมด 400 ข้อความ โดยแบ่งเป็นข้อความจริงจำนวน 200 ข้อความ และข้อความหลอกลวงจำนวน 200 ข้อความ ทำการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยกันทั้งหมด 4 วิธีการคือ Naïve Bayes, Random Forest, Long short-term memory และ Support vector machine เพื่อเปรียบเทียบว่าวิธีการใดที่สามารถจำแนกได้แม่นยำที่สุด โดยจากผลลัพธ์วิธีการของ Naïve Bayes ได้ค่าความถูกต้องสูงที่สุด ซึ่งมีค่าเท่ากับ 97%

คำสำคัญ: บริการข้อความสั้น, หลอกลวง, มิจฉาชีพ, ข้อความจริง

Abstract

This research purposes to classify fraudulent messages and real messages from short message service (SMS) sent to mobile phones. By collecting data from mobile phones that send short messages. A total of 400 messages are collected, divided into 200 real messages and 200 fake messages. Data are analyzed by 4 methods: Naïve Bayes, Random Forest, Long short-term memory and Support vector machine. Comparing each method is shown to be classified the most accurately. We have found Naïve Bayes method is the highest accuracy (97%).

Keywords: Short message service, fraudulent, criminal, real message

กิตติกรรมประกาศ

การที่ข้าพเจ้าได้ศึกษาค้นคว้า เรื่อง การจำแนกข้อความหลอกลวงและข้อความจริง(Classification of fraudulent and real message from SMS) นั้นส่งผลให้ข้าพเจ้าได้รับความรู้และประสบการณ์ต่างๆที่มีค่ามากมาย สำหรับรายงานวิจัยฉบับนี้สำเร็จลงได้ด้วยดีจากความร่วมมือ และสนับสนุนจากหลายฝ่าย ดังนี้

1. อาจารย์ ดร. กรรณิกาณ์ หิรัญกสิ อาจารย์ที่ปรึกษา
2. ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สิรักข์ แก้วจำนงค์ อาจารย์ที่ปรึกษา
3. ผู้ช่วยศาสตราจารย์ วรรณภา พนิตสุภากมล อาจารย์ที่ปรึกษา

และบุคคลท่านอื่นที่ไม่ได้กล่าวนามทุกท่านที่ให้คำแนะนำช่วยเหลือในการจัดทำรายงานฉบับนี้

ข้าพเจ้าใคร่ขอขอบพระคุณผู้ที่มีส่วนเกี่ยวข้องทุกท่านที่มีส่วนในการให้ข้อมูล รวมทั้งเป็นที่ปรึกษาในการทำรายงานฉบับนี้จนเสร็จสมบูรณ์ ตลอดจนให้การดูแล ข้าพเจ้าขอขอบคุณไว้ ณ ที่นี้

สารบัญ

สารบัญรูป

สารบัญตาราง

บทที่ 1

บทนำ

การสื่อสาร คือ การแลกเปลี่ยนสารระหว่างบุคคลนึงไปอย่างอีกบุคคลนึง ก้าวแรกและก้าวสำคัญที่ทำให้เกิดการสื่อสารกันระหว่างมนุษย์คือการพูด ตลอดจนทักษะในการประดิษฐ์เครื่องมือที่ซับซ้อน และได้มีการพัฒนาเป็นการใช้สัญลักษณ์เพื่อสื่อความหมายเห็นได้จาก จารึกต่างๆ หรือแม้กระทั่งการอาศัยสัตว์เป็นผู้ส่งสาร หลังจากนั้นมนุษย์เริ่มเรียนรู้ประโยชน์จากการใช้ไฟฟ้าและเริ่มมีการเติบโตทางนวัตกรรม จึงเกิดเป็นที่มาของการสื่อสารของ โทรเลข โทรสาร โทรศัพท์ วิทยุ เปรียเสมือนเป็นพัฒนาการครั้งสำคัญ จนกลายมาเป็นปัจจุบัน ที่คอมพิวเตอร์และเครือข่ายต่างๆเข้ามามีบทบาทในการดำรงชีวิตมากขึ้น โดยมีระบบ Digital เข้ามาแทนที่ ทำให้เกิดการสื่อสารในรูปแบบ คอมพิวเตอร์ อินเทอร์เน็ต จดหมายอิเล็กทรอนิกส์ และเป็นการมาของมือถือ ตลอดจนเทคโนโลยีต่างๆเข้ามามีบทบาทในชีวิตมากขึ้น ส่งผลให้มีพัฒนาการของการสื่อสารอยู่ในรูปแบบของ สมาร์ทโฟน SMS Chat Apps Social Network ต่างๆ วิวัฒนาการการสื่อสารของมนุษย์ถูกพัฒนาเพื่อทำให้เรียนรู้และเข้าใจกันมากขึ้น เมื่อเทคโนโลยีได้พัฒนาขึ้นก็ช่วยให้ติดต่อสื่อสารกันได้กว้างขวางขึ้น สอนคล้องกับขนาดสังคมของมนุษย์ที่มีขนาดใหญ่มากขึ้นเช่นกัน [1]

ในปัจจุบันเมื่อเทคโนโลยีมีความทันสมัยมากขึ้น ทำให้ง่ายต่อการเข้าถึงแหล่งข้อมูล สะดวกสบายต่างๆ แต่ก็ก่อให้เกิดภัยร้ายที่อาจคาดไม่ถึงอีกมากมายเช่นกัน จากการจัดอันดับของหน่วยนวัตกรรมและเทคโนโลยีความมั่นคงปลอดภัยของมหาวิทยาลัยเชียงใหม่ ในปี 2565 ได้ระบุถึง 3 อันดับภัยไซเบอร์ใกล้ตัวที่คนไทยถูกหลอกมากที่สุด ได้แก่ 1. มิจฉาชีพบน Social Media 2. อีเมลหลอกลวง (Phishing) 3. การขโมยข้อมูลส่วนบุคคล (Data Theft) [8] จากทั้ง 3 ข้อซึ่งล้วนเกี่ยวของกับการหลอกหลวงภายใต้ความต้องการต่างๆของผู้กระทำความผิด นอกจากนี้ผู้วิจัยยังพบว่า ภัยจาก SMS ที่เป็นผลจากการพัฒนาเทคโนโลยีการสื่อสารของมนุษย์ จากสถิติปี 2564 ที่ผ่านจาก ผู้พัฒนาแอปพลิเคชันฮูส์คอล (Whoscall) พบว่ามีการใช้โทรศัพท์เพื่อหลอกลวงในประเทศไทยมากกว่า 6.4 ล้านครั้ง เพิ่มขึ้นถึง 270% จากปีก่อนหน้า มีข้อความ SMS หลอกลวง เพิ่มขึ้นถึง 57% การหลอกลวงด้วยวิธีการส่งข้อความถึงมีมากสาเหตุก็เพราะมีต้นทุนที่ต่ำประกอบกับการเข้าถึงกลุ่มเป้าหมายหรือเหยื่ออยู่ในอัตราสูง ทำให้จำนวนข้อความหลอกลวงเพิ่มขึ้นทุกๆ เดือน ตั้งแต่ปี 2563 และเพิ่มขึ้นสูงสุดในปี 2564 โดยข้อความเอสเอ็มเอส หลอกลวงในประเทศไทยที่เพิ่มสูงขึ้นถึงร้อยละ 57 ซึ่งข้อความเหล่านี้อาจนำไปสู่การเข้าถึงข้อมูลส่วนบุคคล หรือการสูญเสียทรัพย์สิน [2]

ผู้วิจัยจึงมีความสนใจที่จะทำการศึกษาเรื่อง การจำแนกข้อความหลอกหลวงและข้อความจริง เพื่อที่สามารถจำแนกข้อความหลอกลวงต่างๆ ที่ส่งผ่านเข้ามายังโทรศัพท์มือถือ เพื่อป้องกันการตกเป็นเหยื่อของมิจฉาชีพโดยไม่ได้ตั้งตัว

1.2 วัตถุประสงค์

เพื่อศึกษาการจำแนกข้อความหลอกลวงและข้อความจริงจาก SMS จากการเรียนรู้ของเครื่อง ทั้ง 4 โมเดล ได้แก่ 1.Naive Bayes, 2.Random Forest, 3.Long short-term memory และ 4.Support Vector Machine

1.3 นิยามศัพท์

ข้อความหลอกหลวงในโทรศัพท์มือถือ เป็นสแปมในรูปแบบที่ใช้บริการส่งข้อความสั้น (SMS) เป็นสื่อกลาง [6] ข้อความหลอกหลวงส่วนใหญ่ทำเพื่อการโฆษณาเชิงพาณิชย์ มักจะเป็นที่น่าสงสัย หรือเป็นบริการที่ก้ำกึ่งผิดกฎหมาย [7] โดยผู้ส่งอาจจะเสียค่าใช้จ่ายในการส่งไม่มากนัก แต่ค่าใช้จ่ายส่วนใหญ่จะตกอยู่กับผู้รับ SMS นั้น ถึงแม้บางครั้งจะเหมือนไม่อันตราย แต่ก็สร้างความน่ารำคาญใจแก่ผู้รับ

ข้อความจริงในโทรศัพท์มือถือ เป็นรูปแบบของข้อความสั้น (SMS) ที่ส่งมาโดยยึดถือความต้องการของผู้รับเป็นหลัก ข้อความประเภทนี้มักจะเป็นข้อความสำคัญที่เกี่ยวข้องกับผู้รับ โดยผู้รับอาจเสียค่าใช้จ่ายหรือไม่ก็ได้ทั้งนี้ขึ้นอยู่กับความต้องการของผู้รับเอง

1.4 ขอบเขตงานวิจัย

ในการศึกษาการจำแนกข้อความหลอกหลวงและข้อความจริง จะทำการศึกษาจำแนกข้อมูล จากคำนิยามของข้อความหลอกหลวงและข้อความจริงในโทรศัพท์มือถือ ด้วยการเรียนรู้ของเครื่อง เพื่อจำแนกข้อความ SMS ที่ส่งผ่านเข้ามายังโทรศัพท์มือถือ

ข้อมูลที่ใช้ภายในงานวิจัยนี้ ได้รวบรวมมาจากการรวบรวมข้อความ SMS ผ่านโทรศัพท์มือถือ ของส่วนที่เป็นข้อความจริง 200 ข้อความ และข้อความหลอกหลวง 200 ข้อความ รวมทั้งสิ้น 400 ข้อความที่จะนำมาใช้ในงานวิจัยนี้

โมเดลที่จะใช้ในการวิเคราะห์ความสามารถในการจำแนกข้อความจริงและข้อความหลอกหลวง จะใช้โมเดลทั้งหมด 4 โมเดล ได้แก่ Support Vector Machine ,Naive Bayes, Random Forest และ Long short-term memory

บทที่ 2
วรรณกรรมและทฤษฎีบทที่เกี่ยวข้อง

2.1 งานวิจัยที่วิเคราะห์เกี่ยวกับบริการข้อความสั้น (SMS)

H. Jain and R. K. Maurya ได้ทำการศึกษาเรื่อง A Review of SMS Spam Detection Using Features Selection ซึ่งเป็นการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของโมเดลจากอัลกอลิทึมต่างๆ จากการตรวจจับ SMS Spam โดยได้เก็บรวมรวมข้อมูลจาก Kaggle จำนวน 5574 Record แล้วจึงทำการ Clean ข้อมูล และลบอักขระจำพวกวรรคตอนออก และแยกอักขระที่เป็นตัวอักษรเท่านั้น หลังจากนั้นทำการแปลงอักขระทั้งหมดเป็นตัวพิมพ์เล็ก และใช้ tokenization ในการตัดแบ่งคำ และหลังจากนั้นใช้กระบวนการ lemmatization สามารถแปลงจากข้อความ ไปเป็นรูปแบบ Root form ก่อนนำข้อมูลเข้าโมเดลเพื่อวิเคราะห์ผลที่ได้ โมเดลทั้ง 4 ประเภทได้แก่ Naïve Bayes, Random Forest, K-Neighbors และ Support Vector Machine จากผลจากวิจัยจะใช้ทั้งหมด 4 โมเดล วิธีการ Random Forest สามารถจำแนกข้อความ Ham และ Spam ได้ค่าความถูกต้องมากถึง 0.974537 [3]

Ordonez, R. E. Paje and R. Naz ได้ทำการศึกษาเรื่อง SMS Classification Method for Disaster Response Using Naïve Bayes Algorithm การศึกษานี้มุ่งเน้นไปที่การจัดประเภทข้อความ SMS ที่ส่งผ่านอุปกรณ์มือถือ ในงานวิจัยนี้จะมีข้อมูล SMS 5 ประเภท ได้แก่ Spam จำนวน 578 ข้อความ Invalid จำนวน 629 ข้อความ Alert 1 จำนวน 372 ข้อความ Alert 2 จำนวน 295 ข้อความ และ Alert 3 จำนวน 406 ข้อความ มีจำนวนทั้งสิ้น 2280 ข้อความ วิธีการ Naive Bayes ในการจำแนกข้อความ SMS ที่แตกต่างกัน 5 ประเภทได้แก่ Spam ,Invalid ,Alert1,Alert2,Alert3 จำนวน 2280 ข้อความ ข้อความที่คัดแยกไว้จะต้องทำการ Cleaning ข้อมูลก่อน เช่น Stop Words , Noise และนำเข้าสู่โมเดลได้ผลลัพธ์วิธีการ Naive Bayes สามารถจำแนกประเภทของ SMS ได้ถูกต้อง 89% [4]

2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการวิเคราะห์ข้อความ

รวิสุดา เทศเมืองและ นิเวศ จิระวิชิตชัย ได้ทำการศึกษาเรื่อง การวิเคราะห์ความคิดเห็นภาษาไทยเกี่ยวกับการรีวิวสินค้าออนไลน์โดยใช้ขั้นตอนวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมทชีน การบริการห้องพัก รีสอร์ท โรงแรม ซึ่งได้มีผู้ที่เข้ามาใช้บริการการจองห้องพัก รีสอร์ท โรงแรม และเข้ามาติชมหรือแสดงความคิดเห็นต่อการให้บริการและการใช้บริการ หรือรีวิวสินค้าผ่านทางเว็บไซต์ จำนวนมาก มีการนไข้อมูลเหล่านั้นมาวิเคราะห์ความคิดเห็นภาษาไทยเกี่ยวกับการรีวิวออนไลน์ทำให้เพิ่มความ สะดวกสบายแก่ผู้ที่เข้ามาใช้บริการหรือกำลังตัดสินใจที่จะใช้บริการ โดยผู้ที่จะเข้ารับบริการสามารถอ่าน คิดเห็น รีวิวที่มีผู้ใช้บริการก่อนหน้านี้เพื่อประกอบการตัดสินใจในการใช้บริการของตนเองโดยทำการเก็บข้อมูลของ Agoda Thailand

และ Twitter Thailand รวม 2,890 ข้อความ ใช้วิธีการวิเคราะห์ข้อมูล 4 แบบ แล้วนำมาเปรียบเทียบกัน ได้แก่ Support Vector Machine, Decision Tree, Naïve-Bayes, K-Nearest Neighbor จากการวิเคราะห์ข้อมูล พบว่า คุณลักษณะที่ดีสุดคือ Support Vector Machine ระดับรองลงมาเป็น Naïve-Bayes , Decision Tree และ K-Nearest Neighbor ตามลำดับ [5]

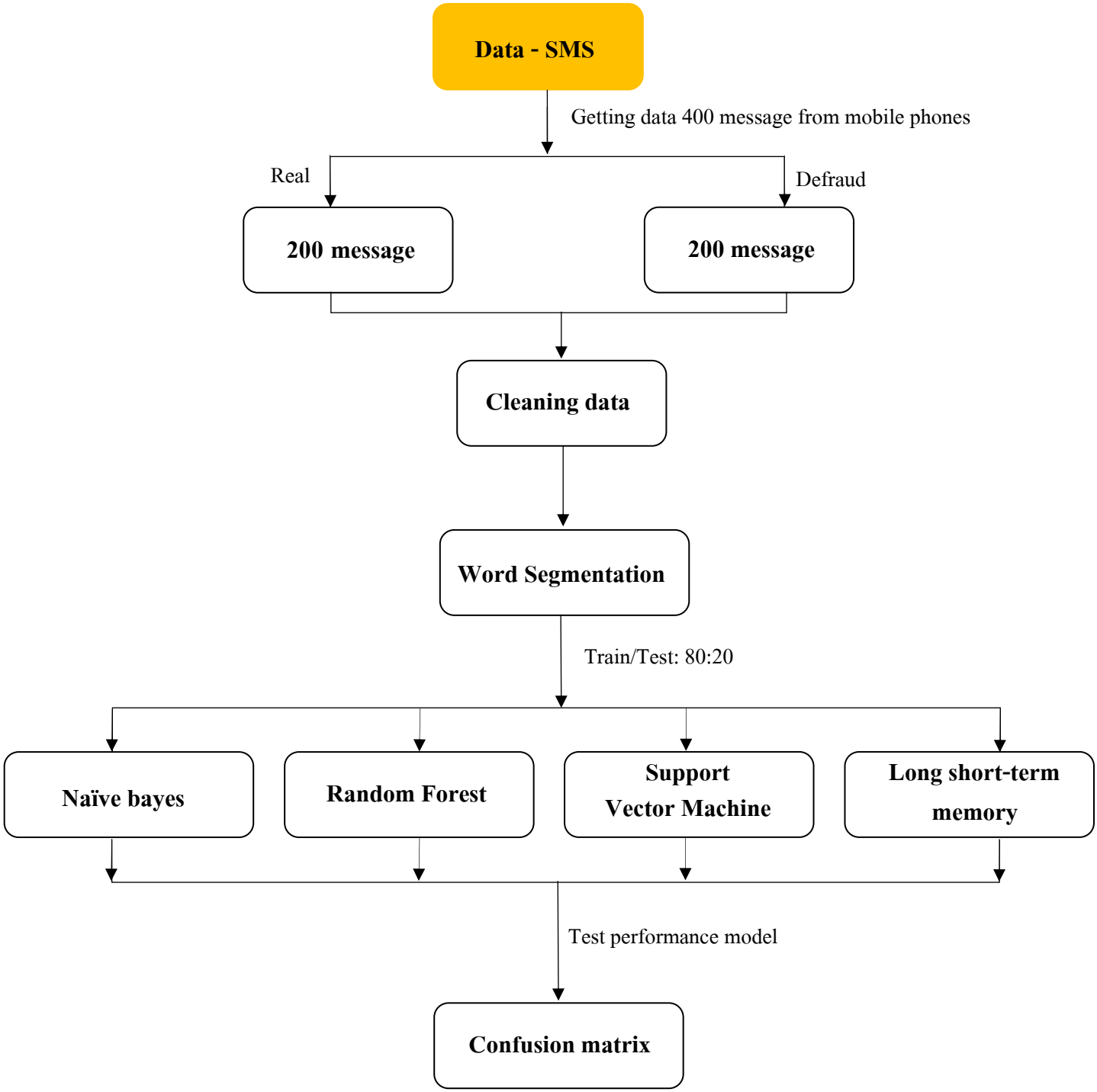
2.3 กระบวนการตัดคำ

TF-IDF (Term Frequency and Inverse Document Frequency) โดยปกติในการจำแนกหมวดคำในเอกสาร จะประกอบด้วยภาษาธรรมชาติให้อยู่ภายใต้หมวดหมู่ที่กำหนดไว้ก่อน โดยใช้ใจความสำคัญของเอกสารเนื่องจากคอมพิวเตอร์ไม่สามารถจำแนกหมวดหมู่ของเอกสารซึ่งเป็นภาษาธรรมชาติโดยตรงได้ ดังนั้นจึงต้องแปลงเอกสารให้อยู่ในรูปแบบที่คอมพิวเตอร์สามารถใช้ในการเรียนรู้ได้ ขั้นตอนในการแปลงเอกสาร เรียกว่า การทำดัชนี(Indexing) เพื่อสร้างตัวแทนเนื้อหาของเอกสาร (Document Representation) สำหรับใช้ในกระบวนการเรียนรู้ลักษณะของตัวแทนเอกสารขึ้นอยู่กับสิ่งที่ต้องการพิจารณา หรือต้องการพิจารณาความหมายตามกฎของภาษา สำหรับการจำแนกหมวดหมู่ด้วยวิธีการทางด้านการเรียนรู้ด้วยคอมพิวเตอร์นิยมใช้ลักษณะของตัวแทนเอกสารที่สนใจความหมายของคำ โดยไม่สนใจตำแหน่งของคำ [9] กล่าวอีกนัยหนึ่งคือ TF-IDF เป็นเทคนิคการคัดแยกคำตามความสำคัญ ที่ถูกใช้ในการสร้างเวกเตอร์ โดยเทคนิคนี้ใช้ในการประเมินความสำคัญของคำในข้อความทั้งหมดความสำคัญจะมีสัดส่วนเพิ่มตามจำนวนครั้งของคำที่เกิดขึ้นในข้อความทั้งหมด เพื่อเปรียบเทียบกับสัดส่วนผกผันของคำนั้น ๆ ในข้อความทั้งหมด [10]

บทที่ 3

วิธีดำเนินงานวิจัย

3.1 กระบวนการทำงาน



รูปที่ 1: กระบวนการทำงาน

จากรูปที่1 แสดงกระบวนการทำงานของงานวิจัยมีดังนี้ ในขั้นแรกทางผู้วิจัยได้ทำการรวบรวมข้อมูล(Getting data) จาก SMS จริงที่ส่งมายังโทรศัพท์มือถือประกอบไปด้วยจำนวน 400 ข้อความ แบ่งเป็นข้อความจริงจำนวน 200 ข้อความ และข้อความหลอกลวงจำนวน 200 ข้อความ และขั้นตอนถัดไปคือการการทำความสะอาดข้อมูล(Cleaning data) และกระบวนการทำ Word Segmentation เพื่อเตรียมข้อมูลสำหรับเข้าโมเดลทั้ง 4 โมเดลคือ Naïve bayes, Random forest, Support vector machine และ Long short term memory เมื่อทำการเทรนตามโมเดลต่าง ๆ แล้ว ในขั้นต่อนถัดไปคือการวัดประสิทธิภาพของโมเดลผ่าน Confusion matrix เพื่อหาโมเดลที่ดีที่สุดที่สามารถจำแนกข้อความจริงและข้อความหลอกลวงจาก SMS

3.2 การรวบรวมข้อมูลและทำความสะอาดข้อมูล

ในการศึกษางานวิจัยนี้ผู้วิจัยได้เก็บรวบรวมข้อมูลทั้งหมด 400 ข้อมูล ประกอบไปด้วยข้อความจริง จำนวน 200 ข้อความ และ ข้อความหลอกลวงจำนวน 200 ข้อความ โดยแบ่งข้อมูลที่เก็บเป็น 2 ส่วนคือ

1. Class หมายถึง ผลเฉลยของบริการข้อความสั้น (SMS) ซึ่งประกอบด้วยข้อความจริง (Real) จำนวณ 200 ข้อความและข้อความหลอกหลวง (Defraud) จำนวณ 200 ข้อความ โดยก่อนการนำไปใช้ประมวล เพื่อจำแนกข้อความจรงิหรือข้อความหลอกหลวง ต้องทำการแปลงข้อความจริง (Real) เป็น 0 และข้อความหลอกหลวง (Defraud) เป็น 1 เพื่อใช้ตัวเลขเหล่านี้แทนผลเฉลยของข้อความสั้นที่จะนำไปใช้ประมวลผลต่อไป

2. Text หมายถึง ข้อความสั้น (SMS) ที่ส่งมายังโทรศัพท์มือถือ โดยทำการรวมรวบข้อมูลข้อความจริงจำนวณ 200 ข้อความ และข้อความหลอกหลวง 200 ข้อความ หลังจากนั้นจะนำมาทำความสะอาดข้อมูล โดยในที่นี้ผู้วิจัย จะทำการตัดข้อความเฉพาะส่วนที่เป็นช่องว่างออกระหว่างคำ หรือระหว่างประโยคเท่านั้น เนื่องจากข้อความสั้น (SMS) มีจำนวณมากที่มีส่วนประกอบของ อักขระพิเศษต่าง ๆ ตัวอย่างเช่น

ลำดับที่	ตัวอย่างข้อความ
1	“ชำระ 55.00บ บัตร x-2636@Foodpanda Thailand 22:02น”
2	“OTP = 290291 [รหัสอ้างอิง:48NEAD] เพื่อทำรายการผ่าน 'แอปไทยชนะ' ภายใน 5 นาที”

ตารางที่ 1: ตัวอย่างข้อความ

ตัวอย่างข้อความที่ 1 ข้อความจะมีอักขระพิเศษ ได้แก่ - , @ , :

ตัวอย่างข้อความที่ 2 ข้อความจะมีอักขระพิเศษ ได้แก่ = , [,] , : , ‘ , ’

จากตัวอย่าง จะเห็นได้ว่า องค์ประกอบของ ข้อความสั้น (SMS) จะมีอักขระพิเศษต่างๆ ประกอบอยู่ด้วย ดังนั้นแนวคิดของผู้วิจัย ภายในงานวิจัยนี้จึงถือว่า อักขระพิเศษต่าง ๆ เหล่านี้เป็นส่วนหนึ่งของ ข้อความสั้น (SMS) จึงไม่ทำการตัดอักขระพิเศษต่างๆ เหล่านี้ออก

3.3 ตัดคำ แปลงข้อมูลตัวเลข และแปลงคำเป็นอาร์เรย์

จากตัวอย่างข้อความข้างต้นก่อนหน้านี้ จะสังเกตได้ว่า ข้อความที่เก็บรวบนวมมาจะมีทั้งข้อความที่เป็นภาษาไทยเพียงอย่างเดียว หรือภาษาอังกฤษเพียงอย่างเดียว หรือรูปแบบผสมทั้งภาษาไทยและภาษาอังกฤษในข้อความเดียว เนื่องจากข้อมูลของข้อความสั้นที่รับเข้ามาอยู่ในรูปแบบของประโยค ที่มีความยาวแตกต่างกัน ดังนั้นข้อความทั้งหมดจะถูกตัดให้เป็น คำ 1 คำเพื่อให้มีขนาดของการประมวลผลที่เท่ากัน ดังนั้นในการการตัดคำของงานวิจัยนี้ สำหรับภาษาทั้งสองภาษาโดยทั้งนี้ เราจะใช้ ฟังก์ชันใน Python มาช่วยในการตัดคำ ได้แก่ Pythainlp ที่ใช้ตัดคำภาษาไทย และ Nltk ที่ใช้ตัดคำภาษาอังกฤษ ดังนั้นข้อความทั้งหมดจะถูกตัดให้เป็น คำ 1 คำเพื่อใช้ในการประมวลผล

ในการตัดคำตามปกติ ฟังก์ชันใน Python จะไม่เข้าใจตัวเลขต่าง ๆ เพราะตัวเลขเป็นค่าเฉพาะของแต่ละข้อความ และไม่ถือเป็นคำในภาษานั้น ๆ ดังนั้น ในงานวิจัยนี้จะมีการเปลี่ยนตัวเลขเหล่านี้ให้กลายเป็น “num” เพื่อให้ตัวเลขทุกตัวที่มีขนาดความยาวแตกต่างกัน ถูกเปลี่ยนเป็นรูปแบบเดียวกันเพื่อให้ง่ายต่อการประมวลผล

จากกระบวนการตัดคำ และแปลงข้อมูลตัวเลข จะนำคำที่ถูกตัดและแปลงเหล่านั้น เปลี่ยนให้อยู่ในรูปแบบอาร์เรย์ เนื่องจากคอมพิวเตอร์ไม่มีความสามารถในการเรียนรู้ภาษาของมนุษย์เป็นคำ แต่มีความสามารถในการเรียนรู้คำต่าง ๆ ที่อยู่ในรูปแบบอาร์เรย์ โดยใช้ฟังก์ชันPython คือ TfidfVectorizer เข้ามาช่วยในการแปลงคำที่ถูกตัดและแปลงข้อมูลตัวเลขให้อยู่ในรูปแบบเป็นอาร์เรย์

3.4 การประเมินผลโมเดล

Accuracy คือการวัดความถูกต้องของโมเดล โดยพิจารณารวมทุกคลาส มีสมการดังนี้

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (1)$$

Precision คือการวัดความแม่นยำของข้อมูล โดยพิจารณาแยกทีละคลาส มีสมการดังนี้

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

Recall คือการวัดความถูกต้องของโมเดล โดยพิจารณาแยกทีละคลาส มีสมการดังนี้

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3)$$

F1 Score คือค่าประสิทธิภาพโดยรวม นำค่า Precision และ Recall มาพิจารณาร่วมกัน มีสมการดังนี้

$$F1 - Score \quad = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision + Recall} \qquad (4)$$

เมื่อสร้างและฝึกฝนโมเดลเสร็จเรียบร้อย จึงนำชุดข้อมูลสำหรับการทดสอบมาทดสอบโมเดลเพื่อดูความถูกต้องและแม่นยำเบื้องต้นในรูปแบบของ confusion matrix ซึ่งเป็นตารางวัดความสามารถของ โมเดลที่นำมาแก้ปัญหาจำแนกข้อความหลอกลวงและข้อความจริงจาก SMSโดยใช้การเปรียบเทียบค่า True Positive (TP), False Positive (FP), False Negative (FN) และ True Negative (TN) ดังตารางที่ 2 ประกอบด้วยค่าสำคัญดังนี้ ค่า Accuracy สมการที่ (1) , ค่า Precision สมการที่ (2) , ค่า Recall สมการที่ (3) , ค่า F1 Score สมการที่ (4)

		Actual	
		0 (Real)	1 (Defraud)
Predict	0 (Real)	TP	FP
	1 (Defraud)	FN	TN

ตารางที่ 2: ตารางแสดงรูปแบบ Confusion matrix

True Positive (TP) คือ ผลลัพธ์ที่โมเดลทำนายว่าเป็น ‘ข้อความจริง’ และมีค่าเป็น ‘ข้อความจริง’

True Negative (TN) คือ ผลลัพธ์ที่โมเดลทำนายว่าเป็น ‘ข้อความหลอกลวง’ และมีค่าเป็น ‘ข้อความหลอกลวง’

False Positive (FP) คือ ผลลัพธ์ที่โมเดลทำนายว่าเป็น ‘ข้อความจริง’ แต่มีค่าเป็น ‘ข้อความหลอกลวง’

False Negative (FN) คือ ผลลัพธ์ที่โมเดลทำนายว่าเป็น ‘ข้อความหลอกลวง’ แต่มีค่าเป็น ‘ข้อความจริง’

บทที่ 4

ผลการวิจัย

ในงานวิจัยนี้ ผู้วิจัยเลือกใช้โมเดลในการวิเคราะห์ความสามารถในการจำแนกข้อความจริงและข้อความหลอกหลวง โดยจะใช้โมเดลทั้งหมด 4 โมเดล ได้แก่ Naive Bayes, Random Forest , Support Vector Machine และ Long short-term memory ด้วยภาษา Python ซึ่งได้ผลลัพธ์ดังนี้

4.1 Naive Bayes

		Actual	
		0 (Real)	1 (Defraud)
Predict	0 (Real)	36	0
	1 (Defraud)	2	42

ตารางที่ 3: ตาราง Confusion matrix ของโมเดล Naive Bayes

จากตาราง Confusion matrix ของโมเดล Naïve Bayes จะได้ค่า True Positive เท่ากับ 36, True negative เท่ากับ 42, False Positive เท่ากับ 0 และ False negative เท่ากับ 2 สรุปได้ว่าโมเดล Naïve Bayes สามารถทำนายได้ถูกจำนวน 78 ข้อความ และทำนายผิดจำนวน 2 ข้อความ จากชุดข้อมูลทดสอบ 20%

	precision	recall	f1-score	support
0 (Real)	0.95	1	0.97	36
1 (Defraud)	1	0.95	0.98	44
Accuracy	**0.97**			

ตารางที่ 4: ผลลัพธ์ของโมเดล Naive Bayes

สรุปได้ว่าค่าความถูกต้องของวิธีการ Naive Bayes มีค่าเท่ากับ 0.97 หรือ โมเดล Naive Bayes มีความสามารถในการจำแนกข้อความจริงและข้อความหลอกหลวง ที่ 97%

4.2 Random Forest

		Actual	
		0 (Real)	1 (Defraud)
Predict	0 (Real)	34	2
	1 (Defraud)	2	42

ตารางที่ 5: ตาราง Confusion matrix ของโมเดล Random Forest

จากตาราง Confusion matrix ของโมเดล Random Forest จะได้ค่า True Positive เท่ากับ 34, True negative เท่ากับ 42, False Positive เท่ากับ 2 และ False negative เท่ากับ 2 สรุปได้ว่าโมเดล Naïve Bayes สามารถทำนายได้ถูกจำนวน 76 ข้อความ และทำนายผิดจำนวน 4 ข้อความ จากชุดข้อมูลทดสอบ 20%

	precision	recall	f1-score	support
0 (Real)	0.94	0.94	0.94	36
1 (Defraud)	0.95	0.95	0.95	44
Accuracy	**0.95**			

ตารางที่ 6: ผลลัพธ์ของโมเดล Random Forest

สรุปได้ว่าค่าความถูกต้องของวิธีการ Random Forest มีค่าเท่ากับ 0.93 หรือ โมเดล Random Forest มีความสามารถในการจำแนกข้อความจริงและข้อความหลอกหลวง ที่ 93 %

4.3 Support Vector Machine

		Actual	
		0 (Real)	1 (Defraud)
Predict	0 (Real)	35	1
	1 (Defraud)	2	42

ตารางที่ 7: ตาราง Confusion matrix ของโมเดล Support Vector Machine

จากตาราง Confusion matrix ของโมเดล Support Vector Machine จะได้ค่า True Positive เท่ากับ 35, True negative เท่ากับ 42, False Positive เท่ากับ 1 และ False negative เท่ากับ 2 สรุปได้ว่าโมเดล Naïve Bayes สามารถทำนายได้ถูกจำนวน 77 ข้อความ และทำนายผิดจำนวน 3 ข้อความ จากชุดข้อมูลทดสอบ 20%

	precision	recall	f1-score	support
0 (Real)	0.95	0.97	0.96	36
1 (Defraud)	0.98	0.95	0.97	44
Accuracy	**0.96**			

ตารางที่ 8: ผลลัพธ์ของโมเดล Support Vector Machine

สรุปได้ว่าค่าความถูกต้องของ Support Vector Machine มีค่าเท่ากับ 0.96 หรือ โมเดล Support Vector Machine มีความสามารถในการจำแนกข้อความจริงและข้อความหลอกหลวง ที่ 96%

4.4 Long short-term memory

		Actual	
		0 (Real)	1 (Defraud)
Predict	0 (Real)	35	1
	1 (Defraud)	3	41

ตารางที่ 9: ตาราง Confusion matrix ของโมเดล Long shot-term memory

จากตาราง Confusion matrix ของโมเดล Long short-term memory จะได้ค่า True Positive เท่ากับ 35, True negative เท่ากับ 41, False Positive เท่ากับ 1 และ False negative เท่ากับ 3 สรุปได้ว่าโมเดล Naïve Bayes สามารถทำนายได้ถูกจำนวน 76 ข้อความ และทำนายผิดจำนวน 4 ข้อความ จากชุดข้อมูลทดสอบ 20%

	precision	Recall	f1-score	support
0 (Real)	0.92	0.97	0.95	36
1 (Defraud)	0.98	0.93	0.95	44
Accuracy	**0.95**			

ตารางที่ 10: ผลลัพธ์ของโมเดล Long short-term memory

สรุปได้ว่าค่าความถูกต้องของ Long short-term memory มีค่าเท่ากับ 0.95 หรือ โมเดล Long short-term memory มีความสามารถในการจำแนกข้อความจริงและข้อความหลอกหลวง ที่ 95%

บทที่ 5

สรุปผล อภิปายผล ข้อเสนอแนะ

5.1 สรุปผลการวิจัย และอภิปายผล

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อ จำแนกข้อความหลอกลวงและข้อความจริงจากบริการข้อความสั้น (SMS) ที่ส่งมายังโทรศัพท์มือถือ โดยทำการเก็บรวบรวมข้อมูลจากโทรศัพท์มือถือ ที่มีการส่งข้อความสั้นเข้ามาจริงๆ ซึ่งทำการเก็บรวบรวมข้อมูลทั้งหมด 400 ข้อความ โดยแบ่งเป็นข้อความจริงจำนวน 200 ข้อความ และข้อความหลอกลวงจำนวน 200 ข้อความ ทั้งนี้จะแบ่งการเก็บข้อมูลออกเป็น 2 ส่วนคือส่วนของ Class (ผลเฉลยของข้อความสั้น) และส่วนของ Text (ข้อความสั้นที่ส่งมายังโทรศัพท์มือถือ) และภายในงานวิจัยจะทำการทำความสะอาดข้อความที่รับเข้ามาด้วยการตัดช่องว่างออกเพียงอย่างเดียว โดยจะไม่ตัดอักขระพิเศษของข้อความออก พร้อมทั้งทำการแปลงข้อความที่ผ่านการทำความสะอาดข้อความแล้ว ให้อยู่ในรูปแบบอาร์เรย์เพื่อใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูล ทั้งนี้เพื่อที่จะให้โมเดลเรียนรู้การจำแนกข้อความหลอกลวงและข้อความจริงจากบริการข้อความสั้น (SMS) ซึ่งในงานวิจัยมีวิธีวิเคราะห์ข้อมูลทั้งสิ้นรวม 4 วิธีการคือ 1. Naïve Bayes 2. Random Forest 3. Long short-term memory 4. Support vector machine โดยมีจุดประสงค์ของการใช้ทั้ง 4 วิธีการคือเพื่อเปรียบเทียบว่าวิธีการใด มีความสามารถในจำแนกข้อความหลอกหลวงและข้อความจริงได้อย่างแม่นยำที่สุด โดยได้จากผลลัพธ์วิธีการทั้ง 4 ออกมาดังนี้

Model	Accuracy
1.Naive Bayes	**0.97**
2.Random Forest	0.95
3.Long Short-term memory	0.95
4.Support Vector Machine	0.96

ตารางที่ 11: ตารางแสดงค่า Accuracy ของแต่ละโมเดล

จากผลลัพธ์โดยรวมพบว่า วิธีการที่ได้ผลลัพธ์ดีที่สุด คือ Naive Bayes ซึ่งมีความสามารถในการจำแนกข้อความจริงและข้อความหลอกหลวง ที่ 97% ซึ่งสูงที่สุดเมื่อเปรียบเทียบจากทั้ง 4 วิธีการ

5.2 ข้อเสนอแนะ

5.2.1 ควรเพิ่มข้อมูลให้มากขึ้น เพื่อให้โมเดลเรียนรู้รูปแบบของข้อความสั้นที่หลากหลาย

5.2.2 เพิ่มจำนวนการเก็บข้อมูลที่หลากหลายมากขึ้นจากหลาย ๆ เครื่องโทรศัพท์มือถือเนื่องจากข้อความหลอกลวงที่ส่งมาจากมิจฉาชีพในบางเครื่องจะมีรูปแบบข้อความที่แตกต่างกันออกไป แต่จะมีข้อจำกัดเรื่องความเป็นส่วนตัวของการเก็บข้อมูล

บรรณานุกรม

[1] Wanwisa Thuanyod. “วิวัฒนาการการสื่อสารของแต่ละยุคแบบเข้าใจง่าย The Evolution of Communication.” thinknet.co.th. https://www.thinknet.co.th/what-we-do/%E0%B8%A7%E0%B8%B4%E0%B8%A7%E0%B8%B1%E0%B8%92%E0%B8%99%E0%B8%B2%E0%B8%81%E0%B8%B2%E0%B8%A3%E0%B8%81%E0%B8%B2%E0%B8%A3%E0%B8%AA%E0%B8%B7%E0%B9%88%E0%B8%AD%E0%B8%AA%E0%B8%B2%E0%B8%A3-the-evolution-of communication?fbclid=IwAR186HOsq77wv79Hqkovym7bYVXO 9THqIY9mZmbnzXJ6SZN86AQGNkY1D8 (สืบค้นเมื่อวันที่ 10 มกราคม 2566)

[2] ไทยพีบีเอส (Thai PBS). “ฮูส์คอล" เปิดสถิติโทรศัพท์หลอกลวงพุ่ง 6.4 ล้านครั้ง.” www.thaipbs.or.th.https://www.thaipbs.or.th/news/content/313303?fbclid=IwAR1qJM6 Y4Cxd4a7GO9l__iYMZO0vRTs8J5rSe-UfEPSCidlMlBFrRtssItQ (สืบค้นเมื่อวันที่ 10 มกราคม 2566)

[3] H. Jain and R. K. Maurya, "A Review of SMS Spam Detection Using Features Selection," *2022 Fifth International Conference on Computational Intelligence and Communication Technologies (CCICT)*, Sonepat, India, 2022, pp. 101-106, doi:10.1109/CCiCT56684.2022.00030.

[4] A. Ordonez, R. E. Paje and R. Naz, "SMS Classification Method for Disaster Response Using Naïve Bayes Algorithm," *2018 International Symposium on Computer, Consumer and Control (IS3C)*, Taichung, Taiwan, 2018, pp. 233-236, doi: 10.1109/IS3C.2018.00066.

[5] รวิสุดา เทศเมือง และ นิเวศ จิระวิชิตชัย, "การวิเคราะห์ความคิดเห็นภาษาไทยเกี่ยวกับการรีวิวสินค้าออนไลน์โดยใช้ขั้นตอนวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมทชีน," 2560 Engineering Journal of Siam University, Volume 18, Issye 1,มกราคม-มิถุนายน 2560,https://e-library.siam.edu/e-journal/wp-content/uploads/2018/11/EJSU_No.34_pp_1-12.pdf

[6] Manajit Chakraborty, Sukomal Pal, Rahul Pramanik, C. Ravindranath Chowdary, "Recent developments in social spam detection and combating techniques: A survey" Information Processing & Management, Volume 52, Issue 6, November 2016, pp. 1053-1073, doi.org/10.1016/j.ipm.2016.04.009

[7] Thaiware. “Spam คืออะไร ? มีที่มาจากไหน ? Spam มีกี่ประเภท ? ทำไมเราถึงตกเป็นเป้าหมาย?.” tips.thaiware.com. https://tips.thaiware.com/1722.html (สืบค้นเมื่อวันที่ 11 มกราคม 2566)

[8] หน่วยเทคโนโลยีสารสนเทศ. “3 อันดับภัยไซเบอร์ใกล้ตัวที่คนไทยถูกหลอกมากที่สุด” . it.edu.cmu.ac.th. https://it.edu.cmu.ac.th/news/3193-financialwisdom (สืบค้นเมื่อวันที่ 13 มกราคม 2566)

[9] T. Kongmanee, S. Vanichayobon and W. Wettayaprasit, "The TF-IDF and Neural Networks Approach for Translation Initiation Site Prediction," *2009 2nd IEEE International Conference on Computer Science and Information Technology*, Beijing, China, 2009, pp. 318-322, doi: 10.1109/ICCSIT.2009.5234582.

[10] บุษบงก์ คชินทรโรจน์, เดือนเพ็ญ ธีรวรรณวิวัฒน์, และ พาชิตชนัต ศิริพานิช, “การสร้างตัวแบบหัวข้อ และตัวแบบจัดประเภทการเกลียดกลัวคนต่างชาติบนทวิตเตอร์ในช่วงการแพร่ระบาดของ COVID-19,” *Thai Journal of Operations Research* : TJOR, vol. 9, no. 1, pp. 31–44, 2021, Accessed: Mar. 17, 2023. [Online]. Available: https://ph02.tci-thaijo.org/index.php/TJOR/article/view/243329