CP Senior Project Report

โครงงานวิศวกรรมคอมพิวเตอร์

เรื่อง

การจำแนกเพศจากชื่อจริงและชื่อผู้ใช้งานบนโซเชียลมีเดีย 1

Gender classification of first name and username in social media 1

โดย

นายธนาธิป สุขกุลเจริญ รหัสนิสิต 5930237621

อาจารย์ที่ปรึกษา

อาจารย์สุกรี สินธุภิญโญ

รายงานนี้เป็นส่วนหนึ่งของวิชา 2110490 โครงการวิศวกรรมคอมพิวเตอร์พื้นฐาน

ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ประจำปีการศึกษา 2562

บทคัดย่อ

โครงงานนี้จะนำเสนอเกี่ยวกับโมเดลในการจำแนกเพศของผู้ใช้โซเชียลมีเดียจากชื่อ ข้อมูลผู้ใช้บนโซเชียลมีเดียนั้นมีความสำคัญ แต่บางครั้งข้อมูลเหล่านั้นก็ไม่ถูกเผยแพร่อยู่ในอินเตอร์เน็ต ตัวอย่างเช่น เพศและอายุ พวกเราเลือกที่จะศึกษาเกี่ยวกับการจำแนกเพศจากชื่อจริงและชื่อผู้ใช้งาน โดยในโครงงานนี้พวกเราได้ทำการแบ่งการดำเนินการในการพัฒนาโปรแกรมออกเป็นสองส่วนด้วยกันซึ่งประกอบด้วย ส่วนของการจำแนกเพศของผู้ใช้งานบนโซเชียลมีเดียจากชื่อจริง และอีกส่วนนั้นจะเป็นการจำแนกเพศของผู้ใช้งานบนโซเชียลมีเดียจากชื่อผู้ใช้งานซึ่งทั้งสองส่วนนั้นพวกเราจะสนใจเพียงแค่ชื่อภาษาอังกฤษเท่านั้น โดยในรายงานฉบับนี้จะเป็นส่วนของการจำแนกเพศของผู้ใช้งานบนโซเชียลมีเดียจากชื่อจริง โดยข้อมูลต่างๆที่เราได้นำมาทำเก็บข้อมูลและทำการทดสอบเป็นการดึงข้อมูลมาจากแพลตฟอร์มโซเชียลมีเดียที่เรียกว่า Facebook โดยเราได้ทำการสร้างโมเดลแบบ supervised ที่แตกต่างกันทั้ง 5 แบบหลังจากนั้นนำโมเดลทั้ง 5 แบบมารวมกันเพื่อสร้างโมเดลสุดท้ายซึ่งมีความแม่นยำมากถึง 92.3%

Abstract

This project presents an model of machine learning to classify the gender of the social media users from their names. The user profile information on a social network is important but sometimes no information is public on the internet, such as gender, age. We chose to study the gender classification by first name and username. In this project, we have divided the implementations into two parts. Parts of the classification from first name and classification from username which both parts will focus on just the English name only. In this report, it be a part of gender classification on social media from first name. The data that we use for collecting and testing is extracted from social media platforms called “Facebook”. We trained 5 supervised model type and combined all models into a final model which achieves 92.3% accuracy.

1.บทนำ

1.1. ที่มาและความสำคัญ

ในปัจจุบันนี้โซเชียลมีเดียได้รับการยอมรับอย่างกว้างขวางและกลายเป็นส่วนหนึ่งของชีวิตของผู้คนในทุกวันนี้ในผู้คนทุกเพศทุกวัย ไม่ว่าจะเป็น เด็ก,วัยรุ่น,ผู้ใหญ่ หรือว่าแม้กระทั่งผู้สูงอายุก็มีการใช้งานโซเชียลมีเดียกันทั้งสิ้น ปัจจัยที่ส่งผลทำให้โซเชียลมีเดียนั้นเป็นที่แพร่หลายในปัจจุบันก็คือ การแพร่กระจายของข่าวผ่านทางโซเชียลมีเดียนั้นมีความรวดเร็วเป็นอย่างมาก ทำให้ผู้คนเลือกที่จะหันมาใช้โซเชียลมีเดียมากขึ้น

แพลตฟอร์มโซเชียลมีเดียในปัจจุบันมีอยู่มากมายไม่ว่าจะเป็น Facebook , Twitter , Instagram ซึ่งแพลตฟอร์มทั้งสามที่ได้กล่าวถึงนั้นล้วนเป็นที่นิยมอย่างมาก เนื่องจากว่ามันสามารถช่วยให้ผู้คนสามารถแสดงความรู้สึก, แนวคิดต่างๆ , ความคิดเห็น รวมทั้งยังสามารถแบ่งปันเรื่องราวต่างๆของพวกเขาได้อย่างง่ายดาย โดยการให้พวกเขาทำการสร้างเนื้อหาขึ้นมา ผู้คนอื่นๆก็สามารถแสดงความคิดเห็นต่อเนื้อหานั้นได้อย่างเต็มที่

ข้อมูลที่เผยแพร่ออนไลน์สามารถวิเคราะห์และศึกษากระบวนการทางสังคม ตัวอย่างเช่น การคาดการณ์ของกลุ่มเป้าหมายสำหรับทีมการตลาด, การวิเคราะห์ความคิดเห็นเกี่ยวกับเหตุการณ์ทางการเมือง, และการวิเคราะห์มุมมองของสังคมหรือสุขภาพจิตใจ อย่างไรก็ตามเว็บไซต์โซเชียลมีเดียส่วนใหญ่ไม่จำเป็นต้องมีรายละเอียดของผู้ใช้ นอกจากนี้ยังไม่จำเป็นที่ผู้ใช้ที่จะต้องทำการเปิดเผยข้อมูลของพวกเขา ซึ่งทำให้ผู้ใช้บางคนนั้นมีการปกปิดข้อมูลของพวกเขา

ด้วยเหตุนี้การใช้ข้อมูลผู้ใช้ในโซเชียลมีเดียเพื่อการวิเคราะห์หรือการสื่อสารอาจจะทำให้ไม่ถูกต้องและไม่ตรงกับกลุ่มเป้าหมาย ดังนั้นการสร้างโมเดลซึ่งสามารถจำแนกประเภทเพศที่ถูกต้องของผู้ใช้โซเชียลมีเดียจึงเป็นสิ่งสำคัญ เพราะมันจะสามารถช่วยแก้ปัญหาเพื่อทำให้ข้อมูลของผู้ใช้โซเชียลมีเดียสามารถนำมาใช้อย่างถูกต้องเพื่อให้เกิดผลประโยชน์สูงสุด

ตามการวิจัยอื่นๆ วิธีการที่มีอยู่สำหรับการจำแนกเพศมักจะวิเคราะห์โดยข้อความ แต่บางครั้งไม่พบข้อความที่จะวิเคราะห์ ชื่อของผู้ใช้จึงเป็นอีกวิธีหนึ่งที่จะใช้ในการจัดประเภทเพศ ชื่อจริงนั้นจะถูกตั้งสำหรับแพลตฟอร์มโซเชียลมีเดียเช่น Facebook ซึ่งโดยปกติแล้วชื่อจริงของเพศชายและเพศหญิงนั้นจะสามารถแบ่งแยกจากกันได้อย่างชัดเจน ตัวอย่างเช่น Somchai หรือ Supassara แต่ก็จะมีชื่อบางชื่อที่สามารถเป็นได้ทั้งเพศชายและเพศหญิง ตัวอย่างเช่น Watcharin

1.2. วัตถุประสงค์ของโครงงาน

- พัฒนาโมเดลที่สามารถจำแนกเพศของผู้ใช้งานโซเชียลมีเดียจากชื่อผู้ใช้งาน (username) โดยใช้ machine learning ซึ่งจะต้องมีการเก็บข้อมูลเป็นอย่างมากเพื่อที่จะสามารถจำแนกเพศของผู้ใช้งานจากชื่อผู้ใช้งานได้อย่างแม่นยำที่สูง

- พัฒนาโมเดลที่สามารถจำแนกเพศของผู้ใช้งานโดยทำการทดสอบหลายๆโมเดลเพื่อให้ได้ผลการทดสอบการจำแนกเพศมีความแม่นยำที่สูง

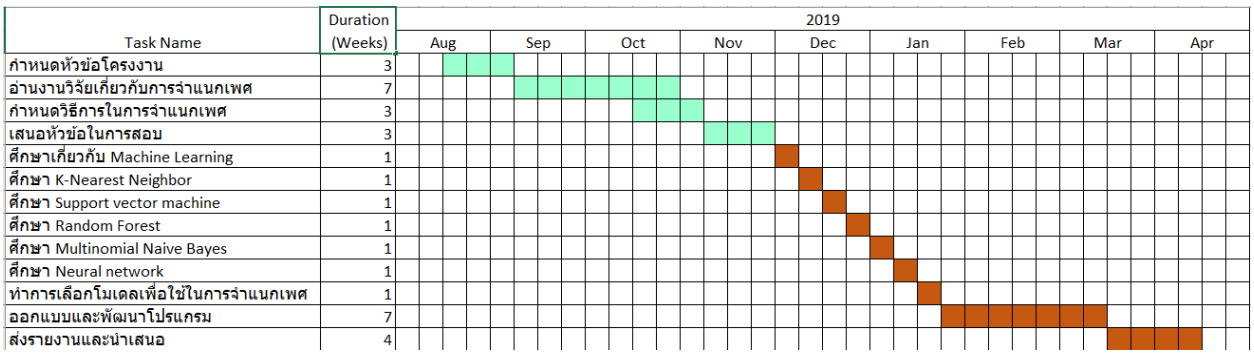
- พัฒนาโมเดลที่สามารถจำแนกเพศของผู้ใช้งานโดยทำการเพิ่ม feature ต่างๆให้โมเดล เพื่อให้ได้ผลการทดสอบการจำแนกเพศมีความแม่นยำที่สูง

1.3. ขอบเขตของโครงงาน

- โครงงานนี้จะสนใจแค่เพียงชื่อภาษาอังกฤษเท่านั้น เนื่องจากทำการต่อยอดจากโครงงานที่ทำการจำแนกเพศด้วยชื่อในภาษาไทยเท่านั้น

- ในส่วนของการจำแนกเพศของผู้ใช้งานโซเชียลมีเดียจากชื่อจริงจะเป็นการดึงข้อมูลผู้ใช้งานมาจาก facebook เท่านั้น

1.4. ขั้นตอนและแผนการดำเนินโครงงาน



Task Name	Duration (Weeks)
กำหนดหัวข้อโครงงาน	3
อ่านงานวิจัยเกี่ยวกับการจำแนกเพศ	7
กำหนดวิธีการในการจำแนกเพศ	3
เสนอหัวข้อในการสอบ	3
ศึกษาเกี่ยวกับ Machine Learning	1
ศึกษา K-Nearest Neighbor	1
ศึกษา Support vector machine	1
ศึกษา Random Forest	1
ศึกษา Multinomial Naive Bayes	1
ศึกษา Neural network	1
ทำการเลือกโมเดลเพื่อใช้ในการจำแนกเพศ	1
ออกแบบและพัฒนาโปรแกรม	7
ส่งรายงานและนำเสนอ	4

1.5. ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

เมื่อเราสามารถจำแนกเพศของผู้ใช้งานโซเชียลมีเดียได้ เราก็สามารถดึงข้อมูลต่างๆทางโซเชียลมีเดียมาวิเคราะห์ได้ เช่น โพสต์ๆหนึ่งใน facebook เราก็สามารถนำโพสต์นั้นมาวิเคราะห์ข้อมูลว่าผู้ที่สนใจในโพสต์ๆนั้นตรงกับความต้องการของเจ้าของโพสหรือไม่ ซึ่งถ้าโพสต์ๆนั้นไม่ตรงตามความต้องการของเจ้าของโพสก็อาจจะต้องทำการปรับเปลี่ยนวิธีการโพสเพื่อให้ผู้ที่เข้าถึงโพสต์นั้นตรงตามความต้องการ

2. งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ในช่วงหลายปีที่ผ่านมานี้ มีงานวิจัยมากมายที่ได้นำเสนอวิธีการของ machine learning ในการดึงข้อมูลของผู้ใช้งานในโซเชียลมีเดีย ได้แก่ ข้อความ ชื่อ รูปภาพ สถานที่ สี อายุ ลักษณะนิสัย การศึกษา สถานภาพการสมรส เชื้อชาติ ภาษา เพื่อใช้ในการจำแนกเพศ [4]-[11]

Schwartz, H.A., Eichstaedt, J.C., Kern, M.L., Dziurzynski, L., Ramones, S.M., Agrawal, M. et al. [4] ใช้โพสต์ข้อความในการจำแนกหาลักษณะนิสัย เพศ และอายุ บน facebook , Alowibdi, J.S., U.A. Buy, and P. Yu [5] ใช้ชื่อจริง ชื่อผู้ใช้งาน และสี (สีพื้นหลัง สีข้อความ สีของลิงค์ สีแถบด้านข้าง) ในการจำแนกเพศบน twitter, Bergsma, S., Dredze, M., Van D.B., Wilson, T., and Yarowsky, D. [6] ใช้ชื่อจริง นามสกุล และสถานที่อยู่ ในการจำแนกเชื้อชาติ ที่ตั้งทางภูมิศาสตร์ เพศ ภาษา เผ่าพันธุ์ บน twitter ,Akbar, R. [7] and Septiandri, A.A. [8] ใช้ชื่อชาวอินโดนีเซียในการจำแนกเพศ, Briediene, M. and Kapociute-Dzikiene, J. [9] ใช้ข้อความของชาวลิทัวเนียในการจำแนกเพศ อายุ การศึกษา สถานภาพการสมรส และลักษณะนิสัย บน facebook , Hirt, R., N. Kühl, andG. Satzger [10] ใช้ tweets ชื่อ และรูปโปรไฟล์ชาวเยอรมนี ในการจำแนกเพศ บน twitter ,Vicente, M., F. Batista, and J.P. Carvalho [11], ใช้ชื่อผู้ใช้งาน คำอธิบาย เนื้อหา tweet รูปโปรไฟล์ กิจกรรม ในการจำแนกเพศบน twitter

นักวิจัยเหล่านี้ได้ทดลองวิธีการหลากหลายในการจำแนกเพศจากชื่อผู้ใช้งาน ,Alowibdi, J.S., U.A. Buy, and P. Yu [5] ทำการทดลองเพื่อเปรียบเทียบการจำแนก 3 แบบคือ Naïve Bayes, Decision Tree และ Naïve Bayes Decision Tree hybrid. พวกเขา train การจำแนกด้วย phoneme-based feature set และ word-frequency based feature และ 1-gram through 5-gram features. ผลลัพธ์ที่ดีที่สุดมีความแม่นยำถึง 82.5% เมื่อเป็น 3-gram phoneme-based features with Decision Tree classifier สำหรับชื่อจริง และมีความแม่นยำ 75.2% เมื่อเป็น 3-gram phoneme-based features using Decision Tree สำหรับชื่อผู้ใช้งาน.

Bergsma, S., Dredze, M., Van D.B., Wilson, T., and Yarowsky, D. [6] ได้ทำการทดลองโดยใช้ support vector machine ในการจำแนกเพศด้วยชื่อจริงและนามสกุลโดยเปรียบเทียบระหว่าง 5 ฟีเจอร์คือ token ,character N-gram,cluster, token with N-gram, และรวมทุก feature ผลลัพธ์ที่ดีที่สุดคือแบบรวมทุก feature มีความแม่นยำ 90.2%

Akbar, R. [7], ทำการทดลองโดยเปรียบเทียบ Multinomial Naive Bayes กับ Multinomial Naive Bayes with Random Forest เพื่อใช้ในการจำแนกเพศจากชื่อชาวอินโดนีเซียโดยมีฟีเจอร์คือ ความถี่ของ

ตัวอักษร ตัวอักษรตัวสุดท้าย ตัวอักษรสองตัวสุดท้าย การจำแนกทั้งสองแบบได้ความแม่นยำ 70% และ 83% ตามลำดับ

Septiandri, A.A. [8] ทำการจำแนกเพศจากชื่อชาวอินโดนีเซียโดยใช้ Character-Level Long-Short Term Memory เปรียบเทียบกับ Naive Bayes, Logistic Regression, และ XGBoost โดยใช้ using n-grams เป็นฟีเจอร์ ผลลัพธ์แสดงว่าประสิทธิภาพที่ดีที่สุดของ Naive Bayes และ Logistics Regression คือ 3-gram และประสิทธิภาพที่ดีที่สุดของ XGBoost คือ 2-gram เมื่อใช้ Character-Level Long-Short Term Memory techniques จะทำการจำแนกได้แม่นยำที่มากกว่า Logistic Regression ความแม่นยำเพิ่มขึ้นจาก 85.28% เป็น 92.25% เมื่อใช้ชื่อและนามสกุลขณะที่เมื่อใช้ชื่อจริงได้ความแม่นยำ 90.65%

Vicente, M., F. Batista, and J.P. Carvalho [11], ได้เสนอวิธีการใช้แบบผสมของหลายๆการจำแนก พวกเขาได้สร้างการจำแนก 4 รูปแบบแต่ละแบบจะใช้กลุ่มของฟีเจอร์ซึ่งได้มาจาก 4 แหล่งข้อมูลที่แตกต่างกัน แล้วทำการเปรียบเทียบระหว่าง Logistic Regression, Multinomial Naïve Bayes, Support Vector Machines และDecision Tree classifier. ตัวจำแนกสุดท้ายจะรวมตัวจำแนกทั้ง 4 ตัวได้ประสิทธิภาพดีที่สุด ได้ความแม่นยำ 93.2% สำหรับภาษาอังกฤษและความแม่นยำถึง 96.9% สำหรับภาษาโปรตุเกส

3. Methodology

3.1. Dataset

เราได้ทำการเก็บข้อมูล Username คนไทยในภาษาอังกฤษจาก Facebook ด้วยการเก็บด้วยตนเองตั้งแต่เดือนพฤศจิกายน 2562 – เดือนพฤษภาคม 2563 เราได้เลือกเฉพาะผู้ใช้งานคนไทยที่มี username เป็นภาษาอังกฤษและมีเพศระบุไว้ใน profile เท่านั้น ใน dataset จะประกอบไปด้วย 10,031 รายชื่อซึ่งเป็นเพศชายจำนวน 4571 ชื่อ(45.57%)และเพศหญิงจำนวน 5460 ชื่อ(54.43%) ตัวอย่าง dataset ที่เราเก็บมาเป็นดังตารางที่ 1

Username	Gender
Yuwadee Klanarong Civil	Female
Muay Chita	Female
Passorn DT	Female
Nut Samsarai	Male
Jan Jao	Female
Janista Sumranthin	Female
Rungtip Piao	Female
Bank Pathompong	Male
Satit Ann	Male
Mayla Kewalin	Female

ตารางที่ 1 ตัวอย่างตาราง dataset

3.2. Character frequency feature

คือ การแยกนับแต่ละตัวอักษรจากคำนั้นๆ สำหรับชื่อจริงภาษาอังกฤษจะประกอบด้วยตัวอักษร 26 ตัว ตั้งแต่ a-z แต่สำหรับชื่อผู้ใช้งานจะประกอบไปด้วยตัวอักษร a-z ตัวเลข และอักขระพิเศษ เช่น . , - , ’ เป็นต้น ดังแสดงในตารางที่ 2

Firstname	Frequency character
Yuwadee	{'y': 1, 'u': 1, 'w': 1, 'a': 1, 'd': 1, 'e': 2}
Muay	{'m': 1, 'u': 1, 'a': 1, 'y': 1}

Passorn	{'p': 1, 'a': 1, 's': 2, 'o': 1, 'r': 1, 'n': 1}
Nut	{'n': 1, 'u': 1, 't': 1}
Jan	{'j': 1, 'a': 1, 'n': 1}
Janista	{'j': 1, 'a': 2, 'n': 1, 'i': 1, 's': 1, 't': 1}
Rungtip	{'r': 1, 'u': 1, 'n': 1, 'g': 1, 't': 1, 'i': 1, 'p': 1}
Bank	{'b': 1, 'a': 1, 'n': 1, 'k': 1}
Satit	{'s': 1, 'a': 1, 't': 2, 'i': 1}
Mayla	{'m': 1, 'a': 2, 'y': 1, 'l': 1}

ตารางที่ 2 ตัวอย่างตารางความถี่ตัวอักษร

3.3. Substring character feature

คือ กลุ่มของตัวอักษรจากคำนั้นๆ การแบ่งของ substring สามารถแบ่งได้หลายแบบ เช่น แบบ 2 ตัวอักษร แบบ 3 ตัวอักษร แบบ 3 ตัวอักษรแรก แบบ 3 ตัวอักษรหลัง เป็นต้น ดังแสดงในตารางที่ 3

Firstname	Substring character
Yuwadee	{'first_letter': 'y', 'first2_letter': 'yu', 'first3_letter': 'yuw', 'first4_letter': 'yuwa', 'last_letter': 'e', 'last2_letter': 'ee', 'last3_letter': 'dee', 'last4_letter': 'adee'}
Muay	{'first_letter': 'm', 'first2_letter': 'mu', 'first3_letter': 'mua', 'first4_letter': 'muay', 'last_letter': 'y', 'last2_letter': 'ay', 'last3_letter': 'uay', 'last4_letter': 'muay'}
Passorn	{'first_letter': 'p', 'first2_letter': 'pa', 'first3_letter': 'pas', 'first4_letter': 'pass', 'last_letter': 'n', 'last2_letter': 'rn', 'last3_letter': 'orn', 'last4_letter': 'sorn'}
Nut	{'first_letter': 'n', 'first2_letter': 'nu', 'first3_letter': 'nut', 'first4_letter': 'nut', 'last_letter': 't', 'last2_letter': 'ut', 'last3_letter': 'nut', 'last4_letter': 'nut'}
Jan	{'first_letter': 'j', 'first2_letter': 'ja', 'first3_letter': 'jan', 'first4_letter': 'jan', 'last_letter': 'n', 'last2_letter': 'an', 'last3_letter': 'jan', 'last4_letter': 'jan'}
Janista	{'first_letter': 'j', 'first2_letter': 'ja', 'first3_letter': 'jan', 'first4_letter': 'jani', 'last_letter': 'a', 'last2_letter': 'ta', 'last3_letter': 'sta', 'last4_letter': 'ista'}
Rungtip	{'first_letter': 'r', 'first2_letter': 'ru', 'first3_letter': 'run', 'first4_letter': 'rung', 'last_letter': 'p', 'last2_letter': 'ip', 'last3_letter': 'tip', 'last4_letter': 'gtip'}
Bank	{'first_letter': 'b', 'first2_letter': 'ba', 'first3_letter': 'ban', 'first4_letter': 'bank', 'last_letter': 'k', 'last2_letter': 'nk', 'last3_letter': 'ank', 'last4_letter': 'bank'}
Satit	{'first_letter': 's', 'first2_letter': 'sa', 'first3_letter': 'sat', 'first4_letter': 'sati', 'last_letter': 't', 'last2_letter': 'it', 'last3_letter': 'tit', 'last4_letter': 'atit'}
Mayla	{'first_letter': 'm', 'first2_letter': 'ma', 'first3_letter': 'may', 'first4_letter': 'mayl', 'last_letter': 'a', 'last2_letter': 'la', 'last3_letter': 'yla', 'last4_letter': 'ayla'}

ตารางที่ 3 ตัวอย่างตารางกลุ่มของตัวอักษร

3.4 Syllable N-grams

คือ ลำดับของพยางค์ที่ติดกันจำนวน n โดยจำนวน n สามารถเป็นจำนวนใดก็ได้แล้วแต่กำหนด แต่ในรายงานนี้จะให้เป็น 1-2 เท่านั้นเพราะว่าจำนวนพยางค์ชื่อของคนไทยส่วนใหญ่จะอยู่ที่ 2-3 พยางค์เพราะว่าในกรณีที่จำนวน n มากกว่าจำนวนพยางค์จะไม่มีลำดับของชื่อนั้นๆ ดังตารางที่ 4 และ 5 สำหรับ features นี้จะใช้ SyllableTokenizer จาก library nltk เพื่อช่วยในการแยก n-gram แต่ว่า SyllableTokenizer ไม่ได้รองรับภาษาไทย 100% ทำให้มีการแบ่งผิดพลาดอยู่บ้าง เช่น Muay ของ 2-gram ดังตารางที่ 5

Firstname	1-gram
Yuwadee	{'1grams-1': 'yu', '1grams-2': 'wa', '1grams-3': 'dee'}
Muay	{'1grams-1': 'mua', '1grams-2': 'y'}
Passorn	{'1grams-1': 'pas', '1grams-2': 'sorn'}
Nut	{'1grams-1': 'nut'}
Jan	{'1grams-1': 'jan'}
Janista	{'1grams-1': 'ja', '1grams-2': 'nis', '1grams-3': 'ta'}
Rungtip	{'1grams-1': 'rung', '1grams-2': 'tip'}
Bank	{'1grams-1': 'bank'}
Satit	{'1grams-1': 'sa', '1grams-2': 'tit'}
Mayla	{'1grams-1': 'may', '1grams-2': 'la'}

ตารางที่ 4 ตัวอย่างตารางกลุ่มของ 1-gram

Firstname	2-gram
Yuwadee	{'2grams-1': "('yu', 'wa')", '2grams-2': "('wa', 'dee')"}
Muay	{'2grams-1': "('mua', 'y')"}
Passorn	{'2grams-1': "('pas', 'sorn')"}
Nut	{}
Jan	{}
Janista	{'2grams-1': "('ja', 'nis')", '2grams-2': "('nis', 'ta')"}
Rungtip	{'2grams-1': "('rung', 'tip')"}
Bank	{}
Satit	{'2grams-1': "('sa', 'tit')"}
Mayla	{'2grams-1': "('may', 'la')"}

ตารางที่ 5 ตัวอย่างตารางกลุ่มของ 2-gram

3.5 DictVectorizer

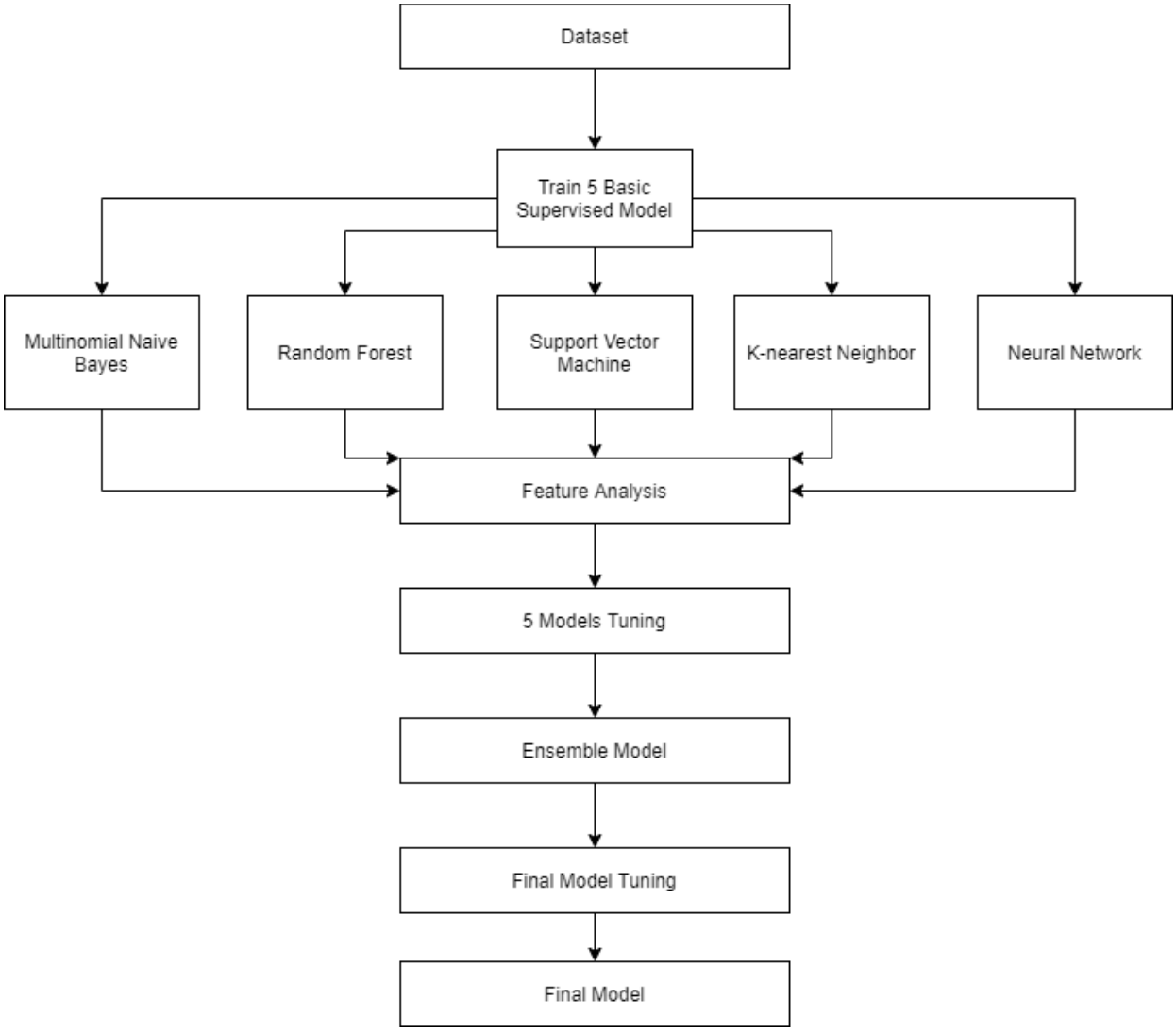
สำหรับโมเดลใดๆแล้ว เราไม่สามารถนำค่าประเภทอื่นๆนอกจาก float หรือ int เพื่อนำไปสร้าง model ได้ ดังนั้นจึงจำเป็นต้องแปลง feature ให้อยู่ในรูปที่ใช้งานได้ก่อน แต่เนื่องจาก feature มีจำนวนเยอะมาก การสร้าง column ใหม่จะเป็นการใช้พื้นที่เยอะ การใช้ dictvectorizer จะเป็น feature ที่อยู่ในรูป dict ให้เป็น sparse matrix ซึ่งจะลดพื้นที่จัดเก็บได้มากและสามารถนำไปเข้าโมเดลได้

3.6 Evaluation Approach

ในการวัดผลความแม่นยำ เราจะใช้ k-fold stratified cross validation ซึ่งเป็นวิธีที่จะแบ่งข้อมูลเท่าๆ กันออกเป็น k ชุดโดยในแต่ละชุดจะมี training set จำนวน k-1 ชุดและ training set 1 ชุด แล้วนำมาทำนายผล แล้วเก็บไว้ ทำซ้ำไปเรื่อยๆจนครบ k ชุดแล้วนำค่าที่เก็บไว้มาหาค่าเฉลี่ยซึ่งข้อดีของวิธีนี้คือจะช่วยลด selection bias และ overfitting ได้ ยิ่งค่า k มากขึ้นยิ่งช่วยลดได้มากขึ้น แต่ก็จะใช้เวลาในการประมวลผลนานขึ้นด้วย

ค่า accuracy ในตารางทุกค่าที่เราบันทึกจะเป็นค่าที่เกิดจาก 10-fold stratified cross validation เสมอยกเว้นตอนใช้ RandomizedSearchCV ที่จะใช้เป็น 3-fold stratified cross validation เนื่องจากถ้าใช้ 10-fold จะใช้เวลาในการค้นหานานเกินไป

3.7 ขั้นตอนการสร้างโมเดล



รูปที่ 1 ขั้นตอนในการสร้างโมเดล

3.7.1 Train 5 Basic Supervised Model

ในขั้นตอนนี้เป็นการสร้างโมเดลแบบพื้นฐานโดยไม่ได้กำหนด hyperparameter เฉพาะเจาะจงโดยโมเดลที่สร้างขึ้นมาจะเป็น supervised model ได้แก่ Multinomial Naïve Bayes, Random Forest, Support Vector Machine, K-nearest Neighbor, Neural Network

3.7.2 Feature Analysis

เป้าหมายของขั้นตอนนี้คือหา features ที่ดีที่สุดสำหรับโมเดล 5 ตัว ในขั้นตอน Feature Analysis เราได้พิจารณาถึง features ดังต่อไปนี้ คือ

1.Substring 2.Character frequency 3.Syllable 1-gram 4.Syllable 2-gram

โดยมีข้อกำหนดว่า Syllable 1-gram กับ Syllable 2-gram จะไม่นำมาเป็น feature ร่วมกัน

เพื่อพิจารณาว่า feature ใดจะช่วยเพิ่มประสิทธิภาพของโมเดลได้ดีที่สุดเราจึงได้ทำการทดลองแบ่งกลุ่มเป็น 11 กลุ่มโดยแต่ละกลุ่มจะใช้โมเดลทั้ง 5 ตัว ได้แก่ Multinomial Naïve Bayes, Random Forest, Support Vector Machine, K-nearest Neighbor, Neural Network

หลังจากนั้นจะนำ accuracy มาหาค่าเฉลี่ยจากโมเดลทั้ง 5 ตัว โดยพิจารณาจาก feature ใดที่ให้ค่าเฉลี่ยสูงสุดเราจะเลือกใช้ feature นั้นเพราะโมเดลสุดท้ายที่เราจะสร้างนั้นเกิดจาก accuracy ของทั้ง 5 โมเดล ซึ่งผลลัพธ์ที่ออกมาเป็นดังตารางที่ 6

Features	Multinomial Naïve Bayes	Random Forest	Support Vector Machine	K-Nearest Neighbor	Neural Network	**ค่าเฉลี่ย**
Substring เท่านั้น	0.7808	0.7828	0.7830	0.7675	0.7748	0.7778
Character Frequency เท่านั้น	0.6243	0.7348	0.6309	0.7085	0.6929	0.6783
1-gram เท่านั้น	0.7577	0.7484	0.7609	0.7137	0.7516	0.7465
2-grams เท่านั้น	0.6846	0.6861	0.6964	0.5475	0.6945	0.6618
Substring+ Character Frequency	0.7815	0.7908	0.7853	0.7667	0.7790	0.7835
Substring+1-gram	0.7871	0.7861	0.7857	0.7760	0.7825	0.7825
Substring+2-gram	0.7876	0.7848	0.7879	0.7670	0.7853	0.7825
Character Frequency + 1-grams	0.7593	0.7721	0.7734	0.7440	0.7624	0.7622
Character Frequency+2-grams	0.7177	0.7439	0.7314	0.7154	0.7279	0.7273
Substring +Character Frequency+1-gram	0.7877	0.7890	0.7874	0.7711	0.7802	0.7831
Substring +Character Frequency+2-gram	0.7892	0.7890	0.7902	0.7656	0.7895	0.7847

ตารางที่ 6 ตารางแสดงค่า Accuracy ในช่วง features analysis

จากผลลัพธ์พบว่า Substring + Character Frequency+2-grams มีค่าเฉลี่ยสูงสุดคือ 0.7847 เราจึงเลือกใช้ feature นี้เพื่อไปทำในขั้นตอนต่อไปคือ Model Tuning

3.7.3 5 Model Tuning

ในขั้นตอน Model Tuning จะใช้ RandomizedSearchCV ซึ่งเป็น library ที่ช่วยในการทดสอบโมเดลเพื่อหา accuracy จาก parameter ที่เราใส่เข้าไป RandomizedSearchCV จะสุ่ม parameter เพื่อนำไปสร้างโมเดลที่มี hyperparameter ตามที่สุ่มไว้แล้วทดสอบหา accuracy โดยทั้งนี้กำหนดให้มี n_iter คือ 100 และ cv = 3 เพื่อไม่ให้ใช้เวลาในการสุ่มนานมากเกินไป

สำหรับ parameter ที่เราใช้ใน RandomizedSearchCV สำหรับ model แต่ละตัวเป็นดังต่อไปนี้

Classifier	Multinomial Naïve Bayes
Parameter ที่ใช้ใน RandomizedSearchCV	{'alpha': [1e-4,1e-3,1e-2,1e-1,1]}
Parameter ที่ได้จาก RandomizedSearchCV	{'alpha': 0.1}
Accuracy ที่ได้หลังจาก Model Tuning	0.791
Accuracy ก่อน Model Tuning	0.789
Accuracy ที่เพิ่มขึ้น	0.003

ตารางที่ 7 แสดง Model Tuning ของ Mutinomial Naïve Bayes

Classifier	Random Forest
Parameter ที่ใช้ใน RandomizedSearchCV	{'bootstrap': [True, False], 'max_depth': [10, 20, 30, 40, 50, 60, 70, 80, 90, 100, 110, None], 'max_features': ['auto', 'sqrt'], 'min_samples_leaf': [1, 2, 4], 'min_samples_split': [2, 5, 10], 'n_estimators': [200, 400, 600, 800, 1000, 1200, 1400, 1600, 1800, 2000]}
Parameter ที่ได้จาก RandomizedSearchCV	{'n_estimators': 2000, 'min_samples_split': 5, 'min_samples_leaf': 1, 'max_features': 'auto', 'max_depth': 100, 'bootstrap': False}
Accuracy ที่ได้หลังจาก Model Tuning	0.795
Accuracy ก่อน Model Tuning	0.789
Accuracy ที่เพิ่มขึ้น	0.006

ตารางที่ 8 แสดง Model Tuning ของ Random Forest

Classifier	Support Vector Machine
Parameter ที่ใช้ใน RandomizedSearchCV	{'C': [0.1,1, 10, 100], 'gamma': [1,0.1,0.01,0.001], 'kernel': ['linear','rbf', 'poly', 'sigmoid']}
Parameter ที่ได้จาก RandomizedSearchCV	{'kernel': 'rbf', 'gamma': 0.01, 'C': 10}
Accuracy ที่ได้หลังจาก Model Tuning	0.799
Accuracy ก่อน Model Tuning	0.790
Accuracy ที่เพิ่มขึ้น	0.009

ตารางที่ 9 แสดง Model Tuning ของ Support Vector Machine

Classifier	K-Nearest Neighbor
Parameter ที่ใช้ใน RandomizedSearchCV	{'n_neighbors' : list(range(1,31)), 'weights' : ['uniform','distance'], 'metric': ['minkowski','euclidean','manhattan']}
Parameter ที่ได้จาก RandomizedSearchCV	{'weights': 'distance', 'n_neighbors': 24, 'metric': 'manhattan'}
Accuracy ที่ได้หลังจาก Model Tuning	0.775
Accuracy ก่อน Model Tuning	0.765
Accuracy ที่เพิ่มขึ้น	0.010

ตารางที่ 10 แสดง Model Tuning ของ K-nearest Neighbor

Classifier	Neural Network
Parameter ที่ใช้ใน RandomizedSearchCV	{'hidden_layer_sizes': [(10,), (10,2), (10,4,2)], 'activation': ['identity', 'logistic', 'tanh', 'relu'], 'solver': ['sgd', 'adam'], 'alpha': [1e-4, 1e-3,1e-2,1e-1,1], 'learning_rate': ['constant', 'invscaling', 'adaptive']}
Parameter ที่ได้จาก RandomizedSearchCV	{'solver': 'adam', 'learning_rate': 'constant', 'hidden_layer_sizes': (10,), 'alpha': 0.1, 'activation': 'logistic'}
Accuracy ที่ได้หลังจาก Model Tuning	0.794
Accuracy ก่อน Model Tuning	0.789
Accuracy ที่เพิ่มขึ้น	0.005

ตารางที่ 11 แสดง Model Tuning ของ Neural Network

3.7.4 Ensemble Model

ในขั้นตอนนี้เป็นขั้นตอนเพื่อนำโมเดลทั้ง 5 ตัวมารวมกันเพื่อให้ทำนายได้แม่นขึ้น โดยใช้ Output ของทั้ง 5 โมเดลเป็น Input สำหรับ Neural Network ซึ่งจะให้ output ออกมาเป็นเพศที่เราทำนาย โดยผลลัพธ์ของ accuracy ที่ได้เป็นดังตารางที่ 12

Classifier	Multinomial Naïve Bayes	Random Forest	Support Vector Machine	K-Nearest Neighbor	Neural Network	Ensemble Model
Accuracy	0.791	0.795	0.799	0.775	0.794	0.921

ตารางที่ 12 ตารางแสดงค่า Accuracy ของทุกโมเดลหลังจากปรับ Hyperparameter แล้ว

3.7.5 Final Model Tuning

ในขั้นตอนสุดท้ายเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของโมเดลให้ได้มากที่สุด จึงได้ทำ Model Tuning อีกครั้ง

Classifier	Neural Network
Parameter ที่ใช้ใน RandomizedSearchCV	{'hidden_layer_sizes': [(10,), (10,2), (10,4,2)], 'activation': ['identity', 'logistic', 'tanh', 'relu'], 'solver': ['sgd', 'adam'], 'alpha': [1e-4, 1e-3,1e-2,1e-1,1], 'learning_rate': ['constant', 'invscaling', 'adaptive']}
Parameter ที่ได้จาก RandomizedSearchCV	{'solver': 'adam', 'learning_rate': 'adaptive', 'hidden_layer_sizes': (), 'alpha': 0.1, 'activation': 'tanh'}
Accuracy ที่ได้หลังจาก Model Tuning	0.923
Accuracy ก่อน Model Tuning	0.921
Accuracy ที่เพิ่มขึ้น	0.002

ตารางที่ 13 แสดง Model Tuning ของ Final Model

5.ข้อสรุปและข้อเสนอแนะ

โมเดลสุดท้ายที่สร้างขึ้นมามีความแม่นยำมากถึง 92.3% ซึ่งสามารถสรุปขั้นตอนการทำโมเดลได้ดังนี้ ขั้นที่หนึ่งคือ feature analysis ขั้นตอนนี้เป็นหนึ่งในขั้นตอนที่สำคัญที่สุดเพราะว่าจะส่งผลกระทบต่อขั้นตอนถัดๆไปด้วย ซึ่งถ้าไม่เลือกให้ดี โมเดลที่สร้างมาภายหลังก็จะไม่ดีตามไปด้วย ขั้นที่สองคือ 5 Model Tuning เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของ 5 โมเดลที่แตกต่างกัน ขั้นที่สามคือ Ensemble Model เป็นขั้นตอนการรวมโมเดลเข้าไว้ด้วยกันด้วยการใช้ Neural Network ขั้นตอนสุดท้ายคือ Final Model Tuning เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพให้ได้มากที่สุด

จากประสิทธิภาพของโมเดลนี้จะช่วยให้นำไปใช้ในการออกนโยบายทางการตลาดกับกลุ่มลูกค้าที่ปกปิดเพศของตนได้ซึ่งจะมีช่วยเพิ่มยอดขายได้

เนื่องจากฐานข้อมูลที่ได้ทำการเก็บมากนั้นยังมีขนาดเล็กอยู่นั้นซึ่งมีจำนวน 10,031 หมายความว่าถ้าหากมีฐานข้อมูลที่ใหญ่มากขึ้นก็จะช่วยให้โมเดลมีประสิทธิภาพมากขึ้นด้วย และ Syllable n-gram บางชื่อยังมีการแบ่งที่ผิดพลาด เพราะว่า library nltk ไม่ได้รองรับการออกเสียงไทย 100% ถ้าสามารถแบ่งพยางค์ได้ตามการออกเสียงภาษาไทยได้แล้วผลลัพธ์น่าจะดีขึ้น

เอกสารอ้างอิง

[1] Pichit, V., “Social media: future media”, Excusive Journal, 2011. Vol. 4: p. 99-103.

[2] We Are Social Ltd., “Global and Thailand digital report 2019”, 2019, Available: https://wearesocial.com/global-digital-report-2019

[3] Cesare, N., et al., “Demographics in Social Media Data for Public Health Research: Does it matter?”, arXiv preprint arXiv:1710.11048, 2017.

[4] Schwartz, H.A., et al., “Personality, gender, and age in the language of social media: The open-vocabulary approach”, PloS one, 2013. 8(9): p. e73791.

[5] Alowibdi, J.S., U.A. Buy, and P. Yu, “Empirical Evaluation of Profile Characteristics for Gender Classification on Twitter”, in Proceedings of the 2013 12th International Conference on Machine Learning and Applications - Volume 01. 2013, IEEE Computer Society. p. 365-369.

[6] Bergsma, S., et al., “Broadly improving user classification via communication-based name and location clustering on twitter”, in Proceedings of the 2013 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies. 2013.

[7] Akbar, R., “Gender Classification of Indonesian Names Using Multinomial Naive Bayes and Random Forrest Classifiers”, 2016.

[8] Septiandri, A.A., “Predicting the gender of Indonesian names”, arXiv preprint arXiv:1707.07129, 2017.

[9] Briedienė, M. and J. Kapočiutė-Dzikienė., “An Automatic Author Profiling from Non-Normative Lithuanian Texts”, in CEUR Workshop proceedings [electronic resource]: IVUS 2018, International conference on information technologies, Kaunas, Lithuania, 27 April 2018. Aachen: CEUR-WS, 2018, Vol. 2145. 2018.

[10] Hirt, R., N. Kühl, and G. Satzger, “Cognitive computing for customer profiling: meta classification for gender prediction”, Electronic Markets, 2019. 29(1): p. 93-106.

[11] Vicente, M., F. Batista, and J.P. Carvalho, “Gender detection of Twitter users based on multiple information sources”, in Interactions Between Computational Intelligence and Mathematics Part 2. 2019, Springer. p. 39-54.

[12] Sornlertlamvanich, V., T. Charoenporn, and H. Isahara, “ORCHID: Thai part-of-speech tagged corpus”, National Electronics and Computer Technology Center Technical Report, 1997: p. 5-19.

[13] Theeramunkong, T., et al., “Character cluster based Thai information retrieval”, in Proceedings of the fifth international workshop on Information retrieval with Asian languages, 2000. ACM.