โครงการ

การเรียนการสอนเพื่อเสริมประสบการณ์

ชื่อโครงการ ระบบวิเคราะห์อารมณ์ จากบทสนทนาในละครโทรทัศน์ของไทย

Emotional analysis system from dialogs in Thai drama

ชื่อนิสิต นางสาวมนัสนันท์ เสนาะเสียง 6033649523

นางสาวพิชามญชุ์ ศิลาพัชรนันท์ 6033641423

ภาควิชา คณิตศาสตร์และวิทยาการคอมพิวเตอร์

สาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์

ปีการศึกษา 2563

คณะวิทยาศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิยาลัย

ระบบวิเคราะห์อารมณ์ จากบทสนทนาในละครโทรทัศน์ของไทย

นางสาวมนัสนันท์ เสนาะเสียง
นางสาวพิชามญชุ์ ศิลาพัชรนันท์

โครงงานนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรวิทยาศาสตร์บัณฑิต
สาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์ ภาควิชาคณิตศาสตร์และวิทยาการคอมพิวเตอร์
คณะวิทยาศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
ปีการศึกษา 2563
ลิขสิทธิ์ของจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

Emotional analysis system from dialogs in Thai drama

Manusanun Sanosieng
Pichamon Silapatcharanun

A Project Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements
for the Degree of Bachelor of Science Program in Computer Science
Department of Mathematics and Computer Science
Faculty of Science Chulalongkorn University
Academic Year 2020
Copyright of Chulalongkorn University

หัวข้อโครงงาน	ระบบวิเคราะห์อารมณ์จากบทสนทนาในละครโทรทัศน์ของไทย
โดย	นางสาวมนัสนันท์ เสนาะเสียง
	นางสาวพิชามญชุ์ ศิลาพัชรนันท์
สาขาวิชา	วิทยาการคอมพิวเตอร์
อาจารย์ที่ปรึกษาโครงงานหลัก	ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ภควรรณ ปักษี

ภาควิชาคณิตศาสตร์และวิทยาการคอมพิวเตอร์ คณะวิทยาศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย อนุมัติให้นับโครงงานฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่ง ของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาบัณฑิต ในรายวิชา 2301499 โครงงานวิทยาศาสตร์ (Senior Project)

..... หัวหน้าภาควิชาคณิตศาสตร์

(ศาสตราจารย์ ดร.กฤษณะ เนียมณี) และวิทยาการคอมพิวเตอร์

คณะกรรมการ

..... อาจารย์ที่ปรึกษาโครงการหลัก

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ภควรรณ ปักษี)

..... กรรมการ

(ศาสตราจารย์ ดร.ชิดชนก เหลือสินทรัพย์)

..... กรรมการ

(รองศาสตราจารย์ ดร.ศุภกานต์ พิมลธเรศ)

มนัสนันท์ เสนาะเสียง, พิชามญชุ์ ศิลาพัชรนันท์: ระบบวิเคราะห์อารมณ์จากบทสนทนาในละครโทรทัศน์ของไทย (Emotional analysis system from dialogs in Thai drama) อ.ที่ปรึกษาโครงการหลัก: ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ภควรรณ ปักษี, 87 หน้า

ในปัจจุบันการตรวจจับอารมณ์เข้ามามีบทบาทในการช่วยให้เกิดความตระหนักรู้ถึงอารมณ์ของตนเองมากขึ้น อีกทั้งทางผู้พัฒนามีความสนใจเกี่ยวกับการตรวจจับอารมณ์โดยใช้ระบบคอมพิวเตอร์และเล็งเห็นถึงความสำคัญของการตรวจจับและวิเคราะห์อารมณ์จากบทสนทนา จึงจัดทำโครงงาน “ระบบวิเคราะห์อารมณ์จากบทสนทนาในละครโทรทัศน์ของไทย” โดยมีวัตถุประสงค์ คือ ศึกษาการจำแนกประเภทของอารมณ์ตามบริบทของบทสนทนาในละครโทรทัศน์ภาษาไทย และวิเคราะห์อารมณ์จากบทสนทนา ดังนั้นบทสนทนาจากละครโทรทัศน์ถูกเก็บรวบรวมมาใช้เป็นข้อมูล สำหรับการออกแบบและพัฒนาวิธีการจำแนกประเภทอารมณ์ของบทสนทนา ซึ่งข้อความบทสนทนาที่นำมาวิเคราะห์จะไม่ครอบคลุมคำแสลงและคำที่สะกดผิด โดยผู้พัฒนาระบุอารมณ์ที่วิเคราะห์จากข้อความบทสนทนาออกเป็น 6 อารมณ์ ได้แก่ มีความสุข เสียใจ กลัว ประหลาดใจ โกรธ และรังเกียจ โครงงานนี้พัฒนาขึ้นมาโดยใช้ภาษาไพทอน มีการใช้ไลบรารี PyThaiNLP ในการประมวลผลภาษา และใช้ไลบรารี Sklearn ในการสร้างแบบจำลองการจำแนกข้อมูลด้วยเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่อง ทั้งนี้ได้มีการทดลองการพัฒนาแบบจำลองการจำแนกข้อมูลกับเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่อง 3 เทคนิค ได้แก่ นาอีฟเบย์ ซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน และเคเอ็นเอ็น รวมไปถึงการทำงานร่วมกับ Grid search ซึ่งผลทดสอบการพัฒนาแบบจำลองการจำแนกอารมณ์ของข้อความบทสนทนา พบว่า เทคนิคที่ได้ประสิทธิภาพดีที่สุดคือ ซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนร่วมกับ Grid search ผู้พัฒนาคาดหวังว่าโครงงานนี้จะเป็นประโยชน์ต่อผู้ที่สนใจศึกษาและพัฒนาระบบวิเคราะห์อารมณ์ในภาษาไทยต่อไป

ภาควิชา คณิตศาสตร์และวิทยาการคอมพิวเตอร์ ลายมือชื่อนิสิต มนัสนันท์ เสนาะเสียง

ลายมือชื่อนิสิต พิชามญชุ์ ศิลาพัชรนันท์

สาขาวิชา วิทยาการคอมพิวเตอร์ ลายมือชื่อ อ.ที่ปรึกษาโครงงานหลัก ภควรรณ ปักษี

ปีการศึกษา 2563

6033649523, 6033641423: MAJOR COMPUTER SCIENCE
KEYWORDS: MACHINE LEARNING / EMOTIONAL ANALYSIS / THAI DRAMA
MANUSANUN SANOSIENG, PICHAMON SILAPATCHARANUN: EMOTIONALANALYSIS SYSTEM FROM DIALOGS IN THAI DRAMA. ADVISOR: ASSIST. PROF.PAKAWAN PUGSEE, Ph.D., 87 pp.

Nowadays, emotional detection plays a role in helping to raise awareness of one's own emotions. Developers are also interested in emotional detection using the computer system and realized the importance of detecting and analyzing emotion from the dialog texts. So, the project “emotional analysis system from dialogs in Thai drama” is implemented with the objectives that are to study the classification of emotional categories from the context of dialogue in Thai drama and to analyze the emotions from conversation. Therefore, the dialogs of Thai drama have been collected to be used as data for design and develop the emotional classification of dialogs in Thai drama. The analyzed dialogs do not include slangs and misspelled words. Developers identify the emotions’ categories of dialogs analyzed from the conversation into 6 emotions: joy, sad, fear, surprise, angry and disgust. This project was developed using Python language, PyThaiNLP library for natural language processing, and Sklearn library for building the classification model with the machine learning techniques. There are experiments on the implementation of classification model with 3 different machine learning techniques: Naive Bayes classifier, Support Vector Machine, and K-Nearest Neighbor, including cooperating with Grid search. The testing result of the emotional classification model implementation found that the best performance of classification is Support Vector Machine with Grid search. Developers expect that this project will be useful to those who are interested in studying and implementing Thai language emotional analysis systems.

Department: Mathematics and Computer Science Student’s Signature Manusanun Sanosieng

Student’s Signature Pichamon Silapatcharanun

Field of Study: Computer Science Advisor’s Signature Pakawan Pugsee

Academic Year: 2020

กิตติกรรมประกาศ

การจัดทำโครงงานระบบวิเคราะห์อารมณ์จากบทสนทนาในละครโทรทัศน์ของไทยสามารถลุล่วงไปได้ด้วยดี เนื่องจากได้รับความอนุเคราะห์และช่วยเหลือจากคณาจารย์และบุคลาการต่าง ๆ ดังนี้

ขอขอบพระคุณผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ภควรรณ ปักษี อาจารย์ที่ปรึกษาโครงการ ที่คอยให้คำแนะนำ คำปรึกษา ข้อเสนอแนะอันเป็นประโยชน์อย่างยิ่ง อีกทั้งยังช่วยแนะนำ แก้ไข และชี้แนะตลอดการดำเนินโครงงาน

ขอขอบพระคุณคณะกรรมการสอบ ศาสตราจารย์ ดร.ชิดชนก เหลือสินทรัพย์ และ รองศาสตราจารย์ ดร.ศุภกานต์ พิมลธเรศ ที่ช่วยให้คำแนะนำและข้อเสนอแนะ ซึ่งช่วยในการพัฒนาและแก้ไขโครงงานนี้ อีกทั้งยังช่วยปรับปรุงแนวทางในการทำงานให้มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น

ขอขอบพระคุณคุณพ่อคุณแม่ที่คอยช่วยสนับสนุนและให้กำลังใจตลอดระยะเวลาในการพัฒนาโครงงานนี้

ขอขอบคุณเพื่อน ๆ และรุ่นพี่ ที่คอยช่วยเหลือและให้คำปรึกษาเกี่ยวกับโครงงาน ทำให้การพัฒนาโครงงานนี้ผ่านไปได้อย่างราบรื่น

ท้ายที่สุดนี้ ขอขอบพระคุณทุกความกรุณาจากทุกท่านที่กล่าวมา รวมถึงบุคคลที่ไม่ได้กล่าวถึง ไว้ ณ ที่นี้ อีกครั้งหนึ่ง สำหรับความช่วยเหลือและคำแนะนำต่าง ๆ ซึ่งทำให้โครงงานนี้สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดี

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อภาษาไทย.....จ
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....ฉ
กิตติกรรมประกาศ.....ช
สารบัญ.....ซ
สารบัญตาราง.....ญ
สารบัญภาพ.....ฏ
บทที่ 1 บทนำ.....1
1.1 ความเป็นมาและเหตุผล.....1
1.2 วัตถุประสงค์.....2
1.3 ขอบเขตของโครงงาน.....2
1.4 ขั้นตอนการดำเนินงาน.....2
1.5 ประโยชน์ที่ได้รับ.....3
1.6 โครงสร้างของรายงาน.....4
บทที่ 2 ความรู้พื้นฐานและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....5
2.1 การตรวจจับอารมณ์.....5
2.2 เครื่องมือการจำแนกนาอีฟเบย์.....6
2.3 ซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน.....7
2.4 เคเอ็นเอ็น.....8
2.5 ทีเอฟ-ไอดีเอฟ.....10
2.6 การวัดประสิทธิภาพของการจำแนกข้อมูลของแบบจำลอง.....11
2.7 ภาษาและเครื่องมือที่ใช้.....12
2.8 การเพิ่มประสิทธิภาพของการเรียนรู้ด้วยเครื่อง.....12
บทที่ 3 การรวบรวมและวิเคราะห์ข้อมูล.....13
3.1 การรวบรวมข้อมูลและวิเคราะห์ข้อมูล.....13
3.2 วิธีการระบุคำตอบ (คลาส) ของข้อมูล.....14
3.3 การตัดคำและการใช้เทคนิคที่พิจารณาองค์ประกอบของคำภายในประโยค.....15

บทที่ 4 การออกแบบและพัฒนาระบบ....16
4.1 ภาพรวมของการออกแบบและพัฒนาระบบ....16
4.2 การรวบรวบข้อมูล....16
4.3 การเตรียมข้อมูล....17
4.4 การระบุอารมณ์ของข้อความบทสนทนา....19
4.5 การพัฒนาแบบจำลองที่ใช้ในการจำแนกอารมณ์ของข้อความ....19
4.6 การปรับปรุงข้อมูลของแบบจำลองการเรียนรู้ด้วยเครื่อง....23
บทที่ 5 การทดสอบระบบ....38
5.1 การทดสอบการจำแนกข้อความ....38
5.2 สรุปผลการทดสอบ....42
บทที่ 6 ข้อสรุปและข้อเสนอแนะ....52
6.1 สรุปผล....52
6.2 ผลที่ได้รับ....52
6.3 ปัญหาและอุปสรรค....53
6.4 วิธีการแก้ปัญหา....53
6.5 ข้อเสนอแนะ....53
เอกสารอ้างอิง....54
ภาคผนวก....56
ประวัติผู้เขียน....73

สารบัญตาราง

หน้า

ตารางที่ 2.1 ตารางคอนฟิวชันในแต่ละอารมณ์....11
ตารางที่ 3.1 จำนวนข้อความบทสนทนาที่จำแนกตามอารมณ์....13
ตารางที่ 4.1 จำนวนข้อความบทสนทนาซึ่งเพิ่มข้อความบทสนทนาที่แสดงอารมณ์จำแนกตามอารมณ์....23
ตารางที่ 4.2 จำนวนข้อความบทสนทนาเมื่อเพิ่มข้อความที่แสดงอารมณ์มาหนึ่งเท่าตัว....30
ตารางที่ 5.1 จำนวนข้อความบทสนทนาที่จำแนกเป็น 2 คลาส....38
ตารางที่ 5.2 ตารางคอนฟิวชันผลลัพธ์การจำแนกอารมณ์ของข้อความโดยใช้ซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนร่วมกับ Grid search....39
ตารางที่ 5.3 ประสิทธิภาพการจำแนกอารมณ์ของข้อความโดยใช้ซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนร่วมกับ Grid search....39
ตารางที่ 5.4 จำนวนข้อความบทสนทนาชุดที่ 1....40
ตารางที่ 5.5 จำนวนข้อความบทสนทนาชุดที่ 2....40
ตารางที่ 5.6 ตารางคอนฟิวชันผลลัพธ์การจำแนกอารมณ์ของข้อความเป็น 7 คลาสของข้อมูลชุดที่ 1 โดยใช้ซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนร่วมกับ Grid search....41
ตารางที่ 5.7 ประสิทธิภาพการจำแนกอารมณ์ของข้อความเป็น 7 คลาสของข้อมูลชุดที่ 1 โดยใช้ซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนร่วมกับ Grid search....41
ตารางที่ 5.8 ตารางคอนฟิวชันผลลัพธ์การจำแนกอารมณ์ของข้อความเป็น 7 คลาสของข้อมูลชุดที่ 2 โดยใช้ซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนร่วมกับ Grid search....42
ตารางที่ 5.9 ประสิทธิภาพการจำแนกอารมณ์ของข้อความเป็น 7 คลาสของข้อมูลชุดที่ 2 โดยใช้ซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนร่วมกับ Grid search....42
ตารางที่ ข.1 ตารางคอนฟิวชันผลลัพธ์การจำแนกอารมณ์ของข้อความแสดงอารมณ์มีความสุขและอื่น ๆ....62
ตารางที่ ข.2 ตารางคอนฟิวชันผลลัพธ์การจำแนกอารมณ์ของข้อความแสดงอารมณ์เสียใจและอื่น ๆ....62
ตารางที่ ข.3 ตารางคอนฟิวชันผลลัพธ์การจำแนกอารมณ์ของข้อความแสดงอารมณ์กลัวและอื่น ๆ....63
ตารางที่ ข.4 ตารางคอนฟิวชันผลลัพธ์การจำแนกอารมณ์ของข้อความแสดงอารมณ์ประหลาดใจและอื่น ๆ....63
ตารางที่ ข.5 ตารางคอนฟิวชันผลลัพธ์การจำแนกอารมณ์ของข้อความแสดงอารมณ์โกรธและอื่น ๆ....64
ตารางที่ ข.6 ตารางคอนฟิวชันผลลัพธ์การจำแนกอารมณ์ของข้อความแสดงอารมณ์รังเกียจและอื่น ๆ....64
ตารางที่ ข.7 ประสิทธิภาพการจำแนกอารมณ์จากข้อความโดยใช้นาอีฟเบย์....65
ตารางที่ ข.8 ประสิทธิภาพการจำแนกอารมณ์จากข้อความโดยใช้ซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน....65
ตารางที่ ข.9 ประสิทธิภาพการจำแนกอารมณ์จากข้อความโดยใช้เคเอ็นเอ็น....65

ตารางที่ ข.10 ประสิทธิภาพการจำแนกอารมณ์จากข้อความโดยใช้นาอีฟเบย์ร่วมกับ Grid search.....66
ตารางที่ ข.11 ประสิทธิภาพการจำแนกอารมณ์จากข้อความโดยใช้ซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนร่วมกับ Grid search.....66
ตารางที่ ข.12 ประสิทธิภาพการจำแนกอารมณ์จากข้อความโดยใช้เคเอ็นเอ็นร่วมกับ Grid search.....67
ตารางที่ ข.13 ตารางคอนฟิวชันผลลัพธ์การจำแนกอารมณ์ของข้อความแสดงอารมณ์เสียใจที่เพิ่มมาหนึ่งเท่าตัว และอื่น ๆ.....67
ตารางที่ ข.14 ตารางคอนฟิวชันผลลัพธ์การจำแนกอารมณ์ของข้อความแสดงอารมณ์กลัวที่เพิ่มมาหนึ่งเท่าตัว และอื่น ๆ.....68
ตารางที่ ข.15 ตารางคอนฟิวชันผลลัพธ์การจำแนกอารมณ์ของข้อความแสดงอารมณ์ประหลาดใจที่เพิ่มมา หนึ่งเท่าตัวและอื่น ๆ.....68
ตารางที่ ข.16 ตารางคอนฟิวชันผลลัพธ์การจำแนกอารมณ์ของข้อความแสดงอารมณ์โกรธที่เพิ่มมาหนึ่งเท่าตัว และอื่น ๆ.....69
ตารางที่ ข.17 ตารางคอนฟิวชันผลลัพธ์การจำแนกอารมณ์ของข้อความแสดงอารมณ์รังเกียจที่เพิ่มมาหนึ่งเท่าตัว และอื่น ๆ.....69
ตารางที่ ข.18 ประสิทธิภาพการจำแนกอารมณ์จากข้อความที่เพิ่มมาหนึ่งเท่าตัวโดยใช้นาอีฟเบย์.....70
ตารางที่ ข.19 ประสิทธิภาพการจำแนกอารมณ์จากข้อความที่เพิ่มมาหนึ่งเท่าตัวโดยใช้ซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน70
ตารางที่ ข.20 ประสิทธิภาพการจำแนกอารมณ์จากข้อความที่เพิ่มมาหนึ่งเท่าตัวโดยใช้เคเอ็นเอ็น.....70
ตารางที่ ข.21 ประสิทธิภาพการจำแนกอารมณ์จากข้อความที่เพิ่มมาหนึ่งเท่าตัวโดยใช้นาอีฟเบย์ร่วมกับ Grid search.....71
ตารางที่ ข.22 ประสิทธิภาพการจำแนกอารมณ์จากข้อความที่เพิ่มมาหนึ่งเท่าตัวโดยใช้ซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ร่วมกับ Grid search.....71
ตารางที่ ข.23 ประสิทธิภาพการจำแนกอารมณ์จากข้อความที่เพิ่มมาหนึ่งเท่าตัวโดยใช้เคเอ็นเอ็นร่วมกับ Grid search.....72

สารบัญภาพ

หน้า

ภาพที่ 2.1 ขั้นตอนและวิธีการที่ใช้ในการตรวจจับอารมณ์จากข้อความ....5
ภาพที่ 2.2 แบบจำลองระบบใหม่....6
ภาพที่ 2.3 ซัปพอร์ตเวกเตอร์....8
ภาพที่ 2.4 หลักการของเคเอ็นเอ็น....9
ภาพที่ 3.1 Emotional Wheel....14
ภาพที่ 4.1 ภาพรวมของระบบ....16
ภาพที่ 4.2 ข้อความที่รวบรวมและผ่านการแบ่งออกเป็นประโยคแล้ว....16
ภาพที่ 4.3 ข้อความที่ผ่านการทำความสะอาดข้อมูลแล้ว....17
ภาพที่ 4.4 ตัวอย่างผลลัพธ์การตัดคำ....17
ภาพที่ 4.5 ตัวอย่างคำศัพท์เฉพาะ....18
ภาพที่ 4.6 ตัวอย่างคำศัพท์เฉพาะที่ลบออก....18
ภาพที่ 4.7 ตัวอย่างผลลัพธ์การตัดคำหลังจากที่ปรับปรุงคำศัพท์....18
ภาพที่ 4.8 การระบุอารมณ์ข้อความบทสนทนา....19
ภาพที่ 4.9 โค้ดการแบ่งข้อมูล....19
ภาพที่ 4.10 คำตอบอารมณ์จริงของข้อความที่ผ่านการแปลงเป็นตัวเลข....20
ภาพที่ 4.11 ค่า TF-IDF ของข้อความบทสนทนา....20
ภาพที่ 4.12 โค้ดการเรียกใช้ไลบรารี....21
ภาพที่ 4.13 โค้ดการพัฒนาแบบจำลองการเรียนรู้ด้วยเครื่องแบบนาอีฟเบย์....21
ภาพที่ 4.14 โค้ดการพัฒนาแบบจำลองการเรียนรู้ด้วยเครื่องแบบซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน....21
ภาพที่ 4.15 โค้ดการพัฒนาแบบจำลองการเรียนรู้ด้วยเครื่องแบบเคเอ็นเอ็น....21
ภาพที่ 4.16 โค้ดการพัฒนาแบบจำลองการเรียนรู้ด้วยเครื่องแบบนาอีฟเบย์ร่วมกับ Grid search....22
ภาพที่ 4.17 โค้ดการพัฒนาแบบจำลองการเรียนรู้ด้วยเครื่องแบบซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนร่วมกับ Grid search....22
ภาพที่ 4.18 โค้ดการพัฒนาแบบจำลองการเรียนรู้ด้วยเครื่องแบบเคเอ็นเอ็นร่วมกับ Grid search....22
ภาพที่ 4.19 กราฟแสดงค่าความถูกต้องเปรียบเทียบการใช้นาอีฟเบย์กับนาอีฟเบย์ร่วมกับ Grid search....24
ภาพที่ 4.20 กราฟแสดงค่าความแม่นยำเปรียบเทียบการใช้นาอีฟเบย์กับนาอีฟเบย์ร่วมกับ Grid search....24
ภาพที่ 4.21 กราฟแสดงค่าเรียกคืนเปรียบเทียบการใช้นาอีฟเบย์กับนาอีฟเบย์ร่วมกับ Grid search....25
ภาพที่ 4.22 กราฟแสดงค่า f1-score แเปรียบเทียบการใช้นาอีฟเบย์กับนาอีฟเบย์ร่วมกับ Grid search....25

ภาพที่ 4.23 กราฟแสดงค่าความถูกต้องเปรียบเทียบการใช้ซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ร่วมกับ Grid search....26
ภาพที่ 4.24 กราฟแสดงค่าความแม่นยำเปรียบเทียบการใช้ซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ร่วมกับ Grid search....26
ภาพที่ 4.25 กราฟแสดงค่าเรียกคืนเปรียบเทียบการใช้ซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ร่วมกับ Grid search....27
ภาพที่ 4.26 กราฟแสดงค่า f1-score เปรียบเทียบการใช้ซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ร่วมกับ Grid search....27
ภาพที่ 4.27 กราฟแสดงค่าความถูกต้องเปรียบเทียบการใช้เคเอ็นเอ็นกับเคเอ็นเอ็นร่วมกับ Grid search....28
ภาพที่ 4.28 กราฟแสดงค่าความแม่นยำเปรียบเทียบการใช้เคเอ็นเอ็นกับเคเอ็นเอ็นร่วมกับ Grid search....28
ภาพที่ 4.29 กราฟแสดงค่าเรียกคืนเปรียบเทียบการใช้เคเอ็นเอ็นกับเคเอ็นเอ็นร่วมกับ Grid search....29
ภาพที่ 4.30 กราฟแสดงค่า f1-score เปรียบเทียบการใช้เคเอ็นเอ็นกับเคเอ็นเอ็นร่วมกับ Grid search....29
ภาพที่ 4.31 กราฟแสดงค่าความถูกต้องเมื่อเพิ่มข้อมูลมาหนึ่งเท่าตัวเปรียบเทียบการใช้นาอีฟเบย์กับนาอีฟเบย์ ร่วมกับ Grid search....31
ภาพที่ 4.32 กราฟแสดงค่าความแม่นยำเมื่อเพิ่มข้อมูลมาหนึ่งเท่าตัวเปรียบเทียบการใช้นาอีฟเบย์กับนาอีฟเบย์ ร่วมกับ Grid search....31
ภาพที่ 4.33 กราฟแสดงค่าเรียกคืนเมื่อเพิ่มข้อมูลมาหนึ่งเท่าตัวเปรียบเทียบการใช้นาอีฟเบย์กับนาอีฟเบย์ร่วมกับ Grid search....32
ภาพที่ 4.34 กราฟแสดงค่า f1-score เมื่อเพิ่มข้อมูลมาหนึ่งเท่าตัวเปรียบเทียบการใช้นาอีฟเบย์กับนาอีฟเบย์ ร่วมกับ Grid search....32
ภาพที่ 4.35 กราฟแสดงค่าความถูกต้องเมื่อเพิ่มข้อมูลมาหนึ่งเท่าตัวเปรียบเทียบการใช้ซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน กับซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนร่วมกับ Grid search....33
ภาพที่ 4.36 กราฟแสดงค่าความแม่นยำเมื่อเพิ่มข้อมูลมาหนึ่งเท่าตัวเปรียบเทียบการใช้ซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน กับซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนร่วมกับ Grid search....33
ภาพที่ 4.37 กราฟแสดงค่าเรียกคืนเมื่อเพิ่มข้อมูลมาหนึ่งเท่าตัวเปรียบเทียบการใช้ซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับ ซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนร่วมกับ Grid search....34
ภาพที่ 4.38 กราฟแสดงค่า f1-score เมื่อเพิ่มข้อมูลมาหนึ่งเท่าตัวเปรียบเทียบการใช้ซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน กับซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนร่วมกับ Grid search....34
ภาพที่ 4.39 กราฟแสดงค่าความถูกต้องเมื่อเพิ่มข้อมูลมาหนึ่งเท่าตัวเปรียบเทียบการใช้เคเอ็นเอ็นกับเคเอ็นเอ็น ร่วมกับ Grid search....35

ภาพที่ 4.40 กราฟแสดงค่าความแม่นยำเมื่อเพิ่มข้อมูลมาหนึ่งเท่าตัวเปรียบเทียบการใช้เคเอ็นเอ็นกับเคเอ็นเอ็นร่วมกับ Grid search.....35
ภาพที่ 4.41 กราฟแสดงค่าเรียกคืนเมื่อเพิ่มข้อมูลมาหนึ่งเท่าตัวเปรียบเทียบการใช้เคเอ็นเอ็นกับเคเอ็นเอ็นร่วมกับ Grid search.....36
ภาพที่ 4.42 กราฟแสดงค่า f1-score เมื่อเพิ่มข้อมูลมาหนึ่งเท่าตัวเปรียบเทียบการใช้เคเอ็นเอ็นกับเคเอ็นเอ็นร่วมกับ Grid search.....36
ภาพที่ 5.1 กราฟแสดงค่าความถูกต้องของผลการจำแนกอารมณ์เป็น 2 คลาส.....43
ภาพที่ 5.2 กราฟแสดงค่าความแม่นยำของผลการจำแนกอารมณ์เป็น 2 คลาส.....43
ภาพที่ 5.3 กราฟแสดงค่าเรียกคืนของผลการจำแนกอารมณ์เป็น 2 คลาส.....44
ภาพที่ 5.4 กราฟแสดงค่า f1-score ของผลการจำแนกอารมณ์เป็น 2 คลาส.....44
ภาพที่ 5.5 กราฟแสดงค่าความแม่นยำของผลการจำแนกอารมณ์ของข้อมูลชุดที่ 1 เป็น 7 คลาส.....46
ภาพที่ 5.6 กราฟแสดงค่าเรียกคืนของผลการจำแนกอารมณ์ของข้อมูลชุดที่ 1 เป็น 7 คลาส.....46
ภาพที่ 5.7 กราฟแสดงค่า f1-score ของผลการจำแนกอารมณ์ของข้อมูลชุดที่ 1 เป็น 7 คลาส.....47
ภาพที่ 5.8 กราฟแสดงค่าความแม่นยำของผลการจำแนกอารมณ์ของข้อมูลชุดที่ 2 เป็น 7 คลาส.....47
ภาพที่ 5.9 กราฟแสดงค่าเรียกคืนของผลการจำแนกอารมณ์ของข้อมูลชุดที่ 2 เป็น 7 คลาส.....48
ภาพที่ 5.10 กราฟแสดงค่า f1-score ของผลการจำแนกอารมณ์ของข้อมูลชุดที่ 2 เป็น 7 คลาส.....48

บทที่ 1
บทนำ

1.1 ความเป็นมาและเหตุผล

ช่วงเวลาในชีวิตของมนุษย์นั้นได้มีการตอบสนองทางอารมณ์เกิดขึ้นอยู่ตลอด สภาวะทางอารมณ์เหล่านี้มีอิทธิพลต่อทุกแง่มุมในชีวิต ซึ่งอาจเป็นตัวกำหนดวิธีในการปฏิบัติและรับรู้ถึงสถานการณ์ที่กำลังเผชิญอยู่ ดังนั้นจึงไม่ควรประเมินบทบาทของอารมณ์ในด้านใดด้านหนึ่งของชีวิตต่ำเกินไป ซึ่งหากแต่ละคนสามารถตระหนักถึงอารมณ์ของตนเอง จะช่วยให้สามารถจัดการกับอารมณ์และพัฒนาสภาวะจิตใจของตนเองได้ ในปัจจุบันมีการใช้เทคโนโลยีเข้ามามีบทบาทในการสะท้อนอารมณ์อย่างการวิเคราะห์อารมณ์จากข้อความ ตัวอย่างงานวิจัยเกี่ยวกับการวิเคราะห์อารมณ์ เช่น งานวิจัยวิเคราะห์เสียงพูด [1] เป็นการตรวจจับอารมณ์จากเสียงพูดในละครไทย ซึ่งได้มีการแบ่งประเภทของอารมณ์ที่ตรวจจับได้ออกเป็น 4 อารมณ์ ได้แก่ มีความสุข (happiness) เสียใจ (sadness) โกรธ (anger) และกลัว (fear) โดยมีเทคนิคแบบจำลองฮิดเดนมาร์คอฟ (Hidden Markov Model: HMM) และการจำแนกแบบไบนารี (binary classification) ในการจำแนกประเภทของอารมณ์จากโทนเสียงที่ตัวละครพูด และงานวิจัย [2] เป็นโมบายแอปพลิเคชัน (mobile application) ที่มีฟังก์ชันการทำงานของแชทบอท (chatbot) และอัลกอริธึมในการวิเคราะห์อารมณ์โดยดำเนินการวิเคราะห์ตามคลังคำศัพท์ (Lexicon-based) เพื่อช่วยเหลือผู้ป่วยทางจิตในการควบคุมอารมณ์ ความรู้สึก และจัดการกับความคิด ซึ่งมีการจำแนกอารมณ์ออกเป็น 5 อารมณ์ ได้แก่ มีความสุข เสียใจ โกรธ กลัว และเศร้าโศก (grief)

โครงงานนี้เป็นการพัฒนาระบบวิเคราะห์อารมณ์ที่สามารถจำแนกอารมณ์จากข้อความบทสนทนาได้อัตโนมัติโดยใช้ความสามารถของการเรียนรู้ด้วยเครื่อง (machine learning) ร่วมกับการจำแนกประเภทอารมณ์ตามบทความ [3] ทางผู้พัฒนาคาดหวังว่าโครงงานชิ้นนี้จะสามารถเป็นส่วนหนึ่งในการนำไปพัฒนาต่อยอดให้เกิดประโยชน์กับการวิเคราะห์อารมณ์ของผู้มีสภาวะทางจิตใจที่ไม่ปกติ เช่น ผู้ที่มีปัญหามาปรึกษากับนักจิตวิทยา ผู้ป่วยที่มีภาวะบกพร่องทางจิต แต่เหตุเพราะไม่สามารถขอข้อความบทสนทนาของผู้ที่รับบริการคำปรึกษาจากหน่วยส่งเสริมสุขภาวะนิสิตจุฬาฯ ได้ ทางผู้พัฒนาจึงเลือกที่จะนำบทละครโทรทัศน์มาเป็นข้อมูลเบื้องต้นที่ใช้ในการศึกษาเพื่อออกแบบและพัฒนาระบบวิเคราะห์อารมณ์ เนื่องจากบทละครโทรทัศน์สามารถถ่ายทอดความรู้สึกนึกคิดและความต้องการของบุคคลผ่านทางตัวอักษร เพื่อสื่อความหมายให้ผู้อื่นเข้าใจเรื่องราวที่ถูกนำเสนอ โดยมีพื้นฐานการใช้คำและประโยคที่คล้ายคลึงกับบทสนทนาในชีวิตประจำวัน

1.2 วัตถุประสงค์

1. เพื่อศึกษาการจำแนกประเภทของอารมณ์จากบริบทที่ใช้บทสนทนาในบทละครโทรทัศน์ภาษาไทย
2. เพื่อวิเคราะห์อารมณ์จากบทสนทนาในบทละครโทรทัศน์ภาษาไทย

1.3 ขอบเขตของโครงงาน

1. โครงงานนี้ศึกษาเฉพาะข้อความจากบทละครโทรทัศน์ภาษาไทย ไม่ครอบคลุมคำแสลง และไม่พิจารณาคำที่สะกดผิด
2. การเก็บตัวอย่างบทสนทนาในละครโทรทัศน์จะมาจากละครโทรทัศน์จำนวน 1 เรื่อง จำนวน 2 ภาค ได้แก่ วัยแสบสาแหรกขาด [4] และวัยแสบสาแหรกขาด โครงการ 2 [5]
3. ผลลัพธ์ในการจำแนกอารมณ์ จะถูกจำแนกออกเป็นส่วนที่ไม่แสดงอารมณ์ และส่วนที่แสดงอารมณ์ ซึ่งจะถูกจำแนกออกเป็น 6 กลุ่มอารมณ์ ตามบทความ [3] ได้แก่ มีความสุข เสียใจ กลัว ประหลาดใจ (surprise) โกรธ และรังเกียจ (disgust)

1.4 ขั้นตอนการดำเนินงาน

1. ศึกษาและค้นคว้าหาข้อมูลเกี่ยวกับการวิเคราะห์อารมณ์ของข้อความและการจัดทำคลังคำศัพท์ โดยมีการศึกษากลุ่มคำที่เป็นอารมณ์แต่ละประเภท
2. กำหนดขอบเขตและขั้นตอนการดำเนินงาน
3. เก็บรวบรวมข้อความบทสนทนาจากบทละครโทรทัศน์ภาษาไทย โดยค้นหาจากเว็บไซต์ [4] [5]
4. วิเคราะห์และจำแนกกลุ่มอารมณ์จากข้อความที่พบในบทสนทนา เพื่อใช้เป็นข้อมูลในการออกแบบระบบวิเคราะห์อารมณ์
5. ทดลองใช้เทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่องกับข้อมูลที่เก็บรวบรวมได้และเปรียบเทียบแต่ละวิธี เพื่อเลือกใช้วิธีที่เหมาะสมที่สุด
6. ออกแบบและพัฒนาระบบวิเคราะห์อารมณ์จากข้อความบทสนทนาบทละครโทรทัศน์ภาษาไทย
7. ทดสอบระบบวิเคราะห์อารมณ์ที่ได้จากการจำแนกข้อมูล
8. จัดทำเอกสารและคู่มือการใช้งานระบบ

ตารางเวลาการดำเนินงาน

ขั้นตอนการดำเนินงาน	2563				2564		
	ก.ย.	ต.ค.	พ.ย.	ธ.ค.	ม.ค.	ก.พ.	มี.ค.
1. ศึกษาและค้นคว้าข้อมูลเกี่ยวกับการวิเคราะห์อารมณ์ และการจัดทำคลังคำศัพท์สำหรับการจำแนกกลุ่มอารมณ์	√	√					
2. กำหนดขอบเขตและขั้นตอนการดำเนินงาน	√	√	√				
3. เก็บรวบรวมข้อความบทสนทนา		√	√				
4. วิเคราะห์และจำแนกกลุ่มอารมณ์ของข้อความที่พบในบทสนทนา			√	√	√		
5. ทดลองใช้เทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่องกับข้อมูลที่เก็บรวบรวมได้ และเปรียบเทียบแต่ละวิธี				√	√	√	
6. ออกแบบและพัฒนาระบบวิเคราะห์อารมณ์จากข้อความบทสนทนา				√	√	√	
7. ทดสอบระบบวิเคราะห์อารมณ์ที่ได้จากการจำแนกข้อมูล						√	√
8. จัดทำเอกสารและคู่มือการใช้งานระบบ						√	√

1.5 ประโยชน์ที่ได้รับ

ประโยชน์ต่อผู้พัฒนา

1. ได้ศึกษาและเรียนรู้เทคนิคการวิเคราะห์และจำแนกข้อความบทสนทนา
2. ได้ฝึกทักษะในการออกแบบและพัฒนาซอฟต์แวร์
3. ได้พัฒนาทักษะการวางแผนการดำเนินงาน

ประโยชน์ต่อผู้นำซอฟต์แวร์นี้ไปใช้งาน

1. ได้ระบบที่จำแนกประเภทอารมณ์ของข้อความบทสนทนา
2. เป็นแนวทางในการศึกษาและพัฒนาต่อยอดสำหรับผู้ที่สนใจในด้านการวิเคราะห์อารมณ์ของข้อความบทสนทนา
3. เป็นคอมโพเนนต์ต้นแบบ (prototype) ในการพัฒนาระบบสนทนาเพื่อช่วยเหลือผู้มีสภาวะทางอารมณ์ไม่ปกติให้สามารถตระหนักถึงอารมณ์ตนเอง

1.6 โครงสร้างของรายงาน

บทที่ 2 จะกล่าวถึงบทความและทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับโครงงาน

บทที่ 3 จะกล่าวถึงการรวบรวมข้อมูลและการวิเคราะห์ข้อมูล

บทที่ 4 จะกล่าวถึงการออกแบบและพัฒนาระบบ

บทที่ 5 จะกล่าวถึงผลการทดสอบระบบ

บทที่ 6 จะกล่าวถึงข้อสรุปและข้อเสนอแนะ

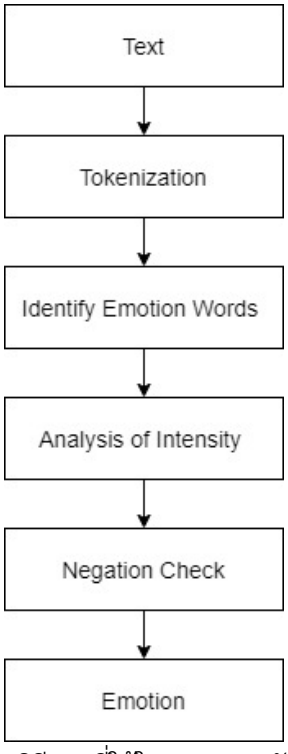
บทที่ 2
ความรู้พื้นฐานและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ในบทนี้จะกล่าวถึงความรู้พื้นฐานและทฤษฎีที่นำมาประยุกต์ใช้กับการพัฒนาแบบจำลองจำแนกความรู้สึกของข้อความภาษาไทย ดังรายละเอียดต่อไปนี้

2.1 การตรวจจับอารมณ์ (Emotion detection)

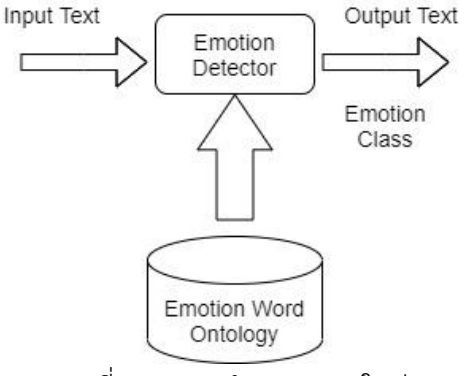
การตรวจจับอารมณ์เป็นส่วนหนึ่งของ การวิเคราะห์อารมณ์และความรู้สึก (Sentiment Analysis) ซึ่งมีการประยุกต์ใช้การประมวลผลภาษาธรรมชาติภาษาศาสตร์เชิงคำนวณ (Natural Language Processing) โดยวิเคราะห์จากข้อความ (Text Analysis) และระบุจำแนกข้อความตามอารมณ์ เช่น มีความสุข เสียใจ ฯลฯ

งานวิจัย [6] เป็นงานวิจัยที่เกี่ยวกับการตรวจจับอารมณ์จากข้อความ มีการระบุถึงวิธีการที่ใช้ในการตรวจจับอารมณ์จากข้อความ (Keyword Spotting Technique) ดังภาพที่ 2.1



ภาพที่ 2.1 ขั้นตอนและวิธีการที่ใช้ในการตรวจจับอารมณ์จากข้อความ

นอกจากนี้ยังเสนอแบบจำลองระบบใหม่เพื่อขยายขีดความสามารถและส่งเสริมการทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพ ดังภาพที่ 2.2



ภาพที่ 2.2 แบบจำลองระบบใหม่

2.2 เครื่องมือการจำแนกนาอีฟเบย์ (Naïve Bayes Classifier)

เป็นเครื่องมือสำหรับการจำแนกข้อมูลออกเป็นหมวดหมู่โดยใช้หลักการความน่าจะเป็นเข้ามาช่วย ซึ่งมีทฤษฎีที่เกี่ยวข้องคือทฤษฎีของเบย์ (Bayes' Theorem) [7] เพื่อหาว่าสมมติฐานใดน่าจะถูกต้องที่สุด โดยใช้ความรู้ก่อนหน้า (prior knowledge) ได้แก่ ความน่าจะเป็นก่อนหน้าสำหรับสมมติฐานหนึ่ง ๆ ร่วมกับข้อมูลเพื่อหาสมมติฐานที่ดีที่สุด

จากทฤษฎีของเบย์ สามารถนำมาคำนวณความน่าจะเป็นของสมมติฐานต่าง ๆ โดยใช้สมการต่อไปนี้

$$P(h|D) = P(D|h)\ P(h)P(D)$$

สมการความน่าจะเป็นตามทฤษฎีของเบย์

โดย -
- D แทนข้อมูลที่นำมาใช้ในการคำนวณการแจกแจงความน่าจะเป็นของสมมติฐาน h คือ $P(h|D)$ ตามทฤษฎี
- $P(h)$ คือ ความน่าจะเป็นก่อนหน้าของสมมติฐาน h
- $P(D)$ คือ ความน่าจะเป็นก่อนหน้าของชุดข้อมูลตัวอย่าง D
- $P(h|D)$ คือ ความน่าจะเป็นของ h เมื่อรู้ D
- $P(D|h)$ คือ ความน่าจะเป็นของ D เมื่อรู้ h

ซึ่งแบบจำลองของ Naïve Bayes มีหลากหลายประเภทด้วยกัน แต่แบบจำลองที่ทางผู้พัฒนานำมาใช้กับโครงงาน คือแบบจำลอง Multinomial Naïve Bayes [8] ซึ่งจะใช้ความถี่ของคำในการจำแนกข้อมูล โดยจะมีสมการเพิ่มขึ้นมาดังสมการต่อไปนี้

$$\hat{\theta}_{yi} = \frac{N_{yi} + \alpha}{N_y + \alpha N}$$

สมการ Multinomial Naïve Bayes

เมื่อ - $\hat{\theta}_{yi}$ คือ ความน่าจะเป็น $P(x_i \mid y)$ ของคุณสมบัติ i ที่ปรากฏในตัวอย่างข้อมูล y

- N_{yi} คือ จำนวนความถี่ของคำที่ i ที่ปรากฏในตัวอย่างข้อมูล T ของ y

  โดยที่ $N_{yi} = \sum_{x \in T} x_i$

- N_y คือ จำนวนคำที่นับรวบทุกคุณสมบัติของ y โดยที่ $N_y = \sum_{i=1}^{|T|} N_{yi}$
- α คือ ค่าที่กำหนดขึ้นมาเพื่อป้องกันไม่ให้ความน่าจะเป็นเท่ากับศูนย์ โดยกำหนดให้ $\alpha \geq 0$

2.3 ซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine: SVM)

หลักการของซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน [9] คือการสร้างสมการเส้นตรงเพื่อจำแนกข้อมูลสองกลุ่มออกจากกัน โดยที่ซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนจะสร้างเส้นแบ่งตรงกลางระหว่างข้อมูลทั้งสองให้มีระยะห่างระหว่างขอบเขตของทั้งสองกลุ่มมากที่สุด โดยใช้สมการดังสมการต่อไปนี้

$$h(x) = sign(w^T x + b)$$

สมการฟังก์ชันของซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

เมื่อ - $h(x)$ มีค่าเป็น $\{+1, -1\}$

- w คือ ค่าน้ำหนัก และ w^T คือเมทริกซ์สลับเปลี่ยน (transpose) ของ w
- b แทน ค่าโน้มเอียง (bias)

แต่ถ้าหากกลุ่มข้อมูล x จากสมการฟังก์ชันของซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนไม่สามารถแบ่งกลุ่มข้อมูลได้ด้วยเส้นตรง จะถูกแปลงให้อยู่ในรูปแบบที่สามารถใช้สมการเส้นตรงแบ่งแยกได้ผ่านฟังก์ชันเคอร์เนล (kernel function) ตามสมการดังต่อไปนี้

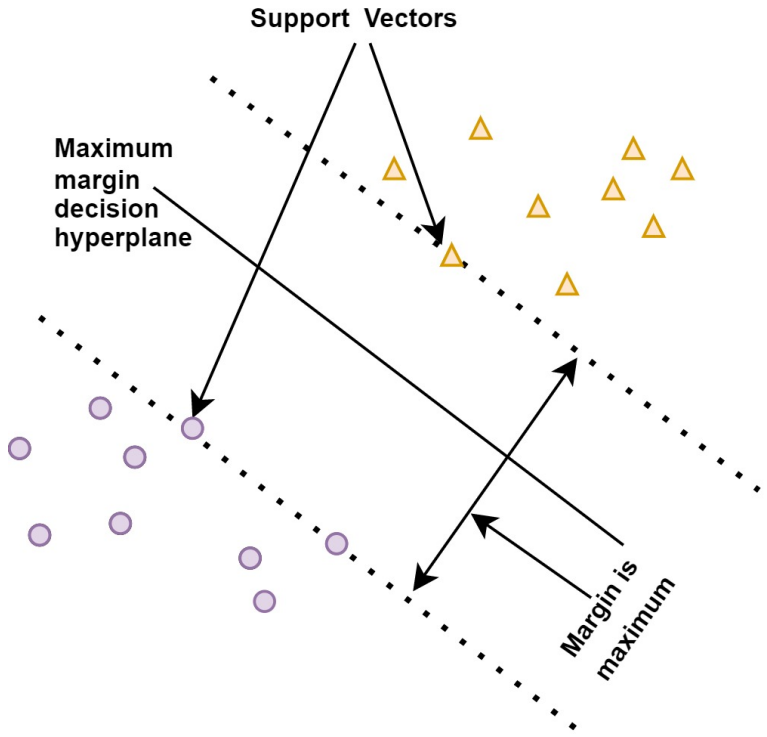
$$K(x, x_k) = \varphi(x)\varphi(x_k)$$

สมการฟังก์ชันเคอร์เนล

เมื่อ - $\varphi(x)$ แทน ฟังก์ชันสำหรับแปลงข้อมูลที่ไม่เป็นเชิงเส้นให้เป็นข้อมูลที่อยู่ในรูปเชิงเส้น

- x_k แทน ซัปพอร์ตเวกเตอร์ โดย $k = 1,2,\ldots,n$

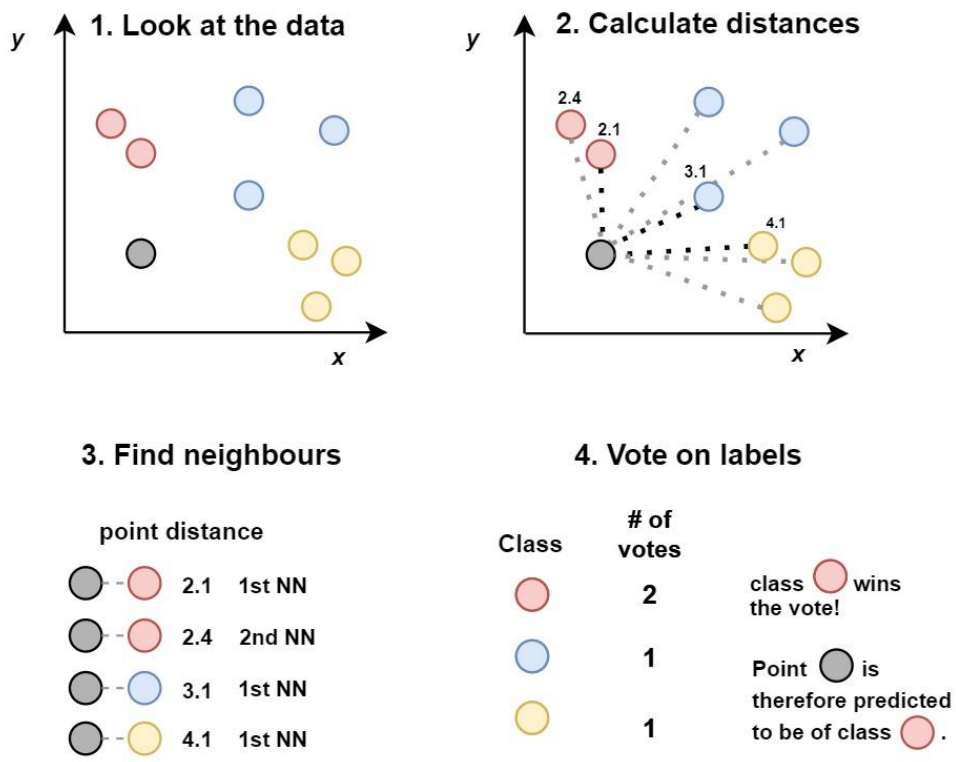
วิธีที่ใช้ในการสร้างเส้นแบ่งที่ดีที่สุดคือการเพิ่มเส้นขอบ (margin) ให้กับเส้นแบ่งทั้งสองข้าง และสร้างเส้นแบ่งที่อยู่ใกล้กับข้อมูลมากที่สุด ดังนั้นเส้นแบ่งที่มีเส้นขอบกว้างที่สุดจึงเป็นเส้นแบ่งที่ดีที่สุด และเรียกตำแหน่งการสัมผัสข้อมูลที่ใกล้ที่สุดจากการเพิ่มขอบนี้ว่า ซัปพอร์ตเวกเตอร์ (support vector) ดังภาพที่ 2.3



ภาพที่ 2.3 ซัปพอร์ตเวกเตอร์

2.4 เคเอ็นเอ็น (K-Nearest Neighbors: KNN)

K-Nearest Neighbors (KNN) [10] เป็นอีกหนึ่งวิธีการแบ่งคลาสสำหรับใช้ในการจำแนกข้อมูล โดยใช้หลักการเปรียบเทียบความคล้ายคลึงระหว่างข้อมูลที่สนใจกับข้อมูลอื่น ๆ และระบบจะให้คำตอบเป็นคลาสที่ใกล้เคียงกันมากที่สุดโดยมีหลักการเบื้องต้น ดังภาพที่ 2.4



ภาพที่ 2.4 หลักการของเคเอ็นเอ็น

จากภาพที่ 2.4 สามารถแบ่งเป็น 4 ขั้นตอนได้ดังนี้

ขั้นตอนที่ 1: นำข้อมูลที่ต้องการจำแนก เช่นเดียวกับข้อมูลสอน

ขั้นตอนที่ 2: คำนวณระยะห่างระหว่างข้อมูลที่ต้องการจำแนก และข้อมูลอื่น ๆ โดยใช้สมการในการหาระยะทางดังสมการต่อไปนี้

Euclidean $\sqrt{\sum_{i=1}^{k}(x_i - y_i)^2}$

Manhattan $\sum_{i=1}^{k}|x_i - y_i|$

Minkowski $(\sum_{i=1}^{k}|x_i - y_i|^q)^{1/q}$

สมการคำนวณระยะทาง

สำหรับการเลือกใช้สมการคำนวณระยะทาง ในโครงงานนี้มีการใช้ไลบรารีใน sklearn ซึ่งเทคนิคเคเอ็นเอ็นจะเลือกใช้สมการคำนวณระยะทางตามค่าพารามิเตอร์พี (power parameter: p) ที่กำหนดในไลบรารี โดยมีเงื่อนไขดังนี้

- เมื่อค่าพารามิเตอร์ p=1 จะใช้สมการ Manhattan ในการคำนวณระยะทาง
- เมื่อค่าพารามิเตอร์ p=2 จะใช้สมการ Euclidean ในการคำนวณระยะทาง
- เมื่อค่าพารามิเตอร์ p มีค่าอื่นนอกเหนือจากนี้ จะใช้สมการ Minkowski ในการคำนวณระยะทาง

ขั้นตอนที่ 3: หาเพื่อนบ้านใกล้เคียง จะพิจารณาจากระยะทางที่มีความห่างน้อยที่สุด

ขั้นตอนที่ 4: ได้กำหนดค่า k เป็น 3 ซึ่งจะทำให้มีการพิจารณาค่าจาก 3 อันดับที่ใกล้ที่สุด และแบบจำลองจะจำแนกข้อมูลที่สนใจออกมาเป็นคลาสที่ใกล้ที่สุด

2.5 ทีเอฟ-ไอดีเอฟ (Term Frequency-Inverse Document Frequency: TF-IDF)

TF-IDF [11] คือเทคนิคการคัดแยกคำตามความสำคัญของคลังข้อมูลโดยกำหนดตัวเลขแต่ละคำในเอกสารเป็นสัดส่วนกับความถี่ในเอกสารและแปรผกผันกับจำนวนเอกสารที่เกิดขึ้น โดยคำนวณได้จากสมการต่อไปนี้

$$\mathrm{tfidf(t,d)} = \mathrm{tf(t,d)} \times \mathrm{idf(t)}$$

สมการ TF-IDF

เมื่อ - $\mathrm{tf(t,d)}$ คือ จำนวนครั้งที่คำ t ปรากฏในเอกสาร d โดยหาได้จากการนำจำนวนคำที่สนใจซึ่งปรากฏในเอกสาร/จำนวนคำทั้งหมดในเอกสารนั้น

- $\mathrm{idf(t)}$ คือ การคำนวณค่าน้ำหนักความสำคัญของแต่ละคำ โดยคำที่พบเจอได้บ่อยในหลายเอกสาร จะมีค่า IDF ต่ำ ซึ่งสามารถคำนวณได้จากสมการต่อไปนี้

$$\mathrm{idf(t)} = \log\frac{1+\mathrm{n}}{1+\mathrm{df(t)}} + 1$$

สมการ IDF

โดยที่ - n คือ จำนวนเอกสารทั้งหมดในกลุ่มเอกสาร

- $\mathrm{df(t)}$ คือ จำนวนเอกสารที่คำ t ปรากฏ

2.6 การวัดประสิทธิภาพการจำแนกข้อมูลของแบบจำลอง

ในการวัดประสิทธิภาพการจำแนกข้อมูลของแบบจำลอง จะอาศัยตารางคอนฟิวชัน (confusion matrix) [12] โดยมีตารางขนาด n x n เป็นจำนวนคลาสที่ต้องการจำแนกซึ่งผู้พัฒนาแบ่งเป็น 2 คลาส คือ คลาสที่แสดงอารมณ์ใดอารมณ์หนึ่งและคลาสอื่น ๆ (ไม่แสดงอารมณ์กับอารมณ์อื่น ๆ) โดยมีการพิจารณาแยกเป็นแต่ละอารมณ์ ได้แก่ มีความสุข เสียใจ กลัว ประหลาดใจ โกรธ และรังเกียจ ดังตารางที่ 2.1

ตารางที่ 2.1 ตารางคอนฟิวชันในแต่ละอารมณ์

		ข้อมูลที่แบบจำลองตอบ	
		อารมณ์	อื่น ๆ
ข้อมูลจริง	อารมณ์	TP	FN
	อื่น ๆ	FP	TN

True Positive (TP) คือ จำนวนของข้อมูลจริงที่แสดงอารมณ์ตามที่กำหนดไว้ และแบบจำลองจำแนกว่าเป็นอารมณ์ตามที่กำหนดไว้ได้ถูกต้อง

True Negative (TN) คือ จำนวนของข้อมูลจริงที่เป็นคลาสอื่น ๆ โดยประกอบด้วยข้อความที่ไม่แสดงอารมณ์และข้อความนอกเหนือจากอารมณ์ที่กำหนดไว้ และแบบจำลองจำแนกว่าเป็นคลาสอื่น ๆ ได้ถูกต้อง

False Positive (FP) คือ จำนวนของข้อมูลจริงที่เป็นคลาสอื่น ๆ โดยประกอบด้วยข้อความที่ไม่แสดงอารมณ์และข้อความนอกเหนือจากอารมณ์ที่กำหนดไว้ แต่แบบจำลองจำแนกได้ไม่ถูกต้องว่าเป็นอารมณ์ตามที่กำหนดไว้

False Negative (FN) คือ จำนวนของข้อมูลจริงที่แสดงอารมณ์ตามที่กำหนดไว้ แต่แบบจำลองจำแนกได้ไม่ถูกต้องว่าเป็นคลาสอื่น ๆ

ค่าจากตารางคอนฟิวชันจะนำมาคำนวนค่าการประเมินประสิทธิภาพการจำแนกข้อมูลของแบบจำลอง ได้แก่

1. ค่าความถูกต้อง (Accuracy) คำนวณจาก (TP + FP) / (TP + TN + FP + FN) * 100
2. ค่าความแม่นยำ (Precision) คำนวณจาก TP / (TP + FP)
3. ค่าการเรียกคืน (Recall) คำนวณจาก TP / (TP + FN)
4. ค่า f1-Score คำนวณจาก (2 * Precision * Recall) / (Precision + Recall)

2.7 ภาษาและเครื่องมือที่ใช้

โครงงานนี้เลือกใช้ภาษาไพทอน (Python) โดยเรียกใช้งานทางเบราว์เซอร์ด้วย Colaboratory [13] ซึ่งไพทอนเป็นภาษาสคริปต์ที่มีโครงสร้างและไวยกรณ์ของภาษาที่ไม่ซับซ้อน ทำให้สามารถอ่านและเข้าใจโปรแกรมได้ง่าย

2.7.1 PyThaiNLP [14] คือไลบรารีของภาษาไพทอน ซึ่งใช้สำหรับประมวลผลข้อความและการวิเคราะห์ทางภาษาเกี่ยวกับภาษาไทยโดยเฉพาะ และมีฟังก์ชันการทำงานที่หลากหลาย แต่ฟังก์ชันที่ทางผู้พัฒนานำมาใช้คือฟังก์ชันการตัดคำภาษาไทย ผู้พัฒนาเลือกใช้ newmm ซึ่งเป็นการตัดคำที่อิงกับคำที่มีอยู่ในพจนานุกรมซึ่งใช้ Maximum Matching algorithm ร่วมกับ ทีซีซี (Thai Character Cluster: TCC) ที่เป็นกลุ่มตัวอักษรไทยที่ไม่สามารถแยกออกจากกันตามหลักของภาษาไทย โดยการเลือกตัดคำจะพิจารณาตามคำที่ยาวที่สุดที่ตรงกับคำในพจนานุกรม และจะทำให้ได้คำในประโยคออกมาน้อยที่สุด

2.7.2 Pandas [15] คือไลบรารีของภาษาไพทอนที่ใช้ในการจัดการกับข้อมูลต่าง ๆ เพื่อให้ง่ายต่อการนำเข้าสู่ขั้นตอนการวิเคราะห์ต่อไป เช่น การนำเข้าข้อมูลเป็นไฟล์ CSV แล้วแสดงผลข้อมูลให้ออกมาในรูปแบบของตาราง โดยจะมีการแบ่งข้อมูลเป็นแถวและคอลัมน์ เรียกว่า ดาต้าเฟรม (data frame)

2.7.3 Sklearn (scikit-learn) [16] เป็นไลบรารีในภาษาไพทอนสำหรับใช้การเรียนรู้ด้วยเครื่องในการจำแนกข้อมูล ซึ่งมีเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่องให้เลือกใช้หลากหลาย โดยเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่องที่เลือกใช้ในโครงงานนี้คือ นาอีฟเบย์ ซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน และเคเอ็นเอ็น

2.8 การเพิ่มประสิทธิภาพของการเรียนรู้ด้วยเครื่อง

หลังจากสอนแบบจำลองการเรียนรู้ด้วยเครื่องจะพบว่า ประสิทธิภาพของแบบจำลองส่วนหนึ่งนั้นขึ้นอยู่กับค่าพารามิเตอร์ ตัวอย่างพารามิเตอร์ที่ใช้ได้แก่ ซี (C) เคอร์เนล (kernel) แกมมา (gamma) สำหรับซัปพอร์ต-เวกเตอร์แมชชีน แอลฟา (alpha) สำหรับการจำแนกนาอีฟเบย์ ซึ่งงานวิจัย [17] เสนอวิธีการปรับค่าพารามิเตอร์ในแบบจำลองที่นำมาใช้งานเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพด้วย Grid Search ใน Sklearn โดยการทำงานของวิธีนี้จะใช้ค่าที่เป็นไปได้ทั้งหมดของพารามิเตอร์ที่สนใจและค้นหาพารามิเตอร์ที่ดีที่สุด โดยผลการทดลองของแบบจำลองเมื่อนำ Grid Search มาใช้พบว่าได้ค่าความแม่นยำที่สูงขึ้น

โครงงานนี้จึงได้นำ Grid Search ของ Sklearn มาใช้ในการปรับปรุงประสิทธิภาพการจำแนกข้อมูลของแบบจำลองร่วมกับเทคนิคการจำแนกนาอีฟเบย์ ซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน และเคเอ็นเอ็น

บทที่ 3
การรวบรวมและวิเคราะห์ข้อมูล

3.1 การรวบรวมและวิเคราะห์ข้อมูล

ทางผู้พัฒนาได้รวบรวมข้อความบทสนทนาจากละครไทยเนื่องจากละครเป็นสิ่งที่นำเสนออารมณ์ความรู้สึกของบุคคลผ่านการสื่อสารที่สามารถพบเห็นได้ในชีวิตประจำวัน โดยได้เลือกที่จะรวบรวมข้อมูลจากละครไทยเรื่องวัยแสบสาแหรกขาด จำนวน 2 ภาค คือ วัยแสบสาแหรกขาด [4] และวัยแสบสาแหรกขาด โครงการ 2 [5] โดยรวบรวมจากเว็บไซต์ไทยรัฐออนไลน์

ลักษณะของข้อความบทสนาจะอยู่ในรูปแบบบทละครโทรทัศน์ ที่ประกอบไปด้วยเนื้อหาส่วนบรรยายและบทสนทนาของตัวละคร ซึ่งในเว็บไซต์ได้แบ่งแยกออกเป็นตอน โดยมีวัยแสบสาแหรกขาดทั้งหมด 15 ตอน และ วัยแสบสาแหรกขาด โครงการ 2 ทั้งหมด 21 ตอน รวมทั้งสิ้น 36 ตอน เมื่อรวบรวมบทสนทนาจากบทละครทั้ง 2 ภาคแล้ว จะนำบทสนทนามาแบ่งเป็นประโยคแต่ละข้อความ โดยสามารถแบ่งเป็นข้อความบทสนทนาได้ทั้งหมด 5,902 ข้อความ มีข้อความจากเรื่องวัยแสบสาแหรกขาด จำนวน 1,739 ข้อความ และจากเรื่องวัยแสบสาแหรกขาด โครงการ 2 จำนวน 4,163 ข้อความ

จากการเก็บข้อความบทสนทนาของละครไทยเรื่องวัยแสบสาแหรกขาดทั้ง 2 ภาค และนำมาแบ่งเป็นข้อความบทสนทนาจำแนกได้เป็นข้อความที่ไม่แสดงอารมณ์ และแสดงอารมณ์ 6 อารมณ์ ได้แก่ มีความสุข เสียใจ กลัว ประหลาดใจ โกรธ และรังเกียจ รายละเอียดดังตารางที่ 3.1

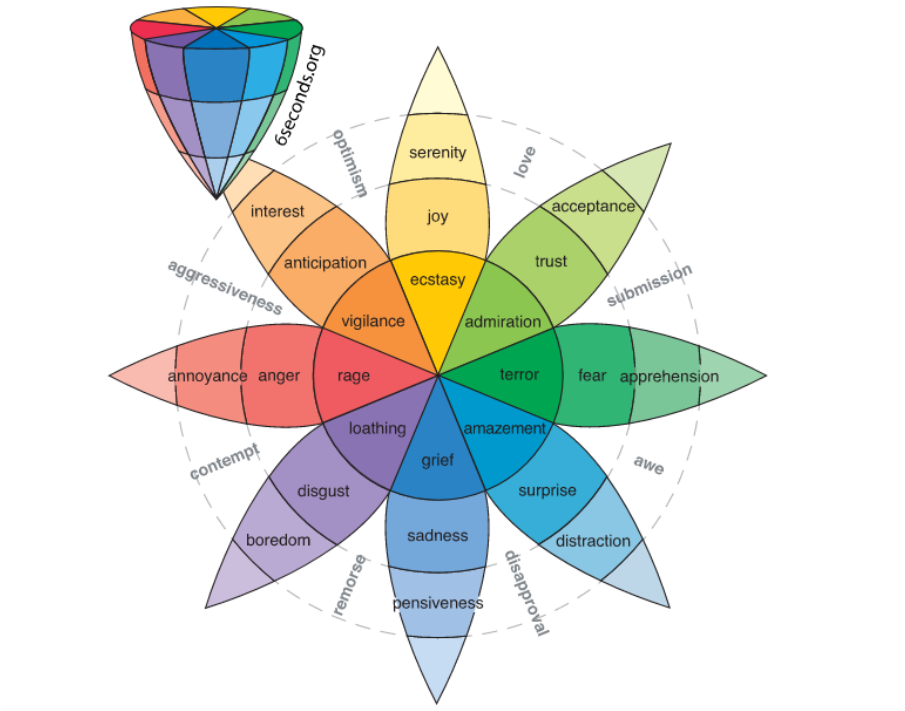
ตารางที่ 3.1 จำนวนข้อความบทสนทนาที่จำแนกตามอารมณ์

	ไม่แสดงอารมณ์	มีความสุข	เสียใจ	กลัว	ประหลาดใจ	โกรธ	รังเกียจ
วัยแสบสาแหรกขาด	1,018	174	103	169	60	188	27
วัยแสบสาแหรกขาด โครงการ 2	3,010	268	180	288	119	277	32
รวม	4,028	442	283	457	179	465	59

จากข้อมูลทั้งหมดจำนวน 5,902 ข้อความ แบ่งเป็นข้อความที่ไม่แสดงอารมณ์จำนวน 4,028 ข้อความ และข้อความที่แสดงอารมณ์จำนวน 1,874 ข้อความ เนื่องจากสัดส่วนที่แตกต่างกันระหว่างข้อความที่ไม่แสดงอารมณ์กับข้อความที่แสดงอารมณ์ ในโครงงานนี้ผู้พัฒนาได้เลือกเพียงข้อมูลบางส่วนไปใช้ในการสอนการเรียนรู้ด้วยเครื่อง โดยจะเป็นข้อความที่แสดงอารมณ์ซึ่งได้มาจากทั้ง 2 ภาค (1,874 ข้อความ) และข้อความที่ไม่แสดงอารมณ์จะใช้เฉพาะที่มาจากวัยสาแหรกขาด (1,018 ข้อความ) รวมจำนวน 2,892 ข้อความ

3.2 วิธีการระบุคำตอบ (คลาส) ของข้อมูล

ในการจำแนกอารมณ์จะแบ่งออกเป็น 6 อารมณ์ ได้แก่ มีความสุข เสียใจ กลัว ประหลาดใจ โกรธ และรังเกียจ โดยพิจารณาตามความหมายของข้อความ ซึ่งจะจำแนกตามดุลยพินิจของผู้พัฒนา โดยพิจารณาร่วมกับ 6 อารมณ์พื้นฐานจากงานวิจัยของ Paul Ekman ในบทความ [18] และ Emotional Wheel ดังภาพที่ 3.1 ของ Robert Plutchik เพื่อเป็นเกณฑ์ในการจำแนกอารมณ์ของแต่ละข้อความบทสนทนา



ภาพที่ 3.1 Emotional Wheel

ที่มา: https://www.6seconds.org/2020/08/11/plutchik-wheel-emotions/

- ตัวอย่างข้อความแสดงอารมณ์มีความสุข ‘เป็นเด็กน่ารักมาก สดใส สนุกสนาน’
- ตัวอย่างข้อความแสดงอารมณ์เสียใจ ‘ผมรู้สึกว่าตัวเองไม่ใช่หัวหน้าครอบครัวที่ดีผมดูแลเขาไม่ได้ ดูแลลูกไม่ได้’
- ตัวอย่างข้อความแสดงอารมณ์กลัว ‘บางคนมีระเบิดด้วยครับ มันน่ากลัวมากจริง ๆ ครับ’
- ตัวอย่างข้อความแสดงอารมณ์ประหลาดใจ ‘อะไรลูก ร้องซะแม่ตกใจ’
- ตัวอย่างข้อความแสดงอารมณ์โกรธ ‘ไม่จริง มีคนแกล้งฉัน มันอิจฉาฉัน’
- ตัวอย่างข้อความแสดงอารมณ์รังเกียจ ‘เป็นโรคติดต่อหรือเปล่าอย่าเอามาติดเพื่อน ๆ นะ’

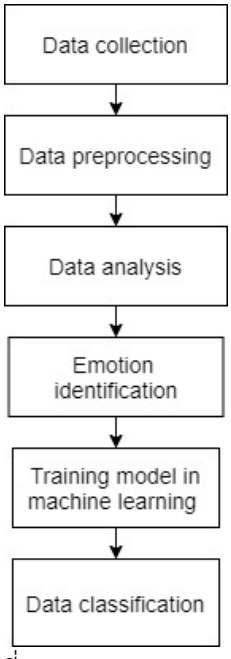
3.3 การตัดคำและการใช้เทคนิคที่พิจารณาองค์ประกอบของคำภายในประโยค

ในการตัดคำผู้พัฒนาได้เลือกใช้ word tokenization ของ PyThaiNLP ในการตัดคำด้วยอัลกอริทึม newmm ซึ่งเป็นการตัดคำโดยใช้หลักการ Maximum Matching algorithm ดังที่กล่าวไปในหัวข้อที่ 2.7.1 เมื่อได้คำออกมาแล้วจะนำคำเหล่านั้นไปคำนวณหาค่า Term Frequency-Inverse Document Frequency หรือ TF-IDF ดังที่ได้กล่าวไว้แล้วในหัวข้อที่ 2.5

บทที่ 4
การออกแบบและพัฒนาระบบ

4.1 ภาพรวมของการออกแบบและพัฒนาระบบ

การออกแบบและพัฒนาระบบวิเคราะห์อารมณ์สามารถแบ่งได้เป็น 6 งานหลัก ดังภาพที่ 4.1



ภาพที่ 4.1 ภาพรวมของระบบ

4.2 การรวบรวมข้อมูล (Data collection)

รวบรวมข้อมูลจากเว็บไซต์ของไทยรัฐออนไลน์และแบ่งออกเป็นประโยคบทสนทนาโดยรวบรวมข้อมูลที่แบ่งประโยคแล้วไว้ใน google sheet ดังภาพที่ 4.2

Text
โรงเรียนเปี่ยมคุณของเรา มุ่งเน้นทั้งในด้านวิชาการและจริยธรรม
ในฐานะรองผู้อำนวยการที่กำลังจะเข้ามารับหน้าที่ดูแลโรงเรียนต่อจากคุณแม่ ผมยังคงยึดถือแนวคิดนี้ไว้เหมือนเดิม
เด็กของเราไม่ใช่คนเก่งอย่างเดียว แต่ต้องเป็น คนดี เป็นคนที่มีคุณภาพในสังคมด้วย
ได้เห็นแบบนี้แล้วชื่นใจจังเลยนะคะ
กรยังอายุน้อยขึ้นมาเป็นผู้บริหารจะมีปัญหาเรื่องการทำงานกับครูที่มีอายุมากกว่าหรือไม่
ไม่มีครับ ผมอยู่ฝ่ายบริหาร ส่วนฝ่ายวิชาการมีคุณอำนาจเป็นครูใหญ่คอยดูแล
เราแบ่งงานกันชัดเจนครับ ไม่มีปัญหาในการทำงาน
คนที่ต้องการส่งบุตรหลานมาเรียนที่โรงเรียนเปี่ยมคุณวิทยา ได้ยินแบบนี้แล้วคงสบายใจนะคะ

ภาพที่ 4.2 ข้อความที่รวบรวมและผ่านการแบ่งออกเป็นประโยคแล้ว

4.3 การเตรียมข้อมูล (Data preprocessing)

ขั้นตอนที่ 1 ทำความสะอาดข้อมูล

นำข้อมูลที่ได้จากการรวบรวมทั้งหมดมาทำความสะอาด โดยลบเครื่องหมายวรรคตอน เช่น ปรัศนี (?) อัญประกาศ (“ ”) อัศเจรีย์ (!) และจุดไข่ปลา (.) รวมถึงตัวอักขระพิเศษ ซึ่งจะได้ผลลัพธ์ออกมาดังภาพที่ 4.3

พี่? ใคร? แล้วทำบุญอะไร	พี่,ใคร,แล้ว,ทำบุญ,อะไร
ต้องอวดหน่อย...	ต้อง,อวด,หน่อย
เพื่อไม่ให้เป็นการเสียเวลา เราต้องเริ่มเดินหมาก ทันทีจะได้รีบปิดเกม!	เพื่อ,ไม่ให้,เป็นการ,เสียเวลา,เรา,ต้อง,เริ่ม,เดินหมาก,ทันที,จะ,ได้,รีบ,ปิด,เกม
ดีใจ...มั้ง.	ดีใจ,มั้ง
ดีมาก!! แบบนี้แหละผมเลยสบายใจ จะกลับเลยไหม เดี๋ยวผมไปส่ง	ดีมาก,แบบ,นี้แหละ,ผม,เลย,สบายใจ,จะ,กลับ,เลย,ไหม,เดี๋ยว,ผม,ไปส่ง
ข่าวใหญ่? ข่าวอะไร?	ข่าวใหญ่,ข่าว,อะไร

ภาพที่ 4.3 ข้อความที่ผ่านการทำความสะอาดข้อมูลแล้ว

ขั้นตอนที่ 2 การตัดคำ

นำข้อมูลที่ได้จากการทำความสะอาดข้อมูลแล้วมาตัดออกเป็นคำ โดยใช้ไลบารี PyThaiNLP ด้วย newmm ซึ่งเป็นเทคนิค Maximum Matching Algorithm ร่วมกับ Thai Character Cluster โดยจะได้ตัวอย่างผลลัพธ์ดังภาพที่ 4.4

ถ้ารดากับมินนี่พร้อมจะไปออกเรื่องเล่าบ่ายนี้เมื่อไหร่จะรีบติดต่อไปค่ะแค่นี้ก่อนนะคะ	ถ้า,ร,ดา,กับ,มิ,น,นี่,พร้อม,จะ,ไป,ออก,เรื่องเล่า,บ่าย,นี้,เมื่อไหร่,จะ,รีบ,ติด,ต่อไป,ค่ะ,แค่นี้,ก่อน,นะคะ
เพื่อนมินนี่ส่งมาให้ดู มีนักข่าวมารอทำข่าวเต็มหน้าโรงเรียนหมดเลย	เพื่อน,มิ,น,นี่,ส่ง,มา,ให้,ดู,มี,นัก ข่าว,มา,รอ,ทำ,ข่าว,เต็ม,หน้า,โรงเรียน,หมด,เลย
ก่อเรื่องอีกแล้วนะนายถวายชัย	ก่อเรื่อง,อีกแล้ว,นะ,นาย,ถวาย,ชัย
มินนี่ทำเพื่อเรียกร้องความสนใจ เพื่อสร้างกระแสหรือเปล่า	มิ,น,นี่,ทำ,เพื่อ,เรียกร้อง,ความสนใจ,เพื่อ,สร้าง,กระแส,หรือเปล่า
ผมมั่นใจเด็กทุกคนจะต้องได้ประโยชน์จากโครงการนี้ ผมก็ไม่มีวันถอนตัว	ผม,มั่นใจ,เด็ก,ทุกคน,จะ,ต้อง,ได้ ประโยชน์,จาก,โครงการ,นี้,ผม,ก็,ไม่,มี,วัน,ถอนตัว
ปล่อยให้เขาทำไปเถอะครับ เดี๋ยวก็หมดไฟไปเอง เราไม่ต้องทำอะไร	ปล่อย,ให้,เขา,ทำ,ไป,เถอะ,ครับ,เดี๋ยว,ก็,หมด,ไฟ,ไป,เอง,เรา,ไม่ต้อง,ทำ,อะไร

ภาพที่ 4.4 ตัวอย่างผลลัพธ์การตัดคำ

เนื่องจากในบทละครที่นำมาใช้มีคำศัพท์เฉพาะ ชื่อตัวละคร ชื่อสถานที่ และข้อความที่ตัดคำผิดพลาด ส่งผลให้เกิดความผิดพลาดในการตัดคำ ในขั้นตอนนี้ผู้พัฒนาได้เพิ่มคำศัพท์เฉพาะเหล่านั้นลงใน text file โดยแบ่งออกเป็น 2 ส่วนคือ คำศัพท์เฉพาะที่ต้องการให้ตัดคำได้อย่างถูกต้องจำนวน 632 คำ ตัวอย่างคำศัพท์ดังภาพที่ 4.5 และคำศัพท์ที่ต้องการลบออกจำนวน 278 คำ ตัวอย่างคำศัพท์ดังภาพที่ 4.6

หมดไฟ
ไม่มีวัน
ไม่มีทาง
เป็นไปได้ไง
รดา
มินนี่
เปี่ยมคุณ

ภาพที่ 4.5 ตัวอย่างคำศัพท์เฉพาะ

รดา
มินนี่
เปี่ยมคุณ
เปี่ยมคุณวิทยา
เปี่ยมคุณศึกษา
ชวนากร
ทรายทิพย์
ถวายชัย
นะคะ
ค่ะ

ภาพที่ 4.6 ตัวอย่างคำศัพท์เฉพาะที่ลบออก

เมื่อการตัดคำถูกประมวลผลร่วมกับคำศัพท์เฉพาะที่ได้รวบรวมเพิ่มเติม จะเห็นได้ว่า สามารถตัดคำได้ดีขึ้น เมื่อเทียบกับภาพที่ 4.4 เนื่องจากคำศัพท์ที่เคยแยกกันทีละพยางค์จะรวมเป็นคำที่ถูกต้อง และชื่อเฉพาะต่าง ๆ จะถูกลบออก ตัวอย่างผลลัพธ์ดังภาพที่ 4.7

ถ้ารดากับมินนี่พร้อมจะไปออกเรื่องเล่าบ่ายนี้เมื่อไหร่จะรีบติดต่อไปค่ะแค่นี้ก่อนนะคะ	ถ้า,พร้อม,จะ,ไป,ออก,เรื่องเล่า,บ่าย,นี้,เมื่อไหร่,จะ,รีบ,ติด,ต่อไป,แค่นี้,ก่อน
เพื่อนมินนี่ส่งมาให้ดู มีนักข่าวมารอทำข่าวเต็มหน้าโรงเรียนหมดเลย	เพื่อน,ส่ง,มา,ให้,ดู,มี,นัก ข่าว,มา,รอ,ทำ,ข่าว,เต็ม,หน้า,โรงเรียน,หมด
ก่อเรื่องอีกแล้วนะนายถวายชัย	ก่อเรื่อง,อีกแล้ว
มินนี่ทำเพื่อเรียกร้องความสนใจ เพื่อสร้างกระแสหรือเปล่า	ทำ,เพื่อ,เรียกร้อง,ความสนใจ,เพื่อ,สร้าง,กระแส,หรือเปล่า
ผมมั่นใจเด็กทุกคนจะต้องได้ประโยชน์จากโครงการนี้ ผมก็ไม่มีวันถอนตัว	มั่นใจ,เด็ก,ทุกคน,จะ,ต้อง,ได้ประโยชน์,จาก,โครงการ,นี้,ไม่มีวัน,ถอนตัว
ปล่อยให้เขาทำไปเถอะครับ เดี๋ยวก็หมดไฟไปเอง เราไม่ต้องทำอะไร	ปล่อย,ให้,เขา,ทำ,ไป,เถอะ,เดี๋ยว,หมดไฟ,ไป,เอง,เรา,ไม่ต้อง,ทำอะไร

ภาพที่ 4.7 ตัวอย่างผลลัพธ์การตัดคำหลังจากที่ปรับปรุงคำศัพท์

4.4 การระบุอารมณ์ของข้อความบทสนทนา (Data analysis & Emotion identification)

พิจารณาแต่ละข้อความบทสนทนาโดยมีเกณฑ์ในการจำแนกอารมณ์ตามที่ได้กล่าวไปแล้วในหัวข้อที่ 3.2 ตัวอย่างการระบุอารมณ์ข้อความบทสนทนาดังภาพที่ 4.8

ประโยคบทสนทนา	แสดงอารมณ์	มีความสุข	ประหลาดใจ	โกรธ	รังเกียจ	กลัว	เสียใจ
ปัญหาตอนนี้คือคุณตาคุณยายยังไม่ให้ความร่วมมือ	☑	☐	☐	☐	☐	☑	☐
เราเลยทำอะไรไม่ได้มาก มันต้องใช้เวลา	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
พวกคุณออกไปกันได้แล้ว ผมได้ข้อสรุปแล้ว สรุปว่าผมต้องรอ ซึ่งก็ไม่รู้ว่าจะรอไปถึงเมื่อไหร่	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
พูดมากจังไม่เข้าประเด็นสักที	☑	☐	☐	☑	☐	☐	☐
ขอโทษที่ไปบอกคนอื่นว่าเขาเป็นออทิสติก	☑	☐	☐	☐	☐	☐	☑
ขอบใจเพื่อนมากสำหรับเมื่อครู่นี้	☑	☑	☐	☐	☐	☐	☐
เกิดอะไรขึ้น	☑	☐	☑	☐	☐	☐	☐

ภาพที่ 4.8 การระบุอารมณ์ข้อความบทสนทนา

จากนั้นจึงนำข้อมูลพร้อมกับคำตอบที่ระบุอารมณ์ข้อความบทสนทนาในแต่ละประโยคเข้าสู่ขั้นตอนการสอนแบบจำลอง โดยนำเข้าข้อมูลเป็นไฟล์ CSV

4.5 การพัฒนาแบบจำลองที่ใช้ในการจำแนกอารมณ์ของข้อความ (Training model in machine learning and Data classification)

การพัฒนาแบบจำลองจะแบ่งข้อมูลที่จะนำไปใช้สอนการเรียนรู้ด้วยเครื่องออกเป็น 2 คลาส คือ คลาสที่แสดงอารมณ์ใดอารมณ์หนึ่งและคลาสอื่น ๆ โดยที่ข้อมูลในส่วนของคลาสอื่น ๆ คือ ข้อมูลที่ไม่แสดงอารมณ์รวมกับข้อมูลที่แสดงอารมณ์นอกเหนือจากอารมณ์ที่กำหนดไว้ โครงการนี้จึงพัฒนาแบบจำลองการจำแนกอารมณ์ออกเป็น 6 แบบจำลอง คือ แบบจำลองจำแนกอารมณ์มีความสุข แบบจำลองจำแนกอารมณ์เสียใจ แบบจำลองจำแนกอารมณ์กลัว แบบจำลองจำแนกอารมณ์ประหลาดใจ แบบจำลองจำแนกอารมณ์โกรธ และแบบจำลองจำแนกอารมณ์รังเกียจ

ขั้นตอนที่ 1 การแบ่งข้อมูลสำหรับการนำไปเรียนรู้ด้วยเครื่อง

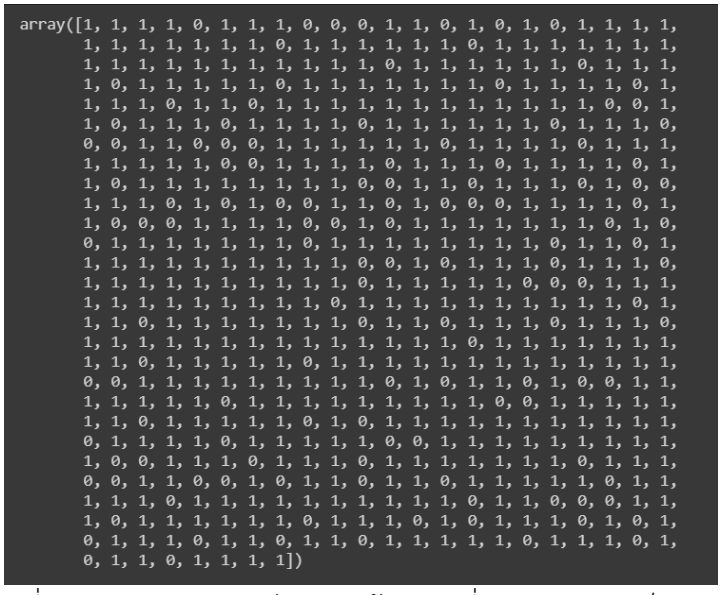
ในการเรียนรู้ด้วยเครื่องจะแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ส่วน คือ ข้อมูลที่ใช้สอน (train) 70% และข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบ (test) อีก 30% โดยกำหนดผ่านตัวแปร test_size สำหรับตัวแปร random_state จะทำให้การสุ่มเลือกชุดข้อมูลเป็นกลุ่มเดิมทุกครั้งที่ทำการทดลอง ในโครงงานนี้ใช้ค่าตามตัวอย่างในเว็บไซต์ [19] ซึ่งมีโค้ดการแบ่งข้อมูลดังภาพที่ 4.9

```
x_train, x_test, y_train, y_test = train_test_split(x, y, test_size = 0.3, random_state=42, stratify=y)
```

ภาพที่ 4.9 โค้ดการแบ่งข้อมูล

ขั้นตอนที่ 2 การแปลงคำตอบอารมณ์จริงของข้อความ (encoding)

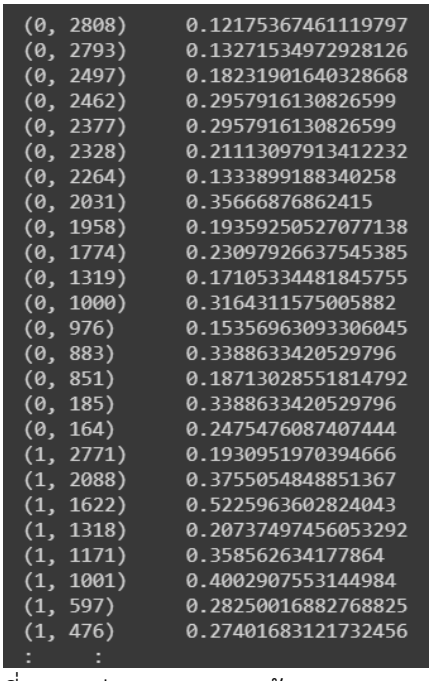
ในขั้นตอนนี้จะเปลี่ยนค่าคำตอบของอารมณ์แต่ละข้อความที่อยู่ในรูปแบบของสตริงให้เป็นค่าตัวเลข โดยใช้ฟังก์ชัน LabelEncoder ของ Sklearn ซึ่งจะเข้ารหัสให้มีค่าระหว่าง 0 และ 1 ดังภาพที่ 4.10



ภาพที่ 4.10 คำตอบอารมณ์จริงของข้อความที่ผ่านการแปลงเป็นตัวเลข

ขั้นตอนที่ 3 พิจารณาองค์ประกอบของคำภายในประโยค

ในขั้นตอนนี้จะเป็นการนำคำที่ได้จากขั้นตอนการตัดคำมาคำนวณค่า TF-IDF เพื่อนำไปใช้ในการเรียนรู้ด้วยเครื่องต่อไป ตัวอย่างค่า TF-IDF ของข้อความบทสนทนาดังภาพที่ 4.11



ภาพที่ 4.11 ค่า TF-IDF ของข้อความบทสนทนา

จากภาพที่ 4.11 แถวแรกคือหมายเลขข้อความ แถวที่สองคือหมายเลขของคำ และแถวสุดท้ายคือค่า TF-IDF ของคำนั้น ๆ ที่พบในข้อความ

ขั้นตอนที่ 4 การพัฒนาแบบจำลองการจำแนกข้อมูลจะเขียนโค้ดเรียกใช้ไลบรารีดังภาพที่ 4.12

```
import pandas as pd
import numpy as np
from sklearn.preprocessing import LabelEncoder
from sklearn.feature_extraction.text import TfidfVectorizer
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn import model_selection, naive_bayes, svm
from sklearn.svm import SVC
from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier
from sklearn.model_selection import GridSearchCV
from sklearn.naive_bayes import MultinomialNB
from sklearn.metrics import accuracy_score
from sklearn.metrics import classification_report

!pip install pythainlp
import pythainlp
from pythainlp import word_tokenize
from pythainlp.tokenize import Tokenizer
from pythainlp.corpus import wordnet
from pythainlp.corpus.common import thai_words
```

ภาพที่ 4.12 โค้ดการเรียกใช้ไลบรารี

สำหรับภาพที่ 4.13 - 4.18 จะแสดงถึงโค้ดการทำงานในการสร้างแบบจำลองการจำแนกข้อความบทสนทนา โดยใช้เทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่องทั้งหมด 3 เทคนิค คือ นาอีฟเบย์ ซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน และเคเอ็นเอ็น ทั้งนี้จะนำไปทำงานร่วมกับ Grid search

```
nb = naive_bayes.MultinomialNB()
nb.fit(Train_X_Tfidf,y_train)
nb.get_params()
```

ภาพที่ 4.13 โค้ดการพัฒนาแบบจำลองการเรียนรู้ด้วยเครื่องแบบนาอีฟเบย์

```
svm = svm.SVC(kernel='linear')
svm.fit(Train_X_Tfidf,y_train)
svm.get_params()
```

ภาพที่ 4.14 โค้ดการพัฒนาแบบจำลองการเรียนรู้ด้วยเครื่องแบบซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

```
knn = KNeighborsClassifier()
knn.fit(Train_X_Tfidf,y_train)
knn.get_params()
```

ภาพที่ 4.15 โค้ดการพัฒนาแบบจำลองการเรียนรู้ด้วยเครื่องแบบเคเอ็นเอ็น

```
params = {'alpha': [0.001, 0.01, 0.1, 1.0, 10.0]}
multinomial_nb = MultinomialNB()
multinomial_nb_grid = GridSearchCV(multinomial_nb, param_grid=params, n_jobs=-1, cv=5, verbose=1)
multinomial_nb_grid.fit(Train_X_Tfidf,y_train)

nb_gs=multinomial_nb_grid.best_estimator_
nb_gs.get_params()
nb_gs.fit(Train_X_Tfidf,y_train)
```

ภาพที่ 4.16 โค้ดการพัฒนาแบบจำลองการเรียนรู้ด้วยเครื่องแบบนาอีฟเบย์ร่วมกับ Grid search

```
param_grid =  {'C': [0.1, 1, 10, 100, 1000],
               'gamma': [1 , 0.1, 0.01 ,0.001, 0.0001],
               'kernel': ['linear','poly','rbf','sigmoid']}

svm_grid = GridSearchCV(svm.SVC(), param_grid, refit = True, verbose = 1)
svm_grid.fit(Train_X_Tfidf,y_train)

svm_gs = svm_grid.best_estimator_
svm_gs.get_params()
svm_gs.fit(Train_X_Tfidf,y_train)
```

ภาพที่ 4.17 โค้ดการพัฒนาแบบจำลองการเรียนรู้ด้วยเครื่องแบบซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนร่วมกับ Grid search

```
leaf_size = list(range(1,50))
n_neighbors = list(range(1,30))
p=[1,2]

hyperparameters = dict(leaf_size=leaf_size, n_neighbors=n_neighbors, p=p)

knn = KNeighborsClassifier()
knn_grid = GridSearchCV(knn, hyperparameters, cv=10, n_jobs=-1)
knn_grid.fit(Train_X_Tfidf,y_train)

knn_gs = knn_grid.best_estimator_
knn_gs.get_params()
knn_gs.fit(Train_X_Tfidf,y_train)
```

ภาพที่ 4.18 โค้ดการพัฒนาแบบจำลองการเรียนรู้ด้วยเครื่องแบบเคเอ็นเอ็นร่วมกับ Grid search

4.6 การปรับปรุงประสิทธิภาพของแบบจำลองการเรียนรู้ด้วยเครื่อง

ผลลัพธ์จากการจำแนกข้อความบทสนทนาวัยแสบสาแหรกขาด จำนวน 1,739 ข้อความ ด้วยแบบจำลองที่ใช้ในการจำแนกอารมณ์ของข้อความพบว่า ทั้ง 18 แบบจำลองในการจำแนกอารมณ์ของข้อความ (การจำแนก 6 อารมณ์ ด้วยเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่อง 3 เทคนิค) มีค่า f1-score โดยเฉลี่ยไม่ถึง 0.50 ทางผู้พัฒนาจึงได้ปรับข้อมูลในการสอนดังต่อไปนี้

4.6.1 การเพิ่มเฉพาะจำนวนข้อความบทสนทนาที่แสดงอารมณ์

ทางผู้พัฒนาได้นำเฉพาะข้อความบทสนทนาที่แสดงอารมณ์ในวัยแสบสาแหรกขาด โครงการ 2 มาใช้เพิ่มจำนวนข้อมูลของคลาสที่แสดงอารมณ์ ซึ่งเมื่อรวมข้อความบทสนทนาทั้งหมดจากวัยแสบสาแหรกขาดเข้ากับข้อความบทสนทนาที่แสดงอารมณ์จากวัยแสบสาแหรกขาด โครงการ 2 แล้ว จะได้จำนวนข้อความรวมทั้งหมด 2,903 ข้อความ ดังตารางที่ 4.1

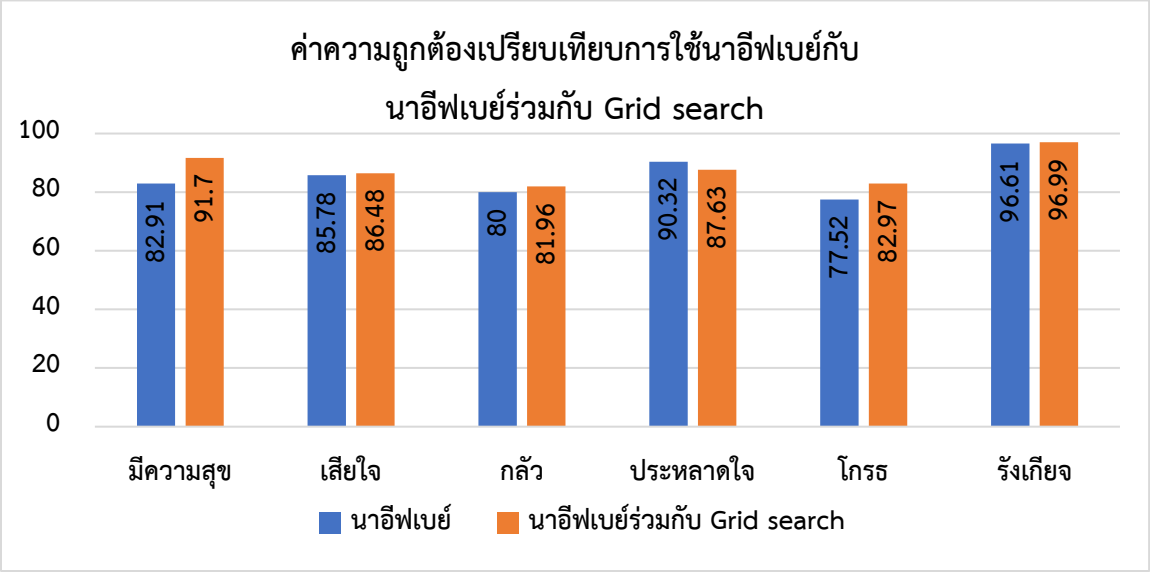
ตารางที่ 4.1 จำนวนข้อความบทสนทนาซึ่งเพิ่มข้อความบทสนทนาที่แสดงอารมณ์จำแนกตามอารมณ์

	ไม่แสดงอารมณ์	มีความสุข	เสียใจ	กลัว	ประหลาดใจ	โกรธ	รังเกียจ
วัยแสบสาแหรกขาด	1,018	174	103	169	60	188	27
วัยแสบสาแหรกขาด โครงการ 2	-	268	180	288	119	277	32
รวม	1,018	442	283	457	179	465	59

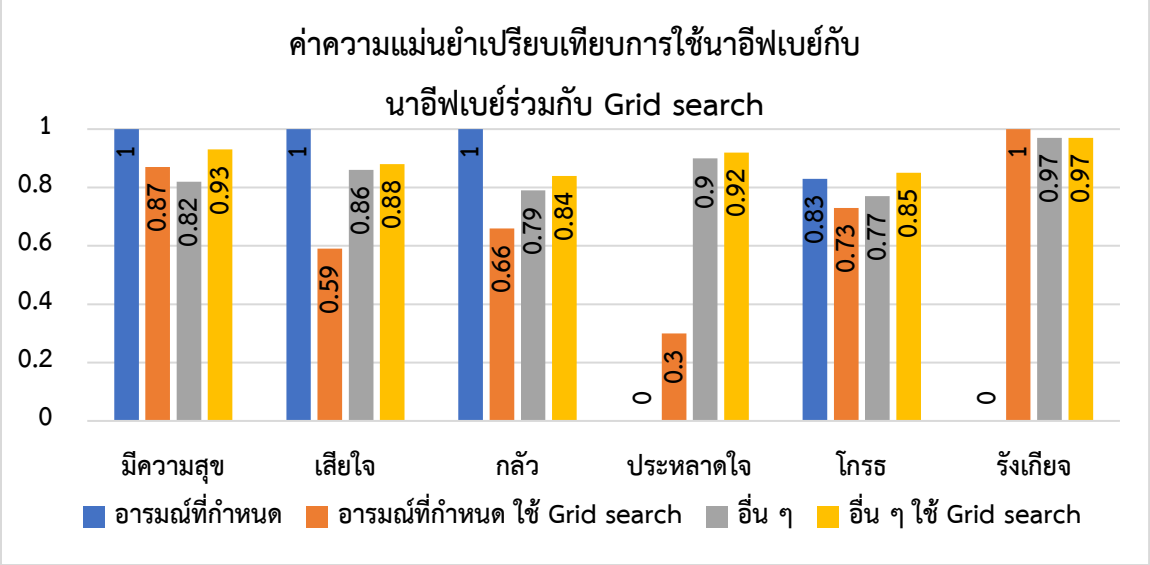
โดยการสอนการเรียนรู้ด้วยเครื่องในการสร้างแบบจำลองการจำแนกอารมณ์ของข้อความแต่ละอารมณ์ จะเพิ่มจำนวนข้อความเฉพาะอารมณ์ที่ต้องการจำแนกเท่านั้น และข้อมูลในส่วนของอื่น ๆ จะนำมาจากวัยแสบสาแหรกขาดเพียงอย่างเดียว เมื่อเทียบเป็นอัตราส่วนของข้อความบทสนทนาแต่ละอารมณ์: อื่น ๆ แล้ว จะได้สัดส่วนของข้อความออกมาดังนี้

- มีความสุข: อื่น ๆ = 442: 1,565 จำนวนข้อความรวม 2,007 ข้อความ
- เสียใจ: อื่น ๆ = 283: 1,636 จำนวนข้อความรวม 1,919 ข้อความ
- กลัว: อื่น ๆ = 457: 1,570 จำนวนข้อความรวม 2,027 ข้อความ
- ประหลาดใจ: อื่น ๆ = 179: 1,679 จำนวนข้อความรวม 1,858 ข้อความ
- โกรธ: อื่น ๆ = 465: 1,551 จำนวนข้อความรวม 2,016 ข้อความ
- รังเกียจ: อื่น ๆ = 59: 1,712 จำนวนข้อความรวม 1,771 ข้อความ

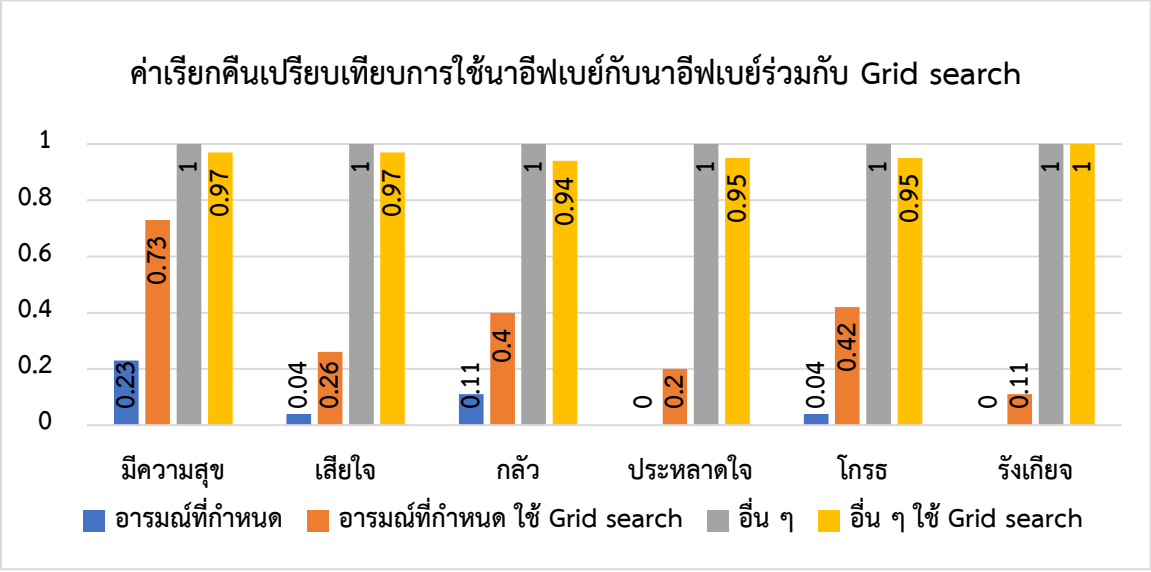
เมื่อนำข้อความบทสนทนาไปจำแนกอารมณ์ด้วยเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่อง โดยแบ่งเป็นข้อมูลสอนและข้อมูลทดสอบดังที่ได้กล่าวไปแล้วในหัวข้อ 4.5 โดยใช้ค่าประเมินประสิทธิภาพตามหัวข้อ 2.6 จะได้ผลลัพธ์การประเมินดังภาพที่ 4.19 - 4.30



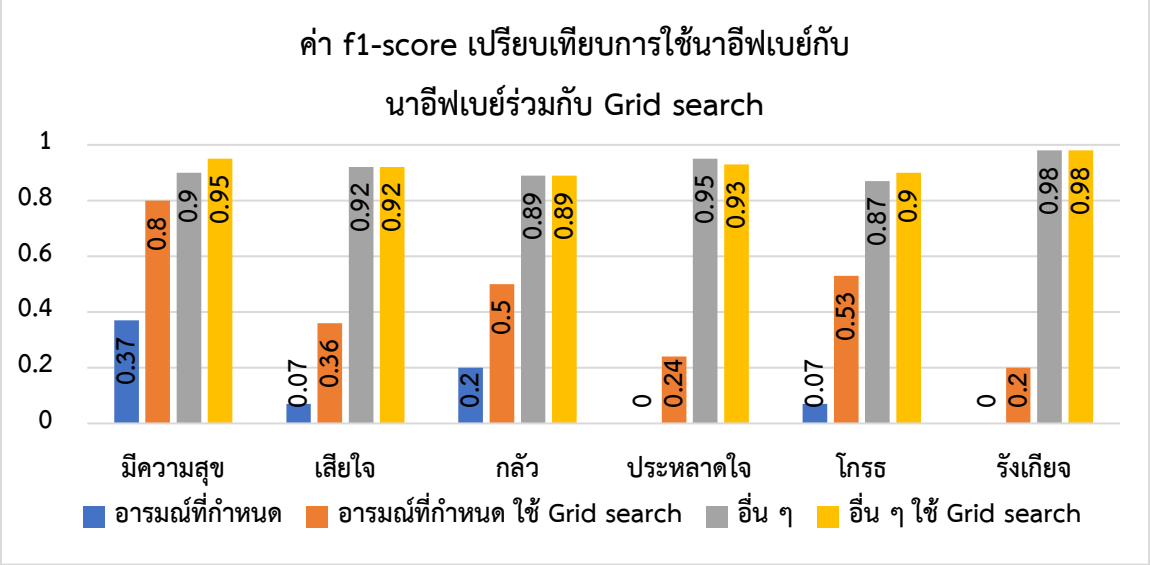
ภาพที่ 4.19 กราฟแสดงค่าความถูกต้องเปรียบเทียบการใช้นาอีฟเบย์กับนาอีฟเบย์ร่วมกับ Grid search



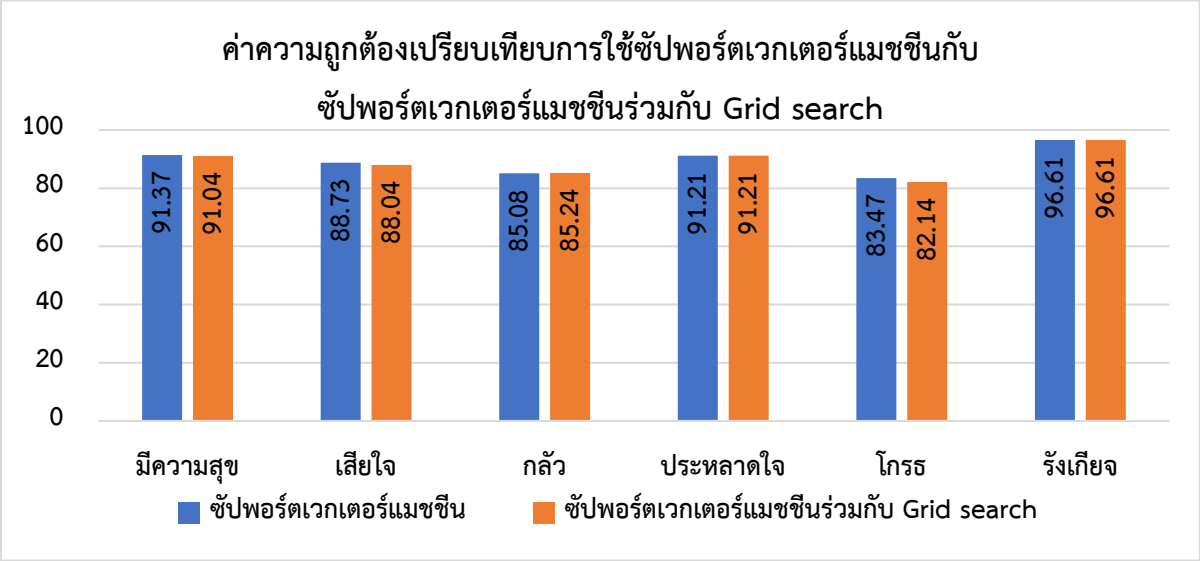
ภาพที่ 4.20 กราฟแสดงค่าความแม่นยำเปรียบเทียบการใช้นาอีฟเบย์กับนาอีฟเบย์ร่วมกับ Grid search



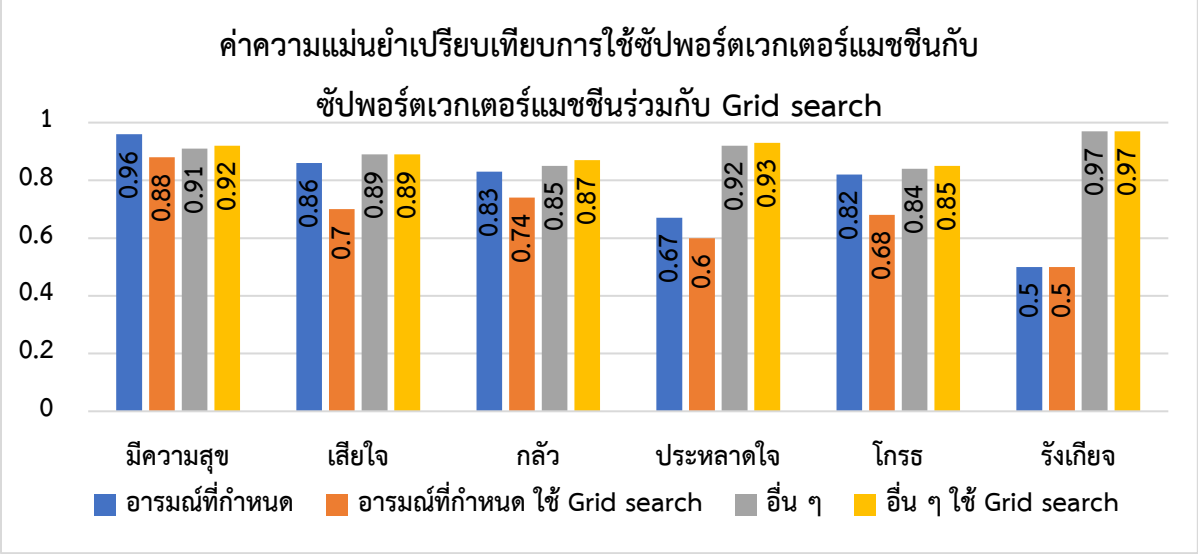
ภาพที่ 4.21 กราฟแสดงค่าเรียกคืนเปรียบเทียบการใช้นาอีฟเบย์กับนาอีฟเบย์ร่วมกับ Grid search



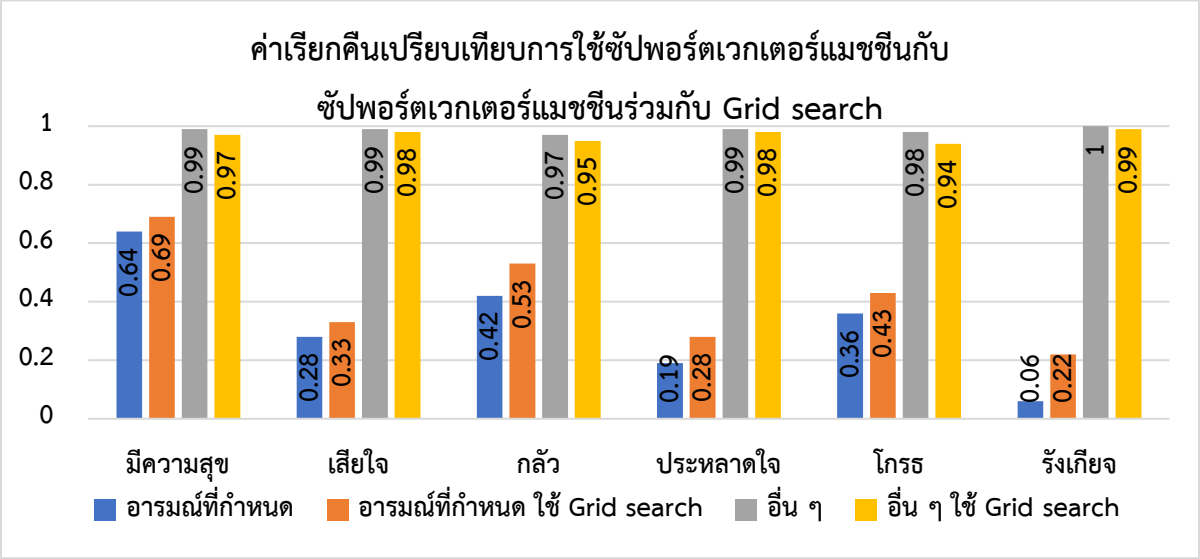
ภาพที่ 4.22 กราฟแสดงค่า f1-score เปรียบเทียบการใช้นาอีฟเบย์กับนาอีฟเบย์ร่วมกับ Grid search



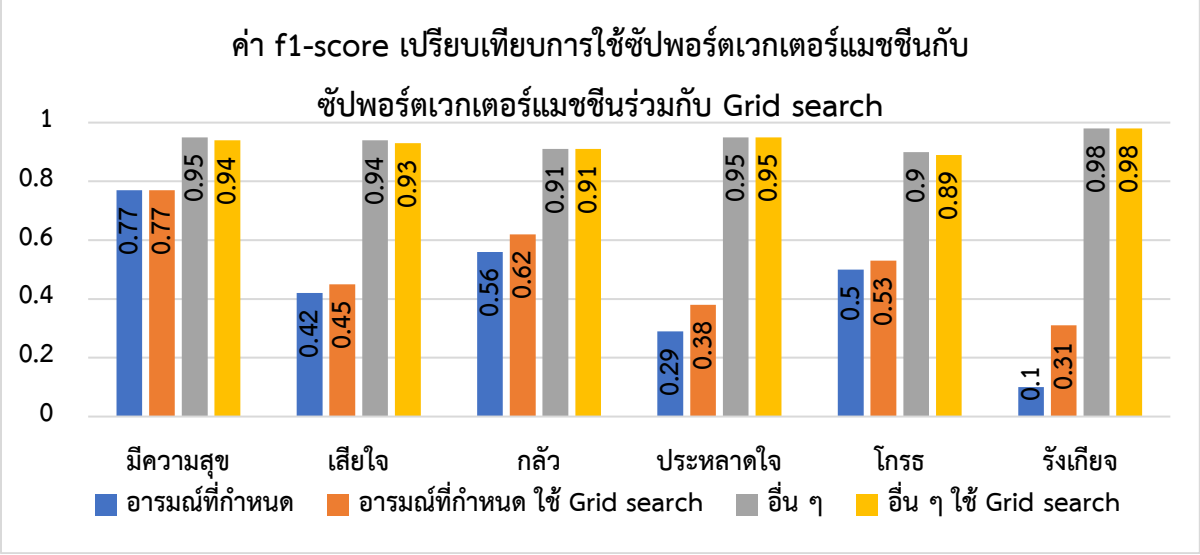
ภาพที่ 4.23 กราฟแสดงค่าความถูกต้องเปรียบเทียบการใช้ซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับ ซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนร่วมกับ Grid search



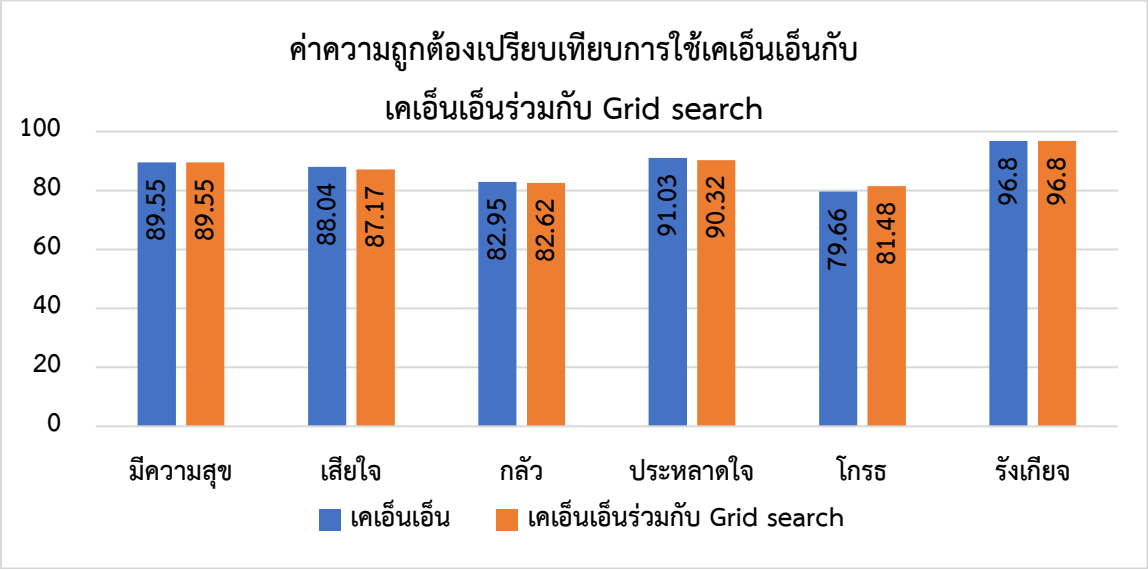
ภาพที่ 4.24 กราฟแสดงค่าความแม่นยำเปรียบเทียบการใช้ซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับ ซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนร่วมกับ Grid search



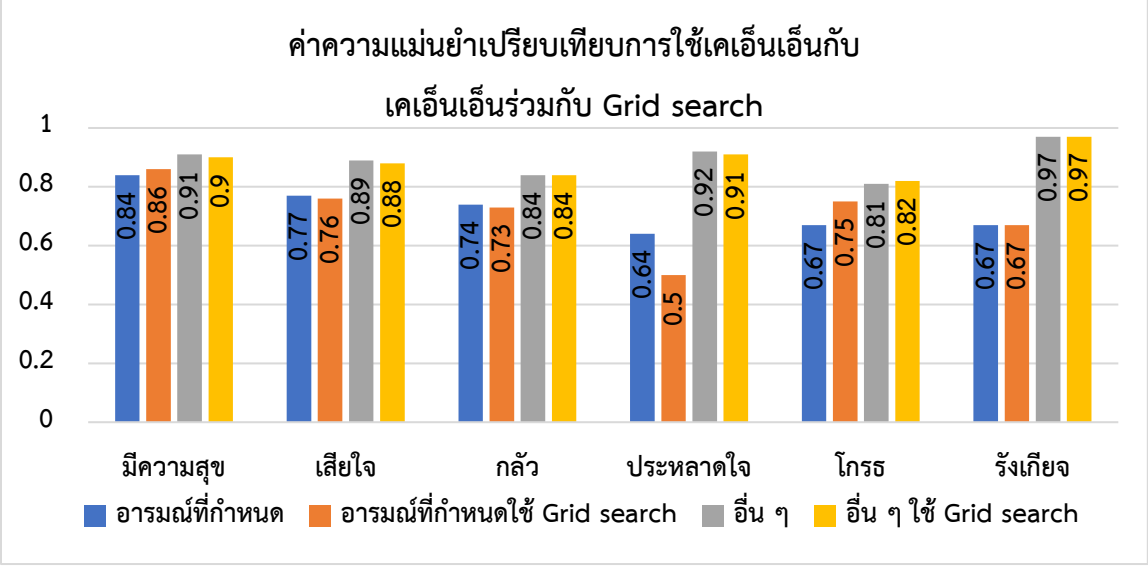
ภาพที่ 4.25 กราฟแสดงค่าเรียกคืนเปรียบเทียบการใช้ซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับ
ซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนร่วมกับ Grid search



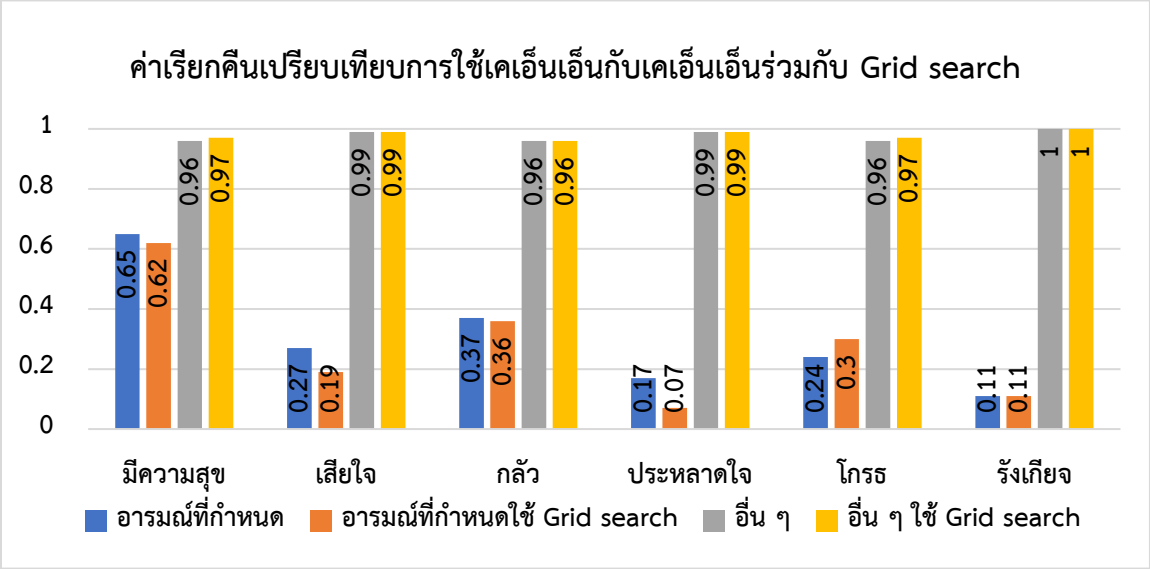
ภาพที่ 4.26 กราฟแสดงค่า f1-score เปรียบเทียบการใช้ซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับ
ซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนร่วมกับ Grid search



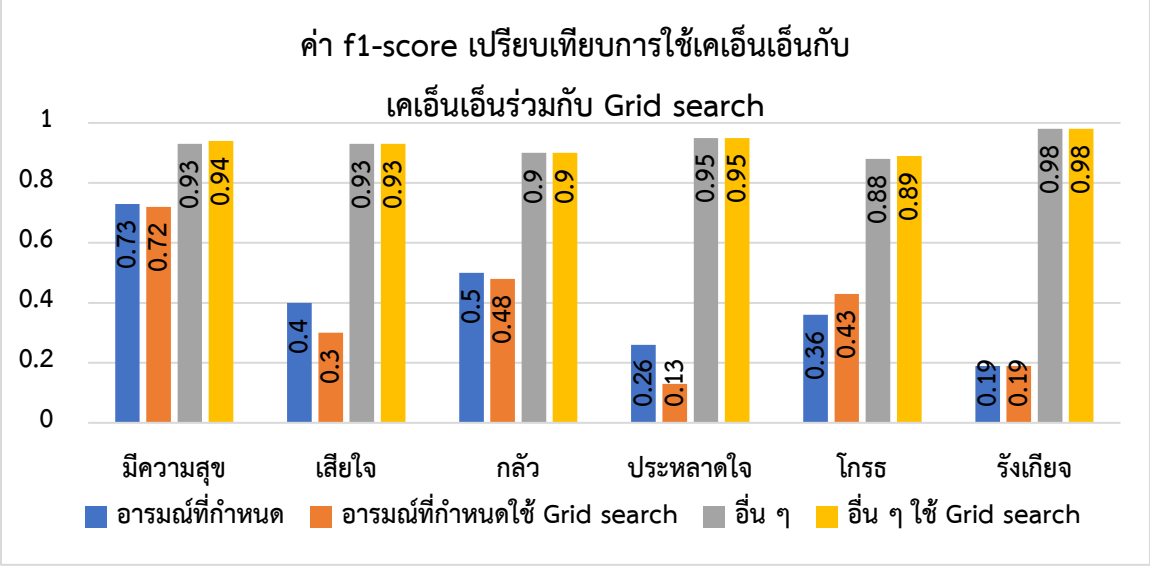
ภาพที่ 4.27 กราฟแสดงค่าความถูกต้องเปรียบเทียบการใช้เคเอ็นเอ็นกับเคเอ็นเอ็นร่วมกับ Grid search



ภาพที่ 4.28 กราฟแสดงค่าความแม่นยำเปรียบเทียบการใช้เคเอ็นเอ็นกับเคเอ็นเอ็นร่วมกับ Grid search



ภาพที่ 4.29 กราฟแสดงค่าเรียกคืนเปรียบเทียบการใช้เคเอ็นเอ็นกับเคเอ็นเอ็นร่วมกับ Grid search



ภาพที่ 4.30 กราฟแสดงค่า f1-score เปรียบเทียบการใช้เคเอ็นเอ็นกับเคเอ็นเอ็นร่วมกับ Grid search

ผลการทดลองการจำแนกอารมณ์ของข้อความด้วยเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่องทั้ง 3 เทคนิคพบว่า มีเพียงแค่อารมณ์มีความสุขเท่านั้นที่มีค่า f1-score อยู่ในระดับ 0.70 ขึ้นไป แต่อารมณ์เสียใจ กลัว ประหลาดใจ โกรธ และรังเกียจ มีค่า f1-score ต่ำกว่า 0.70 ทั้งหมด จึงนำข้อมูลข้อความของอารมณ์เหล่านี้มาปรับเพิ่มดังที่จะกล่าวต่อไปในหัวข้อที่ 4.6.2

4.6.2 การเพิ่มจำนวนของข้อความบทสนทนาที่แสดงอารมณ์อีกหนึ่งเท่าตัว

ในขั้นตอนนี้จะเพิ่มเฉพาะจำนวนของข้อความบทสนทนาที่แสดงอารมณ์เป็นเท่าตัว ยกเว้นอารมณ์มีความสุขที่ไม่ได้เพิ่มข้อมูล โดยจะได้จำนวนข้อความทั้งหมดออกมาดังตารางที่ 4.2

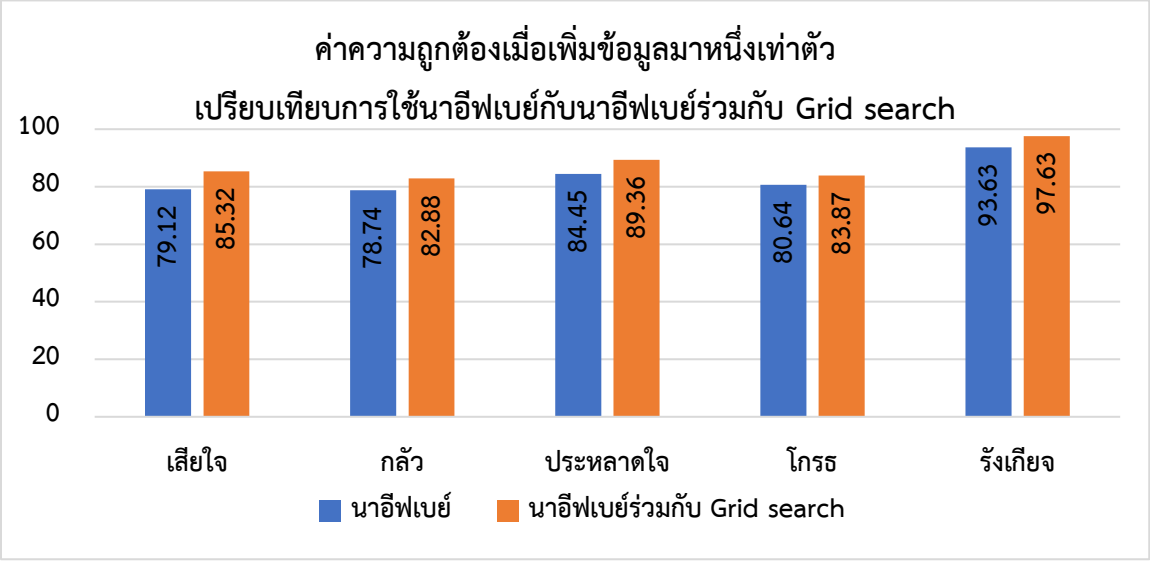
ตารางที่ 4.2 จำนวนข้อความบทสนทนาเมื่อเพิ่มข้อความที่แสดงอารมณ์มาหนึ่งเท่าตัว

	ไม่แสดงอารมณ์	เสียใจ	กลัว	ประหลาดใจ	โกรธ	รังเกียจ
วัยแสบสาแหรกขาด	1,018	103	169	60	188	27
วัยแสบสาแหรกขาด โครงการ 2	-	180	288	119	277	32
รวมข้อความจากทั้ง 2 ภาค	1,018	283	457	179	465	59
จำนวนข้อความที่เพิ่มอีกหนึ่งเท่าตัว	1,018	566	914	358	930	118

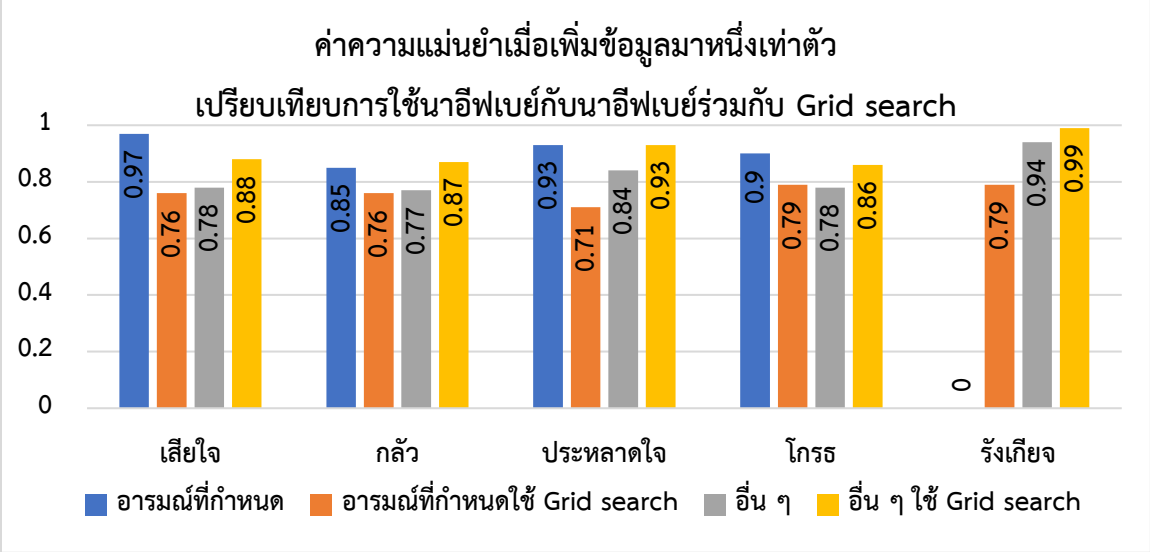
โดยการสอนการเรียนรู้ด้วยเครื่องในการสร้างแบบจำลองการจำแนกอารมณ์ของข้อความแต่ละอารมณ์จะเพิ่มจำนวนข้อความเฉพาะอารมณ์ที่ต้องการจำแนกเท่านั้น และข้อมูลในส่วนของอื่น ๆ จะนำมาจากวัยแสบสาแหรกขาดเพียงอย่างเดียว เช่นเดียวกันกับหัวข้อที่ 4.6.1 เมื่อเทียบเป็นอัตราส่วนของข้อความบทสนทนาแต่ละอารมณ์: อื่น ๆ แล้ว จะได้สัดส่วนของข้อความออกมาดังนี้

- เสียใจ: อื่น ๆ = 566: 1,636 จำนวนข้อความรวม 2,192 ข้อความ
- กลัว: อื่น ๆ = 914: 1,570 จำนวนข้อความรวม 2,484 ข้อความ
- ประหลาดใจ: อื่น ๆ = 358: 1,679 จำนวนข้อความรวม 2,037 ข้อความ
- โกรธ: อื่น ๆ = 930: 1,551 จำนวนข้อความรวม 2,481 ข้อความ
- รังเกียจ: อื่น ๆ = 118: 1,712 จำนวนข้อความรวม 1,830 ข้อความ

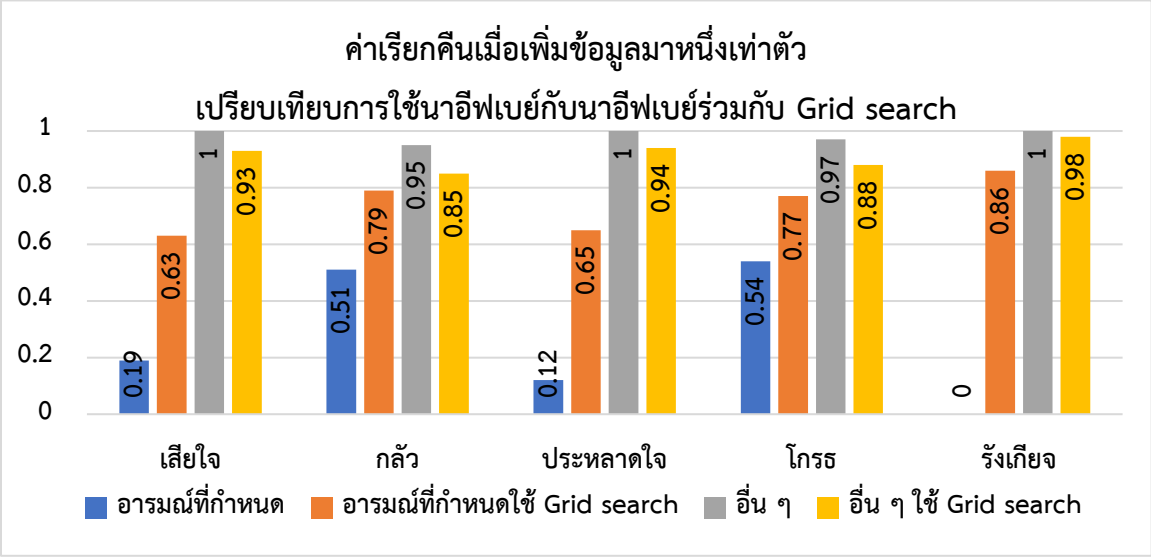
เมื่อนำข้อความบทสนทนาไปจำแนกอารมณ์ด้วยเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่อง โดยแบ่งเป็นข้อมูลสอนและข้อมูลทดสอบดังที่ได้กล่าวไปแล้วในหัวข้อ 4.5 โดยใช้ค่าประเมินประสิทธิภาพตามหัวข้อ 2.6 จะได้ผลลัพธ์การประเมินดังภาพที่ 4.31 - 4.42



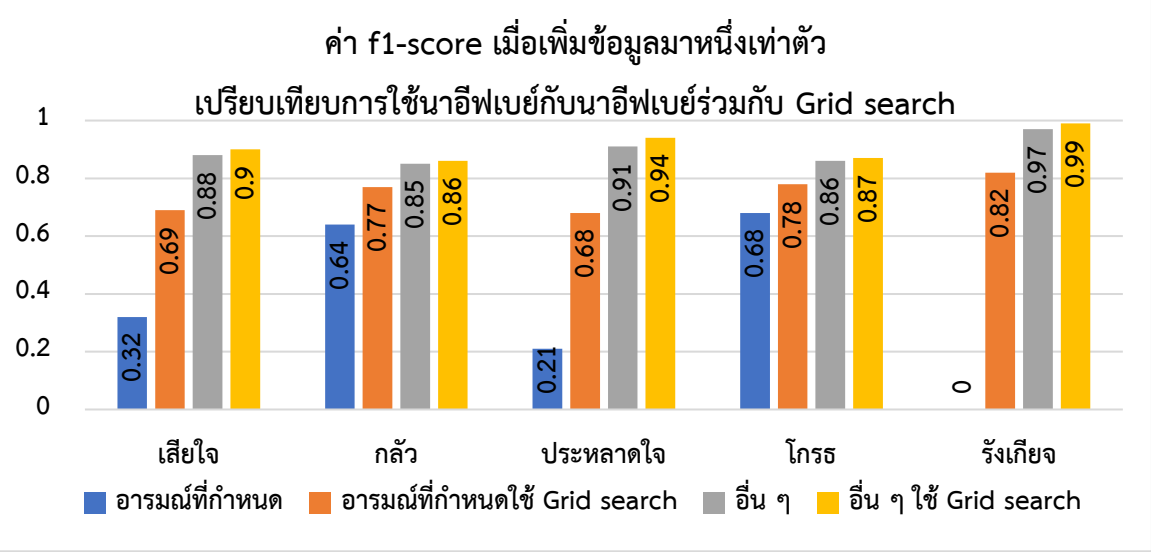
ภาพที่ 4.31 กราฟแสดงค่าความถูกต้องเมื่อเพิ่มข้อมูลมาหนึ่งเท่าตัว
เปรียบเทียบการใช้นาอีฟเบย์กับนาอีฟเบย์ร่วมกับ Grid search



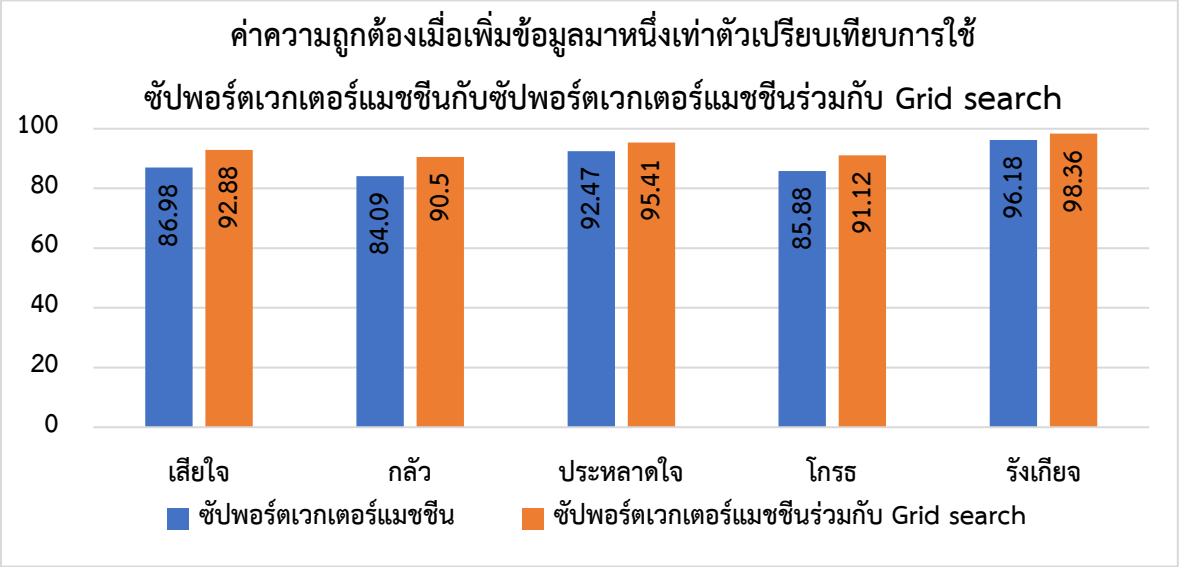
ภาพที่ 4.32 กราฟแสดงค่าความแม่นยำเมื่อเพิ่มข้อมูลมาหนึ่งเท่าตัว
เปรียบเทียบการใช้นาอีฟเบย์กับนาอีฟเบย์ร่วมกับ Grid search



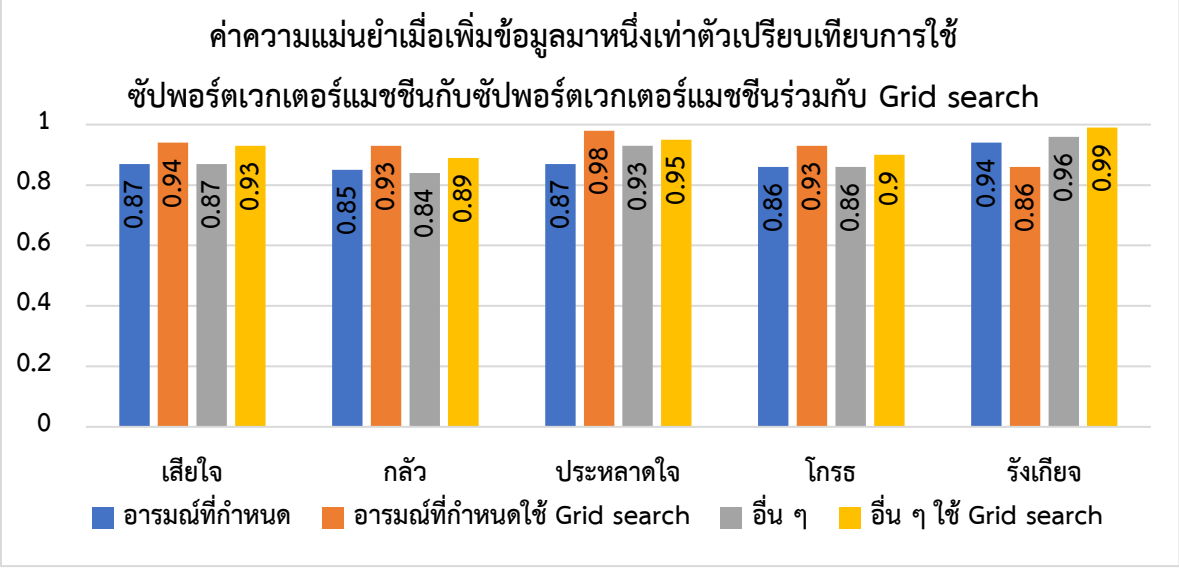
ภาพที่ 4.33 กราฟแสดงค่าเรียกคืนเมื่อเพิ่มข้อมูลมาหนึ่งเท่าตัว
เปรียบเทียบการใช้นาอีฟเบย์กับนาอีฟเบย์ร่วมกับ Grid search



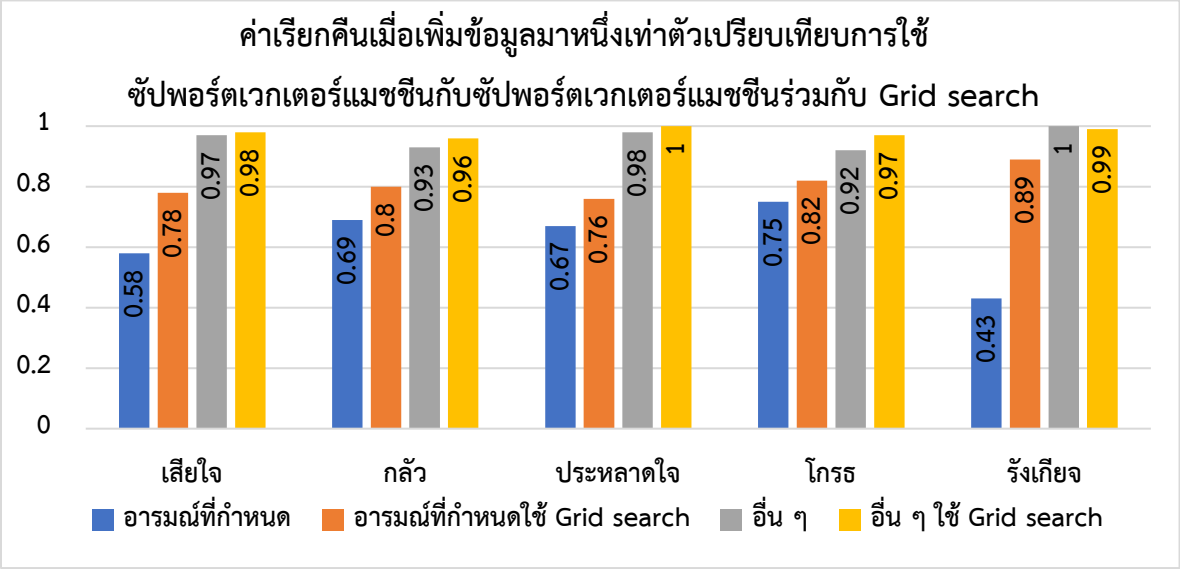
ภาพที่ 4.34 กราฟแสดงค่า f1-score เมื่อเพิ่มข้อมูลมาหนึ่งเท่าตัว
เปรียบเทียบการใช้นาอีฟเบย์กับนาอีฟเบย์ร่วมกับ Grid search



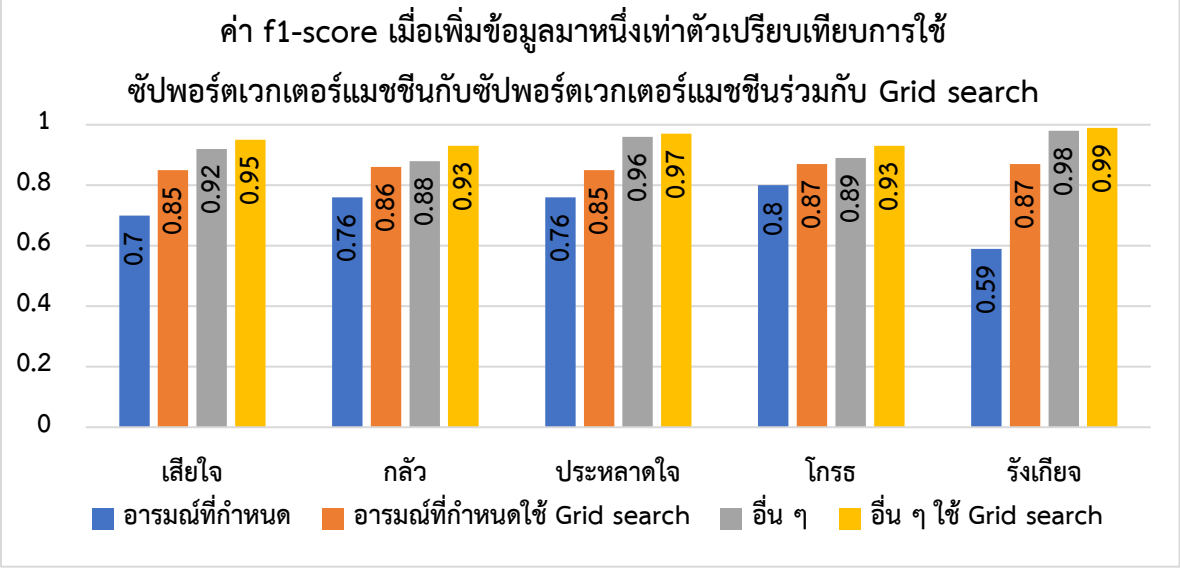
ภาพที่ 4.35 กราฟแสดงค่าความถูกต้องเมื่อเพิ่มข้อมูลมาหนึ่งเท่าตัว
เปรียบเทียบการใช้ซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนร่วมกับ Grid search



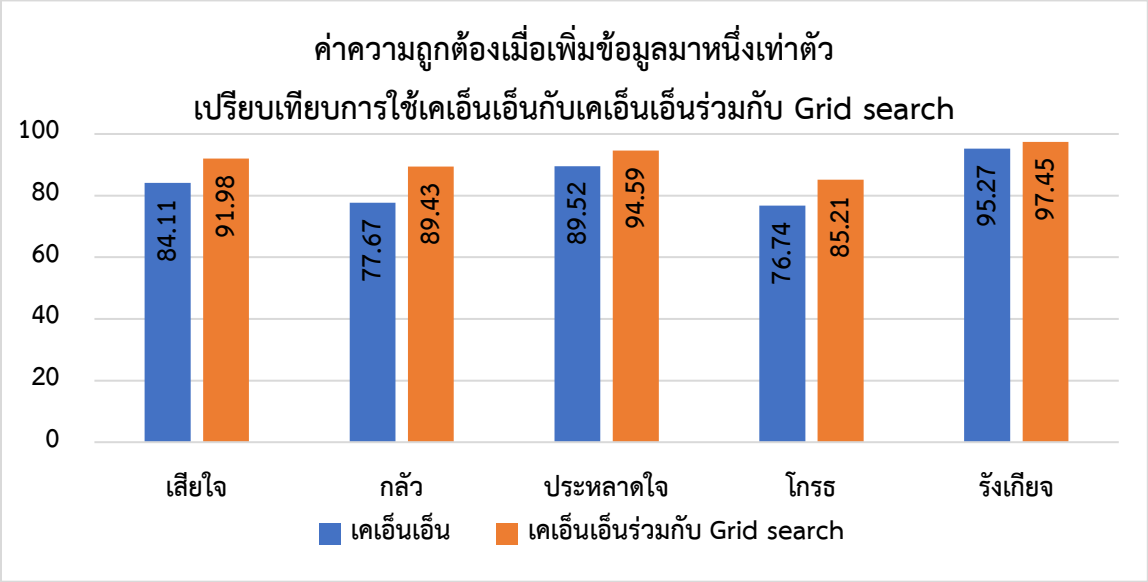
ภาพที่ 4.36 กราฟแสดงค่าความแม่นยำเมื่อเพิ่มข้อมูลมาหนึ่งเท่าตัว
เปรียบเทียบการใช้ซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนร่วมกับ Grid search



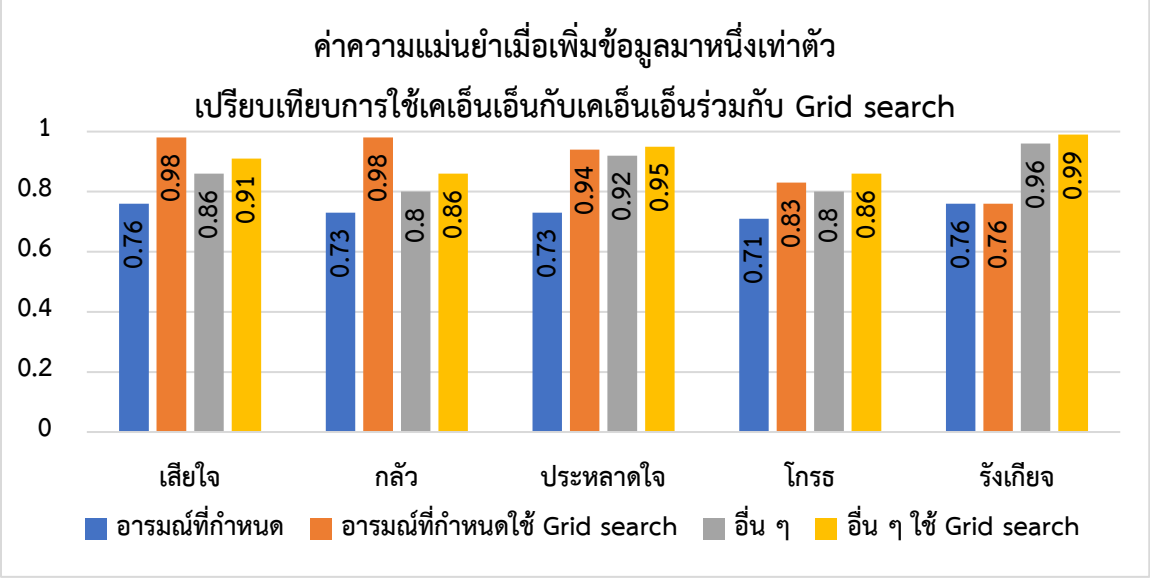
ภาพที่ 4.37 กราฟแสดงค่าเรียกคืนเมื่อเพิ่มข้อมูลมาหนึ่งเท่าตัว
เปรียบเทียบการใช้ซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนร่วมกับ Grid search



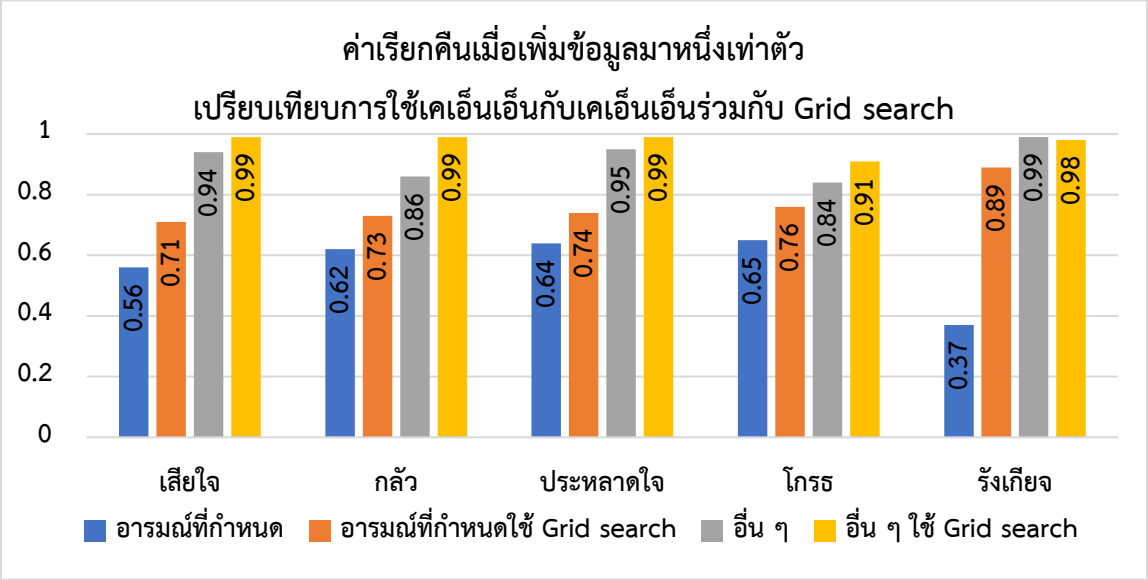
ภาพที่ 4.38 กราฟแสดงค่า f1-score เมื่อเพิ่มข้อมูลมาหนึ่งเท่าตัว
เปรียบเทียบการใช้ซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนร่วมกับ Grid search



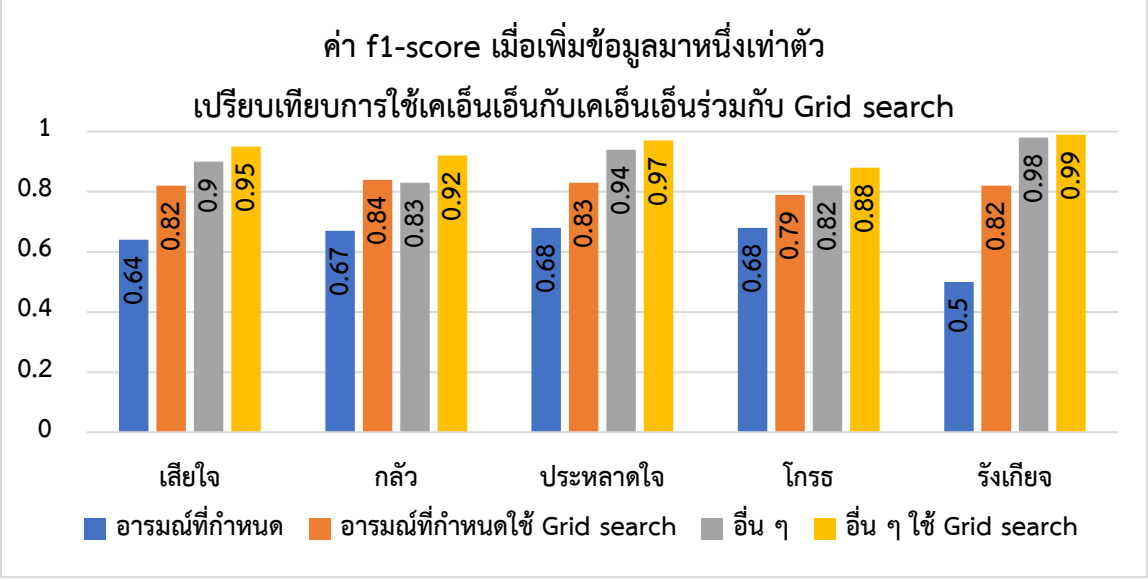
ภาพที่ 4.39 กราฟแสดงค่าความถูกต้องเมื่อเพิ่มข้อมูลมาหนึ่งเท่าตัว
เปรียบเทียบการใช้เคเอ็นเอ็นกับเคเอ็นเอ็นร่วมกับ Grid search



ภาพที่ 4.40 กราฟแสดงค่าความแม่นยำเมื่อเพิ่มข้อมูลมาหนึ่งเท่าตัว
เปรียบเทียบการใช้เคเอ็นเอ็นกับเคเอ็นเอ็นร่วมกับ Grid search



ภาพที่ 4.41 กราฟแสดงค่าเรียกคืนเมื่อเพิ่มข้อมูลมาหนึ่งเท่าตัว
เปรียบเทียบการใช้เคเอ็นเอ็นกับเคเอ็นเอ็นร่วมกับ Grid search



ภาพที่ 4.42 กราฟแสดงค่า f1-score เมื่อเพิ่มข้อมูลมาหนึ่งเท่าตัว
เปรียบเทียบการใช้เคเอ็นเอ็นกับเคเอ็นเอ็นร่วมกับ Grid search

จากภาพที่ 4.34 จะเห็นได้ว่า ค่า f1-score การจำแนกอารมณ์ของข้อความบทสนทนาด้วยเทคนิคนาอีฟ-เบย์มีประสิทธิภาพน้อยที่สุดในทุกกลุ่มอารมณ์ เมื่อเปรียบเทียบกับค่า f1-score การจำแนกอารมณ์ของข้อความบทสนทนาด้วยเทคนิคซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนและเคเอ็นเอ็น ตามผลลัพธ์ในภาพที่ 4.38 และภาพที่ 4.42 ทั้งแบบที่ไม่ใช้และใช้ Grid search เนื่องจากคำศัพท์ในข้อความที่แสดงอารมณ์มีความกำกวมและความหลากหลาย คำศัพท์เดียวกันในบริบทที่ต่างกันสามารถแสดงอารมณ์ได้แตกต่างกัน ดังนั้นเมื่อใช้ความน่าจะเป็นในการจำแนกจึงอาจไม่สามารถจำแนกอารมณ์ได้อย่างถูกต้อง

สำหรับการจำแนกอารมณ์ของข้อความบทสนทนาด้วยเทคนิคซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนและเคเอ็นเอ็น ได้ผลลัพธ์ค่า f1-score ที่ใกล้เคียงกัน โดยเทคนิคซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนมีค่าสูงกว่าเล็กน้อยในทุกกลุ่มอารมณ์ ทั้งแบบที่ไม่ใช้และใช้ Grid search รวมถึงการเรียนรู้ด้วยเครื่องโดยใช้เทคนิคซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนใช้เวลาในการประมวลผลน้อยกว่าใช้เทคนิคเคเอ็นเอ็นค่อนข้างมาก

ดังนั้นผลสรุปการเปรียบเทียบเทียบการจำแนกอารมณ์จากข้อความบทสนทนาด้วยการเรียนรู้ด้วยเครื่องทั้ง 36 แบบจำลอง (แบบจำลองการจำแนก 6 อารมณ์ ด้วย 3 เทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่อง และใช้ Grid search) ตามภาพที่ 4.19 - 4.42 เมื่อพิจารณาจาก ค่าความถูกต้อง ค่าความแม่นยำ ค่าเรียกคืน และค่า f1-score สรุปได้ว่าการเรียนรู้ด้วยเครื่องที่เหมาะสมที่สุดคือ ซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนร่วมกับ Grid search ทางผู้พัฒนาจึงเลือกการเรียนรู้ด้วยเครื่องเทคนิคนี้มาประยุกต์ใช้ในการจำแนกอารมณ์ของข้อความบทสนทนาต่อไป

บทที่ 5
การทดสอบระบบ

ในการทดสอบแบบจำลองการจำแนกอารมณ์ของข้อความบทสนทนาที่ออกแบบและพัฒนาในบทที่ 4 จะได้แบบจำลองที่ให้ผลการทดสอบเหมาะสมที่สุดคือ ซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนร่วมกับ Grid search ซึ่งพิจารณาจากค่าความถูกต้อง ค่าความแม่นยำ ค่าเรียกคืน และค่า f1-score โดยมีรายละเอียดการทดสอบดังนี้

5.1 การทดสอบการจำแนกข้อความ

การทดสอบการจำแนกข้อความจะแบ่งการทดสอบเป็นสองแบบด้วยกัน ได้แก่ การทดสอบแบบจำลองการจำแนกอารมณ์ของข้อความที่จำแนกเป็น 2 คลาส คือ อารมณ์ใดอารมณ์หนึ่งและอารมณ์อื่น ๆ (ไม่แสดงอารมณ์กับอารมณ์อื่น) และการทดสอบแบบจำลองการจำแนกอารมณ์ของข้อความที่จำแนกเป็น 7 คลาส คือ ไม่แสดงอารมณ์ มีความสุข เสียใจ กลัว ประหลาดใจ โกรธ และรังเกียจ

5.1.1 การทดสอบแบบจำลองการจำแนกอารมณ์ของข้อความที่จำแนกเป็น 2 คลาส

ในการสอนการเรียนรู้ด้วยเครื่องในการทดสอบแบบจำลองการจำแนกอารมณ์ของข้อความแต่ละอารมณ์จะเพิ่มจำนวนข้อความเฉพาะอารมณ์ที่ต้องการจำแนกเท่านั้น โดยข้อความที่แสดงอารมณ์เสียใจ กลัว ประหลาดใจ โกรธ และรังเกียจจะนำมาจากส่วนที่ผ่านการเพิ่มจำนวนข้อความบทสนทนามาหนึ่งเท่าตัว ดังที่กล่าวไปในหัวข้อ 4.6.2 ยกเว้นในอารมณ์มีความสุขที่ไม่ได้เพิ่มจำนวนข้อความบทสนทนา และข้อมูลในส่วนของอื่น ๆ จะนำมาจากวัยแสบสาแหรกขาดเพียงอย่างเดียว เช่นเดียวกันกับหัวข้อที่ 4.6.1 จะได้ข้อความบทสนทนาที่นำมาใช้ในการพัฒนาแบบจำลองการจำแนกอารมณ์ ทั้งหมด 4,346 ข้อความ แบ่งเป็นข้อความบทสนทนาที่ไม่แสดงอารมณ์ 1,018 ข้อความ และแสดงอารมณ์ 3,328 ข้อความ เมื่อเทียบสัดส่วนของข้อความบทสนทนาแต่ละอารมณ์: อื่น ๆ แล้ว จะได้สัดส่วนของข้อความออกมาดังตารางที่ 5.1

ตารางที่ 5.1 จำนวนข้อความบทสนทนาที่จำแนกเป็น 2 คลาส

	จำนวนข้อความที่แสดงอารมณ์	จำนวนข้อความอื่น ๆ
มีความสุข	442	1,565
เสียใจ	566	1,636
กลัว	914	1,570
ประหลาดใจ	358	1,679
โกรธ	930	1,551
รังเกียจ	118	1,712

ตารางที่ 5.2 ตารางคอนฟิวชันผลลัพธ์การจำแนกอารมณ์ของข้อความโดยใช้ซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนร่วมกับ Grid search

		ข้อมูลที่แบบจำลองตอบ		จำนวนข้อความที่ใช้ทดสอบ
		แสดงอารมณ์นั้น ๆ	อื่น ๆ	
ข้อมูลจริง	มีความสุข	92	41	133
	อื่น ๆ	13	457	470
	เสียใจ	132	38	170
	อื่น ๆ	9	482	491
	กลัว	200	74	274
	อื่น ๆ	5	469	474
	ประหลาดใจ	81	26	107
	อื่น ๆ	2	502	504
	โกรธ	229	50	279
	อื่น ๆ	16	449	465
	รังเกียจ	31	4	35
	อื่น ๆ	5	510	515

ตารางที่ 5.3 ประสิทธิภาพการจำแนกอารมณ์ของข้อความโดยใช้ซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนร่วมกับ Grid search

		ค่าความถูกต้อง	ค่าความแม่นยำ	ค่าเรียกคืน	f1-score
มีความสุข	มีความสุข	91.04	0.88	0.69	0.77
	อื่น ๆ		0.92	0.97	0.94
เสียใจ	เสียใจ	92.88	0.94	0.78	0.85
	อื่น ๆ		0.93	0.98	0.95
กลัว	กลัว	90.50	0.93	0.80	0.86
	อื่น ๆ		0.89	0.96	0.93
ประหลาดใจ	ประหลาดใจ	95.41	0.98	0.76	0.85
	อื่น ๆ		0.95	1.00	0.97
โกรธ	โกรธ	91.12	0.93	0.82	0.87
	อื่น ๆ		0.90	0.97	0.93

รังเกียจ	รังเกียจ	98.36	0.86	0.89	0.87
	อื่น ๆ		0.99	0.99	0.99

5.1.2 การทดสอบแบบจำลองการจำแนกอารมณ์ของข้อความที่จำแนกเป็น 7 คลาส

ในส่วนนี้จะนำข้อความบทสนทนาไปทดสอบการจำแนกเพิ่มเติม โดยใช้แบบจำลองการจำแนกอารมณ์ของข้อความที่จำแนกเป็น 7 คลาส แบ่งออกเป็น ไม่แสดงอารมณ์ มีความสุข โกรธ เสียใจ รังเกียจ และประหลาดใจ โดยทดสอบกับชุดข้อมูลของข้อความบทสนทนา 2 ชุด ซึ่งทั้งสองชุดนำมาจากวัยแสบสาแหรกขาด และวัยแสบสาแหรกขาด โครงการ 2 ได้แก่

- ชุดที่ 1 เป็นข้อความจากตารางที่ 4.1
- ชุดที่ 2 เป็นข้อความจากตารางที่ 4.2 ร่วมกับข้อความแสดงอารมณ์มีความสุขจากตารางที่ 4.1

จากข้อมูลทั้งสองชุดจะถูกแบ่งเป็นข้อมูลที่ใช้สอนและข้อมูลที่ใช้ทดสอบในอัตราส่วน 70: 30 ตามลำดับ เมื่อแบ่งข้อมูลที่ใช้สอนและข้อมูลที่ใช้ทดสอบแล้ว จะได้จำนวนของข้อความดังตารางที่ 5.4 และ 5.5

ตารางที่ 5.4 จำนวนข้อความบทสนทนาชุดที่ 1

	ไม่แสดงอารมณ์	มีความสุข	เสียใจ	กลัว	ประหลาดใจ	โกรธ	รังเกียจ
ข้อมูลทั้งหมด	1,018	442	283	457	179	465	59
ข้อมูลที่ใช้สอน	713	309	198	320	125	326	41
ข้อมูลที่ใช้ทดสอบ	305	133	85	137	54	139	18

ตารางที่ 5.5 จำนวนข้อความบทสนทนาชุดที่ 2

	ไม่แสดงอารมณ์	มีความสุข	เสียใจ	กลัว	ประหลาดใจ	โกรธ	รังเกียจ
ข้อมูลทั้งหมด	1,018	442	566	914	358	930	118
ข้อมูลที่ใช้สอน	713	309	396	640	251	652	83
ข้อมูลที่ใช้ทดสอบ	305	133	170	274	107	278	35

ผลลัพธ์การจำแนกอารมณ์ของข้อความบทสนทนาจากข้อมูลทั้งสองชุด แสดงดังตารางที่ 5.6 – 5.9

ตารางที่ 5.6 ตารางคอนฟิวชันผลลัพธ์การจำแนกอารมณ์ของข้อความเป็น 7 คลาสของข้อมูลชุดที่ 1 โดยใช้ซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนร่วมกับ Grid search

ข้อมูลจริง	ข้อมูลที่แบบจำลองตอบ						
	มีความสุข	เสียใจ	กลัว	ประหลาดใจ	โกรธ	รังเกียจ	ไม่แสดงอารมณ์
มีความสุข	87	0	7	1	1	0	37
เสียใจ	3	32	6	2	13	1	28
กลัว	3	0	67	4	19	0	44
ประหลาดใจ	3	0	8	18	10	0	15
โกรธ	0	6	11	5	69	0	48
รังเกียจ	2	1	2	1	4	2	6
ไม่แสดงอารมณ์	4	8	23	2	21	0	247

ตารางที่ 5.7 ประสิทธิภาพการจำแนกอารมณ์ของข้อความเป็น 7 คลาสของข้อมูลชุดที่ 1 โดยใช้ซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนร่วมกับ Grid search

	ค่าความถูกต้อง	ค่าความแม่นยำ	ค่าเรียกคืน	f1-score
มีความสุข	59.93	0.85	0.65	0.74
เสียใจ		0.68	0.38	0.48
กลัว		0.54	0.49	0.51
ประหลาดใจ		0.55	0.33	0.41
โกรธ		0.50	0.50	0.50
รังเกียจ		0.67	0.11	0.19
ไม่แสดงอารมณ์		0.58	0.81	0.68

ตารางที่ 5.8 ตารางคอนฟิวชันผลลัพธ์การจำแนกอารมณ์ของข้อความเป็น 7 คลาสของข้อมูลชุดที่ 2 โดยใช้ซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนร่วมกับ Grid search

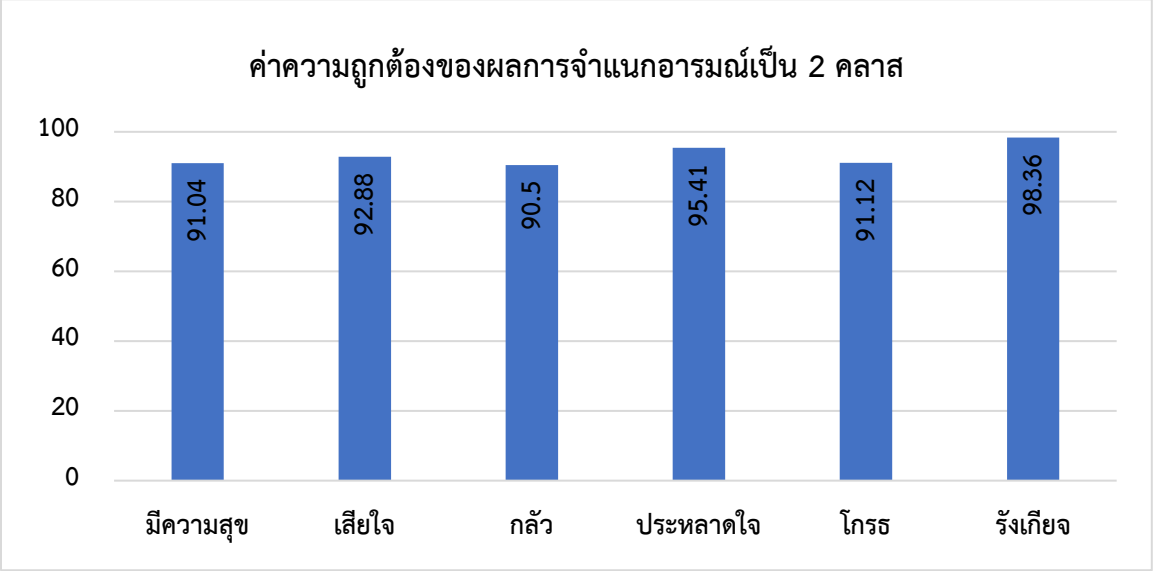
ข้อมูลจริง	ข้อมูลที่แบบจำลองตอบ						
	มีความสุข	เสียใจ	กลัว	ประหลาดใจ	โกรธ	รังเกียจ	ไม่แสดงอารมณ์
มีความสุข	72	3	4	0	2	0	52
เสียใจ	2	130	6	0	6	0	26
กลัว	0	0	230	4	4	0	36
ประหลาดใจ	0	0	4	87	6	0	10
โกรธ	0	4	4	2	235	1	32
รังเกียจ	0	0	0	0	6	23	6
ไม่แสดงอารมณ์	3	2	26	3	21	0	250

ตารางที่ 5.9 ประสิทธิภาพการจำแนกอารมณ์ของข้อความเป็น 7 คลาสของข้อมูลชุดที่ 2 โดยใช้ซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนร่วมกับ Grid search

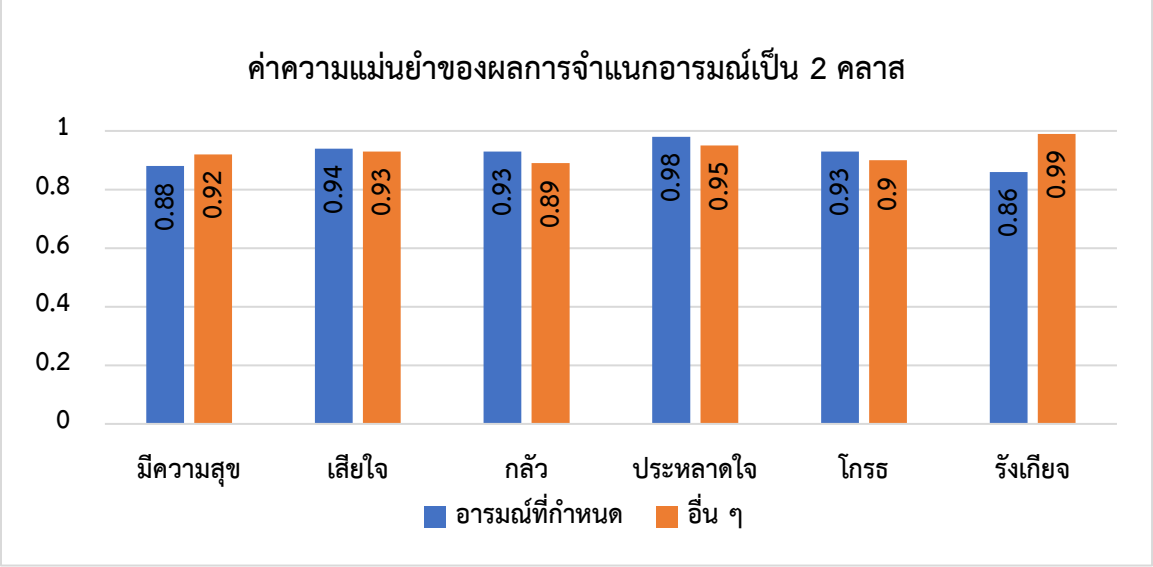
	ค่าความถูกต้อง	ค่าความแม่นยำ	ค่าเรียกคืน	f1-score
มีความสุข	78.87	0.94	0.54	0.69
เสียใจ		0.94	0.76	0.84
กลัว		0.84	0.84	0.84
ประหลาดใจ		0.91	0.81	0.86
โกรธ		0.84	0.85	0.84
รังเกียจ		0.96	0.66	0.78
ไม่แสดงอารมณ์		0.61	0.82	0.70

5.2 สรุปผลการทดสอบ

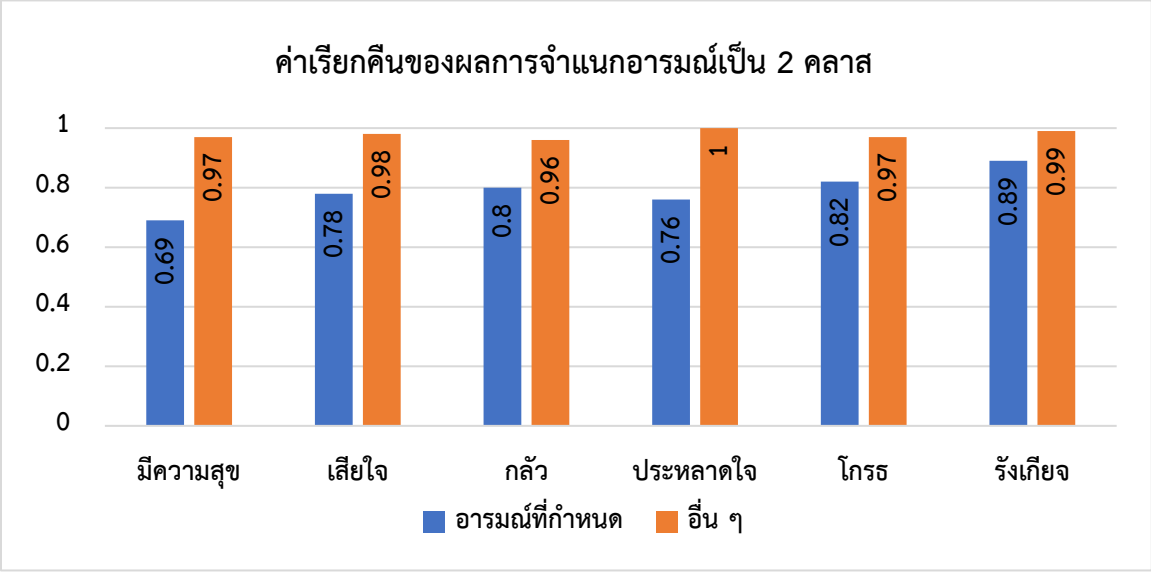
จากผลการทดสอบการจำแนกอารมณ์จากข้อความบทสนทนาออกเป็น 2 คลาสตามประสิทธิภาพการจำแนกในตารางที่ 5.3 โดยใช้ซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนร่วมกับ Grid search จะแสดงผลลัพธ์เปรียบเทียบเป็นกราฟดังภาพที่ 5.1 - 5.4



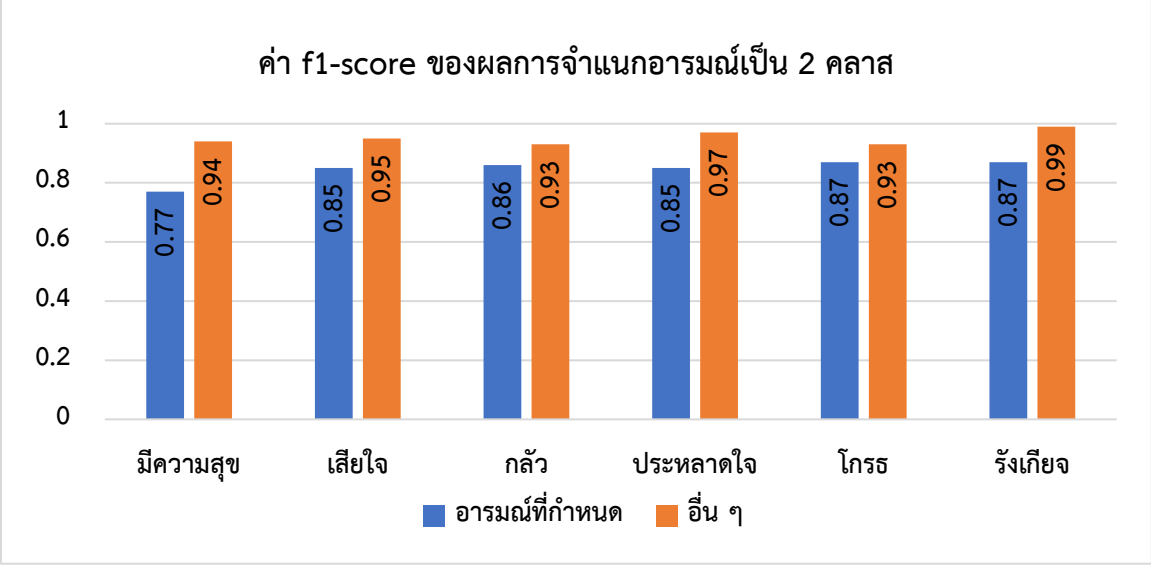
ภาพที่ 5.1 กราฟแสดงค่าความถูกต้องของผลการจำแนกอารมณ์เป็น 2 คลาส



ภาพที่ 5.2 กราฟแสดงค่าความแม่นยำของผลการจำแนกอารมณ์เป็น 2 คลาส



ภาพที่ 5.3 กราฟแสดงค่าเรียกคืนของผลการจำแนกอารมณ์เป็น 2 คลาส



ภาพที่ 5.4 กราฟแสดงค่า f1-score ของผลการจำแนกอารมณ์เป็น 2 คลาส

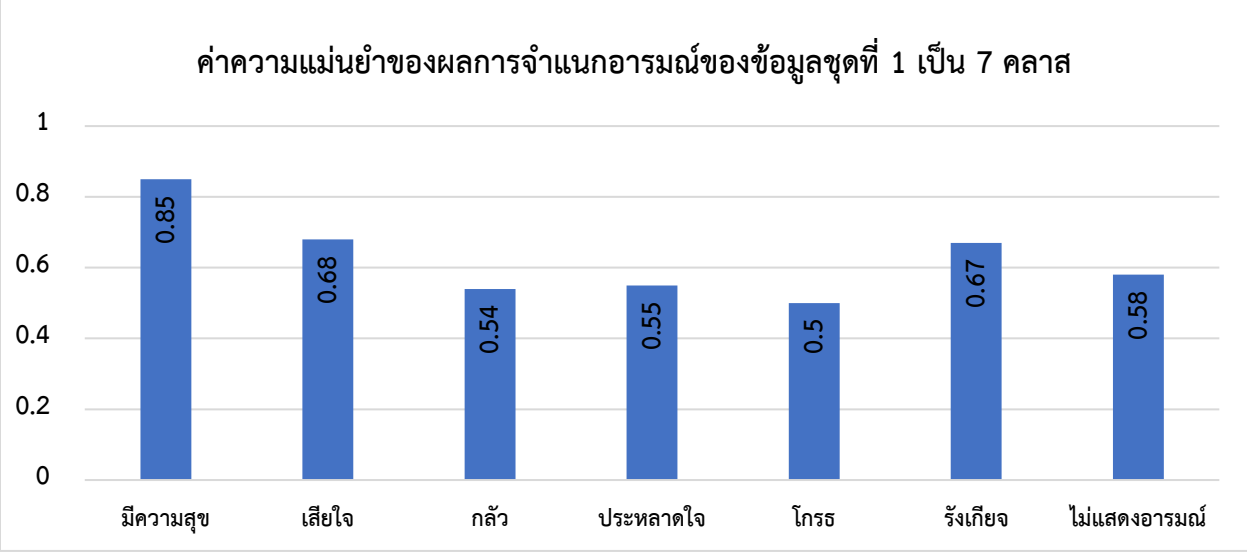
จากการเปรียบเทียบผลการจำแนกอารมณ์พบว่า ข้อความบทสนทนาที่แสดงอารมณ์มีความสุขมีผลการทดสอบได้ค่า f1-score มากกว่า 0.70 โดยไม่ต้องเพิ่มจำนวนประโยคซ้ำ ในขณะที่อารมณ์เสียใจ กลัว ประหลาดใจ โกรธ และรังเกียจจำเป็นต้องเพิ่มจำนวนข้อความที่แสดงอารมณ์

สำหรับการพิจารณาค่าความถูกต้องในแต่ละอารมณ์มีค่ามากกว่า 90% และค่า f1-score พบว่าข้อความบทสนทนาของทุกอารมณ์มีความใกล้เคียงกัน โดยอารมณ์รังเกียจและโกรธมีค่า 0.87 ซึ่งมากที่สุด ลำดับถัดมาเป็นอารมณ์กลัว 0.86 ในส่วนของอารมณ์เสียใจและประหลาดใจมีค่าเท่ากัน คือ 0.85 และลำดับสุดท้ายคืออารมณ์มีความสุขซึ่งมีค่าอยู่ที่ 0.77

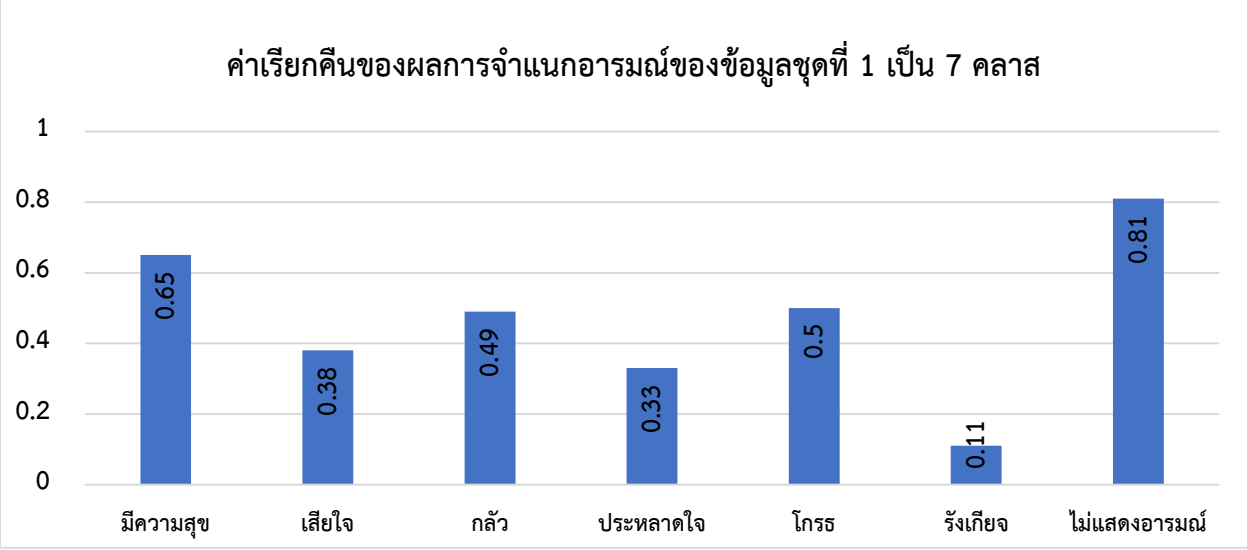
จากผลการทดสอบการจำแนกอารมณ์ของข้อความเป็น 2 คลาส พบว่า โดยรวมแล้วข้อความที่แบบจำลองไม่สามารถจำแนกได้ถูกต้องของแต่อารมณ์มีลักษณะดังต่อไปนี้

1. ข้อความบทสนทนาที่ผ่านการเตรียมข้อมูลเพื่อเข้าสู่การเรียนรู้ด้วยเครื่องแล้วมีจำนวนคำที่น้อยมาก คืออยู่ในช่วง 1 - 3 คำ พบว่าไม่สามารถจำแนกว่าเป็นอารมณ์ที่กำหนดได้อย่างถูกต้อง ตัวอย่างข้อความบทสนทนาที่มีจำนวนคำน้อยและจำแนกได้ไม่ถูกต้อง ดังนี้
   - ไม่แสดงอารมณ์ เช่น ‘โอเค’
   - อารมณ์มีความสุข เช่น ‘โคตรเท่’
   - อารมณ์กลัว เช่น ‘เราต้องทำยังไง’
   - อารมณ์ประหลาดใจ เช่น ‘มีอะไร’ ‘โกหกหรือเปล่า’
   - อารมณ์โกรธ เช่น ‘ซวยฉิบหาย’
2. คำที่ปรากฏบ่อยในข้อความบทสนทนาอารมณ์ใดอารมณ์หนึ่ง ความถี่ของคำที่พบบ่อยทำให้แบบจำลองจำแนกอารมณ์ของข้อความบทสนทนาเป็นอารมณ์นั้นเสมอ เมื่อพบคำนั้นอยู่ในข้อความ ตัวอย่างเช่น ‘ดีมาก’ มักจะระบุเป็นอารมณ์มีความสุข ส่งผลให้ในข้อความ ‘เรื่องครูตนจัดการเองส่วนเธอดูแลเรื่องเด็กให้เรียบร้อยก่อนเปิดเทอมได้ก็จะดีมาก’ ไม่สามารถจำแนกได้ถูกต้อง
3. คำเดียวกันที่แสดงอารมณ์ต่างกันตามบริบทของข้อความบทสนทนา ทำให้แบบจำลองไม่สามารถจำแนกอารมณ์ได้อย่างถูกต้อง ตัวอย่างเช่น ‘ฆ่าตัวตาย’ จะระบุเป็นอารมณ์เสียใจและกลัวในสัดส่วนที่ใกล้เคียงกัน
4. บางข้อความบทสนทนาสามารถตีความออกมาได้หลายอารมณ์ มีความกำกวมตามลักษณะของข้อความ

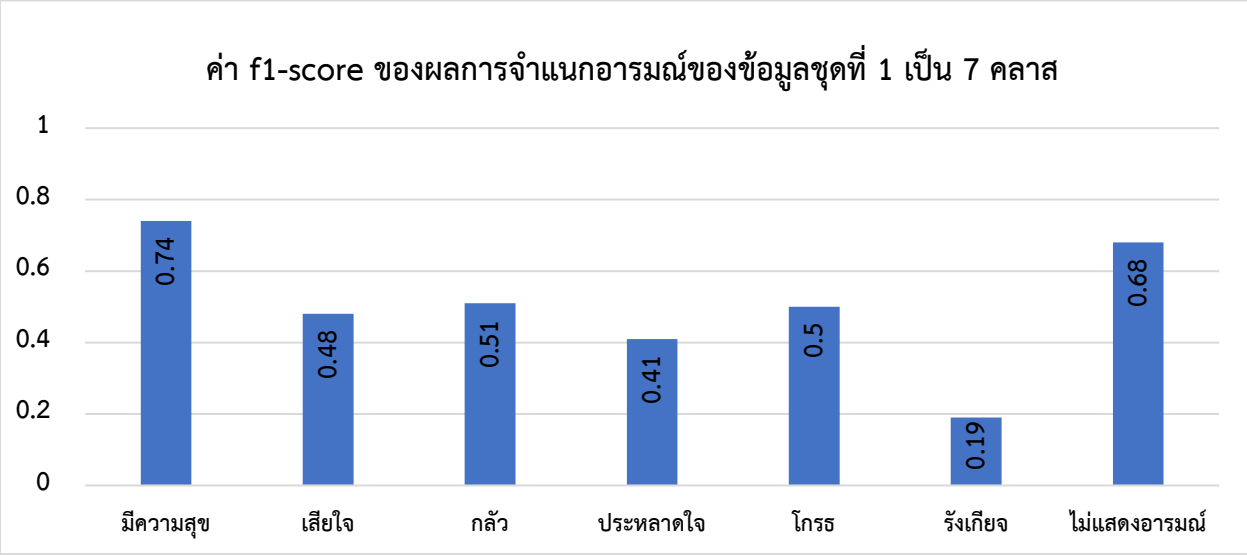
ในส่วนของการทดสอบการจำแนกอารมณ์จากข้อความบทสนทนาของข้อมูลชุดที่ 1 ประสิทธิภาพการจำแนกอารมณ์ของข้อความเป็น 7 คลาส โดยใช้ซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนร่วมกับ Grid search จากตารางที่ 5.7 แสดงเป็นกราฟผลลัพธ์ดังภาพที่ 5.5 - 5.7



ภาพที่ 5.5 กราฟแสดงค่าความแม่นยำของผลการจำแนกอารมณ์ของข้อมูลชุดที่ 1 เป็น 7 คลาส

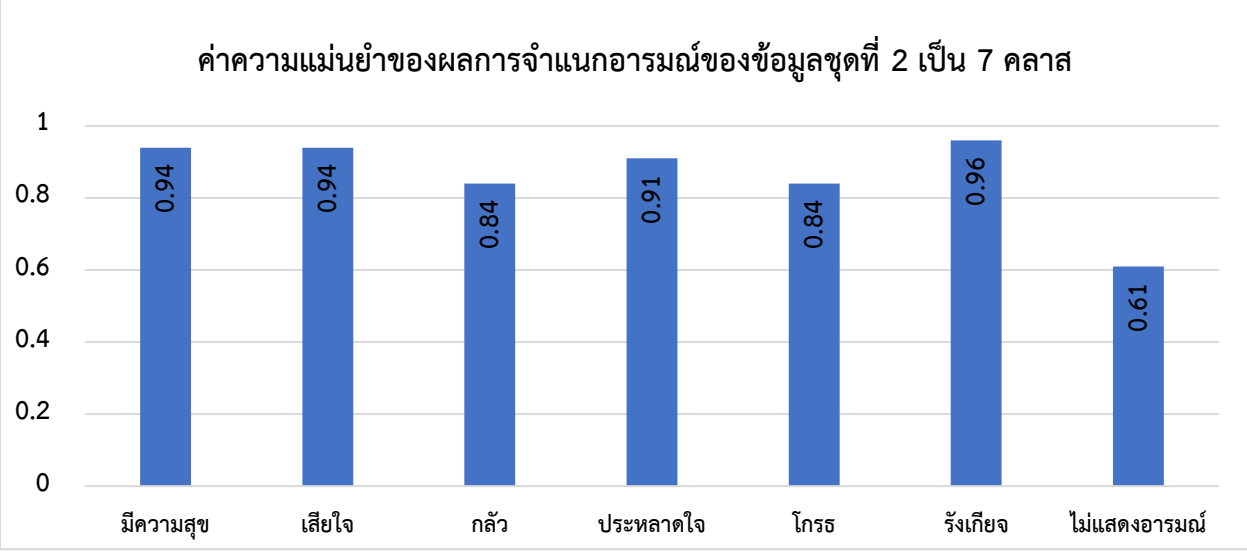


ภาพที่ 5.6 กราฟแสดงค่าเรียกคืนของผลการจำแนกอารมณ์ของข้อมูลชุดที่ 1 เป็น 7 คลาส

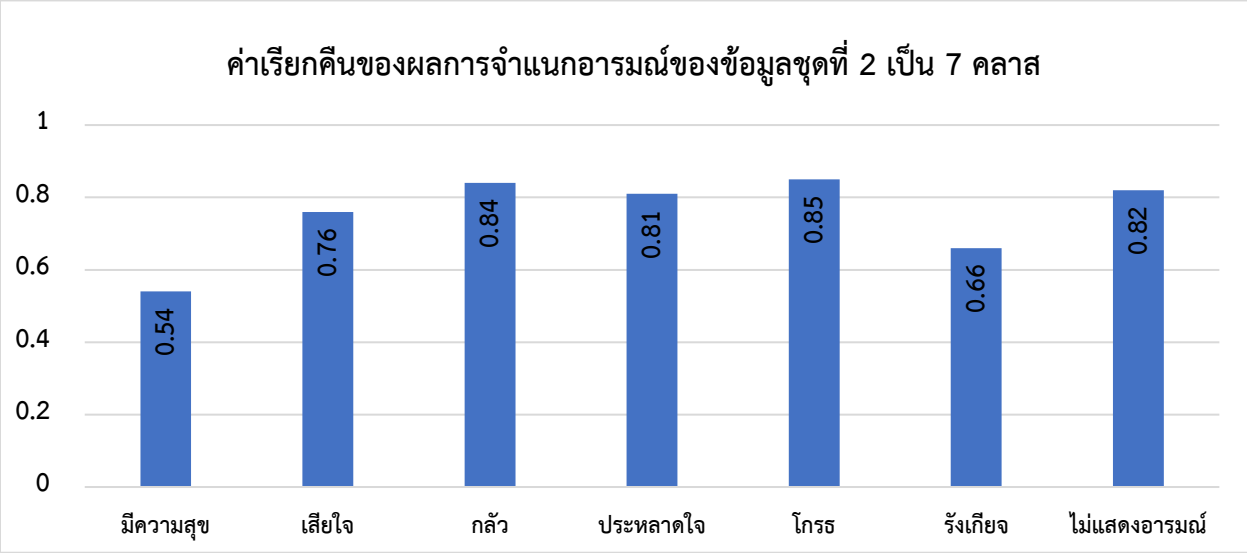


ภาพที่ 5.7 กราฟแสดงค่า f1-score ของผลการจำแนกอารมณ์ของข้อมูลชุดที่ 1 เป็น 7 คลาส

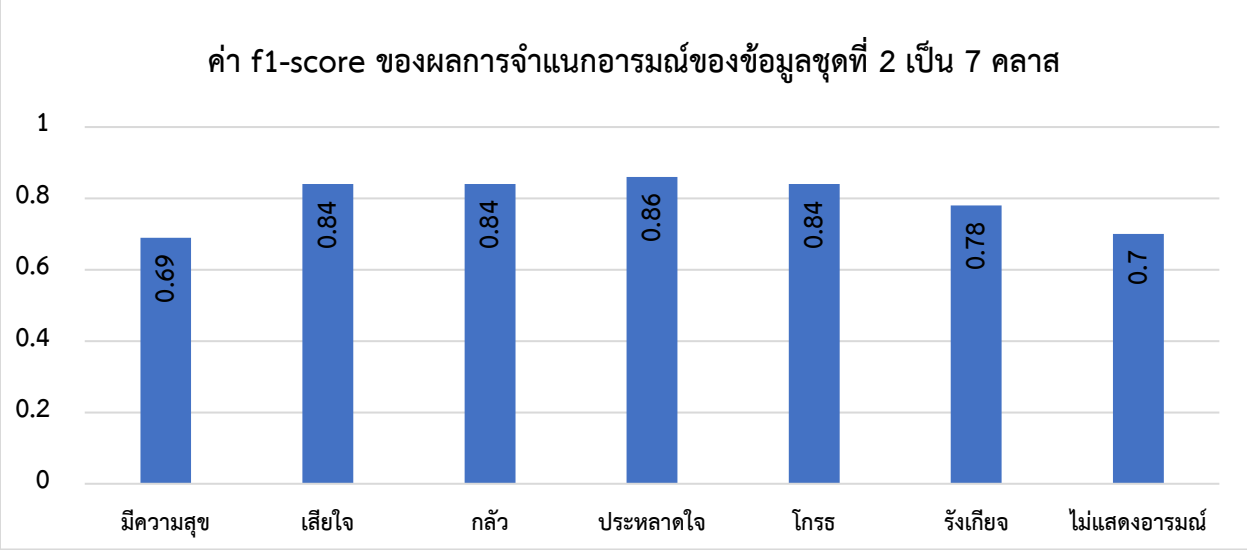
ส่วนของการทดสอบการจำแนกอารมณ์จากจากข้อความบทสนทนาของข้อมูลชุดที่ 2 ประสิทธิภาพการจำแนกอารมณ์ของข้อความเป็น 7 คลาส โดยใช้ซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนร่วมกับ Grid search จากตารางที่ 5.9 แสดงเป็นกราฟผลลัพธ์ดังภาพที่ 5.8 – 5.10



ภาพที่ 5.8 กราฟแสดงค่าความแม่นยำของผลการจำแนกอารมณ์ของข้อมูลชุดที่ 2 เป็น 7 คลาส



ภาพที่ 5.9 กราฟแสดงค่าเรียกคืนของผลการจำแนกอารมณ์ของข้อมูลชุดที่ 2 เป็น 7 คลาส



ภาพที่ 5.10 กราฟแสดงค่า f1-score ของผลการจำแนกอารมณ์ของข้อมูลชุดที่ 2 เป็น 7 คลาส

ผลการทดสอบการจำแนกอารมณ์ของข้อความบทสนทนาชุดที่ 1 ซึ่งเป็นข้อความที่ยังไม่ผ่านการเพิ่มข้อมูลที่แสดงอารมณ์มาอีกหนึ่งเท่าตัวจะได้ค่าความถูกต้อง 59.93% ค่าความแม่นยำเฉลี่ย 0.62 ค่าเรียกคืนเฉลี่ย 0.47 และค่า f1-score เฉลี่ย 0.50 จากการเปรียบเทียบผลการจำแนกพบว่าข้อความบทสนทนาที่มีค่า f1-score สูงสุดคือ ข้อความที่แสดงอารมณ์มีความสุขซึ่งมีค่าเป็น 0.74 ลำดับที่สองเป็นข้อความที่ไม่แสดงอารมณ์ มีค่า f1-score เป็น 0.68 โดยในแต่ละอารมณ์ที่เหลือมีค่าอยู่ระหว่าง 0.41 - 0.51 และมีอารมณ์รังเกียจที่มีค่า f1-score เพียง 0.19 เท่านั้น

ผลการทดสอบการจำแนกอารมณ์ของข้อความบทสนทนาชุดที่ 1 ออกเป็น 7 คลาส พบว่า ข้อความที่แบบจำลองไม่สามารถจำแนกได้ถูกต้องมีลักษณะคล้ายคลึงกับข้อความที่แบบจำลองการจำแนกอารมณ์เป็น 2 คลาสจำแนกได้ไม่ถูกต้อง ตามที่ได้กล่าวไปในหน้าที่ 45 นอกจากนี้จากตารางที่ 5.6 เมื่อจำแนกอารมณ์ออกเป็น 7 คลาสพร้อมกันพบว่า แบบจำลองเรียนรู้รูปแบบของอารมณ์ยากขึ้น ทำให้ประสิทธิภาพการจำแนกอารมณ์ลดลงเมื่อเปรียบเทียบกับการจำแนกอารมณ์เป็น 2 คลาส

สำหรับการพิจารณาข้อความที่จำแนกผิดพลาดพบว่า โดยส่วนมากข้อความที่แสดงอารมณ์จะถูกจำแนกเป็นข้อความที่ไม่แสดงอารมณ์ เนื่องจากสัดส่วนจำนวนของข้อมูลที่ใช้สอนระหว่างข้อความที่แสดงอารมณ์ในแต่ละคลาสกับข้อความที่ไม่แสดงอารมณ์มีจำนวนต่างกันมากเกินไป นอกจากนี้ข้อความที่ปรากฏคำที่มีความถี่น้อยมักจำแนกผิดเป็นข้อความที่ไม่แสดงอารมณ์ด้วยเช่นกัน

ผลการทดสอบการจำแนกอารมณ์ของข้อความบทสนทนาชุดที่ 2 ซึ่งเป็นข้อความที่ผ่านการการเพิ่มข้อมูลที่แสดงอารมณ์มาอีกหนึ่งเท่าตัวแล้ว จะได้ค่าความถูกต้อง 78.87% ค่าความแม่นยำเฉลี่ย 0.86 ค่าเรียกคืนเฉลี่ย 0.75 และค่า f1-score เฉลี่ย 0.79 จากการเปรียบเทียบผลการจำแนกพบว่าข้อความบทสนทนาทั้งหมดมีค่า f1-score เกิน 0.70 ทั้งหมด ยกเว้นในอารมณ์มีความสุขที่มีค่าเป็น 0.69 ซึ่งเป็นข้อมูลที่ไม่ได้ผ่านการเพิ่มข้อมูลมาอีกหนึ่งเท่าตัว ส่วนข้อความที่มีค่า f1-score สูงสุดคือข้อความที่แสดงอารมณ์ประหลาดใจ ซึ่งมีค่า f1-score เป็น 0.86 ลำดับถัดมาเป็นอารมณ์โกรธ กลัว และเสียใจ ซึ่งมีค่า f1-score เป็น 0.84 และในอารมณ์ที่เหลือมีค่าอยู่ระหว่าง 0.70 - 0.78

เมื่อเปรียบผลลัพธ์การจำแนกอารมณ์ของข้อความบทสนทนาข้อมูลชุดที่ 1 กับข้อมูลชุดที่ 2 ซึ่งได้เพิ่มจำนวนข้อความบทสนทนาที่แสดงอารมณ์โกรธ รังเกียจ กลัว เสียใจ และประหลาดใจ มาอีกหนึ่งเท่าตัว แล้วพบว่ามีข้อความที่เคยจำแนกผิดด้วยแบบจำลองการจำแนกอารมณ์ของข้อความที่พัฒนาจากข้อมูลชุดที่ 1 แล้วจำแนกได้ถูกต้องโดยแบบจำลองการจำแนกอารมณ์ของข้อความที่พัฒนาจากข้อมูลชุดที่ 2 เช่น

- 'แปลกใจว่าเรื่องอะไร' แสดงอารมณ์ประหลาดใจ แบบจำลองการจำแนกอารมณ์ของข้อความที่พัฒนาจากข้อมูลชุดที่ 1 จำแนกผิดเป็นอารมณ์กลัว แต่แบบจำลองการจำแนกอารมณ์ของข้อความที่พัฒนาจากข้อมูลชุดที่ 2 จำแนกได้ถูกต้อง
- 'กลับถึงบ้านหรือยังรีบหน่อยเพราะกำลังจะทำร้ายตัวเอง' แสดงอารมณ์กลัว จากที่จำแนกผิดเป็นไม่แสดงอารมณ์โดยแบบจำลองการจำแนกอารมณ์ของข้อความที่พัฒนาจากข้อมูลชุดที่ 1 สามารถจำแนกได้ถูกต้องโดยแบบจำลองการจำแนกอารมณ์ของข้อความที่พัฒนาจากข้อมูลชุดที่ 2

นอกจากนี้พบว่าเมื่อเพิ่มข้อมูลอีกหนึ่งเท่าตัวแล้วยังคงมีข้อความที่ยังจำแนกอารมณ์ผิดเป็นไม่แสดงอารมณ์ แต่พบจำนวนลดน้อยลง และในส่วนที่จำแนกผิดพลาดเป็นข้อความแสดงอารมณ์อื่น พบว่าข้อความของแต่ละอารมณ์มีรูปแบบคำที่มีความหมายกำกวม ซึ่งส่งผลให้จำแนกอารมณ์ผิดพลาดได้ง่าย

ทั้งนี้ถึงแม้จะเห็นได้ชัดว่าประสิทธิภาพของแบบจำลองสูงขึ้น แต่มีความพอดีกับข้อมูลที่นำมาใช้มากเกินไป ซึ่งส่งผลให้ไม่เหมาะสมในการนำไปจำแนกอารมณ์กับข้อมูลอื่น ๆ ดังนั้นควรพัฒนาให้มีข้อความสำหรับใช้สอนที่หลากหลายมากขึ้น

จากการอภิปรายผลการจำแนกอารมณ์ของข้อความทั้งหมด พบว่าข้อความที่แบบจำลองไม่สามารถจำแนกได้ถูกต้อง แบ่งได้เป็น 3 ลักษณะ ได้แก่

1. ข้อความที่ผ่านการเตรียมข้อมูลเพื่อเข้าสู่การเรียนรู้ด้วยเครื่องแล้วมีจำนวนคำที่น้อยมาก ระหว่าง 1 – 3 คำ พบว่าไม่สามารถจำแนกได้ว่าเป็นอารมณ์ใดได้อย่างถูกต้อง
2. ข้อความที่ผ่านการเตรียมข้อมูลเพื่อเข้าสู่การเรียนรู้ด้วยเครื่องแล้วมีจำนวนคำมาก และข้อความที่มีความถี่ของคำที่พบน้อยมากในเรื่อง มักมีผลการจำแนกเป็นข้อความที่ไม่แสดงอารมณ์ จึงไม่สามารถทำนายอารมณ์ได้อย่างถูกต้อง
3. ข้อความที่มีคีย์เวิร์ด (keyword) ซึ่งเป็นคำที่พบได้บ่อยในข้อความที่แสดงอารมณ์ใดอารมณ์หนึ่ง (ความถี่ของคำพบมากในเรื่อง) มักมีผลการจำแนกเป็นอารมณ์นั้น ถึงแม้ว่าความหมายของทั้งข้อความจะเป็นอีกอารมณ์หนึ่งก็ตาม เช่น ‘เยี่ยมยอด ตอนเด็กตนยังไม่กล้าขนาดนี้’ ซึ่งแสดงอารมณ์มีความสุข แต่ผลการทำนายออกมาเป็นกลัวเนื่องจากคำว่า ‘ไม่กล้า’ พบได้บ่อยในข้อความแสดงอารมณ์กลัว

อย่างไรก็ตามสาเหตุของการจำแนกอารมณ์ที่ผิดพลาดมาจากหลายปัจจัยด้วยกัน เนื่องจากรูปแบบของคำที่ปรากฏอยู่ในข้อความที่แสดงอารมณ์มีความหลากหลาย ส่งผลให้แบบจำลองไม่สามารถทำนายได้ถูกต้อง อาทิ

1. บางข้อความบทสนทนาสามารถวิเคราะห์ออกมาได้หลายอารมณ์ มีความกำกวม ถ้าพิจารณาเพียงประโยคเดียว เนื่องด้วยความหมายของประโยคมีความเชื่อมโยงกับบทสนทนาอื่น จึงแสดงอารมณ์ได้ต่างกัน โดยขึ้นกับบทสนทนาอื่นที่เกี่ยวข้อง ตัวอย่างบทสนทนา เช่น ‘เป็นอะไร ทำไมดูไม่เป็นตัวของตัวเอง’ เป็นประโยคที่แสดงถึงความกังวล ถ้าพิจารณาเพียงประโยคเดียวสามารถเป็นได้ทั้งกลัวและประหลาดใจ แต่จากเนื้อหาละครในเรื่องจะจัดอยู่ในกลุ่มของอารมณ์กลัว ซึ่งแบบจำลองจะจำแนกผิดออกมาเป็นอารมณ์ประหลาดใจ เนื่องจาก คำว่า ‘เป็นอะไร’ มักจะพบในข้อความบทสนทนาที่แสดงอารมณ์ประหลาดใจ
2. คำที่เหมือนกันปรากฏอยู่ในข้อความที่แสดงอารมณ์ต่างอารมณ์กัน หรือคำนั้นแสดงอารมณ์ได้ต่างกันตามบริบทของข้อความบทสนทนา เช่น คำว่า ‘เป็นอะไร’ เป็นคำที่สามารถพบได้ทั้งในข้อความที่แสดงอารมณ์กลัวและประหลาดใจ

นอกจากนี้พบว่าระบบวิเคราะห์อารมณ์ยังคงต้องพัฒนาต่อไป ทั้งในส่วนของการวิเคราะห์ข้อมูลของความสัมพันธ์ในบทสนทนาที่มีความเชื่อมโยงกัน ขั้นตอนการตัดคำที่ต้องพิจารณาเกี่ยวกับคำที่มีความถี่มาก รวมไปถึง คำสรรพนาม คำที่พบได้น้อยในข้อความบทสนทนา และการเลือกคุณลักษณะอื่นที่เหมาะสมเพิ่มเติมสำหรับการนำปรับใช้ร่วมกับ TF-IDF เพื่อเพิ่มประสิทธิในการของแบบจำลองให้สามารถจำแนกอารมณ์ได้อย่างถูกต้องมากยิ่งขึ้น

บทที่ 6
ข้อสรุปและข้อเสนอแนะ

6.1 สรุปผล

โครงงานนี้เป็นการพัฒนาระบบวิเคราะห์อารมณ์จากข้อความบทสนทนา โดยได้จำแนกข้อความบทสนทนาออกเป็น 6 อารมณ์ด้วยกัน ได้แก่ มีความสุข เสียใจ กลัว ประหลาดใจ โกรธ และรังเกียจ ทางผู้พัฒนาได้ใช้โปรแกรมภาษาไพทอนในการพัฒนาระบบ ใช้ไลบรารี PyThaiNLP ในการตัดคำ จากนั้นได้สร้างแบบจำลองในการเรียนรู้ด้วยเครื่องโดยทดลองกับ 3 เทคนิคด้วยกัน ได้แก่ นาอีฟเบย์ ซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน และเคเอ็นเอ็น นอกจากนี้ยังได้นำ Grid search เข้ามาช่วยในการเพิ่มประสิทธิภาพของแต่ละเทคนิคอีกด้วย ซึ่งเทคนิคทั้งหมดนำมาจากไลบรารีของ Sklearn โดยโครงงานนี้จะไม่ครอบคลุมคำที่สะกดผิดและคำแสลง จากการทดสอบระบบโดยใช้เทคนิคต่าง ๆ ดังที่กล่าวมาแล้ว พบว่าเทคนิคที่ได้ค่าประสิทธิภาพมากที่สุดคือเทคนิคซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนร่วมกับ Grid search โดยมีค่าความถูกต้องประมาณ 90% ค่าความแม่นยำประมาณ 0.86 ขึ้นไป ค่าเรียกคืน 0.69 ขึ้นไป และค่า f1-score ซึ่งเป็นค่าเฉลี่ยของค่าความแม่นยำและค่าเรียกคืนอยู่ที่ 0.77 ขึ้นไป แต่เนื่องจากปริมาณข้อมูลของส่วนที่ไม่แสดงอารมณ์และส่วนที่แสดงอารมณ์ต่าง ๆ มีความแตกต่างกันมากเกินไปจึงได้ปรับแก้ข้อมูลเพิ่มเติม และสรุปได้ว่าระบบวิเคราะห์อารมณ์ จากบทสนทนาในละครโทรทัศน์ของไทยนี้ยังมีประสิทธิภาพไม่เพียงพอเนื่องจากจำนวนของข้อมูลที่แสดงอารมณ์ต่าง ๆ มีจำนวนน้อย จึงทำให้ข้อมูลที่แบบจำลองตอบมามีความคลาดเคลื่อน

6.2 ผลที่ได้รับ

ในส่วนของผลที่ได้รับจากระบบวิเคราะห์อารมณ์ จากบทสนทนาในละครโทรทัศน์ของไทย จะแบ่งออกเป็นผลที่ผู้พัฒนาได้รับและผลที่ผู้ใช้งานได้รับ

ผลที่ผู้พัฒนาได้รับ

1. ผู้พัฒนาได้เรียนรู้และเข้าใจเทคนิคการวิเคราะห์ข้อความ
2. ผู้พัฒนาได้เรียนรู้การพัฒนาโปรแกรมด้วยภาษาไพทอนและเครื่องมือต่าง ๆ ที่ใช้ในการพัฒนาระบบ
3. ผู้พัฒนาได้ฝึกทักษะการวางแผนการดำเนินการ
4. ผู้พัฒนาได้ฝึกการตัดสินใจและการแก้ไขปัญหาที่เกิดขึ้น

ผลที่ผู้ใช้งานได้รับ

1. เป็นประโยชน์ต่อผู้ที่สนใจการวิเคราะห์อารมณ์จากข้อความ
2. ได้ระบบที่สามารถจำแนกอารมณ์จากข้อความ โดยใช้รูปแบบข้อความของบทสนทนาในละครวัยแสบสาแหรกขาด

6.3 ปัญหาและอุปสรรค

1. ข้อความที่ไม่แสดงอารมณ์กับข้อความที่แสดงอารมณ์ต่าง ๆ มีจำนวนต่างกันมากเกินไป และจำนวนข้อความที่แสดงอารมณ์มีน้อย จึงไม่เพียงพอต่อการนำมาพัฒนาแบบจำลองการจำแนกอารมณ์
2. ผู้พัฒนาใช้เวลามากในการรวบรวมและปรับปรุงข้อมูล รวมทั้งจำแนกอารมณ์ต่าง ๆ จากข้อความ
3. รูปแบบของคำที่แสดงในแต่ละอารมณ์มีความแตกต่างกัน เช่น อารมณ์มีความสุขจะมีรูปแบบของคำชัดเจนมากต่างจากอารมณ์โกรธหรือกลัวที่ถึงแม้จะมีจำนวนของข้อความใกล้เคียงกัน แต่ผลการทดสอบกลับยังไม่ดีเท่าที่ควร ด้วยเหตุนี้จึงทำให้ประสิทธิภาพในการจำแนกอารมณ์มีความสุขสูงกว่าอารมณ์อื่นในขณะที่ยังไม่ได้เพิ่มจำนวนข้อความอีกเท่าตัว

6.4 วิธีการแก้ปัญหา

1. เพิ่มจำนวนของข้อความบทสนทนาที่แสดงอารมณ์ต่าง ๆ ในการเรียนรู้ของแบบจำลอง
2. วางแผนให้รอบคอบในการจัดการกับข้อมูลเพื่อลดการทำงานซ้ำและเพิ่มความรวดเร็วในการทำงาน
3. ทดลองกับข้อมูลที่หลากหลายมากยิ่งขึ้นเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของการจำแนกอารมณ์ของข้อความ

6.5 ข้อเสนอแนะ

เนื่องจากระบบวิเคราะห์อารมณ์จากบทสนทนาในละครโทรทัศน์ของไทยนี้ยังมีประสิทธิภาพดีไม่เพียงพอ ดังนั้นจึงควรศึกษาและวิเคราะห์ข้อมูลเพิ่มเติม ตั้งแต่ขั้นตอนของการตัดคำ การเลือกคุณลักษณะอื่นเข้ามาปรับใช้ร่วมกับ TF-IDF ในการสร้างแบบจำลองการจำแนกอารมณ์ รวมถึงพิจารณาสัดส่วนของข้อความบทสนทนาให้เหมาะสม และทดลองกับข้อมูลที่หลากหลายมากยิ่งขึ้นเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของแบบจำลองต่อไป

เอกสารอ้างอิง

[1] Sawit Kasuriya, Tanakom Banchaditt, Nantanit Somboon, Thanaruk Teeramunkong, and Chai Wutiwiwatchai. Detecting emotional speech in Thai. In the tenth Symposium on Natural Language Processing (SNLP), Phuket, Thailand, November 2013. Retrieved from https://www.nectec.or.th/research/research-article/desitd.html [19 Oct 2020]

[2] Kerstin Denecke, Sayan Vaaheesan, and Aaganya Arulnathan. A Mental Health Chatbot for Regulating Emotions (SERMO) - Concept and Usability Test. IEEE Transactions on Emerging Topics in Computing 14, 8 (2020): 1 - 10. [19 Oct 2020]

[3] Magda Kowalska and Monika Wróbel. Basic Emotions. In Encyclopedia of Personality and Individual Differences, Virgil Zeigler-Hill and Todd K. Shackelford (eds.), Springer International Publishing, 2017. Retrieved from https://www.researchgate.net/publication/318447136_Basic_Emotions [19 Oct 2020]

[4] ณัฐิยา ศิรกรวิไล. บทละครโทรทัศน์เรื่อง วัยแสบสาแหรกขาด [ออนไลน์]. สืบค้นจาก https://www.thairath.co.th/novel/waisabsararkkard/allEp [15 ตุลาคม 2563]

[5] ณัฐิยา ศิรกรวิไล. บทละครโทรทัศน์เรื่อง วัยแสบสาแหรกขาด โครงการ 2 [ออนไลน์]. สืบค้นจาก https://www.thairath.co.th/novel/Waisabsarakkard-BrokenProject 2 [15 ตุลาคม 2563]

[6] Shiv Naresh Shivhare and Prof. Saritha Khethawat. Emotion Detection from Text. In the International workshop on Data Mining & Knowledge Management Process (DKMP-2012), Delhi, India, May 2012. Retrieved from https://www.researchgate.net/publication/225045375_Emotion_Detection_from_Text [1 March 2021]

[7] นพมาศ ปักเข็ม. การเรียนรู้แบบเบย์, ในการทำเหมืองข้อมูล, สาขาคอมพิวเตอร์และเทคโนโลยีสารสนเทศ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยทักษิณ, ปี 2558. สืบค้นจาก https://mis.csit.sci.tsu.ac.th/noppamas/download/DataMining/DataMiningCh7V1.pdf [2 March 2021]

[9] Kilian Weinberger. SVM, Machine Learning for Intelligent Systems, Cornell University, 2018. Retrieved from https://www.cs.cornell.edu/courses/cs4780/2018fa/lectures/lecturenote09.html [5 March 2021]

[10] Natasha Latysheva. Implementing Your Own k-Nearest Neighbor Algorithm Using Python [online]. Retrieved from https://www.kdnuggets.com/2016/01/implementing-your-own-knn-using-python.html [2 March 2021]

[11] Jérémie du Boisberranger, et al. Tf–idf term weighting, The Bag of Words representation, Text feature extraction [online]. Retrieved from https://scikit-learn.org/stable/modules/feature_extraction.html#text-feature-extraction [15 Jan 2021]

[12] Pagon Gatchalee. Confusion Matrix เครื่องมือสำคัญในการประเมินผลลัพธ์ของการทำนาย ใน Machine learning [online]. Retrieved from https://medium.com/@pagongatchalee/confusion-matrix-เครื่องมือสำคัญในการประเมินผลลัพธ์ของการทำนาย-ในmachine-learning-fba6e3f9508c [17 Dec 2020]

[13] William Wulf, et al. Colaboratory [online]. Retrieved from https://colab.research.google.com/notebooks/intro.ipynb [20 Nov 2020]

[14] วรรณพงษ์ ภัททิยไพบูลย์. คู่มือการใช้งาน PyThaiNLP 1.4 [ออนไลน์]. สืบค้นจาก https://pythainlp.readthedocs.io/en/latest/pythainlp-1-4-thai/ [24 กันยายน 2563]

[15] Wes McKinney, et al. pandas [online]. Retrieved from https://pandas.pydata.org/ [11 Nov 2020]

[16] Jérémie du Boisberranger, et al. scikit-learn Machine Learning in Python [online]. Retrieved from https://scikit-learn.org/stable/ [11 Nov 2020]

[17] Saba Abdul-baqi Salmana, Al-Hakam Ayad Salihb, Ahmed Hussein Alic, Mohammad Khamees Khaleeld, and Mostafa Abdulghfoor Mohammed. A New Model for Iris Classification Based on Naïve Bayes Grid Parameters Optimization. International Journal of Sciences: Basic and Applied Research (IJSBAR) 40(2):150-155. Retrieved from https://www.researchgate.net/publication/326983725_A_New_Model_for_Iris_Classification_Based_on_Naive_Bayes_Grid_Parameters_Optimization [5 Jan 2021]

[18] Magda Kowalska and Monika Wróbel. Basic Emotions. In *Encyclopedia of Personality and Individual Differences*, Virgil Zeigler-Hill and Todd K. Shackelford (eds.), Springer International Publishing, 2017. Retrieved from https://www.researchgate.net/publication/318447136_Basic_Emotions [29 Nov 2020]

[19] Jérémie du Boisberranger, et al. sklearn.model_selection.train_test_split [online]. Retrieved from https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.model_selection.train_test_split.html [15 Jan 2021]

ภาคผนวก

ภาคผนวก ก
แบบเสนอหัวข้อโครงงาน รายวิชา 2301399 Project Proposal
ปีการศึกษา 2563

ชื่อโครงงาน (ภาษาไทย)	ระบบวิเคราะห์อารมณ์ จากบทสนทนาในละครโทรทัศน์ของไทย
ชื่อโครงงาน (ภาษาอังกฤษ)	Emotional analysis from dialogs in Thai drama
อาจารย์ที่ปรึกษา	ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. ภควรรณ ปักษี
ผู้ดำเนินการ	1. นางสาว พิชามญชุ์ ศิลาพัชรนันท์ เลขประจำตัวนิสิต 6033641423
	2. นางสาว มนัสนันท์ เสนาะเสียง เลขประจำตัวนิสิต 6033649523
	สาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์ ภาควิชาคณิตศาสตร์และวิทยาการคอมพิวเตอร์ คณะวิทยาศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

หลักการและเหตุผล

ช่วงเวลาในชีวิตของมนุษย์นั้นได้มีการตอบสนองทางอารมณ์เกิดขึ้นอยู่ตลอด สภาวะทางอารมณ์เหล่านี้มีอิทธิพลต่อทุกแง่มุมในชีวิต ซึ่งอาจเป็นตัวกำหนดวิธีในการปฏิบัติและรับรู้ถึงสถานการณ์ที่กำลังเผชิญอยู่ ดังนั้นจึงไม่ควรประเมินบทบาทของอารมณ์ในด้านใดด้านหนึ่งของชีวิตต่ำเกินไป ซึ่งหากแต่ละคนสามารถตระหนักถึงอารมณ์ของตนเอง จะช่วยให้สามารถจัดการกับอารมณ์และพัฒนาสภาวะจิตใจของตนเองได้ ในปัจจุบันมีการใช้เทคโนโลยีเข้ามามีบทบาทในการสะท้อนอารมณ์อย่างการวิเคราะห์อารมณ์จากข้อความ ตัวอย่างงานวิจัยเกี่ยวกับการวิเคราะห์อารมณ์ เช่น งานวิจัยวิเคราะห์เสียงพูด [1] เป็นการตรวจจับอารมณ์จากเสียงพูดในละครไทย ซึ่งได้มีการแบ่งประเภทของอารมณ์ที่ตรวจจับได้ออกเป็น 4 อารมณ์ ได้แก่ มีความสุข (happiness) เสียใจ (sadness) โกรธ (anger) และกลัว (fear) โดยมีเทคนิคแบบจำลองฮิดเดนมาร์คอฟ (Hidden Markov Model: HMM) และการจำแนกแบบไบนารี (binary classification) ในการจำแนกประเภทของอารมณ์จากโทนเสียงที่ตัวละครพูด และงานวิจัย [2] เป็นโมบายแอปพลิเคชัน (mobile application) ที่มีฟังก์ชันการทำงานของแชทบอท (chatbot) และอัลกอริธึมในการวิเคราะห์อารมณ์โดยการใช้คลังคำศัพท์เป็นฐาน (Lexicon-based) เพื่อช่วยเหลือผู้ป่วยทางจิตในการควบคุมอารมณ์ ความรู้สึก และจัดการกับความคิด ซึ่งมีการจำแนกอารมณ์ออกเป็น 5 อารมณ์ ได้แก่ มีความสุข เสียใจ โกรธ กลัว และเศร้าโศก (grief)

โครงงานนี้จึงจะพัฒนาระบบวิเคราะห์อารมณ์ที่สามารถวิเคราะห์อารมณ์จากข้อความบทสนทนาได้อัตโนมัติ โดยใช้ความสามารถของการเรียนรู้ด้วยเครื่อง (machine learning) และใช้ข้อมูลคำกับประเภทอารมณ์ของคำจากคลังคำศัพท์ (Lexicon) [3] ร่วมกับการจำแนกประเภทอารมณ์ตามบทความ [4] ทางผู้พัฒนาคาดหวังว่าโครงงานชิ้นนี้จะสามารถเป็นส่วนหนึ่งในการนำไปพัฒนาต่อยอดให้เกิดประโยชน์กับการวิเคราะห์อารมณ์ของผู้มี

สภาวะทางจิตใจที่ไม่ปกติ เช่น ผู้ที่มีปัญหามาปรึกษากับนักจิตวิทยา ผู้ป่วยที่มีภาวะบกพร่องทางจิต แต่เหตุเพราะไม่สามารถขอข้อความบทสนทนาของผู้ที่รับบริการคำปรึกษาจากหน่วยส่งเสริมสุขภาวะนิสิตจุฬาฯ ได้ ทางผู้พัฒนาจึงเลือกที่จะนำบทละครโทรทัศน์มาเป็นข้อมูลเบื้องต้นที่ใช้ในการศึกษาเพื่อออกแบบและพัฒนาระบบวิเคราะห์อารมณ์ เนื่องจากบทละครโทรทัศน์สามารถถ่ายทอดความรู้สึกนึกคิดและความต้องการของบุคคลผ่านทางตัวอักษร เพื่อสื่อความหมายให้ผู้อื่นเข้าใจเรื่องราวที่ถูกนำเสนอ โดยมีพื้นฐานการใช้คำและประโยคที่คล้ายคลึงกับบทสนทนาในชีวิตประจำวัน

วัตถุประสงค์

1. เพื่อศึกษาการจำแนกประเภทของอารมณ์จากบริบทที่ใช้บทสนทนาในบทละครโทรทัศน์ภาษาไทย
2. เพื่อวิเคราะห์อารมณ์จากบทสนทนาในบทละครโทรทัศน์ภาษาไทย

ขอบเขตของโครงงาน

1. โครงงานนี้ศึกษาเฉพาะข้อความจากบทละครโทรทัศน์ภาษาไทย ไม่ครอบคลุมคำแสลง และไม่พิจารณาคำที่สะกดผิด
2. การเก็บตัวอย่างบทสนทนาในละครโทรทัศน์จะมาจากละครโทรทัศน์จำนวน 1 เรื่อง จำนวน 2 ภาค ได้แก่ วัยแสบสาแหรกขาด [5] และวัยแสบสาแหรกขาด โครงการ 2 [6]
3. ผลลัพธ์ในการจำแนกอารมณ์ จะถูกจำแนกออกเป็นส่วนที่ไม่แสดงอารมณ์ และส่วนที่แสดงอารมณ์ ซึ่งจะถูกจำแนกออกเป็น 6 กลุ่มอารมณ์ ตามคลังคำศัพท์ [3] และบทความ [4] ได้แก่ มีความสุข เสียใจ กลัว ประหลาดใจ (surprise) โกรธ และรังเกียจ (disgust)

วิธีการดำเนินงาน

1. ศึกษาและค้นคว้าหาข้อมูลเกี่ยวกับการวิเคราะห์อารมณ์ของข้อความและการจัดทำคลังคำศัพท์ โดยมีการศึกษากลุ่มคำที่เป็นอารมณ์แต่ละประเภท
2. กำหนดขอบเขตและขั้นตอนการดำเนินงาน
3. เก็บรวบรวมข้อความบทสนทนาจากบทละครโทรทัศน์ภาษาไทย โดยค้นหาจากเว็บไซต์ [5] [6]
4. วิเคราะห์และจำแนกกลุ่มอารมณ์จากข้อความที่พบในบทสนทนา เพื่อใช้เป็นข้อมูลในการออกแบบระบบวิเคราะห์อารมณ์
5. ทดลองใช้เทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่องกับข้อมูลที่เก็บรวบรวมได้และเปรียบเทียบแต่ละวิธี เพื่อเลือกใช้วิธีที่เหมาะสมที่สุด
6. ออกแบบและพัฒนาระบบวิเคราะห์อารมณ์จากข้อความบทสนทนาบทละครโทรทัศน์ภาษาไทย
7. ทดสอบระบบวิเคราะห์อารมณ์ที่ได้จากการจำแนกข้อมูล
8. จัดทำเอกสารและคู่มือการใช้งานระบบ

ตารางเวลาการดำเนินงาน

ขั้นตอนการดำเนินงาน	2563				2564		
	ก.ย.	ต.ค.	พ.ย.	ธ.ค.	ม.ค.	ก.พ.	มี.ค.
1. ศึกษาและค้นคว้าข้อมูลเกี่ยวกับการวิเคราะห์อารมณ์ และการจัดทำคลังคำศัพท์สำหรับการจำแนกกลุ่มอารมณ์	√	√					
2. กำหนดขอบเขตและขั้นตอนการดำเนินงาน	√	√	√				
3. เก็บรวบรวมข้อความบทสนทนา		√	√				
4. วิเคราะห์และจำแนกกลุ่มอารมณ์ของข้อความที่พบในบทสนทนา			√	√	√		
5. ทดลองใช้เทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่องกับข้อมูลที่เก็บรวบรวมได้ และเปรียบเทียบแต่ละวิธี				√	√		
6. ออกแบบและพัฒนาระบบวิเคราะห์อารมณ์จากข้อความบทสนทนา				√	√	√	
7. ทดสอบระบบวิเคราะห์อารมณ์ที่ได้จากการจำแนกข้อมูล						√	√
8. จัดทำเอกสารและคู่มือการใช้งานระบบ						√	√

ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1. ประโยชน์ต่อผู้พัฒนา
   - ได้ศึกษาและเรียนรู้เทคนิคการวิเคราะห์และจำแนกข้อความบทสนทนา
   - ได้ฝึกทักษะในการออกแบบและพัฒนาซอฟต์แวร์
   - ได้พัฒนาทักษะการวางแผนการดำเนินงาน
2. ประโยชน์ต่อผู้นำซอฟต์แวร์นี้ไปใช้งาน
   - ได้ระบบที่จำแนกประเภทอารมณ์ของข้อความบทสนทนา
   - เป็นแนวทางในการศึกษาและพัฒนาต่อยอดสำหรับผู้ที่สนใจในด้านการวิเคราะห์อารมณ์ของข้อความบทสนทนา
   - เป็นคอมโพเนนต์ต้นแบบ (prototype) ในการพัฒนาระบบสนทนาเพื่อช่วยเหลือผู้มีสภาวะทางอารมณ์ไม่ปกติให้สามารถตระหนักถึงอารมณ์ตนเอง

อุปกรณ์และเครื่องมือที่ใช้

1. ฮาร์ดแวร์
   - เครื่องคอมพิวเตอร์ ระบบปฏิบัติการ Windows แบบ 64 บิต หน่วยประมวลผล AMD Ryzen7 4700U หน่วยความจำ 8.00 GB
2. ซอฟต์แวร์
   - โปรแกรมภาษา Python 3.8 [7] ใช้พัฒนาระบบ
   - PyThaiNLP [8] เป็นไลบรารีที่ไว้ใช้ในการตัดคำภาษาไทย ซึ่งรองรับเฉพาะ Python ที่เวอร์ชันสูงกว่า 3.4
3. อื่น ๆ
   - กระดาษเอสี่ (A4) สำหรับทำรายงาน
   - หมึกพิมพ์

งบประมาณ

1.	ค่าจัดทำรูปเล่มรายงาน	ราคา 500 บาท
2.	เมาส์ Logitech G703 LIGHTSPEED Wireless Gaming Mouse XZ	ราคา 1,000 บาท
3.	คีย์บอร์ด Logitech K480 Bluetooth Multi Dev Keyboard	ราคา 1,000 บาท
4.	ฮาร์ดดิสก์พกพา (External Harddisk) ความจุ 4 TB	ราคา 2,500 บาท
5.	Transcend MTE110S M.2 512 GB SSD	ราคา 5,000 บาท
		รวม 10,000 บาท

หมายเหตุ: ทั้งนี้งบประมาณที่ตั้งไว้ขอถัวเฉลี่ยทุกรายการ

เอกสารอ้างอิง

1. Sawit Kasuriya, Tanakom Banchaditt, Nantanit Somboon, Thanaruk Teeramunkong, and Chai Wutiwiwatchai. Detecting emotional speech in Thai. In *the tenth Symposium on Natural Language Processing (SNLP)*, Phuket, Thailand, November 2013. Retrieved from https://www.nectec.or.th/research/research-article/desitd.html
2. Kerstin Denecke, Sayan Vaaheesan, and Aaganya Arulnathan. A Mental Health Chatbot for Regulating Emotions (SERMO) - Concept and Usability Test. *IEEE Transactions on Emerging Topics in Computing* 14, 8 (2020): 1 - 10.
3. Saif M. Mohammad. The Sentiment and Emotion Lexicons [Online]. Retrieved from http://saifmohammad.com/WebPages/lexicons.html [19 Oct 2020]
4. Magda Kowalska and Monika Wróbel. Basic Emotions. In *Encyclopedia of Personality and Individual Differences*, Virgil Zeigler-Hill and Todd K. Shackelford (eds.), Springer International Publishing, 2017. Retrieved from https://www.researchgate.net/publication/318447136_Basic_Emotions [19 Oct 2020]
5. ณัฐิยา ศิรกรวิไล. บทละครโทรทัศน์เรื่อง วัยแสบสาแหรกขาด [ออนไลน์]. สืบค้นจาก https://www.thairath.co.th/novel/waisabsararkkard/allEp [15 ตุลาคม 2563]
6. ณัฐิยา ศิรกรวิไล. บทละครโทรทัศน์เรื่อง วัยแสบสาแหรกขาด โครงการ 2 [ออนไลน์]. สืบค้นจาก https://www.thairath.co.th/novel/Waisabsarakkard-BrokenProject%202 [15 ตุลาคม 2563]
7. Pierre Raybaut. SPYDER: The Scientific Python Development Environment [Online]. Retrieved from https://www.spyder-ide.org/ [24 Sep 2020]
8. วรรณพงษ์ ภัททิยไพบูลย์. คู่มือการใช้งาน PyThaiNLP 1.4 [ออนไลน์]. สืบค้นจาก https://pythainlp.readthedocs.io/en/latest/pythainlp-1-4-thai/ [24 กันยายน 2563]

ภาคผนวก ข

ตารางคอนฟิวชันและตารางแสดงประสิทธิภาพผลลัพธ์การจำแนกข้อความ

ในตารางที่ ข.1 - ข.12 เป็นตารางแสดงค่าที่ได้จากการเพิ่มเฉพาะจำนวนข้อความบทสนทนาที่แสดงอารมณ์ ดังที่ได้กล่าวไว้ในหัวข้อที่ 4.6.1

ตารางที่ ข.1 ตารางคอนฟิวชันผลลัพธ์การจำแนกอารมณ์ของข้อความแสดงอารมณ์มีความสุขและอื่น ๆ

ข้อมูลจริง		ข้อมูลที่แบบจำลองตอบ	
		มีความสุข	อื่น ๆ
นาอีฟเบย์	มีความสุข	30	103
	อื่น ๆ	0	470
ซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน	มีความสุข	85	48
	อื่น ๆ	4	466
เคเอ็นเอ็น	มีความสุข	87	46
	อื่น ๆ	17	453
นาอีฟเบย์และ Grid search	มีความสุข	97	36
	อื่น ๆ	14	456
ซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนและ Grid search	มีความสุข	92	41
	อื่น ๆ	13	457
เคเอ็นเอ็นและ Grid search	มีความสุข	83	50
	อื่น ๆ	13	457

ตารางที่ ข.2 ตารางคอนฟิวชันผลลัพธ์การจำแนกอารมณ์ของข้อความแสดงอารมณ์เสียใจและอื่น ๆ

ข้อมูลจริง		ข้อมูลที่แบบจำลองตอบ	
		เสียใจ	อื่น ๆ
นาอีฟเบย์	เสียใจ	3	82
	อื่น ๆ	0	492
ซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน	เสียใจ	24	61
	อื่น ๆ	4	488
เคเอ็นเอ็น	เสียใจ	23	62
	อื่น ๆ	7	485
นาอีฟเบย์และ Grid search	เสียใจ	22	63
	อื่น ๆ	15	477
ซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนและ Grid search	เสียใจ	28	57
	อื่น ๆ	12	480
เคเอ็นเอ็นและ Grid search	เสียใจ	16	69
	อื่น ๆ	5	487

ตารางที่ ข.3 ตารางคอนฟิวชันผลลัพธ์การจำแนกอารมณ์ของข้อความแสดงอารมณ์กลัวและอื่น ๆ

ข้อมูลจริง		ข้อมูลที่แบบจำลองตอบ	
		กลัว	อื่น ๆ
นาอีฟเบย์	กลัว	15	122
	อื่น ๆ	0	473
ซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน	กลัว	58	79
	อื่น ๆ	12	461
เคเอ็นเอ็น	กลัว	51	86
	อื่น ๆ	18	455
นาอีฟเบย์และ Grid search	กลัว	55	82
	อื่น ๆ	28	445
ซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนและ Grid search	กลัว	73	64
	อื่น ๆ	26	447
เคเอ็นเอ็นและ Grid search	กลัว	49	88
	อื่น ๆ	18	45

ตารางที่ ข.4 ตารางคอนฟิวชันผลลัพธ์การจำแนกอารมณ์ของข้อความแสดงอารมณ์ประหลาดใจและอื่น ๆ

ข้อมูลจริง		ข้อมูลที่แบบจำลองตอบ	
		ประหลาดใจ	อื่น ๆ
นาอีฟเบย์	ประหลาดใจ	0	54
	อื่น ๆ	0	504
ซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน	ประหลาดใจ	10	44
	อื่น ๆ	5	499
เคเอ็นเอ็น	ประหลาดใจ	9	45
	อื่น ๆ	5	499
นาอีฟเบย์และ Grid search	ประหลาดใจ	11	43
	อื่น ๆ	26	478
ซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนและ Grid search	ประหลาดใจ	15	39
	อื่น ๆ	10	494
เคเอ็นเอ็นและ Grid search	ประหลาดใจ	4	50
	อื่น ๆ	4	500

ตารางที่ ข.5 ตารางคอนฟิวชันผลลัพธ์การจำแนกอารมณ์ของข้อความแสดงอารมณ์โกรธและอื่น ๆ

ข้อมูลจริง		ข้อมูลที่แบบจำลองตอบ	
		โกรธ	อื่น ๆ
นาอีฟเบย์	โกรธ	5	135
	อื่น ๆ	1	464
ซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน	โกรธ	51	89
	อื่น ๆ	11	454
เคเอ็นเอ็น	โกรธ	34	106
	อื่น ๆ	17	448
นาอีฟเบย์และ Grid search	โกรธ	59	81
	อื่น ๆ	22	443
ซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนและ Grid search	โกรธ	60	80
	อื่น ๆ	28	437
เคเอ็นเอ็นและ Grid search	โกรธ	42	98
	อื่น ๆ	14	451

ตารางที่ ข.6 ตารางคอนฟิวชันผลลัพธ์การจำแนกอารมณ์ของข้อความแสดงอารมณ์รังเกียจและอื่น ๆ

ข้อมูลจริง		ข้อมูลที่แบบจำลองตอบ	
		รังเกียจ	อื่น ๆ
นาอีฟเบย์	รังเกียจ	0	18
	อื่น ๆ	0	514
ซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน	รังเกียจ	1	17
	อื่น ๆ	1	513
เคเอ็นเอ็น	รังเกียจ	2	16
	อื่น ๆ	1	513
นาอีฟเบย์และ Grid search	รังเกียจ	2	16
	อื่น ๆ	0	514
ซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนและ Grid search	รังเกียจ	4	14
	อื่น ๆ	4	510
เคเอ็นเอ็นและ Grid search	รังเกียจ	2	16
	อื่น ๆ	1	513

ตารางที่ ข.7 ประสิทธิภาพการจำแนกอารมณ์จากข้อความโดยใช้นาอีฟเบย์

		ค่าความถูกต้อง	ค่าความแม่นยำ	ค่าเรียกคืน	f1-score
มีความสุข	มีความสุข	82.91	1.00	0.23	0.37
	อื่น ๆ		0.82	1.00	0.90
เสียใจ	เสียใจ	85.78	1.00	0.04	0.07
	อื่น ๆ		0.86	1.00	0.92
กลัว	กลัว	80.00	1.00	0.11	0.20
	อื่น ๆ		0.79	1.00	0.89
ประหลาดใจ	ประหลาดใจ	90.32	0.00	0.00	0.00
	อื่น ๆ		0.90	1.00	0.95
โกรธ	โกรธ	77.52	0.83	0.04	0.07
	อื่น ๆ		0.77	1.00	0.87
รังเกียจ	รังเกียจ	96.61	0.00	0.00	0.00
	อื่น ๆ		0.97	1.00	0.98

ตารางที่ ข.8 ประสิทธิภาพการจำแนกอารมณ์จากข้อความโดยใช้ซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

		ค่าความถูกต้อง	ค่าความแม่นยำ	ค่าเรียกคืน	f1-score
มีความสุข	มีความสุข	91.37	0.96	0.64	0.77
	อื่น ๆ		0.91	0.99	0.95
เสียใจ	เสียใจ	88.73	0.86	0.28	0.42
	อื่น ๆ		0.89	0.99	0.94
กลัว	กลัว	85.08	0.83	0.42	0.56
	อื่น ๆ		0.85	0.97	0.91
ประหลาดใจ	ประหลาดใจ	91.21	0.67	0.19	0.29
	อื่น ๆ		0.92	0.99	0.95
โกรธ	โกรธ	83.47	0.82	0.36	0.50
	อื่น ๆ		0.84	0.98	0.90
รังเกียจ	รังเกียจ	96.61	0.50	0.06	0.10
	อื่น ๆ		0.97	1.00	0.98

ตารางที่ ข.9 ประสิทธิภาพการจำแนกอารมณ์จากข้อความโดยใช้เคเอ็นเอ็น

		ค่าความถูกต้อง	ค่าความแม่นยำ	ค่าเรียกคืน	f1-score
มีความสุข	มีความสุข	89.55	0.84	0.65	0.73
	อื่น ๆ		0.91	0.96	0.93
เสียใจ	เสียใจ	88.04	0.77	0.27	0.40
	อื่น ๆ		0.89	0.99	0.93
กลัว	กลัว	82.95	0.74	0.37	0.50
	อื่น ๆ		0.84	0.96	0.90
ประหลาดใจ	ประหลาดใจ	91.03	0.64	0.17	0.26

	อื่น ๆ		0.92	0.99	0.95
โกรธ	โกรธ	79.66	0.67	0.24	0.36
	อื่น ๆ		0.81	0.96	0.88
รังเกียจ	รังเกียจ	96.80	0.67	0.11	0.19
	อื่น ๆ		0.97	1.00	0.98

ตารางที่ ข.10 ประสิทธิภาพการจำแนกอารมณ์จากข้อความโดยใช้นาอีฟเบย์ร่วมกับ Grid search

		ค่าความถูกต้อง	ค่าความแม่นยำ	ค่าเรียกคืน	f1-score
มีความสุข	มีความสุข	91.70	0.87	0.73	0.80
	อื่น ๆ		0.93	0.97	0.95
เสียใจ	เสียใจ	86.48	0.59	0.26	0.36
	อื่น ๆ		0.88	0.97	0.92
กลัว	กลัว	81.96	0.66	0.40	0.50
	อื่น ๆ		0.84	0.94	0.89
ประหลาดใจ	ประหลาดใจ	87.63	0.30	0.20	0.24
	อื่น ๆ		0.92	0.95	0.93
โกรธ	โกรธ	82.97	0.73	0.42	0.53
	อื่น ๆ		0.85	0.95	0.90
รังเกียจ	รังเกียจ	96.99	1.00	0.11	0.20
	อื่น ๆ		0.97	1.00	0.98

ตารางที่ ข.11 ประสิทธิภาพการจำแนกอารมณ์จากข้อความโดยใช้ซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนร่วมกับ Grid search

		ค่าความถูกต้อง	ค่าความแม่นยำ	ค่าเรียกคืน	f1-score
มีความสุข	มีความสุข	91.04	0.88	0.69	0.77
	อื่น ๆ		0.92	0.97	0.94
เสียใจ	เสียใจ	88.04	0.70	0.33	0.45
	อื่น ๆ		0.89	0.98	0.93
กลัว	กลัว	85.24	0.74	0.53	0.62
	อื่น ๆ		0.87	0.95	0.91
ประหลาดใจ	ประหลาดใจ	91.21	0.60	0.28	0.38
	อื่น ๆ		0.93	0.98	0.95
โกรธ	โกรธ	82.14	0.68	0.43	0.53
	อื่น ๆ		0.85	0.94	0.89
รังเกียจ	รังเกียจ	96.61	0.50	0.22	0.31
	อื่น ๆ		0.97	0.99	0.98

ตารางที่ ข.12 ประสิทธิภาพการจำแนกอารมณ์จากข้อความโดยใช้เคเอ็นเอ็นร่วมกับ Grid search

		ค่าความถูกต้อง	ค่าความแม่นยำ	ค่าเรียกคืน	f1-score
มีความสุข	มีความสุข	89.55	0.86	0.62	0.72
	อื่น ๆ		0.90	0.97	0.94
เสียใจ	เสียใจ	87.17	0.76	0.19	0.30
	อื่น ๆ		0.88	0.99	0.93
กลัว	กลัว	82.62	0.73	0.36	0.48
	อื่น ๆ		0.84	0.96	0.90
ประหลาดใจ	ประหลาดใจ	90.32	0.50	0.07	0.13
	อื่น ๆ		0.91	0.99	0.95
โกรธ	โกรธ	81.48	0.75	0.30	0.43
	อื่น ๆ		0.82	0.97	0.89
รังเกียจ	รังเกียจ	96.80	0.67	0.11	0.19
	อื่น ๆ		0.97	1.00	0.98

ในตารางที่ ข.13 - ข.23 เป็นตารางแสดงค่าที่ได้จากการเพิ่มเฉพาะจำนวนของข้อความบทสนทนาที่แสดงอารมณ์เท่าตัว ดังที่ได้กล่าวไว้ในหัวข้อที่ 4.6.2

ตารางที่ ข.13 ตารางคอนฟิวชันผลลัพธ์การจำแนกอารมณ์ของข้อความแสดงอารมณ์เสียใจ ที่เพิ่มมาหนึ่งเท่าตัวและอื่น ๆ

ข้อมูลจริง		ข้อมูลที่แบบจำลองตอบ	
		เสียใจ	อื่น ๆ
นาอีฟเบย์	เสียใจ	33	137
	อื่น ๆ	1	490
ซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน	เสียใจ	99	71
	อื่น ๆ	15	476
เคเอ็นเอ็น	เสียใจ	95	75
	อื่น ๆ	30	461
นาอีฟเบย์และ Grid search	เสียใจ	107	63
	อื่น ๆ	34	457
ซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนและ Grid search	เสียใจ	132	38
	อื่น ๆ	9	482
เคเอ็นเอ็นและ Grid search	เสียใจ	120	50
	อื่น ๆ	3	488

ตารางที่ ข.14 ตารางคอนฟิวชันผลลัพธ์การจำแนกอารมณ์ของข้อความแสดงอารมณ์กลัว ที่เพิ่มมาหนึ่งเท่าตัวและอื่น ๆ

ข้อมูลจริง		ข้อมูลที่แบบจำลองตอบ	
		กลัว	อื่น ๆ
นาอีฟเบย์	กลัว	137	137
	อื่น ๆ	24	450
ซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน	กลัว	189	85
	อื่น ๆ	34	440
เคเอ็นเอ็น	กลัว	175	99
	อื่น ๆ	64	410
นาอีฟเบย์และ Grid search	กลัว	216	58
	อื่น ๆ	70	404
ซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนและ Grid search	กลัว	220	54
	อื่น ๆ	17	457
เคเอ็นเอ็นและ Grid search	กลัว	200	74
	อื่น ๆ	5	469

ตารางที่ ข.15 ตารางคอนฟิวชันผลลัพธ์การจำแนกอารมณ์ของข้อความแสดงอารมณ์ประหลาดใจ ที่เพิ่มมาหนึ่งเท่าตัวและอื่น ๆ

ข้อมูลจริง		ข้อมูลที่แบบจำลองตอบ	
		ประหลาดใจ	อื่น ๆ
นาอีฟเบย์	ประหลาดใจ	13	94
	อื่น ๆ	1	503
ซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน	ประหลาดใจ	72	35
	อื่น ๆ	11	493
เคเอ็นเอ็น	ประหลาดใจ	68	39
	อื่น ๆ	25	479
นาอีฟเบย์และ Grid search	ประหลาดใจ	70	37
	อื่น ๆ	28	476
ซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนและ Grid search	ประหลาดใจ	81	26
	อื่น ๆ	2	502
เคเอ็นเอ็นและ Grid search	ประหลาดใจ	79	28
	อื่น ๆ	5	499

ตารางที่ ข.16 ตารางคอนฟิวชันผลลัพธ์การจำแนกอารมณ์ของข้อความแสดงอารมณ์โกรธที่เพิ่มมาหนึ่งเท่าตัวและอื่น ๆ

ข้อมูลจริง		ข้อมูลที่แบบจำลองตอบ	
		โกรธ	อื่น ๆ
นาอีฟเบย์	โกรธ	150	129
	อื่น ๆ	16	449
ซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน	โกรธ	209	70
	อื่น ๆ	35	430
เคเอ็นเอ็น	โกรธ	181	98
	อื่น ๆ	75	390
นาอีฟเบย์และ Grid search	โกรธ	215	64
	อื่น ๆ	56	409
ซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนและ Grid search	โกรธ	229	50
	อื่น ๆ	16	449
เคเอ็นเอ็นและ Grid search	โกรธ	213	66
	อื่น ๆ	44	421

ตารางที่ ข.17 ตารางคอนฟิวชันผลลัพธ์การจำแนกอารมณ์ของข้อความแสดงอารมณ์รังเกียจที่เพิ่มมาหนึ่งเท่าตัวและอื่น ๆ

ข้อมูลจริง		ข้อมูลที่แบบจำลองตอบ	
		รังเกียจ	อื่น ๆ
นาอีฟเบย์	รังเกียจ	0	35
	อื่น ๆ	0	515
ซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน	รังเกียจ	15	20
	อื่น ๆ	1	514
เคเอ็นเอ็น	รังเกียจ	13	22
	อื่น ๆ	4	511
นาอีฟเบย์และ Grid search	รังเกียจ	30	5
	อื่น ๆ	8	507
ซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนและ Grid search	รังเกียจ	31	4
	อื่น ๆ	5	510
เคเอ็นเอ็นและ Grid search	รังเกียจ	31	4
	อื่น ๆ	10	505

ตารางที่ ข.18 ประสิทธิภาพการจำแนกอารมณ์จากข้อความที่เพิ่มมาหนึ่งเท่าตัวโดยใช้นาอีฟเบย์

		ค่าความถูกต้อง	ค่าความแม่นยำ	ค่าเรียกคืน	f1-score
เสียใจ	เสียใจ	79.12	0.97	0.19	0.32
	อื่น ๆ		0.78	1.00	0.88
กลัว	กลัว	78.74	0.85	0.51	0.64
	อื่น ๆ		0.77	0.95	0.85
ประหลาดใจ	ประหลาดใจ	84.45	0.93	0.12	0.21
	อื่น ๆ		0.84	1.00	0.91
โกรธ	โกรธ	80.64	0.90	0.54	0.68
	อื่น ๆ		0.78	0.97	0.86
รังเกียจ	รังเกียจ	93.63	0.00	0.00	0.00
	อื่น ๆ		0.94	1.00	0.97

ตารางที่ ข.19 ประสิทธิภาพการจำแนกอารมณ์จากข้อความที่เพิ่มมาหนึ่งเท่าตัวโดยใช้ซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

		ค่าความถูกต้อง	ค่าความแม่นยำ	ค่าเรียกคืน	f1-score
เสียใจ	เสียใจ	86.98	0.87	0.58	0.70
	อื่น ๆ		0.87	0.97	0.92
กลัว	กลัว	84.09	0.85	0.69	0.76
	อื่น ๆ		0.84	0.93	0.88
ประหลาดใจ	ประหลาดใจ	92.47	0.87	0.67	0.76
	อื่น ๆ		0.93	0.98	0.96
โกรธ	โกรธ	85.88	0.86	0.75	0.80
	อื่น ๆ		0.86	0.92	0.89
รังเกียจ	รังเกียจ	96.18	0.94	0.43	0.59
	อื่น ๆ		0.96	1.00	0.98

ตารางที่ ข.20 ประสิทธิภาพการจำแนกอารมณ์จากข้อความที่เพิ่มมาหนึ่งเท่าตัวโดยใช้เคเอ็นเอ็น

		ค่าความถูกต้อง	ค่าความแม่นยำ	ค่าเรียกคืน	f1-score
เสียใจ	เสียใจ	84.11	0.76	0.56	0.64
	อื่น ๆ		0.86	0.94	0.90
กลัว	กลัว	77.67	0.73	0.62	0.67
	อื่น ๆ		0.80	0.86	0.83
ประหลาดใจ	ประหลาดใจ	89.52	0.73	0.64	0.68
	อื่น ๆ		0.92	0.95	0.94
โกรธ	โกรธ	76.74	0.71	0.65	0.68
	อื่น ๆ		0.80	0.84	0.82
รังเกียจ	รังเกียจ	95.27	0.76	0.37	0.50
	อื่น ๆ		0.96	0.99	0.98

ตารางที่ ข.21 ประสิทธิภาพการจำแนกอารมณ์จากข้อความที่เพิ่มมาหนึ่งเท่าตัว
โดยใช้นาอีฟเบย์ร่วมกับ Grid search

		ค่าความถูกต้อง	ค่าความแม่นยำ	ค่าเรียกคืน	f1-score
เสียใจ	เสียใจ	85.32	0.76	0.63	0.69
	อื่น ๆ		0.88	0.93	0.90
กลัว	กลัว	82.88	0.76	0.79	0.77
	อื่น ๆ		0.87	0.85	0.86
ประหลาดใจ	ประหลาดใจ	89.36	0.71	0.65	0.68
	อื่น ๆ		0.93	0.94	0.94
โกรธ	โกรธ	83.87	0.79	0.77	0.78
	อื่น ๆ		0.86	0.88	0.87
รังเกียจ	รังเกียจ	97.63	0.79	0.86	0.82
	อื่น ๆ		0.99	0.98	0.99

ตารางที่ ข.22 ประสิทธิภาพการจำแนกอารมณ์จากข้อความที่เพิ่มมาหนึ่งเท่าตัว
โดยใช้ซัปพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนร่วมกับ Grid search

		ค่าความถูกต้อง	ค่าความแม่นยำ	ค่าเรียกคืน	f1-score
เสียใจ	เสียใจ	92.88	0.94	0.78	0.85
	อื่น ๆ		0.93	0.98	0.95
กลัว	กลัว	90.50	0.93	0.80	0.86
	อื่น ๆ		0.89	0.96	0.93
ประหลาดใจ	ประหลาดใจ	95.41	0.98	0.76	0.85
	อื่น ๆ		0.95	1.00	0.97
โกรธ	โกรธ	91.12	0.93	0.82	0.87
	อื่น ๆ		0.90	0.97	0.93
รังเกียจ	รังเกียจ	98.36	0.86	0.89	0.87
	อื่น ๆ		0.99	0.99	0.99

ตารางที่ ข.23 ประสิทธิภาพการจำแนกอารมณ์จากข้อความที่เพิ่มมาหนึ่งเท่าตัว
โดยใช้เคเอ็นเอ็นร่วมกับ Grid search

		ค่าความถูกต้อง	ค่าความแม่นยำ	ค่าเรียกคืน	f1-score
เสียใจ	เสียใจ	91.98	0.98	0.71	0.82
	อื่น ๆ		0.91	0.99	0.95
กลัว	กลัว	89.43	0.98	0.73	0.84
	อื่น ๆ		0.86	0.99	0.92
ประหลาดใจ	ประหลาดใจ	94.59	0.94	0.74	0.83
	อื่น ๆ		0.95	0.99	0.97
โกรธ	โกรธ	85.21	0.83	0.76	0.79
	อื่น ๆ		0.86	0.91	0.88
รังเกียจ	รังเกียจ	97.45	0.76	0.89	0.82
	อื่น ๆ		0.99	0.98	0.99

ประวัติผู้เขียน

Miss Manusanun Sanosieng
นางสาวมนัสนันท์ เสนาะเสียง
วัน เดือน ปี เกิด: 18 ตุลาคม 2542
สถานที่เกิด: กรุงเทพมหานคร
ชั้นปีที่ 4 คณะวิทยาศาสตร์ ภาควิชาคณิตศาสตร์และวิทยาการคอมพิวเตอร์
สาขาวิทยาการคอมพิวเตอร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
อีเมล: 6033649523@student.chula.ac.th

Miss Pichamon Silapatcharanun
นางสาวพิชามญชุ์ ศิลาพัชรนันท์
วัน เดือน ปี เกิด: 14 กันยายน 2542
สถานที่เกิด: กรุงเทพมหานคร
ชั้นปีที่ 4 คณะวิทยาศาสตร์ ภาควิชาคณิตศาสตร์และวิทยาการคอมพิวเตอร์
สาขาวิทยาการคอมพิวเตอร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
อีเมล: 6033641423@student.chula.ac.th