Thai-textual Cyberbullying Detection using Support Vector Machines

การพัฒนาแบบจำลองในการตรวจจับข้อความภาษาไทยที่เป็นการกลั่นแกล้งทางไซเบอร์ โดยใช้วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

Received 18 Sep 19
Reviewed 27 Sep 19
Revised 25 Oct 19
Accepted 30 Oct 19

Nuttakit Jenkarn and Mahasak Ketcham*
ณัฐกิจ เจนการ[1] และ มหศักดิ์ เกตุฉ่ำ[2*]
[1]Guru Services Company Limited
[1]บริษัท กูรูเซอร์วิส จำกัด
[2]Department of Information Technology, Faculty of Information Technology, King Mongkut's University of Technology North Bangkok, Thailand
[2]ภาควิชาสาขาการจัดการเทคโนโลยีสารสนเทศ คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ กรุงเทพมหานคร

*Corresponding Author, Tel. -, E-mail: mahasak.k@it.kmutnb.ac.th
*ผู้นิพนธ์ประสานงาน โทรศัพท์ - อีเมล: mahasak.k@it.kmutnb.ac.th

Abstract

This research applied data mining and machine learning to develop a prototype "Thai-textual Cyberbullying Detection using Support Vector Machines" that can be future online Cyberbullying social media detection. Support Vector Machines (SVMs), K-Nearest Neighbour and Naïve Bayes are selected to use in our research. From the evaluation by Confusion Matrix, SVMs had the highest classification accuracy as 83.91

Keywords: Text Mining, Cyberbullying, Machine learning

บทคัดย่อ

งานวิจัยฉบับนี้ได้นำเอาเทคนิควิธีการทำเหมืองข้อความและการเรียนรู้ของเครื่อง มาประยุกต์ใช้ในการพัฒนาแบบจำลองจำแนกข้อความภาษาไทยที่เป็นการกลั่นแกล้งทางไซเบอร์ เพื่อให้สามารถนำไปพัฒนาต่อยอดในการป้องกันการกลั่นแกล้งทางไซเบอร์บนสื่อโซเชียลออนไลน์ได้ ซึ่งในงานวิจัยชิ้นนี้ได้ทำการพัฒนาแบบจำลองโดยใช้อัลกอริทึม Support Vector Machine , K-Nearest Neighbour และอักอริทึม Naïve Bayes โดยได้มีการประเมินประสิทธิภาพและทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของอัลกอริทึม โดยใช้ Confusion Matrix โดยผลที่ได้คืออักอริทึม Support Vector Machine มีประสิทธิภาพในการจำแนกสูงที่สุด ซึ่งมีค่าความถูกต้องอยู่ที่ร้อยละ 83.91

คำสำคัญ: วิธีการทำเหมืองข้อความ การกลั่นแกล้งทางไซเบอร์ การเรียนรู้ของเครื่อง

1. บทนำ

ปัจจุบันนี้ทุกคนต่างก็มีบัญชีโซเชียลต่าง ๆ อย่าง Facebook, Instagram, Youtube หรือ Twitter ซึ่งผู้คนส่วนใหญ่นั้น เลือกที่จะรับขาวสารต่าง ๆ จากทางสื่อโซเชียลมีเดียเหล่านี้ เพราะมีความสะดวกรวดเร็ว และเข้าถึงง่าย และยังสามารถเผยแพร่ต่อได้ง่ายอีกด้วย และด้วยการแพร่กระจายที่ง่ายและรวดเร็วของข่าวต่าง ๆ นี้เอง ทำให้เกิดการเผยแพร่ทั้งข่าวที่เป็นความจริง และไม่เป็น

ความจริง รวมถึงการแสดงความคิดเห็นต่างที่มีต่อข่าวเหล่านั้นทั้งในแง่บวกและแง่ลบนั้นมีมากขึ้น และด้วยเหตุนี้เองก็ทำให้มีผู้ที่ได้รับผลกระทบมากมายจากสื่อโซเชียลมีเดียเหล่านี้ WEF Global press release ได้เผยผลงานวิจัยระดับโลกในเรื่องพลเมืองดิจิทัลของโลกนี้ [1] โดยระบุว่า เด็กไทยมีโอกาสเสี่ยงภัยจากออนไลน์ถึง (60%) ขณะที่ค่าเฉลี่ยทั่วโลกอยู่ที่ (56%) ซึ่งภัยออนไลน์ของเด็กไทยที่พบมากที่สุดมี 4 ประเภท คือ 1.Cyber bullying (49%), 2. การเข้าถึงสื่อลามกและพูดคุยเรื่องเพศกับคนแปลกหน้าในโลกออนไลน์ (19%), 3. ติดเกม (12%) และ 4.ถูกล่อลวงออกไปพบคนแปลกหน้า (7%) จะเห็นได้ว่า Cyberbullying ในเด็กไทยนั้นเป็นเรื่องที่น่าเป็นห่วง และยังมีค่าที่สูงกว่าค่าเฉลี่ยโลกที่อยู่ที่ (47%) อีกด้วย

Cyberbullying [2] คือ การรังแกผู้อื่นผ่านทางโลกออนไลน์ ซึ่งการรังแกนั้นเป็นไปทั้งในรูปแบบของ การด่าทอ, การกล่าวหา, การใช้ถ้อยคำเสียดสีหยาบคาย ต่อว่าผู้อื่นโดยเป็นการแกล้งที่เจาะจงบุคคลเป้าหมาย และมีแนวโน้มในการรังแกที่ต่อเนื่องมากกว่าหนึ่งครั้ง ซึ่งการกระทำนี้สามารถเกิดขึ้นได้บ่อยกว่าการแกล้งกันทั่วไป เพราะในโลกออนไลน์นั้น ผู้รังแกไม่ได้เผชิญหน้ากับเป้าหมายจริง ๆ โดยผลจากการวิจัย เรื่อง “ความชุกและปัจจัยที่เกี่ยวข้องกับการกลั่นแกล้งบนโลกไซเบอร์ ในระดับชั้น ม.1-3” โดยเป็นความร่วมมือในระดับนานาชาติ 14 ประเทศทั่วโลก [3] ชี้ให้เห็นว่า เด็กไทยนั้นมีประสบการณ์ถูกกลั่นแกล้งในชีวิตจริงมากถึง 80 % ซึ่งมากกว่าประเทศอย่างสหรัฐอเมริกา ยุโรป และญี่ปุ่นถึง 4 เท่า โดยพบว่ารูปแบบในการรังแก่ที่พบว่าถูกกระทำมากที่สุด คือ การโดนล้อเลียนและการถูกตั้งฉายาที่ 79.4% การถูกเพิกเฉย ไม่สนใจ 54.4%และคนอื่นไม่เคารพ 46.8% ตามด้วยการถูกปล่อยข่าวลือ การถูกนำรูปไปตัดต่อ ถูกข่มขู่ และการถูกทำให้หวาดกลัว ตามลำดับ โดยส่วนใหญ่มากถึง 89.2% เลือกที่จะปรึกษาเพื่อนมากกว่าคนในครอบครัว และด้วยความตระหนักถึงปัญหาเรื่องการ Cyberbullying ของทั่วโลก จึงได้มีการกำหนดให้วันศุกร์ที่ 3 ของเดือนมิถุนายนเป็นวันหยุดการกลั่นแกล้งบนโลกออนไลน์ (Stop Cyberbullying Day) [4] เพื่อทำให้สังคมได้ตระหนักถึงปัญหาเหล่านี้

ผลการวิจัยเรื่อง Cyberbullying classification using text mining [5] ได้มีการนำเสนอการสร้างแบบจำลองในการจำแนกประเภทของการกลั่นแกล้งทางอินเทอร์เน็ตในการสนทนาด้วยข้อความ(ภาษาอังกฤษ)โดยใช้วิธีการทำเหมืองข้อความ ซึ่งได้เสนออัลกอริทึมที่ใช้คือ Support Vector Machine เปรียบเทียบกับ Naive Bayes ซึ่งผลการวิจัยชี้ให้เห็นว่าวิธี Support Vector Machine นั้นให้ค่าความแม่นยำที่สูงกว่าวิธี Naive Bayes และมีความสามารถที่จะจำแนกประเภทของการกลั่นแกล้งทางอินเทอร์เน็ตในการสนทนาด้วยข้อความ(ภาษาอังกฤษ) ได้เป็นอย่างดี และอีกหนึ่งงานวิจัยของไทยเรื่องการวิเคราะห์ความคิดเห็นภาษาไทยเกี่ยวกับการรีวิวสินค้าออนไลน์ โดยใช้ขั้นตอนวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมทชีน [6] โดยได้นำเสนอการเปรียบเทียบประสิทธิ์ภาพการวิเคราะห์ความคิดเห็นภาษาไทย ของอัลกอริธึม 4 ตัว ได้แก่ ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมทชีน ต้นไม้ตัดสินใจ นาอีฟเบย์ และเคเนียเรสเนเบอร์ ซึ่งจากผลการวิจัยพบว่าอัลกอริธึมซัพพอร์ทเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine) ให้ประสิทธิภาพในการจำแนก คุณลักษณะที่ดีสุด ดังนั้นงานวิจัยในครั้งนี้จึงมีแนวคิดที่จะใช้เทคนิคการสร้างแบบจำลองในการจำแนก

ข้อความโดยใช้วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน มาใช้ในพัฒนาแบบจำลองในการตรวจจับข้อความภาษาไทยที่เป็นการกลั่นแกล้งทางไซเบอร์บนเฟสบุ๊ค โดยใช้วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

2. วัสดุ อุปกรณ์ และวิธีการวิจัย

2.1 การรวบรวมข้อมูล

ผู้วิจัยได้มีการเก็บรวบรวมข้อมูล ซึ่งเป็นข้อความแสดงความคิดเห็นของผู้ใช้สื่อสังคมออนไลน์ทั้ง Facebook , YouTube , Twitter และ Instagram ที่เป็นการแสดงความคิดเห็นต่อบุคคลที่เป็นกระแสอยู่ในขณะนั้น เช่น ดารา นักกีฬา หรือ ผู้ต้องหาคดีดัง ๆ เป็นต้น โดยใช้เครื่องมือ (API) ของสื่อสังคมออนไลน์นั้น ๆ ในการดึงข้อความแสดงความคิดเห็นและนำมาจัดเก็บให้อยู่ในรูปของไฟล์ซีเอสวี (CSV)

ตารางที่ 1 ตัวอย่างข้อมูลที่รวบรวมได้

Text
สุดยอด...ของความตอแหลจังไร
ดูไปเขินไป เริ่มจะรักผู้ชายคนนี้แล้วเนี่ย
ตอแหล...หน้าด้านไม่เบายังหน้าระลึ่นได้นะมึง
อีตอแหล!!! ออกไปจากวงการอีดอก...นิสัยแย่
เป็นผู้ชายที่พูดครับได้ดูน่าเอ็นดูมากครับ

2.2 การจัดรูปแบบข้อมูล

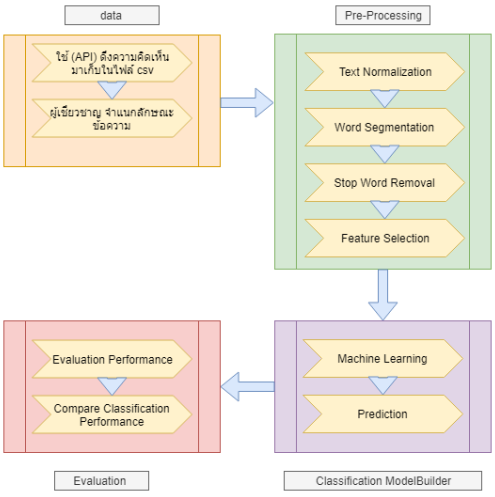
ในการจำแนกข้อความแสดงความคิดเห็นภาษาไทยที่เป็นการกลั่นแกล้งทางไซเบอร์นั้น ผู้วิจัยได้แบ่งการจำแนกออกเป็น 2 ลักษณะ ได้แก่ ลักษณะข้อความที่เป็นการกลั่นแกล้งทางไซเบอร์ และลักษณะข้อความที่ไม่เป็นการกลั่นแกล้งทางไซเบอร์ ซึ่งผู้วิจัยได้นำข้อความแสดงความคิดเห็นภาษาไทยที่สามารถเก็บรวบรวมได้ มาวิเคราะห์ตามลักษณะที่ได้จำแนกขึ้น ซึ่งจะวิเคราะห์ทีละข้อความว่าจัดอยู่ในลักษณะใด โดยให้ผู้เชี่ยวชาญเป็นผู้ทำการวิเคราะห์และบันทึกเป็นตารางบนไฟล์ซีเอสวี (CSV)

2.3 การออกแบบวิธีการวิเคราะห์

ตารางที่ 2 การกำหนด Class ให้กับข้อความ

Text	Class
สุดยอด...ของความตอแหลจังไร	Yes
ดูไปเขินไป เริ่มจะรักผู้ชายคนนี้แล้วเนี่ย	No
ตอแหล...หน้าด้านไม่เบายังหน้าระลื่นได้นะมึง	Yes
อีตอแหล!!! ออกไปจากวงการอีดอก...นิสัยแย่	Yes
เป็นผู้ชายที่พูดครับได้ดูน่าเอ็นดูมากครับ	No

กระบวนการการพัฒนาแบบจำลองในการตรวจจับข้อความภาษาไทยที่เป็นการกลั่นแกล้งทางไซเบอร์และการเปรียบเทียบอัลกอริทึมที่ได้เลือกมาทดสอบ สามารถอธิบายขั้นตอนได้ดังนี้



รูปที่ 1 กระบวนการการพัฒนาแบบจำลองในการตรวจจับข้อความภาษาไทยที่เป็นการกลั่นแกล้งทางไซเบอร์

2.3.1 ขั้นตอนการเตรียมข้อมูล (Data) ซึ่งประกอบไปด้วย

2.3.1.1 เก็บรวบรวมข้อความแสดงความคิดเห็นจากผ่านการวิเคราะห์ลักษณะจากสื่อสังคมออนไลน์ โดยใช้เครื่องมือ (API) ในการดึงข้อความแสดงความคิดเห็นจาก YouTube และ Twitter และใช้การดึงข้อมูลด้วยตนเองจาก Facebook และ Instagram แล้วจัดเก็บในไฟล์ CSV

2.3.1.2 ให้ผู้เชี่ยวชาญตรวจสอบละวิเคราะห์ข้อความแสดงความคิดเห็นที่ได้จาก Facebook, YouTube , Twitter และ Instagram และจำแนกลักษณะข้อความว่าเป็นลักษณะข้อความที่เป็นการกลั่นแกล้งทางไซเบอร์ หรือลักษณะข้อความที่ไม่เป็นการกลั่นแกล้งทางไซเบอร์ แล้วจัดเก็บในไฟล์ CSV

2.3.2 นำข้อมูลเข้าสู่กระบวนการก่อนหน้า (Pre-Processing) ซึ่งประกอบไปด้วย

2.3.2.1 Text Normalization ทำการลบสัญลักษณ์พิเศษออกจากข้อความ ซึ่งในที่นี้จะรวมถึงสัญลักษณ์ของภาษาไทยและตัวเลขต่างที่ไม่ต้องการด้วยเช่น @, #, $, ๆ, ฯ, 5 เป็นต้นรวมทั้งช่องว่าง เพื่อกำจัดข้อมูลส่วนเกินออก

2.3.2.2 การตัดคำ (Word Segmentation) การตัดคำนั้นเป็นกระบวนการหลักและมีความสำคัญสำหรับภาษาไทย ซึ่งจะทำการตัดคำให้เป็นคุณลักษณะแบบคำเดี่ยว (Single word) ด้วยวิธีการตัดคำแบบสอดคล้องมากที่สุด (Maximum Matching algorithm) โดยใช้พจนานุกรม (Thai national corpus) เป็นตัวเปรียบเทียบ โดยกำหนดให้ตัวอักษรของการตัดคำที่ตัดได้แยกจากกันด้วยสัญลักษณ์ไปป์ (|) แล้วนำไปบันทึกลงในไฟล์ข้อมูล CSV

ตารางที่ 3 การตัดคำเพื่อใช้ในการจำแนกความคิดเห็น

Text	Class
สุด|ยอด|ของ|ความ|ตอแหล|จังไร	Yes
ดู|ไป|เขิน|ไป|เริ่ม|จะ|รัก|ผู้ชาย|คน|นี้|แล้ว|เนี่ย	No
ตอแหล|หน้าด้าน|ไม่|เบา|ยัง|หน้า|ระลื่น|ได้|นะ|มึง	Yes
อี|ตอแหล|ออก|ไป|จาก|วงการ|อีดอก|นิสัย|แย่	Yes
เป็น|ผู้ชาย|ที่|พูด|ครับ|ได้|ดู|น่า|เอ็นดู|มาก|ครับ	No

2.3.2.3 การกำจัดคำหยุด (Stop Word Removal) เป็นการนำคำที่ไม่มีความหมายหรือคำที่ไม่มีนัยสำคัญในเอกสารออก โดยที่ความหมายของคำหรือข้อความจะไม่เปลี่ยนแปลง คำหยุดจะปรากฏในข้อความทุกข้อความ ซึ่งคำหยุดเป็นคุณลักษณะที่ไม่มีความเกี่ยวข้องหรือไม่มี

ประโยชน์ ในการจำแนกหมวดหมู่ข้อความ ดังนั้นการกำจัดคำหยุดจึงเป็นกระบวนการที่ควรทำก่อนการจัดทำดัชนีเพื่อกำจัดคุณลักษณะที่ไม่เป็นประโยชน์ และลดขนาดของดัชนีลง ซึ่งจะช่วยประหยัดทั้งพื้นที่และเวลาในการประมวลผล

2.3.2.4 ขั้นตอนการเลือกคุณลักษณะ (Feature Selection)

คุณลักษณะจำนวนมากมาใช้ในการประมวลผลจะใช้เวลาและทรัพยากรในการประมวลผลมาก ดังนั้นจึงจำเป็นต้องมีการเลือกคุณลักษณะเพื่อให้ข้อมูลมีขนาดลดลง แต่ต้องสูญเสียลักษณะสำคัญของข้อมูลและความถูกต้องของผลลัพธ์ให้น้อยที่สุด สำหรับเทคนิคที่นำมาใช้ในการเลือกคุณลักษณะมีหลายเทคนิค ในงานวิจัยนี้ประยุกต์เทคนิคการเลือกคุณลักษณะด้วยวิธีการทางสถิติมาใช้ โดยใช้วิธีการให้น้ำหนักของคำในเอกสารแบบ TF/IDF (Term Frequency/Inverse Document Frequency) ซึ่งเป็นวิธีที่ใช้ประเมินความสำคัญของคำหรือคุณลักษณะนั้น ๆ ในเอกสารที่เป็นชุดฝึก (Training Set) ทั้งหมด (Jing, Huang and Shi, 2002) คุณลักษณะที่มีค่าน้ำหนัก TF/IDF มากหมายความว่า คุณลักษณะนั้นมีประสิทธิภาพในการจำแนกเอกสารมากเช่นกัน การคำนวณค่าน้ำหนัก TF-IDF แสดงในสมการที่ 1 และ 2

$$W_{(f,d)} = TF_{(f,d)} \times IDF_{(f)} \quad (1)$$

$$IDF_{(f)} = \log \frac{|D|}{|DF_{(f)}|} \quad (2)$$

โดยที่ $W_{(f,d)}$ คือ ค่าน้ำหนักของคุณลักษณะ (f) ที่ปรากฏในเอกสาร (d)

$TF_{(f,d)}$ คือ ความถี่ของคุณลักษณะ (f) ที่ปรากฏในเอกสาร (d)

$|D|$ คือ จำนวนเอกสารทั้งหมดในข้อมูลชุดฝึก (Training Set)

$|DF_{(f)}|$ คือ จำนวนของเอกสารทั้งหมดที่มีคุณลักษณะ (f) ปรากฏอยู่

การพิจารณาเลือกคุณลักษณะจะกระทำภายหลังจากคำนวณน้ำหนัก TF-IDF เสร็จ โดยพิจารณาจากคุณลักษณะที่ให้ค่า TF-IDF สูงในแต่ละ Class โดยนำมารวมกันและขมวดคำที่ซ้ำกันเข้าด้วยกัน จากนั้นนำคุณลักษณะที่เลือกมาแปลงให้อยู่ในรูปแบบของเมตริกซ์เอกสาร (Document-Terms Matrix) ดังตารางที่ 4 ก่อนนำไปสร้างแบบจำลองด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง

ตารางที่ 4 เมตริกซ์เอกสาร

Row	ทำ	ตัว	...	เลว	Class
1	0.212	0	...	0.453	Yes
2	0.122	0.422	...	0	No
3	0	0.312	...	0.453	Yes
...	...	...	...	...	...
n	0.233	0	...	0	No

2.3.3 การสร้างแบบจำลองในการจำแนกข้อความ (Classification Modelbuilder)

ใช้อัลกอริธึม Support Vector Machine (SVM), K-Nearest Neighbour และ Naive Bayes ในการจำแนกข้อความออกเป็น 2 ประเภทคือ ข้อความที่เป็นการกลั่นแกล้งทางไซเบอร์(Yes) และข้อความที่ไม่เป็นการกลั่นแกล้งทางไซเบอร์ (No)

2.3.4 ขั้นตอนการการประเมินประสิทธิภาพ (Evaluation)

2.3.4.1 ทำการประเมินประสิทธิภาพของตัวจำแนกแต่ละตัวที่ใช้อัลกอริธึม Support Vector Machine (SVM), K-Nearest Neighbour และ Naive Bayes โดยใช้วิธี Cross-validation Test เพื่อหาค่าความถูกต้อง (Accuracy) ค่าความแม่นยำ (Precision) ค่าความระลึก (Recall) และค่าความถ่วงดุล (F-Measure) ของแต่ละตัวจำแนก

2.3.4.2 ทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวจำแนกแต่ละตัวโดยใช้ค่าความถูกต้อง (Accuracy) ค่าความแม่นยำ (Precision) ค่าความระลึก (Recall) และค่าความถ่วงดุล (F-Measure) ของแต่ละตัวจำแนกเป็นตัวเปรียบเทียบ

2.4 การประเมินประสิทธิภาพ

การประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลอง จะใช้ Cross-validation Test โดยทำการแบ่งข้อมูลออกเป็นหลายส่วน โดยที่แต่ละส่วนมีจำนวนข้อมูลเท่ากัน แล้วนำข้อมูลหนึ่งส่วนไว้ใช้เป็นตัวทดสอบประสิทธิภาพของโมเดล และนำข้อมูลส่วนที่เหลือไปสร้างโมเดล ทำวนไปเช่นนี้จนครบจำนวนที่แบ่งไว้ แล้วคำนวนหาค่า Confusion Matrix ค่า

ความถูกต้อง (Accuracy) ค่าความแม่นยำ (Precision) ค่าความระลึก (Recall) และค่าความถ่วงดุล (F-Measure)

2.4.1 ค่า Confusion Matrix

2.4.1.1 True Positive (TP) หมายถึง จำนวนที่ทำนายตรงกับข้อมูลจริงในคลาสที่กำลังพิจารณา สมการ True Positive rate = Σ True positive / Σ Condition positive

2.4.1.2 True Negative (TN) หมายถึง จำนวนที่ทำนายตรงกับข้อมูลจริงในคลาสที่ไม่ได้กำลังพิจารณา สมการ True Negative rate = Σ True negative / Σ Condition negative

2.4.1.3 False Positive (FP) หมายถึง จำนวนที่ทำนายผิดเป็นคลาสที่กำลังพิจารณา สมการ False Positive rate = Σ False positive / Σ Condition negative

2.4.1.4 False Negative (FN) หมายถึง จำนวนที่ทำนายผิดเป็นคลาสที่ไม่ได้กำลังพิจารณา สมการ False Negative rate = Σ False negative /Σ Condition positive

2.4.2 ค่า Precision แสดง จำนวนที่ทำนายถูกจากข้อมูลที่ทำนายว่าเป็นคลาสที่กำลังพิจารณา สมการ Precision = TP / (TP + FP)

2.4.3 ค่า Re-call แสดง จำนวนข้อมูลที่ทำนายถูก สมการ Recall = TP / (TP + FN)

2.4.4 ค่า F-measure คือ ค่าเฉลี่ยของ Precision และ Recall สมการ F-measure = [2(Precision x Re-call) / (Precision + Re-call)]

2.4.5 ค่า Accuracy คือ จำนวนข้อมูลที่ทำนายถูกของทุกคลาส สมการ Accuracy = (TP + TN) / (TP + TN + FP + FN)

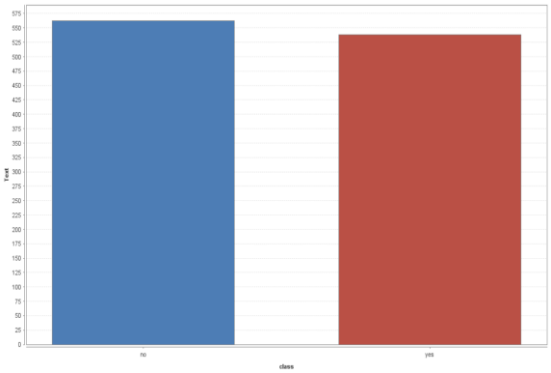
2.5 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพ

ทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองในการตรวจจับข้อความภาษาไทยที่เป็นการกลั่นแกล้งทางไซเบอร์ระหว่างวิธี Support Vector Machine (SVM) วิธี K-Nearest Neighbour และ วิธี Naive Bayes โดยเปรียบเทียบค่าความถูกต้อง (Accuracy) ค่าความแม่นยำ (Precision) ค่าความระลึก (Recall) และค่าความถ่วงดุล (F-Measure) ที่วัดได้จากข้างต้นของทั้งสองวิธี เพื่อหาวิธีที่ดีที่สุด

3. ผลการวิจัย

3.1 การกำหนดกลุ่มของข้อความ

งานวิจัยได้รวบรวมข้อความจากสื่อสังคมออนไลน์และได้ทำการแบ่งกลุ่มข้อความออกเป็น 2 กลุ่ม คือข้อความที่เป็นการกลั่นแกล้ง (yes) และข้อความที่ไม่เป็นการกลั่นแกล้ง (no) โดยมีกลุ่มตัวอย่างทั้งหมด 1,100 ข้อความ โดยใช้ผู้เชี่ยวชาญในการวิเคราะห์และกำหนดกลุ่มของข้อความ ซึ่งสามารถกำหนดได้ดังนี้ ข้อความที่เป็นการกลั่นแกล้ง (yes) 538 ข้อความ และข้อความที่ไม่เป็นการกลั่นแกล้ง (no) 562 ข้อความ



รูปที่ 2 กลุ่มข้อความจากสื่อสังคมออนไลน์

3.2 ผลการประเมินการเรียนรู้ด้วยอัลกอริทึม Support Vector Machine (SVM)

ตารางที่ 5 ผลการประเมินการเรียนรู้ด้วยอัลกอริธึม Support Vector Machine (SVM)

	Accuracy	Precision	Recall	F-Measure
2 Fold	80.69 %	81.19 %	80.69 %	80.94 %
3 Fold	81.27 %	81.53 %	81.16 %	81.34 %
4 Fold	82.91 %	83.28 %	82.79 %	83.03 %
5 Fold	82.45 %	82.95 %	82.31 %	82.63 %
6 Fold	83.91 %	84.23 %	83.80 %	84.01 %
7 Fold	83.91 %	84.46 %	83.76 %	84.11 %
8 Fold	83.55 %	83.94 %	83.42 %	83.68 %
9 Fold	83.18 %	83.93 %	83.01 %	83.46 %

	Accuracy	Precision	Recall	F-Measure
10 Fold	83.27 %	83.83 %	83.13 %	83.47 %

จากการทดลองการเรียนรู้ด้วยอัลกอริทึม Support Vector Machine (SVM) เพื่อจำแนกข้อความภาษาไทยที่เป็นการกลั่นแกล้งทางไซเบอร์โดยทำการทดสอบด้วยวิธีดังนี้

วิธี 2-fold cross validation สามารถประเมินประสิทธิภาพได้ดังนี้ ค่าAccuracy มีค่าอยู่ที่ ร้อยละ 80.69 ค่า Precision มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 81.19 ค่า Recall มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 80.69 และค่า F-measure มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 80.94

วิธี 3-fold cross validation สามารถประเมินประสิทธิภาพได้ดังนี้ ค่าAccuracy มีค่าอยู่ที่ ร้อยละ 81.27 ค่า Precision มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 81.53 ค่า Recall มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 81.16 และค่า F-measure มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 81.34

วิธี 4-fold cross validation สามารถประเมินประสิทธิภาพได้ดังนี้ ค่าAccuracy มีค่าอยู่ที่ ร้อยละ 82.91 ค่า Precision มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 83.28 ค่า Recall มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 82.79 และค่า F-measure มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 83.03

วิธี 5-fold cross validation สามารถประเมินประสิทธิภาพได้ดังนี้ ค่าAccuracy มีค่าอยู่ที่ ร้อยละ 82.45 ค่า Precision มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 82.95 ค่า Recall มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 82.31 และค่า F-measure มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 82.63

วิธี 6-fold cross validation สามารถประเมินประสิทธิภาพได้ดังนี้ ค่าAccuracy มีค่าอยู่ที่ ร้อยละ 83.91 ค่า Precision มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 84.23 ค่า Recall มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 83.80 และค่า F-measure มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 84.01

วิธี 7-fold cross validation สามารถประเมินประสิทธิภาพได้ดังนี้ ค่าAccuracy มีค่าอยู่ที่ ร้อยละ 83.91 ค่า Precision มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 84.46 ค่า Recall มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 83.76 และค่า F-measure มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 84.11

วิธี 8-fold cross validation สามารถประเมินประสิทธิภาพได้ดังนี้ ค่าAccuracy มีค่าอยู่ที่ ร้อยละ 83.55 ค่า Precision มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 83.94 ค่า Recall มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 83.42 และค่า F-measure มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 83.68

วิธี 9-fold cross validation สามารถประเมินประสิทธิภาพได้ดังนี้ ค่าAccuracy มีค่าอยู่ที่ ร้อยละ 83.18 ค่า Precision มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 83.93 ค่า Recall มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 83.01 และค่า F-measure มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 83.46

วิธี 10-fold cross validation สามารถประเมินประสิทธิภาพได้ดังนี้ ค่าAccuracy มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 83.27 ค่า Precision มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 83.83 ค่า Recall มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 83.13 และค่า F-measure มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 83.47

3.3 ผลการประเมินประสิทธิภาพการเรียนรู้ด้วยอัลกอริธึม K-Nearest Neighbour

ตารางที่ 6 ผลการประเมินประสิทธิภาพการเรียนรู้ด้วยอัลกอริธึม K-Nearest Neighbour

	Accuracy	Precision	Recall	F-Measure
2 Fold	74.18 %	76.18 %	73.87%	75.00 %
3 Fold	72.91 %	74.95 %	72.58 %	73.74 %
4 Fold	73.82 %	76.99 %	73.43 %	75.16 %
5 Fold	73.18 %	76.69 %	72.77 %	74.68 %
6 Fold	72.82 %	76.96 %	72.38 %	74.59 %
7 Fold	72.27 %	76.21 %	71.83 %	73.96 %
8 Fold	72.45 %	76.61 %	72.01 %	74.23 %
9 Fold	71.91 %	76.04 %	71.46 %	73.68 %
10 Fold	72.27 %	77.18 %	71.79 %	74.39 %

จากการทดลองการเรียนรู้ด้วยอัลกอริทึม K-Nearest Neighbour เพื่อจำแนกข้อความภาษาไทยที่เป็นการกลั่นแกล้งทางไซเบอร์โดยทำการทดสอบด้วยวิธีดังนี้

วิธี 2-fold cross validation สามารถประเมินประสิทธิภาพได้ดังนี้ ค่าAccuracy มีค่าอยู่ที่ ร้อยละ 74.18 ค่า Precision มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 76.18 ค่า Recall มีค่าอยู่

ที่ร้อยละ 73.87 และค่า F-measure มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 75.00

วิธี 3-fold cross validation สามารถประเมินประสิทธิภาพได้ดังนี้ ค่าAccuracy มีค่าอยู่ที่ ร้อยละ 72.91 ค่า Precision มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 74.95 ค่า Recall มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 72.58 และค่า F-measure มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 73.74

วิธี 4-fold cross validation สามารถประเมินประสิทธิภาพได้ดังนี้ ค่าAccuracy มีค่าอยู่ที่ ร้อยละ 73.82 ค่า Precision มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 76.99 ค่า Recall มีค่าอยู่ที่ร้อยละ73.43 และค่า F-measure มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 75.16

วิธี 5-fold cross validation สามารถประเมินประสิทธิภาพได้ดังนี้ ค่าAccuracy มีค่าอยู่ที่ ร้อยละ 73.18 ค่า Precision มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 76.69 ค่า Recall มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 72.77 และค่า F-measure มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 74.68

วิธี 6-fold cross validation สามารถประเมินประสิทธิภาพได้ดังนี้ ค่าAccuracy มีค่าอยู่ที่ ร้อยละ 72.82 ค่า Precision มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 76.96 ค่า Recall มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 72.38 และค่า F-measure มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 74.59

วิธี 7-fold cross validation สามารถประเมินประสิทธิภาพได้ดังนี้ ค่าAccuracy มีค่าอยู่ที่ ร้อยละ 72.27 ค่า Precision มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 76.21 ค่า Recall มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 71.83 และค่า F-measure มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 73.96

วิธี 8-fold cross validation สามารถประเมินประสิทธิภาพได้ดังนี้ ค่าAccuracy มีค่าอยู่ที่ ร้อยละ 72.45 ค่า Precision มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 76.61 ค่า Recall มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 72.01 และค่า F-measure มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 74.23

วิธี 9-fold cross validation สามารถประเมินประสิทธิภาพได้ดังนี้ ค่าAccuracy มีค่าอยู่ที่ ร้อยละ 71.91 ค่า Precision มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 76.04 ค่า Recall มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 71.46 และค่า F-measure มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 73.68

วิธี 10-fold cross validation สามารถประเมินประสิทธิภาพได้ดังนี้ ค่าAccuracy มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 72.27 ค่า Precision มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 77.18 ค่า Recall มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 71.79 และค่า F-measure มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 74.39

3.4 ผลการประเมินประสิทธิภาพการเรียนรู้ด้วยอัลกอริธึม Naive Bayes

ตารางที่ 7 ผลการประเมินประสิทธิภาพการเรียนรู้ด้วยอัลกอริธึม Naive Bayes

	Accuracy	Precision	Recall	F-Measure
2 Fold	73.64 %	73.71 %	73.55 %	73.63 %
3 Fold	74.36 %	74.39 %	74.30 %	74.34 %
4 Fold	75.82 %	75.88 %	75.74 %	75.81 %
5 Fold	74.27 %	74.29 %	74.22 %	74.25 %
6 Fold	74.64 %	74.71 %	74.55 %	74.63 %
7 Fold	74.09 %	74.12 %	74.03 %	74.07 %
8 Fold	74.55 %	74.60 %	74.47 %	74.53 %
9 Fold	74.27 %	74.35 %	74.19 %	74.27 %
10 Fold	75.27 %	75.32 %	75.20 %	75.26 %

จากการทดลองการเรียนรู้ด้วยอัลกอริทึม Naive Bayes เพื่อจำแนกข้อความภาษาไทยที่เป็นการกลั่นแกล้งทางไซเบอร์โดยทำการทดสอบด้วยวิธีดังนี้

วิธี 2-fold cross validation สามารถประเมินประสิทธิภาพได้ดังนี้ ค่าAccuracy มีค่าอยู่ที่ ร้อยละ 73.64 ค่า Precision มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 73.71 ค่า Recall มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 73.55 และค่า F-measure มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 73.63

วิธี 3-fold cross validation สามารถประเมินประสิทธิภาพได้ดังนี้ ค่าAccuracy มีค่าอยู่ที่ ร้อยละ 74.36 ค่า Precision มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 74.39 ค่า Recall มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 74.30 และค่า F-measure มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 74.34

วิธี 4-fold cross validation สามารถประเมินประสิทธิภาพได้ดังนี้ ค่าAccuracy มีค่าอยู่ที่ ร้อยละ 75.82 ค่า Precision มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 75.88 ค่า Recall มีค่าอยู่

ที่ร้อยละ 75.74 และค่า F-measure มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 75.81

วิธี 5-fold cross validation สามารถประเมินประสิทธิภาพได้ดังนี้ ค่าAccuracy มีค่าอยู่ที่ ร้อยละ 74.27 ค่า Precision มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 74.29 ค่า Recall มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 74.22 และค่า F-measure มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 74.25

วิธี 6-fold cross validation สามารถประเมินประสิทธิภาพได้ดังนี้ ค่าAccuracy มีค่าอยู่ที่ ร้อยละ 74.64 ค่า Precision มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 74.71 ค่า Recall มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 74.55 และค่า F-measure มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 74.63

วิธี 7-fold cross validation สามารถประเมินประสิทธิภาพได้ดังนี้ ค่าAccuracy มีค่าอยู่ที่ ร้อยละ 74.09 ค่า Precision มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 74.12 ค่า Recall มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 74.03 และค่า F-measure มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 74.07

วิธี 8-fold cross validation สามารถประเมินประสิทธิภาพได้ดังนี้ ค่าAccuracy มีค่าอยู่ที่ ร้อยละ 74.55 ค่า Precision มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 74.60 ค่า Recall มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 74.47 และค่า F-measure มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 74.53

วิธี 9-fold cross validation สามารถประเมินประสิทธิภาพได้ดังนี้ ค่าAccuracy มีค่าอยู่ที่ ร้อยละ 74.27 ค่า Precision มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 74.35 ค่า Recall มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 74.19 และค่า F-measure มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 74.27

วิธี 10-fold cross validation สามารถประเมินประสิทธิภาพได้ดังนี้ ค่าAccuracy มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 75.27 ค่า Precision มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 75.32 ค่า Recall มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 75.20 และค่า F-measure มีค่าอยู่ที่ร้อยละ 75.26

3.5 ผลการเปรียบเทียบประเมินประสิทธิภาพระหว่างอัลกอริธึม Support Vector Machine (SVM) , K-Nearest Neighbour และ อัลกอริธึม Naive Bayes

จากผลการทดลองในการเรียนรู้โดยการทดสอบด้วยวิธี 6-fold cross validation อัลกอริทึม Support Vector Machine (SVM) ให้ค่า Accuracy , Precision , Recall และ F-Measure ที่ร้อยละ 83.91, 84.23, 83.80 และ 84.01 ตามลำดับ ซึ่งสูงอัลกอริทึม Naive Bayes ที่ให้ค่า Accuracy, Precision, Recall และ F-Measure ที่ร้อยละ 74.64, 74.71, 74.55 และ 74.63 ตามลำดับ และยังสูงกว่าอัลกอริทึม K-Nearest Neighbour ที่ให้ค่า Accuracy, Precision, Recall และ F-Measure ที่ร้อยละ 72.82, 76.96, 72.38 และ 74.59 ตามลำดับ ดังตารางที่ 8

ตารางที่ 8 ผลการเปรียบเทียบประเมินประสิทธิภาพระหว่างอัลกอริธึม Support Vector Machine (SVM) , K-Nearest Neighbour และ อัลกอริธึม Naive Bayes

	Support Vector Machine	Naive Bayes	K-Nearest Neighbour
Accuracy	83.91 %	75.82 %	74.18 %
Precision	84.23 %	75.88 %	76.18 %
Recall	83.80 %	75.74 %	73.87 %
F-Measure	84.01 %	75.81 %	75.00 %

4. อภิปรายผลและสรุป

4.1 สรุปผลการวิจัย

งานวิจัยนี้ได้นำเสนอการพัฒนาแบบจำลองในการตรวจจับข้อความภาษาไทยที่เป็นการกลั่นแกล้งทางไซเบอร์ โดยใช้วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ในการพัฒนาแบบจำลองเริ่มต้นจากรวบรวมข้อมูล วิเคราะห์ข้อมูลที่รวบรวม การตัดคำภาษาไทย และการกำจัดคำหยุด จากนั้นพัฒนาแบบจำลองเพื่อจำแนกข้อมูล และเปรียบเทียบอัลกอริทึมเพื่อประเมินประสิทธิภาพในการจำแนกข้อความทั้งในด้านความถูกต้อง (Accuracy) ความแม่นยำ (Precision) ความระลึก (Recall) และค่าความถ่วงดุล (F-Measure) ซึ่งประกอบด้วยอัลกอริทึม Support Vector Machine (SVM) อัลกอริทึม K-Nearest Neighbour และอัลกอริทึม Naïve Bayes ซึ่งพบว่า อัลกอริทึม Support Vector Machine (SVM) มีประสิทธิภาพในการจำแนกข้อความมากที่สุด ซึ่งมีค่าAccuracy อยู่ที่ร้อยละ 83.91 ค่า Precision อยู่ที่ร้อยละ 84.23 ค่า Recall อยู่ที่ร้อยละ 83.80 และค่า F-measure อยู่ที่ร้อยละ 84.01 ซึ่งเป็นไปตามสมมติฐานการวิจัยที่ได้ตั้งไว้

4.2 อภิปรายผลการวิจัย

อัลกอริทึม Support Vector Machine (SVM) มีประสิทธิภาพในการตรวจจับข้อความภาษาไทยที่เป็นการกลั่นแกล้งทางไซเบอร์มากที่สุดซึ่งสอดคล้องกับกับงานวิจัยของ Noviantho, Isa และ Ashianti [5] ที่ชี้ให้เห็นว่าอัลกอริทึม Support Vector Machine (SVM) มีประสิทธิภาพในการจำแนกมากกว่าอัลกอริทึม Naive Bayes และงานวิจัยของของ Nurrahmi และ Nurjanah [24] ที่ชี้ให้เห็นว่าอัลกอริทึม Support Vector Machine (SVM) มีประสิทธิภาพในการจำแนกมากกว่าอัลกอริทึม K-Nearest Neighbour ทั้งนี้เนื่องมาจากอัลกอริทึม Support Vector Machine (SVM) ใช้สมการเชิงเส้นที่ทำการแบ่งข้อมูลออกเป็นสองฝั่ง จึงสามารถที่จะจำแนกกลุ่มของข้อมูลที่มีจำนวนเพียง 2 กลุ่มได้ดีกว่าอัลกอริทึม K-Nearest Neighbour ที่ใช้การวัดระยะห่างของข้อมูล และอัลกอริทึม Naïve Bayes ที่ใช้ความน่าจะเป็น โดยที่ผลการประเมินประสิทธิภาพของอัลกอริทึม Support Vector Machine (SVM) มีค่าความถูกต้องอยู่ที่ร้อยละ 83.91 ซึ่งอยู่ในเกณฑ์ดีตรงตามสมมติฐานแต่ยังถือว่ามีค่าความถูกต้องที่น้อยอยู่เนื่องมาจากจำนวนข้อมูลที่ใช้ในงานวิจัยครั้งนี้ยังมีจำนวนที่น้อยอยู่ รวมถึงการใช้คำภาษาไทยในปัจจุบันนั้นมีโครงสร้างไม่แน่นอน มีความหลากหลาย และความยืดหยุ่นของการใช้ภาษาไทย ซึ่งสอดคล้องกับงานวิจัยของ กานดาแผ่วัฒนากุล [36] ที่ให้ข้อแนะนำเดียวกันนี้ จึงทำให้เกิดความผิดพลาดในการจำแนกได้

4.3 ข้อจำกัดในงานวิจัย

4.3.1 สื่อสังคมออนไลน์บางตัวไม่อนุญาติให้ใช้ API ข้อความแสดงความคิดเห็นได้ จึงจำเป็นต้องใช้การดึงข้อความแสดงความคิดเห็นด้วยตัวเอง ซึ่งทำให้เกิดความล่าช้าในการรวบรวมข้อมูล

4.3.2 การตัดคำภาษาไทยยังมีความผิดพลาด เพราะข้อความจากสื่อออนไลน์มีการใช้คำที่ไม่ตรงหลักภาษาไทย ซึ่งทำให้ไม่สามารถวิเคราะห์ข้อความนั้นได้อย่างถูกต้องและเกิดความผิดพลาดในการวัดประสิทธิภาพของอัลกอริทึม

4.4 ข้อเสนอแนะในการต่อยอดงานวิจัย

การต่อยอดในอนาคตอาจสามารถนำไปพัฒนาต่อยอดในการป้องกันการกลั่นแกล้งทางไซเบอร์บนสื่อโซเชียลออนไลน์ได้ ซึ่งจะช่วยทำให้สังคมออนไลน์นั้นปลอดภัยและน่าอยู่มากยิ่งขึ้น

5. เอกสารอ้างอิง

[1] เด็กไทยเสี่ยงภัยออนไลน์ ห่วง Cyber bullying สูงกว่าค่าเฉลี่ยโลก. [ออนไลน์]; 2561. [เข้าถึงเมื่อ 1 ตุลาคม 2561]. เข้าถึงได้จาก: https://www.it24hrs.com/2018/cyber-bullying-thai-child-above-the-world-average/

[2] คุณรู้จักความหมายของ Cyberbullying ดีพอแล้วหรือยัง?. [ออนไลน์]; 2561. [เข้าถึงเมื่อ 1 ตุลาคม 2561]. เข้าถึงได้จาก: https://medium.com/@supanatwongchai/คุณรู้จักความหมายของ-cyberbullying-ดีพอแล้วหรือยัง-ce4d6f434b47

[3] Stop Bullying หยุดกลั่นแกล้งทางโลกออนไลน์ หลังไทยติดอันดับ Top5 ของโลก!. [ออนไลน์]; 2561. [เข้าถึงเมื่อ 1 ตุลาคม 2561]. เข้าถึงได้จาก: https://brandinside.asia/stop-bullying-thailand-top5/

[4] ทำความรู้จัก Stop Cyberbullying Day วันหยุดการกลั่นแกล้งบนโลกออนไลน์. [ออนไลน์]; 2561. [เข้าถึงเมื่อ 1 ตุลาคม 2561]. เข้าถึงได้จาก: http://stopbullying.lovecarestation.com/articles-news/articles/stop-cyberbullying-day/

[4] Noviantho, Sani Muhamad Isa, Livia Ashianti. Cyberbullying classification using text mining. 2017 1st International Conference on Informatics and Computational Sciences (ICICoS); 2017. 241-246.

[6] รวิสุดา เทศเมือง นิเวศ จิระวิชิตชัย. การวิเคราะห์ความคิดเห็นภาษาไทยเกี่ยวกับการรีวิวสินค้าออนไลน์ โดยใช้ขั้นตอนวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมทชีน. Engineering Journal of Siam University. ปีที่ 18 ฉบับที่.34; 2017

[7] cybe. [ออนไลน์]; 2560. [เข้าถึงเมื่อ 4 มีนาคม 2562]. เข้าถึงได้จาก: https://dict.longdo.com/search/-cyber-

[8] ป้องภัยใกล้ตัวลูกจาก Cyber bullying. [ออนไลน์]; 2560. [เข้าถึงเมื่อ 4 มีนาคม 2562]. เข้าถึงได้จาก:

https://www.dmh.go.th/news-dmh/view.asp?id=27717

[9] ทำความรู้จักเกี่ยวกับ Social Media และผู้ให้บริการ Social Media bullying. [ออนไลน์]; 2557. [เข้าถึงเมื่อ 4 มีนาคม 2562]. เข้าถึงได้จาก: https://medium.com/@Natthapete/ ทำความรู้จักเกี่ยวกับ-social-media-และผู้ให้บริการ-social-media-f210a83d2d76

[10] การทำเหมืองข้อมูล (Data Mining). [ออนไลน์]; 2560. [เข้าถึงเมื่อ 1 ตุลาคม 2561]. เข้าถึงได้จาก: http://compcenter.bu.ac.th/news-information/data-mining

[11] อัลกอริทึม คืออะไร มีความสำคัญอย่างไร การเขียนโปรแกรม. [ออนไลน์]; 2562. [เข้าถึงเมื่อ 4 มีนาคม 2562]. เข้าถึงได้จาก: https://www.mindphp.com/คู่มือ/73-คืออะไร/6842-what-is-a-algorithm.html

[12] API คืออะไร เอพีไอ คือ ช่องทางหนึ่งที่จะเชื่อมต่อกับเว็บไซต์ผู้ให้บริการ API จากที่อื่น. [ออนไลน์]; 2560. [เข้าถึงเมื่อ 4 มีนาคม 2562]. เข้าถึงได้จาก: https://www.mindphp.com /คู่มือ/73-คืออะไร/2038-api-คืออะไร.html

[13] เหมืองข้อความและการประยุกต์ใช้. [ออนไลน์]; 2556. [เข้าถึงเมื่อ 4 มีนาคม 2562]. เข้าถึงได้จาก: https://www.tci-thaijo.org/index.php/pimjournal/article/view/12048

[14] อัลกอริทึม Support Vector Machine (SVM). [ออนไลน์]; 2560. [เข้าถึงเมื่อ 4 มีนาคม 2562]. เข้าถึงได้จาก: http://kokzard.blogspot.com/2011/10/jfjkdshfkjsldf.html

[15] ขั้นตอนวิธีการค้นหาเพื่อนบ้านใกล้สุด k ตัว. [ออนไลน์]; 2560. [เข้าถึงเมื่อ 4 มีนาคม 2562]. เข้าถึงได้จาก https://th.wikipedia.org /wiki/ขั้นตอนวิธีการค้นหาเพื่อนบ้านใกล้สุด_k_ตัว.

[16] การเรียนรู้แบบเบย์ (Bayesian Learning). [ออนไลน์]; 2558. [เข้าถึงเมื่อ 4 มีนาคม 2562]. เข้าถึงได้จาก: https://mis.csit.sci.tsu.ac.th/noppamas/download/DataMining.

[17] Text normalization. [ออนไลน์]; 2560. [เข้าถึงเมื่อ 4 มีนาคม 2562]. เข้าถึงได้จาก: https://en.wikipedia.org/wiki/Text_normalization

[18] Virach Sornlertlamvanich. Word segmentation for Thai in machine translation system. [ออนไลน์]; 1993. เข้าถึงได้จาก https://www.researchgate.net/profile/VirachSornlert lamvanich/publication/243659316_Word_segmentation_for_Thai_in_machine_translation_system/links/5451ff2e0cf2bf864cbabb07/Word-segmentation-for-Thai-in-machine-translation-system.pdf

[19] นิเวศ จิระวิชิตชัย ปริญญา สงวนสัตย์ และพยุง มีสัจ. การพัฒนาประสิทธิภาพการจัดหมวดหมู่เอกสารภาษาไทยแบบอัตโนมัติ. NIDA Development Journal. Vol.51 No.3; 2011.

[20] Salton, G. and C. Buckley. Term-weighting approaches in automatic text retrieval. Information Processing and Management. 24(5); 1988. 513-523.

[21] การแบ่งข้อมูลเพื่อนำทดสอบประสิทธิภาพของโมเดล. [ออนไลน์]; 2561. [เข้าถึงเมื่อ 4 มีนาคม 2562]. เข้าถึงได้จาก: http://dataminingtrend.com/2014/data-mining-techniques/cross-validation/

[22] Cyberbullying ภัยใกล้ตัวบนโลกออนไลน์ที่ไม่ควรมองข้าม. [ออนไลน์]; 2561. [เข้าถึงเมื่อ 4 มีนาคม 2562]. เข้าถึงได้จาก: https://theprototype.pim.ac.th/2018/01/04/whatiscyberbullying/

[23] Selma Ayúe Özel,Esra Saraç, Seyran Akdemir Hülya Aksu. Detection of Cyberbullying on Social Media Messages in Turkish. 2017 International Conference on Computer Science and Engineering (UBMK); 2017.

[24] Hani Nurrahmi,Dade Nurjanah. Indonesian Twitter Cyberbullying Detection using Text Classification and User Credibility. 2018 International Conference on Information and Communications Technology (ICOIACT); 2018.

[25] Kelly Reynolds,April Kontostathis,Lynne Edwards. (Using Machine Learning to Detect Cyberbullying. 2011 10th International Conference on Machine Learning and Applications and Workshops; 2011.

[26] Batoul Haidar,Maroun Chamoun,Ahmed Serhrouchni. Multilingual Cyberbullying Detection System Detecting Cyberbullying in Arabic Content. 2017 1st Cyber Security in Networking Conference (CSNet); 2017.

[27] พิมพวัลย์ บุญมงคล ณัฐรัชต์ สาเมาะ มุจลินท์ ชลรัตน. การพัฒนาศักยภาพเครือข่ายโรงเรียนเพื่อลดความรุนแรงในพื้นที่. [ออนไลน์]; 2561. [เข้าถึงเมื่อ 10 ตุลาคม 2561]. เข้าถึงได้จาก: http://www.sh.mahidol.ac.th/chps/th/3175.

[28] Silvana Tambosi,Vanessa Mondini,Gustavo Borges,Maria José Domingues. 2015. Cyberbullying: Concerns of Teachers and School Involvement. 2015 Ninth International Conference on Complex, Intelligent, and Software Intensive Systems.

[29] วัณณุวรรธน์ อินทรผล วฤษาย์ ร่มสายหยุด. [ออนไลน์] 2561. [สืบค้นวันที่ 10 ตุลาคม 2561]. การทำเหมืองข้อความสำหรับการแก้ปัญหาข้อร้องเรียนเกี่ยวกับการบริการลูกค้าที่บริษัทการสื่อสาร. https://tci-thaijo.org/index.php/itm-journal/article/download/115352/89152/.

[30] อมรทิพย์ อมราภิบาล. สายหยุด. เหยื่อการรังแกผ่านโลกไซเบอร์ในกลุ่มเยาวชน:ปัจจัยเสี่ยงผลกระทบต่อสุขภาพจิตและการปรึกษาบุคคลที่สาม. [ออนไลน์]; 2561. [เข้าถึงเมื่อ 10 ตุลาคม 2561]. เข้าถึงได้จาก: https://www.tci-thaijo.org/index.php/RMCS/article/view/59642.

[31] พิชญสินี กิจวัฒนาถาวร ธรา อั่งสกุล จิติมนต์ อั่งสกุล. ระบบสกัดความรู้จากบทวิจารณ์โรงแรมออนไลน์โดยใช้ตรรกศาสตร์คลุมเครือ. [ออนไลน์]; 2556. [เข้าถึงเมื่อ 10 ตุลาคม 2561]. เข้าถึงได้จาก: https://www.tci-thaijo.org/index.php/kmutnb-journal/article/view/18234.

[32] สุริยศักดิ์ เลิศสกุลสมบูรณ์. การสกัดความสัมพันธ์แบบสตัฟฟ์จากเอกสารงานวิจัยทางวิทยาศาสตร์. [ออนไลน์]; 2556. [เข้าถึงเมื่อ 10 ตุลาคม 2561]. เข้าถึงได้จาก: http://libdoc.dpu.ac.th/thesis/149444.pdf.

[33] ศิริพร อ่วมมีเพียร สันติพงษ์ ไทยประยูร. ระบบติดตามการคัดลอกเนื้อหาเว็บอัตโนมัติ โดยใช้วิธีการเลือกข้อความสำคัญ. วารสารเทคโนโลยีสารสนเทศ. ปีที่ 12 ฉบับที่ 2; 2559

[34] Yasin N. Silva,Christopher Rich,Deborah Hall. BullyBlocker: Towards the Identification of Cyberbullying in Social Networking Sites. 2016 IEEE/ACM International Conference on Advances in Social Networks Analysis and Mining (ASONAM); 2016. 1377-1379.

[35] I-Hsien Ting Wun Sheng Liou Dario Liberona Shyue-Liang Wang Giovanny Mauricio Tarazona Bermudez. Towards the Detection of Cyberbullying Based on Social Network Mining Techniques. 2017 International Conference on Behavioral, Economic, Socio-cultural Computing (BESC); 2017.

[36] กานดา แผ่วัฒนากุล. การวิเคราะห์เหมืองข้อเสนอแนะจากบทวิจารณ์รายการโทรทัศน. [ออนไลน์]; 2555. [เข้าถึงเมื่อ 10 ตุลาคม 2561]. เข้าถึงได้จาก: http://libdcms.nida.ac.th/thesis6/2555/b179815.pdf.