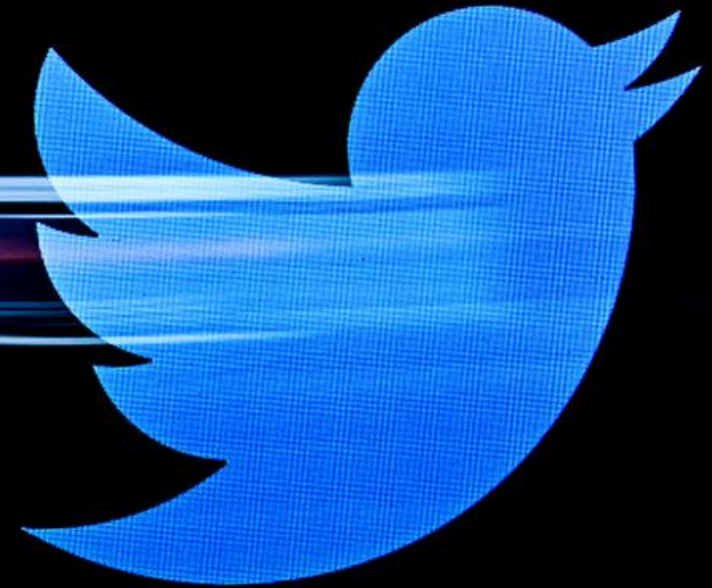


Framework for Analyzing **Party Voting Patterns among Twitter Users** Based On Sentiment Prediction Results Using BERT Architecture



Kantima Techaphonprasit
6410422027

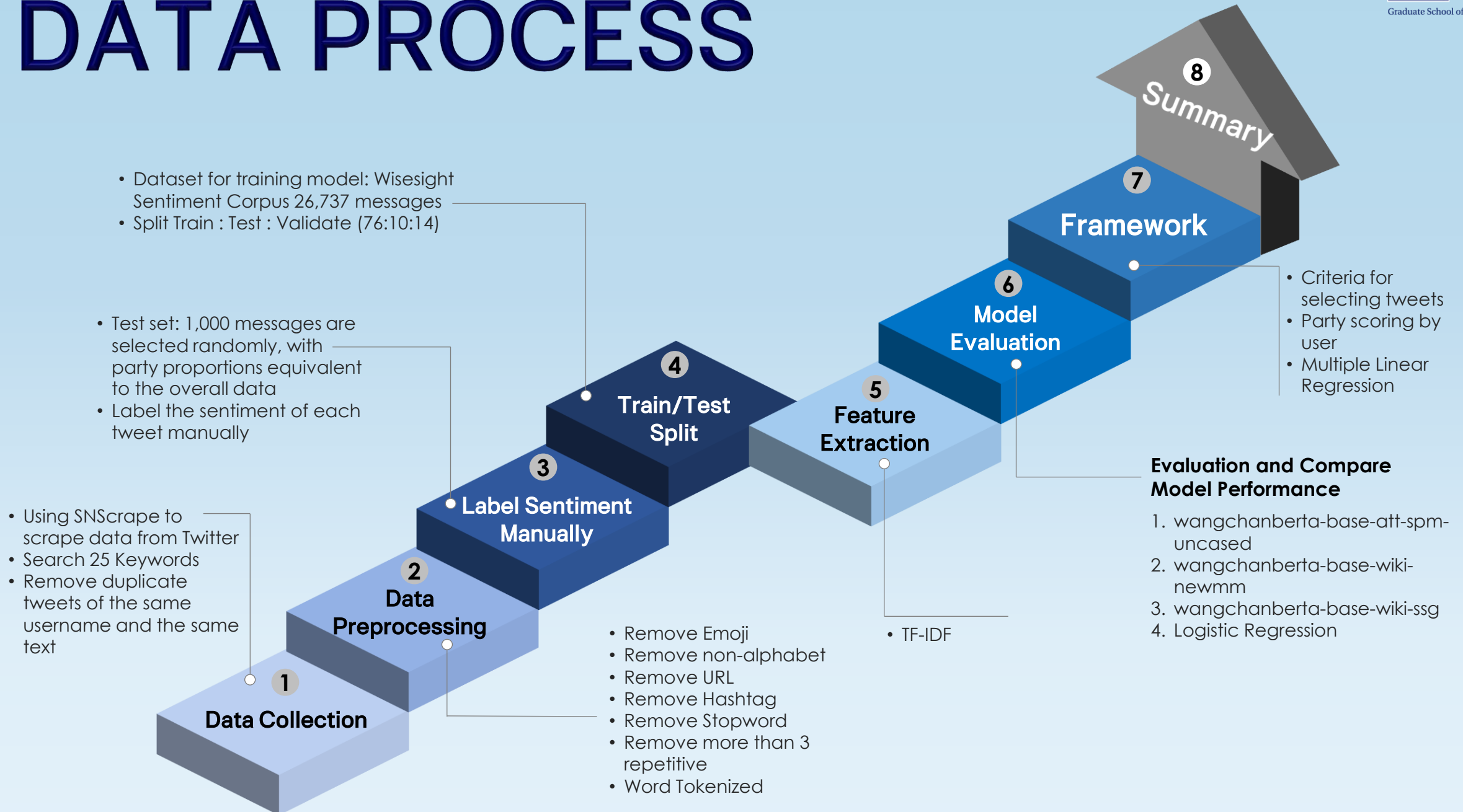
Independent Study | 21st July 2023
Aj. Ohm Sornil

OBJECTIVE



- To examine the relationship between opinions expressed on the Twitter platform and the actual election results using BERT architecture to classify the sentiment of tweets
- To investigate the political parties that users favor or criticize on the Twitter platform
- To examine the correlation between various data factors on Twitter (no. of tweets, no. of likes, no. of retweets, and sentiment of tweets) and election outcome ranking, with a focus on predicting early election results. The study seeks to identify key predictors from Twitter data to provide valuable insights for political analysis

DATA PROCESS





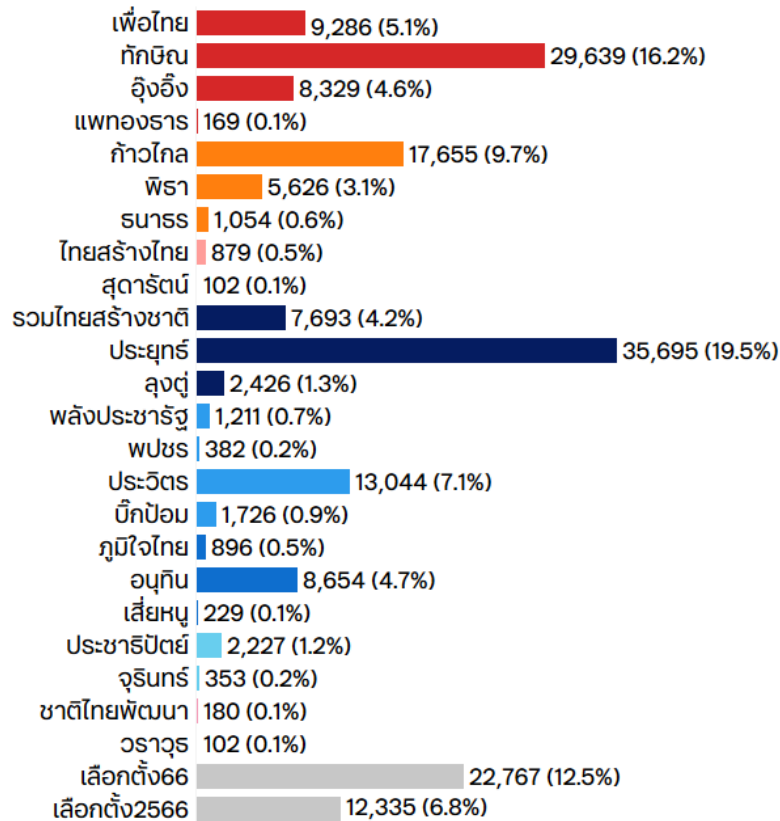
Using Snsrape To Scrape Tweet Data From Twitter

- Period: 1 Jan 2023 – 10 April 2023 (100 days) (Election Date: 14 May 2023)
- Search 25 Keywords
- 6 Features
(Datetime, Username, Text, Tweet ID, No. of Like, No. of Retweet)

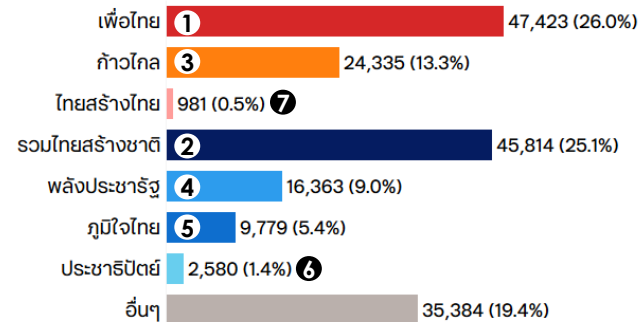


182,659 Tweets*

No. of Tweet by 25 Keywords

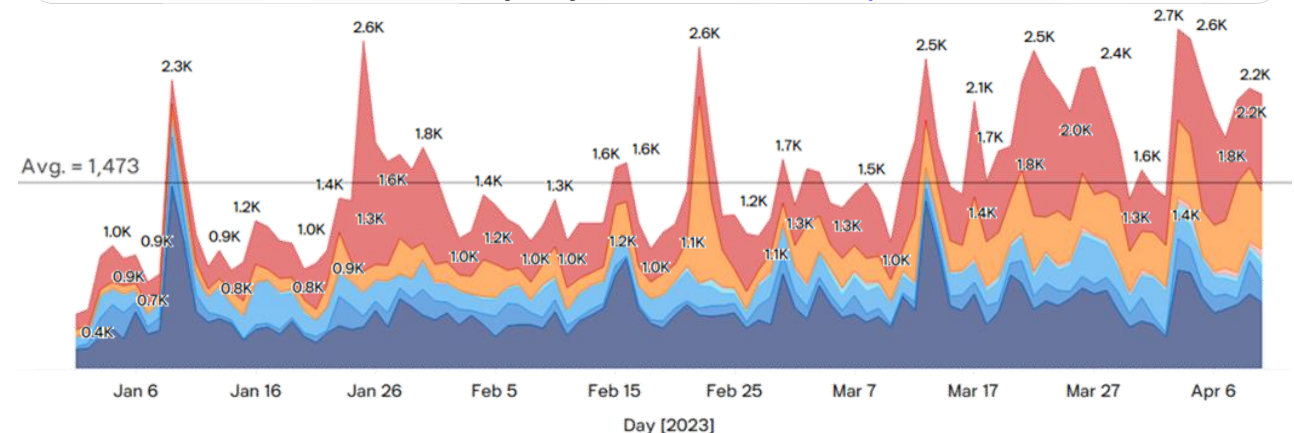


No. of Tweet by 7 Parties



Combine Keywords
into 7 Party Names

No. of Tweet by Day (1 Jan 2023 – 11 April 2023)



Cleansing Data



Data Preprocessing

- Remove Emoji
- Remove non-alphabet
- Remove URL
- Remove Hashtag
- Remove Stopword
- Remove more than 3 repetitive characters such as ดีมากกก to ดีมาก
- Word Tokenized

Example of Cleaned Texts

Text
"อนุทิน" ปลื้ม ชุมชน ทกม.ต้อนรับดี มั่นใจ ดอกเส้าเข็มควา ส.ส.เมืองหลวงได้แน่ 🙌 https://t.co/NvvL2VGeRU
#พรรคภูมิใจไทย #ภูมิใจไทย #พูดแล้วทำ https://t.co/ssKjReuqB6
😂😂😂 ได้ๆ ชอบอะ ยังไงก็ #เพื่อไทย
#เลือกตั้ง66 #รวมไทยสร้างชาติ #ลงอยู่ต่อ บรรยากาศมีแต่ความรัก❤️

Text cleaned
อนุทินปลื้มชุมชนทกม.ต้อนรับดีมั่นใจดอกเส้าเข็มควาส.ส.เมืองหลวงได้แน่พรรคภูมิใจไทยภูมิใจไทยพูดแล้วทำ
ได้ๆชอบอะยังงี้ก็เพื่อไทย
เลือกตั้งรวมไทยสร้างชาติลงอยู่ต่อ บรรยากาศมีแต่ความรัก

Types of Word Tokens

- **newmm** : a dictionary-based Thai word tokenizer based on maximal matching from PyThaiNLP.
- **spm**: a subword-level token from SentencePiece library.
- **sefr**: a ML-based Thai word tokenizer based on Stacked Ensemble Filter and Refine (SEFR) [Limkonchotiwat et al., 2020] based on probabilities from CNN-based deepcut and SEFR tokenizer is loaded with engine="best".



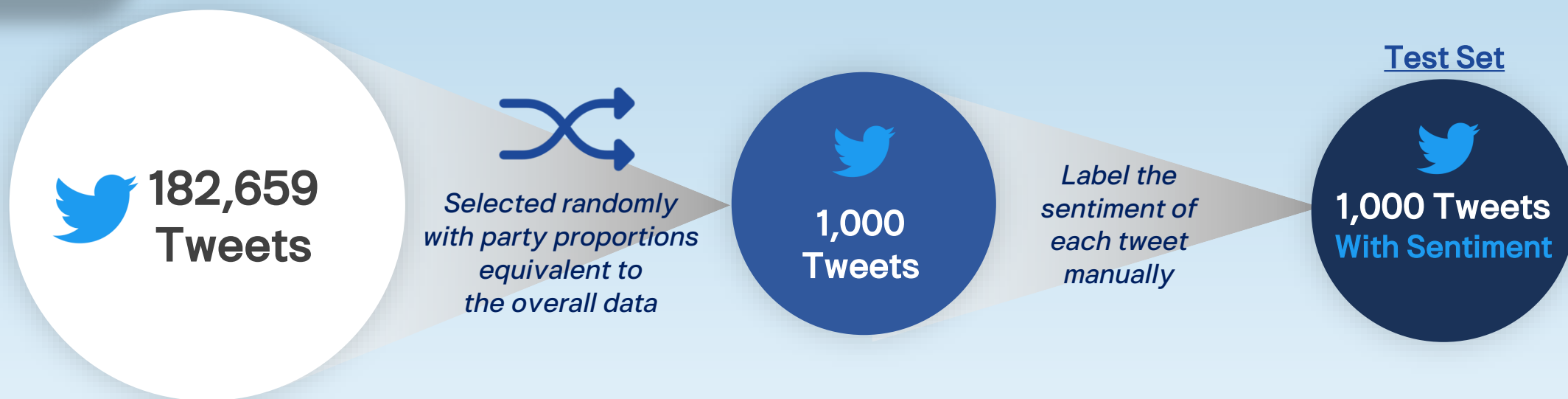
Assign Sentiment Value In A Random Test Set Manually To Evaluate Model Performance

- Test set: 1,000 tweets are selected randomly,
- with party proportions equivalent to the overall data.
- Sentiment values are assigned by human annotators

Example Of Sentiment By Human

Text_cleaned	party	human_senti
วงการดาราดองยอมแม่หนอยสุดบึ้งสุดารัดนัพรคไทย...	ไทยสร้างไทย	pos
ไทยสร้างไทยเบอร์เลือกตั้ง	ไทยสร้างไทย	neu
เคลียร์ขั้นตอนนโยบายหาเสียงเลือกตั้งเพิ่มเงินในกระ...	ไทยสร้างไทย	neu


**Label
Sentiment**



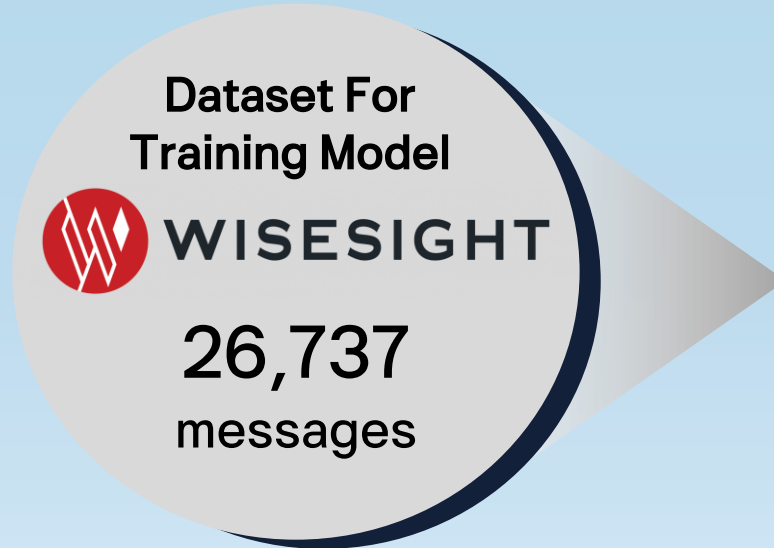
4-class text classification

	Negative	Neutral	Positive	Question
% of Total	35%	49%	14%	3%
No. of Message	348	487	137	28

Wisesight sentiment corpus is used to train models and to measure model performance



Train/Test Split



Split
Train : Test : Validate
(76:10:14)

Wisesight Sentiment
4-class text classification task based on social media posts and tweets.

	Negative	Neutral	Positive	Question
No. of Message	6,823	14,561	4,778	575
% of Total	26%	54%	18%	2%

TF-IDF: Term Frequency-Inverse Document Frequency

- It is a numerical representation of the importance of a term (word) in a collection of documents.
- TF-IDF is commonly used in natural language processing and information retrieval to represent and rank the significance of words in a corpus.

$$w_{x,y} = tf_{x,y} \times \log \left(\frac{N}{df_x} \right)$$

TF-IDF

Term x within document y

$tf_{x,y}$ = frequency of x in y

df_x = number of documents containing x

N = total number of documents

- $TF-IDF(t, d) = \text{Term Frequency (TF)} * \text{Inverse Document Frequency (IDF)}$

Where:

- Term Frequency (TF) is the number of times a term 't' appears in a specific document 'd'.
- $TF(t, d) = (\text{Number of occurrences of term } t \text{ in document } d) / (\text{Total number of terms in document } d)$
- Inverse Document Frequency (IDF) is a measure of how unique or important a term is across the entire collection of documents. It helps to down-weight terms that appear frequently in many documents, as they tend to be less informative.
- $IDF(t) = \log_e(\text{Total number of documents} / \text{Number of documents containing term } t)$



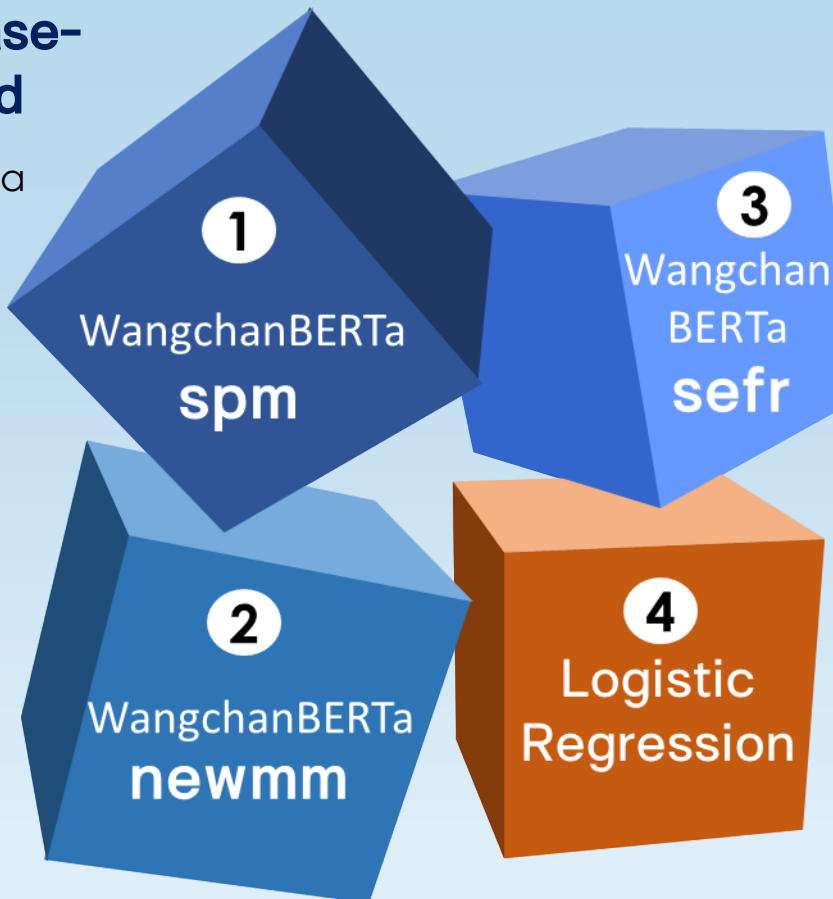
Feature
Extraction



Evaluation and Compare Model Performance

wangchanberta-base- att-spm-uncased

- Largest WangchanBERTa trained on 78.5GB of Assorted Thai Texts with subword tokenizer SentencePiece



wangchanberta- base-wiki-sefr

- WangchanBERTa trained on Thai Wikipedia Dump with word-level tokenizer SEFR

wangchanberta- base-wiki-newmm

- WangchanBERTa trained on Thai Wikipedia Dump with PyThaiNLP's word-level tokenizer newmm

Logistic Regression

- Logistic Regression trained on Wiselight Sentiment corpus with PyThaiNLP's word-level tokenizer



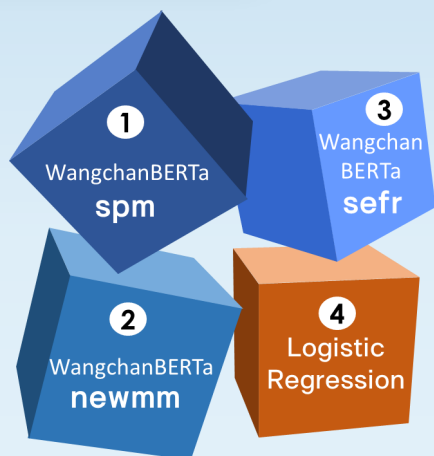
Model
Evaluation



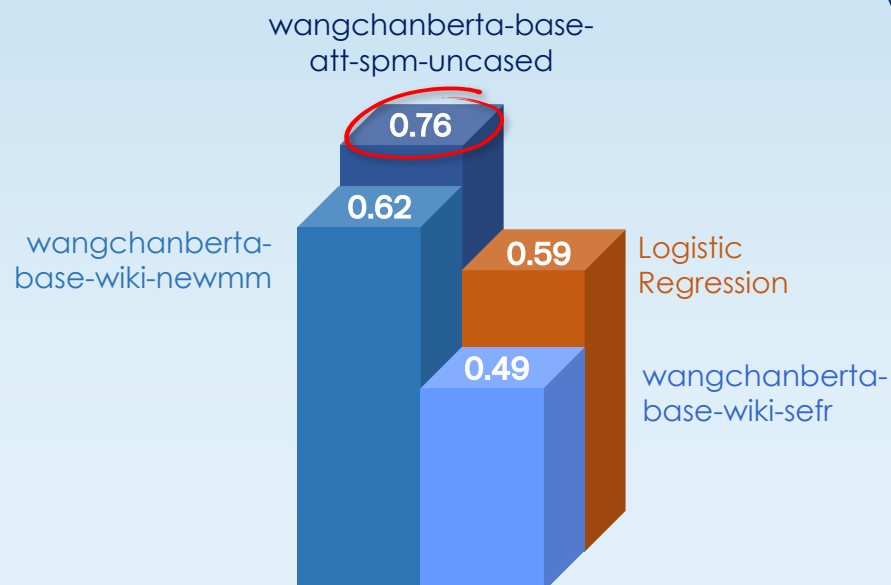
Optimal Model Choice: wangchanberta-base-att-spm-uncased Outperforms in Both Datasets

Dataset		Tweet Test Set (1,000 messages)				Wisesight Validate Set (3,610 messages)			
No	Model	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
1	wangchanberta-base-att-spm-uncased	0.76	0.76	0.76	0.74	0.84	0.84	0.84	0.84
2	wangchanberta-base-wiki-newmm	0.62	0.65	0.62	0.59	0.81	0.81	0.81	0.8
3	wangchanberta-base-wiki-sefr	0.49	0.24	0.49	0.32	0.54	0.38	0.54	0.38
4	Logistic Regression	0.59	0.57	0.59	0.56	0.73	0.73	0.73	0.71

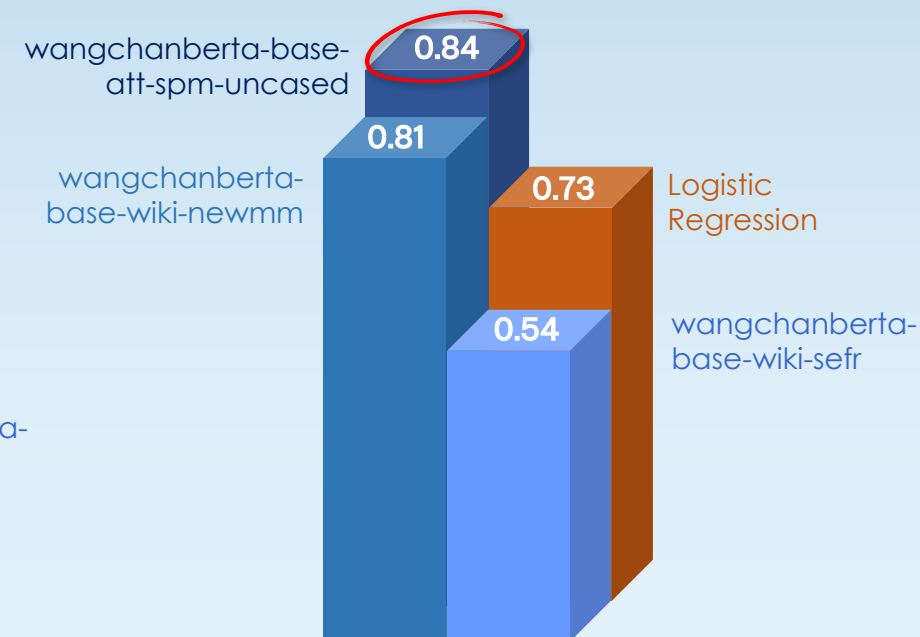
Model Evaluation



ACCURACY



ACCURACY

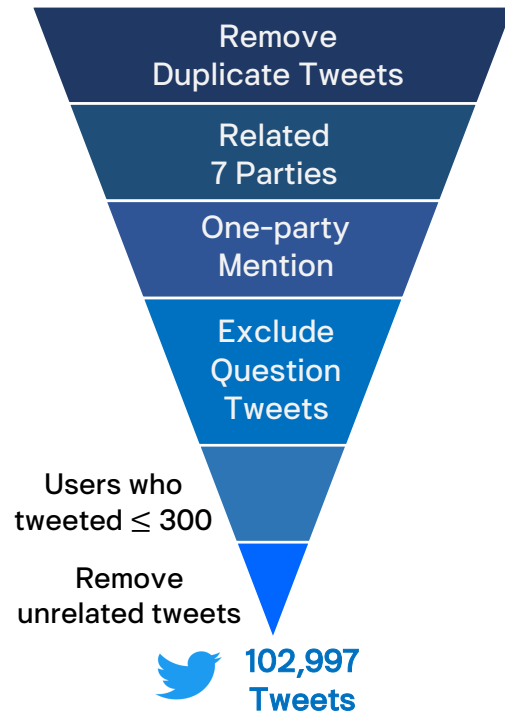


Incorporate Twitter data into the model for sentiment classification.

 wangchanberta-base-att-spm-uncased

Criteria For Selecting Tweets In Analysis Scope

 182,659 Tweets



Analyze Tweets in 2 Levels

I) User Level

Create User Table

User name	# Tweet	# Like	#Retweet	#Party 1	#Party ...	#Party 7	Sentiment
1							
...							
22,979							

Party Vote Scoring by User

Label	Pos	Neu	Neg
Weight	3	1	-2

Group	No. of Tweet by Party and Sentiment				Score
LOVER Party A 10 Tweets	A	2	3		9
	B		2		2
	C		2	1	0
	D				0
	E				0
ATTACKER Party E 19 Tweets	A	1	3	3	0
	B				0
	C			3	-6
	D				0
	E		3	6	-9
BOTH Love Attack Party B Party E 24 Tweets	A	1	3	3	0
	B	5			15
	C			3	-6
	D				0
	E		3	6	-9

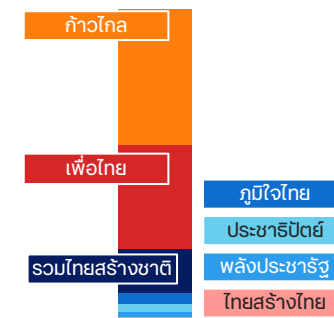
II) Tweet Level

Analyze and contrast the proportion of votes for the 7 parties in the actual party-list vote results with the data extracted from Twitter.

Actual Party-list
Vote Results

VS

Data From
Twitter



Multiple Linear Regression

- To find the best-fitting linear equation that represents the relationship between the Vote Ranking and these independent variables.

No. of Tweet

No. of Retweet

No. of Like

Sentiment



Party Voting Patterns among Twitter Users Analysis

Incorporate Twitter data into the model for sentiment classification.

 wangchanberta-base-att-spm-uncased

Criteria For Selecting Tweets In Analysis Scope

 **182,659 Tweets**

Remove Duplicate Tweets

Related 7 Parties

One-party Mention

Exclude Question Tweets

Users who tweeted ≤ 300

Remove unrelated tweets

 **102,997 Tweets**

Analyze Tweets in 2 Levels

I) User Level

Create User Table

User name	# Tweet	# Like	# Re tweet	#Party 1	#Party ...	#Party 7	Senti ment
1							
...							
22,979							

Party Vote Scoring by User

Label	Pos	Neu	Neg
Weight	3	1	-2

Group	No. of Tweet by Party and Sentiment				Score
LOVER Party A 10 Tweets	A	2	3		9
	B		2		2
	C		2	1	0
	D				0
	E				0
	Party				
ATTACKER Party E 19 Tweets	A	1	3	3	0
	B				0
	C			3	-6
	D				0
	E		3	6	-9
	Party				
BOTH Love Attack Party B Party E 24 Tweets	A	1	3	3	0
	B	5			15
	C			3	-6
	D				0
	E		3	6	-9
	Party				

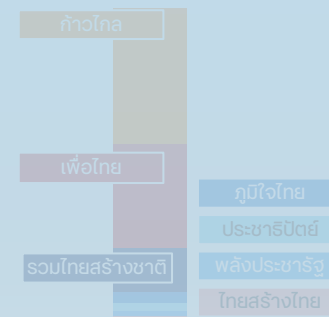
II) Tweet Level

Analyze and contrast the proportion of votes for the 7 parties in the actual party-list vote results with the data extracted from Twitter.

Actual Party-list Vote Results

VS

Data From Twitter



Multiple Linear Regression

- To find the best-fitting linear equation that represents the relationship between the Vote Ranking and these independent variables.

No. of Tweet

No. of Retweet

No. of Like

Sentiment



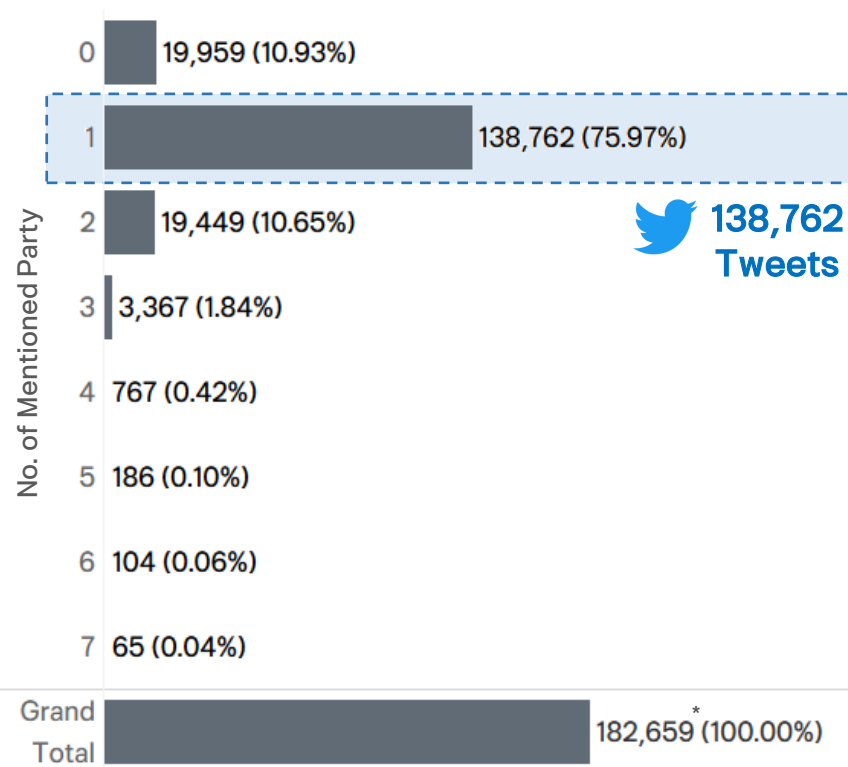
Party Voting Patterns among Twitter Users Analysis

Criteria For Selecting Tweets In Analysis Scope

Select Only Tweet Mentioning Only One Party In Order To Be Able To Convey Which Party The Opinion Refers To And Exclude Question Tweets

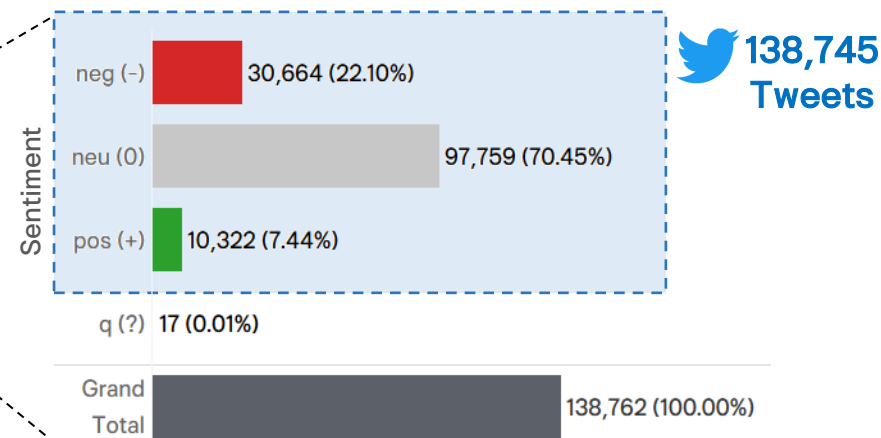
Select only tweet mentioning only one party in order to be able to convey which party the opinion refers to

Tweet Distribution By No. of Mentioned Party



Exclude Question Tweets

Tweet Distribution By Sentiment



Example of Question Tweets

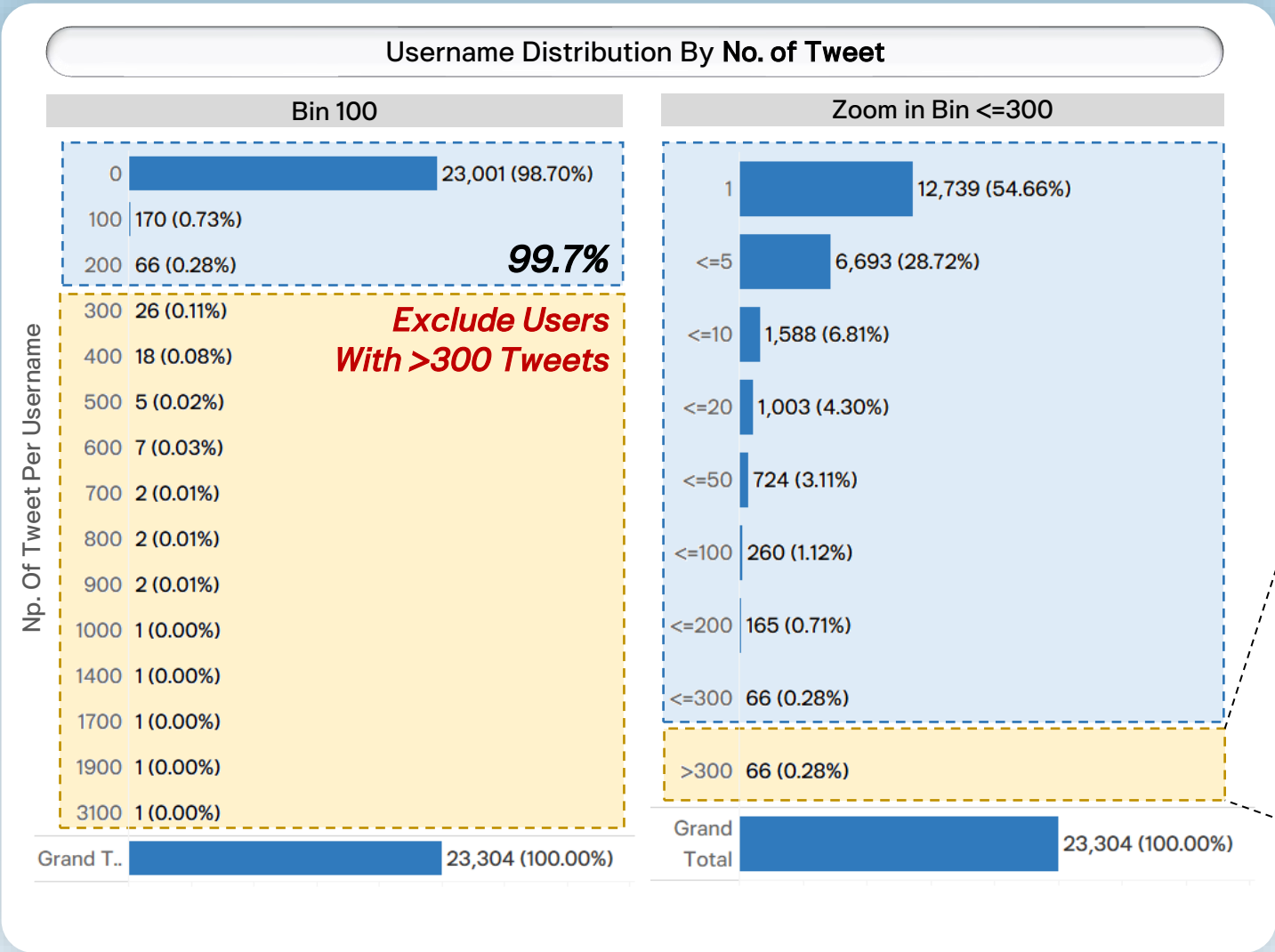
ขอลถามคะ ชลบุรี เขต 6 เบอร์อะไรหรอคะ #ก้าวไกล
 คือเราลงทะเบียนเลือกตั้งนอกเขตไว้ แต่เราปิดเทอมจึงทำให้ต้องกลับบ้านต่างจังหวัด อยากถามทุกๆ
 ใครจะเข้ามิตติมศักดิ์มิล รอบโควต้าบ้าง #dek66
 จากการดูดีเบตการเลือกตั้ง อยากรู้ว่าอิงอิงแตงหน้าเองหรือใครแตง ฉ่ำมาก ดีย
 ถ้าสแกนบรีจากเรียบร้อยแล้ว แต่หน้า payment บนเว็บไม่สำเร็จต้องแก้ไขยังงัยคะ ;--; #ก้าวไกล
 ประยุทธ์จะมาร.ร.วันพุธนี้ เราต้องทำตัวยังงัยคะ
 พี่ๆคนไหนอยู่มวศูนย์ ม.ทักษิณช่วยรื้อวหน้อยได้มั๊ยคะ การเรียน สภาพแวดล้อมก็ได้คะ 🙏 ♀ #วมว

*Already Removed duplicate tweets of the same username and the same text

Criteria For Selecting Tweets In Analysis Scope

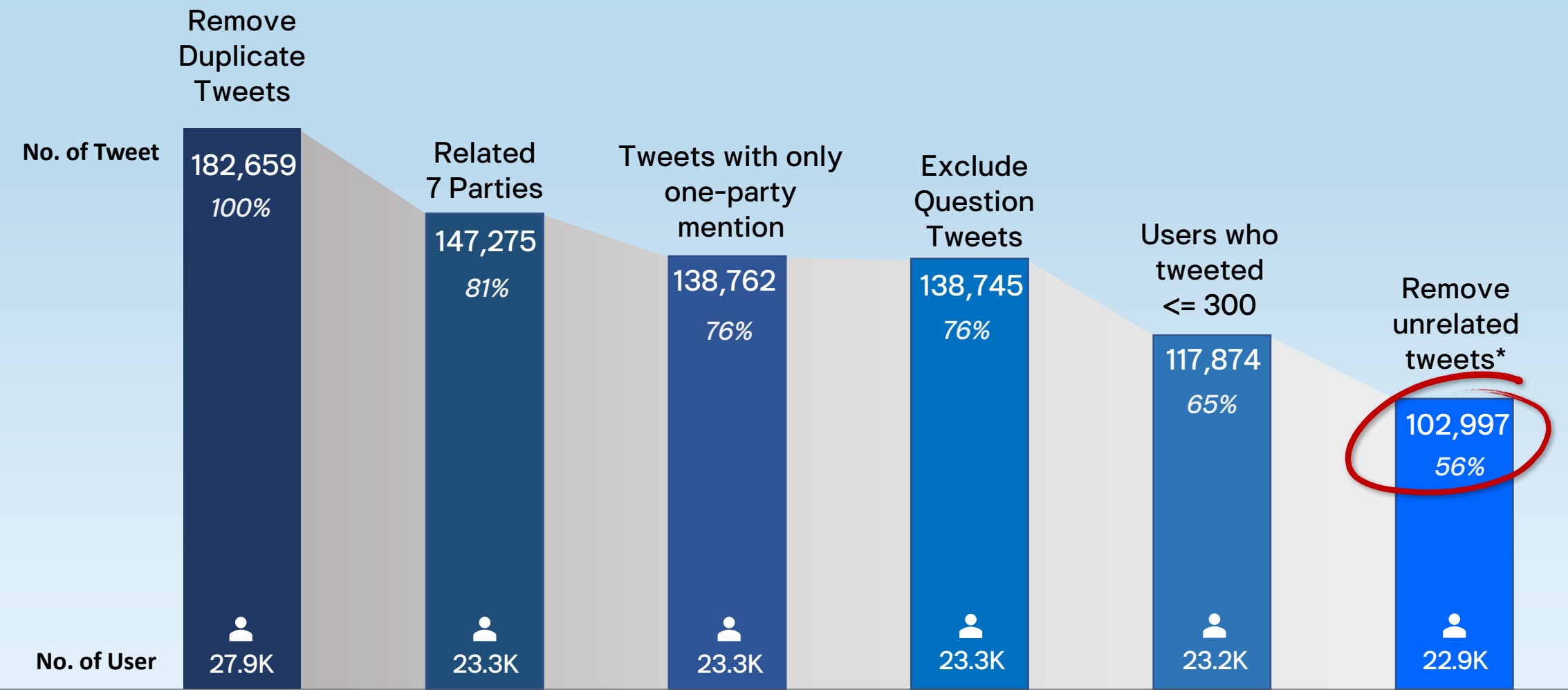
Focus On Tweets Posted By Users Who Tweeted Fewer Than 300 Tweets

- 99.7% Of All Users Posted Less Than 300 Tweets
- The Majority Of Users With >300 Tweets Are News Organizations



Criteria For Selecting Tweets In Analysis Scope

103K Tweets Will Be Used To Analyze
Party Voting Patterns Among Twitter Users



*tweets contained these words "ข้อปเลย|โปรดี้|ส่วนลด|งานออนไลน์|พร้อมส่ง|ป้ายยา|ข้อป|รับหิ้ว|รวมส่ง|โค้ดลด|แถมฟรี|ลดราคา|เหลือ|สนใจ|ทัก|ไม่มี|ขึ้น|ต่ำ|ส่งฟรี|พร้อมโอน|ปล่อย|กู|รายเดือน|ราคา|ขึ้น|ละ|ส่งต่อ|เสื้อผ้า|เสื้อ|เปิด|ใหม่|ดีล|เด็ด|ราคา|ถูก|ดู|ดวง|พร้อมส่ง|Spotify|ถอน|ได้|ไม่|อัน|ซื้อ|ดู|เย็น|เสื้อ|ลำ|มี|งาน|มา|แนะ|นำ|เกม|มือ|ถือ|เสื้อ|สง|กร|าน|แวน|จักร|พง|ง|ี|เกี่ยว|งาน|สอบถาม|จอง|คิว|ย้าย|ขน|ม|จีน|คร|ม|ำ|ร|ุง|หน้า|มอ|ทัก|ม|ิน|,|Google Search Trend|น.ศ.ทัก|ม|ิน|รับ|ส|ม|ค|ร|งาน"

Incorporate Twitter data into the model for sentiment classification.

wangchanberta-base-att-spm-uncased

Criteria For Selecting Tweets In Analysis Scope

 182,659 Tweets

Remove Duplicate Tweets

Related 7 Parties

One-party Mention

Exclude Question Tweets

Users who tweeted ≤ 300

Remove unrelated tweets

 102,997 Tweets

Analyze Tweets in 2 Levels

I) User Level

Create User Table

User name	# Tweet	# Like	#Retweet	#Party 1	#Party ...	#Party 7	Sentiment
1							
...							
22,979							

Party Vote Scoring by User

Label	Pos	Neu	Neg
Weight	3	1	-2

Group	No. of Tweet by Party and Sentiment				Score	
LOVER Party A 10 Tweets	Party	A	2	3	9	
		B		2	2	
		C		2	1	0
		D				0
		E				0
ATTACKER Party E 19 Tweets	Party	A	1	3	3	0
		B				0
		C			3	-6
		D				0
		E		3	6	-9
BOTH Love Attack Party B Party E 24 Tweets	Party	A	1	3	3	0
		B	5			15
		C			3	-6
		D				0
		E		3	6	-9

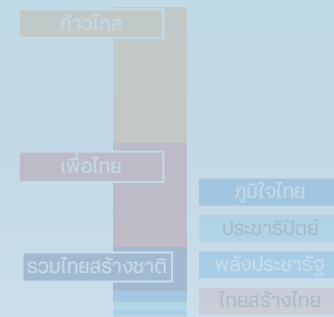
II) Tweet Level

Analyze and contrast the proportion of votes for the 7 parties in the actual party-list vote results with the data extracted from Twitter.

Actual Party-list Vote Results

VS

Data From Twitter



Multiple Linear Regression

- To find the best-fitting linear equation that represents the relationship between the Vote Ranking and these independent variables.

No. of Tweet

No. of Retweet

No. of Like

Sentiment



Party Voting Patterns among Twitter Users Analysis

Gather Data From Individual Twitter Users And Calculate Their **Loved** or **Attacked** Towards Political Parties, Or Both.

102,997
Tweets

22,979
Users

ก้าวไกล เพื่อไทย ภูมิใจไทย
รวมไทยสร้างชาติ ประชาธิปัตย์
พลังประชารัฐ ไทยสร้างไทย

Create User Table

	#Tweet	Pos	Neu	Neg	%Sentiment	%Party	#Like	#Retweet
Songpeep112	198				100.00%	100.00%	62	2
THESTATESTIMES	195				95.38%		136	34
agisna52456170	195				89.23%	43.08%	1	1
lIDrama_toxicll	194	56.70%	40.21%		71.65%		15,041	5,855
moveon0012	190	31.05%	62.11%		38.42%	51.05%	2,029	735
Kaoklai31	188				72.87%	87.77%	1,781	1,341
AgoH1987	188				94.68%	30.85% 30.32%	0	2
TeamOrangeParty	184				90.76%	96.74%	51,834	42,209
NoVemBerBitchy	182				76.92%	84.62%	23,257	6,186
PikaPhu_TH	179	36.31%	62.01%		79.33%		171	46
mindandwisdom	177				64.97%	44.07% 49.72%	6,885	2,891
chetawan_th	177				90.96%	100.00%	19,389	9,575
FuwCuYefpxj6mDP	176	43.75%	55.11%		100.00%		417	149
ucratis	175	34.86%	59.43%		33.14% 66.29%		325	197
b_B1B2B3	175				70.86%	49.14% 48.00%	17,485	21,962
haokhaws	172	33.72%	64.53%		72.67%		8,682	3,101
vfnBbPwD300dbKQ	171				55.56% 33.33%	84.80%	2,738	533
calya2007	171				91.23%	43.86%	0	0
ChookitTanawat	168				99.40%	100.00%	10	0
Kezar3659	166	49.40%	50.60%		58.43%		5,156	4,871
Niramom_ST	165	59.39%	35.76%		52.12% 36.36%		3,521	830
JiangWei_TH	164	43.29%	53.66%		55.49% 41.46%		4,173	1,420
RishadanPort	163				77.91%	49.69%	4,835	3,413
Banaranamaprang	163	51.53%	47.24%		84.05%		1,240	486
RungLOVE17	162	51.23%	48.77%		91.98%		862	280
boommari	161				68.94%	57.76%	1,970	925
Thairath_TV	157				96.82%	49.68%	4,168	1,187
Ch7HD	156				99.36%	30.13%	1,153	255
Unrulycat2511	155				79.35%	48.39%	66,769	153,085
shutup2557	155				69.03%	65.81%	19,033	26,228
Peter51787327	155				50.32%	65.16% 30.97%	1,979	563
pawutrxpawutr	155				67.10%	69.03%	1,922	1,165
IRh1almid0C3HkQ	154	32.47%	48.70%		35.06% 53.25%		2,639	768

Party Vote Scoring by User

LOVER

ATTACKER

BOTH

		Group	
Username	Group	LOVE Party	ATTACK Party
Songpeep112	Lover	พลังประชารัฐ	Null
THESTATESTIMES	Lover	ภูมิใจไทย	Null
agisna52456170	Lover	เพื่อไทย	Null
lIDrama_toxicll	Both	รวมไทยสร้างชาติ	เพื่อไทย
moveon0012	Both	รวมไทยสร้างชาติ	ก้าวไกล
Kaoklai31	Lover	ก้าวไกล	Null
AgoH1987	Lover	ภูมิใจไทย	Null
TeamOrangeParty	Lover	ก้าวไกล	Null
NoVemBerBitchy	Lover	รวมไทยสร้างชาติ	Null
PikaPhu_TH	Both	เพื่อไทย	รวมไทยสร้างชาติ
mindandwisdom	Both	รวมไทยสร้างชาติ	เพื่อไทย
chetawan_th	Lover	ก้าวไกล	Null
FuwCuYefpxj6mDP	Lover	รวมไทยสร้างชาติ	Null
ucratis	Both	ก้าวไกล	เพื่อไทย
b_B1B2B3	Lover	ก้าวไกล	Null
haokhaws	Both	เพื่อไทย	ก้าวไกล
vfnBbPwD300dbKQ	Both	เพื่อไทย	รวมไทยสร้างชาติ
calya2007	Lover	เพื่อไทย	Null
ChookitTanawat	Lover	พลังประชารัฐ	Null
Kezar3659	Both	ก้าวไกล	รวมไทยสร้างชาติ
Niramom_ST	Both	พลังประชารัฐ	เพื่อไทย
JiangWei_TH	Both	รวมไทยสร้างชาติ	ก้าวไกล
RishadanPort	Lover	เพื่อไทย	Null
Banaranamaprang	Both	รวมไทยสร้างชาติ	เพื่อไทย
RungLOVE17	Both	รวมไทยสร้างชาติ	เพื่อไทย
boommari	Both	เพื่อไทย	รวมไทยสร้างชาติ
Thairath_TV	Lover	รวมไทยสร้างชาติ	Null
Ch7HD	Lover	รวมไทยสร้างชาติ	Null
Unrulycat2511	Both	รวมไทยสร้างชาติ	ประชาธิปัตย์
shutup2557	Both	ภูมิใจไทย	รวมไทยสร้างชาติ
Peter51787327	Both	รวมไทยสร้างชาติ	เพื่อไทย
pawutrxpawutr	Both	เพื่อไทย	รวมไทยสร้างชาติ
IRh1almid0C3HkQ	Both	ก้าวไกล	รวมไทยสร้างชาติ



รายงานผลการเลือกตั้ง ส.ส. ปี พ.ศ.2566 อย่างเป็นทางการ

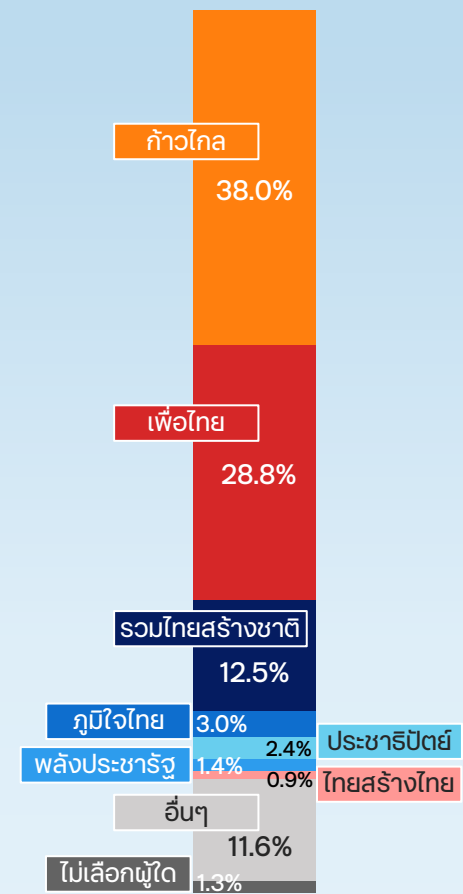
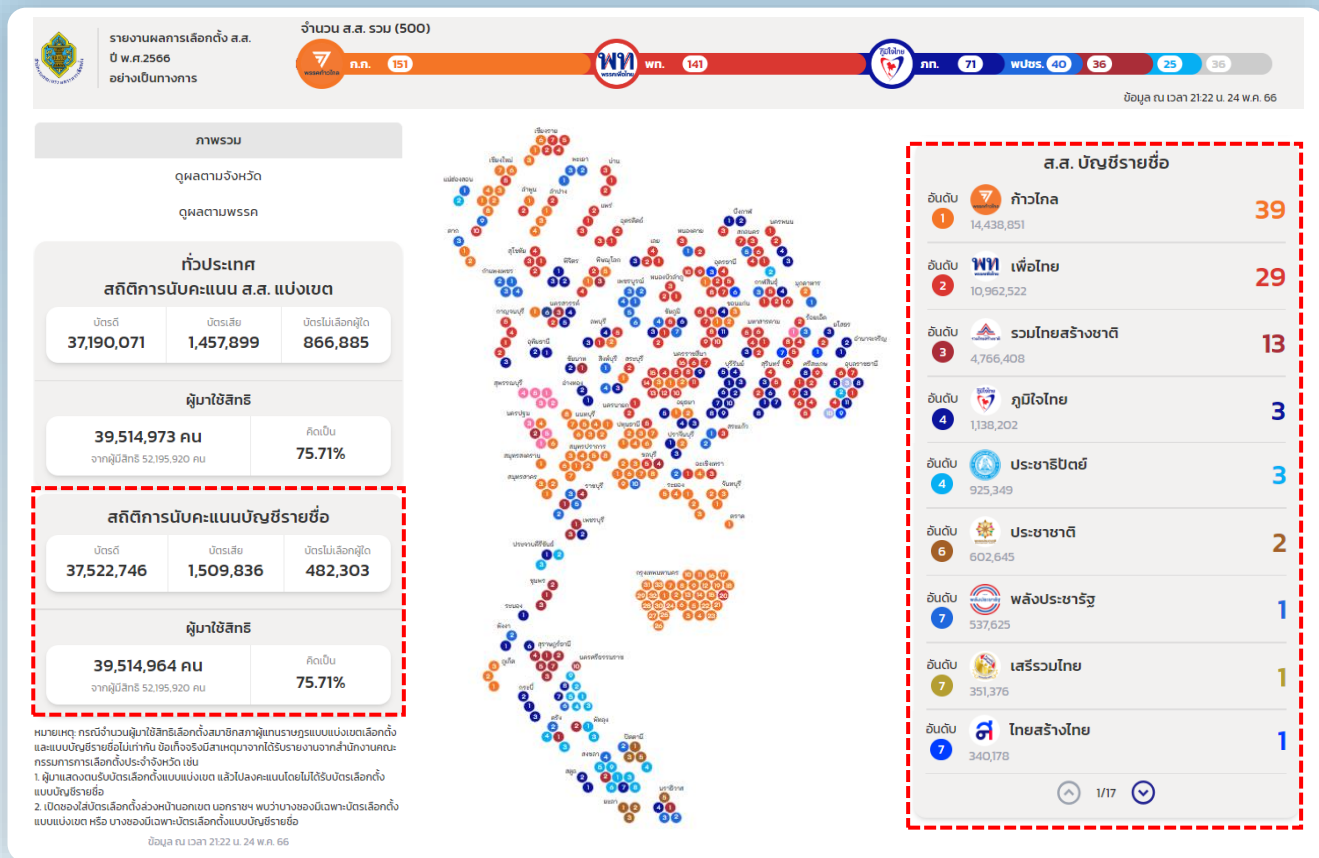
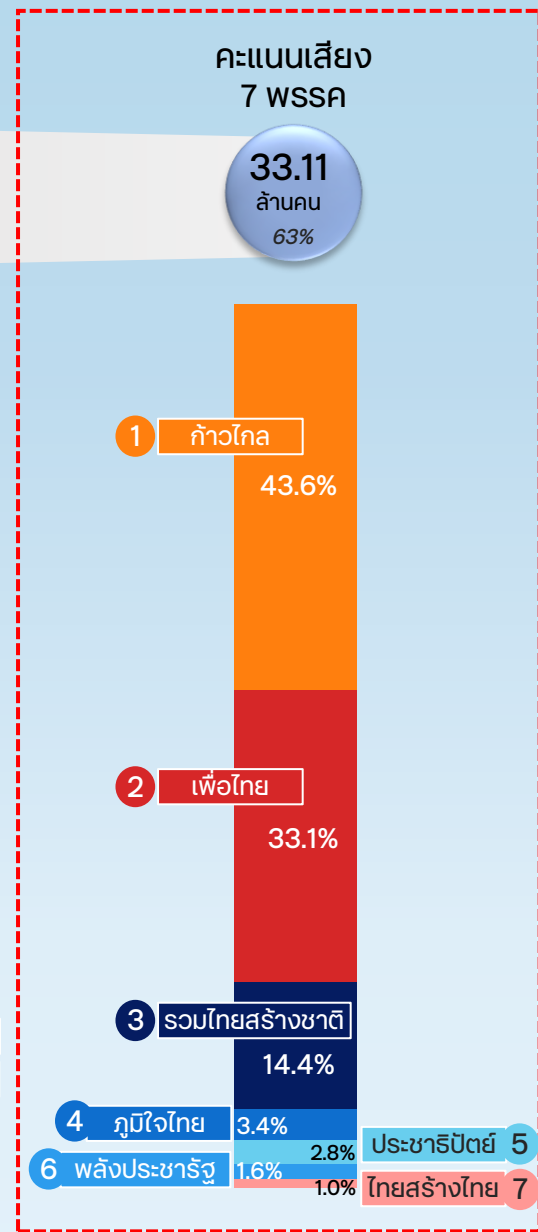
โดยสนใจเฉพาะผลคะแนนบัญชีรายชื่อเพื่อใช้ในการเปรียบเทียบกับผลการโหวตของผู้ใช้ Twitter

คะแนนบัญชีรายชื่อ

ผู้มีสิทธิเลือกตั้ง
52.19
ล้านคน

ผู้มาใช้สิทธิ
39.51
ล้านคน
75%

บัตรดี +
บัตรไม่เลือกผู้ใด
38.01
ล้านคน
73%



Party Voting Patterns among Twitter Users Analysis

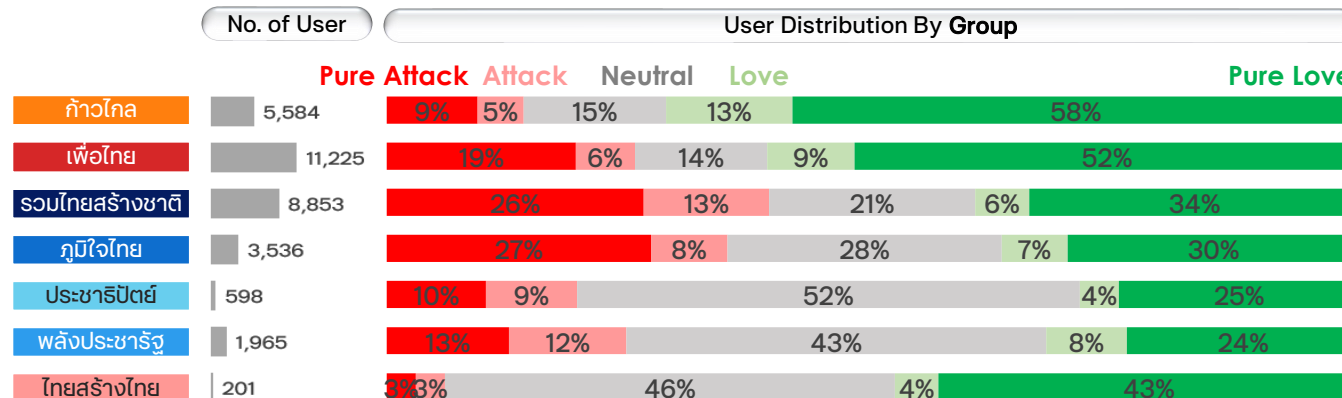
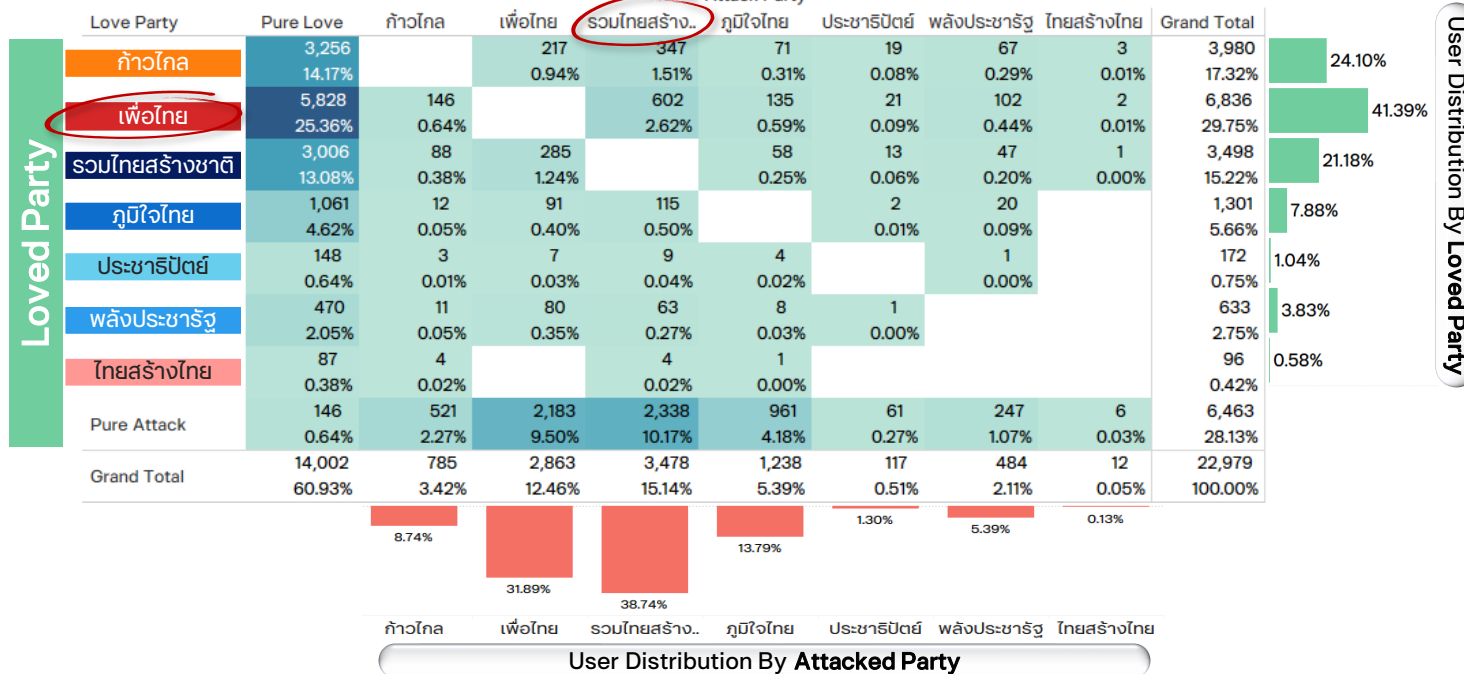
22,979
Users

LOVER
60%
13.9K

ATTACKER
28%
6.5K

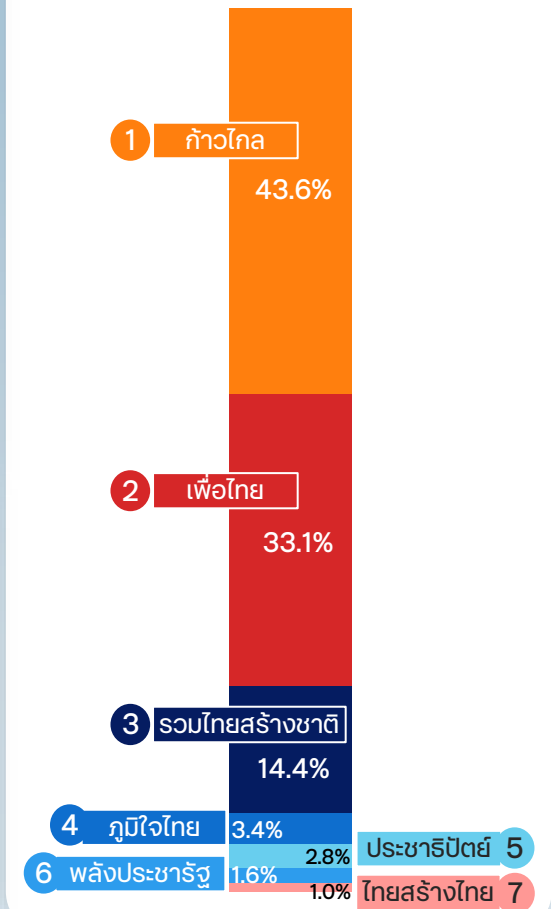
BOTH
12%
2.7K

No. of User
by Group



คะแนนเสียง
7 WSSK

33.11
ล้านคน
63%

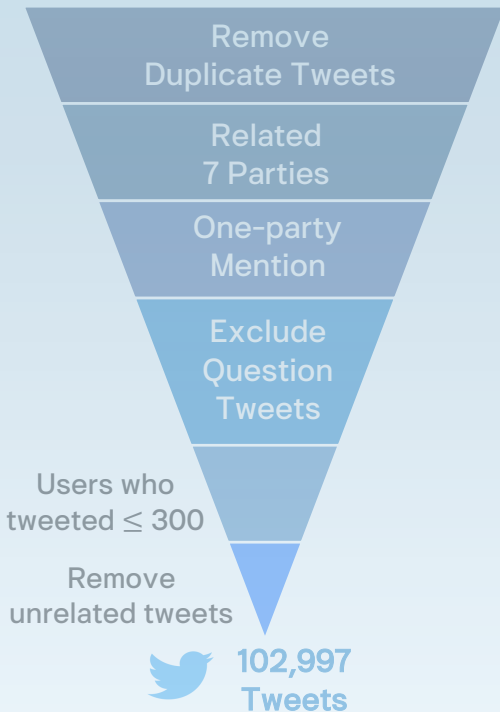


Incorporate Twitter data into the model for sentiment classification.

wangchanberta-base-att-spm-uncased

Criteria For Selecting Tweets In Analysis Scope

 182,659 Tweets



Analyze Tweets in 2 Levels

I) User Level

Create User Table

User name	# Tweet	# Like	# Retweet	#Party 1	#Party ...	#Party 7	Sentiment
1							
...							
22,979							

Party Vote Scoring by User

Label	Pos	Neu	Neg
Weight	3	1	-2

Group	No. of Tweet by Party and Sentiment				Score
LOVER Party A 10 Tweets	Party	A	2	3	9
		B		2	2
		C		2	0
		D			0
		E			0
ATTACKER Party E 19 Tweets	Party	A	1	3	0
		B			0
		C		3	-6
		D			0
		E		3	-9
BOTH Love Attack Party B Party E 24 Tweets	Party	A	1	3	0
		B	5		15
		C		3	-6
		D			0
		E		3	-9

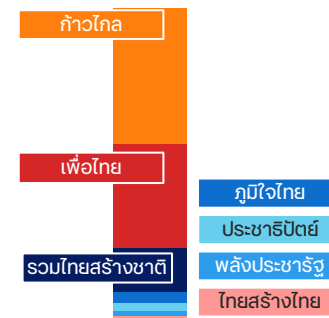
II) Tweet Level

Analyze and contrast the proportion of votes for the 7 parties in the actual party-list vote results with the data extracted from Twitter.

Actual Party-list Vote Results

VS

Data From Twitter



Multiple Linear Regression

- To find the best-fitting linear equation that represents the relationship between the Vote Ranking and these independent variables.

No. of Tweet

No. of Retweet

No. of Like

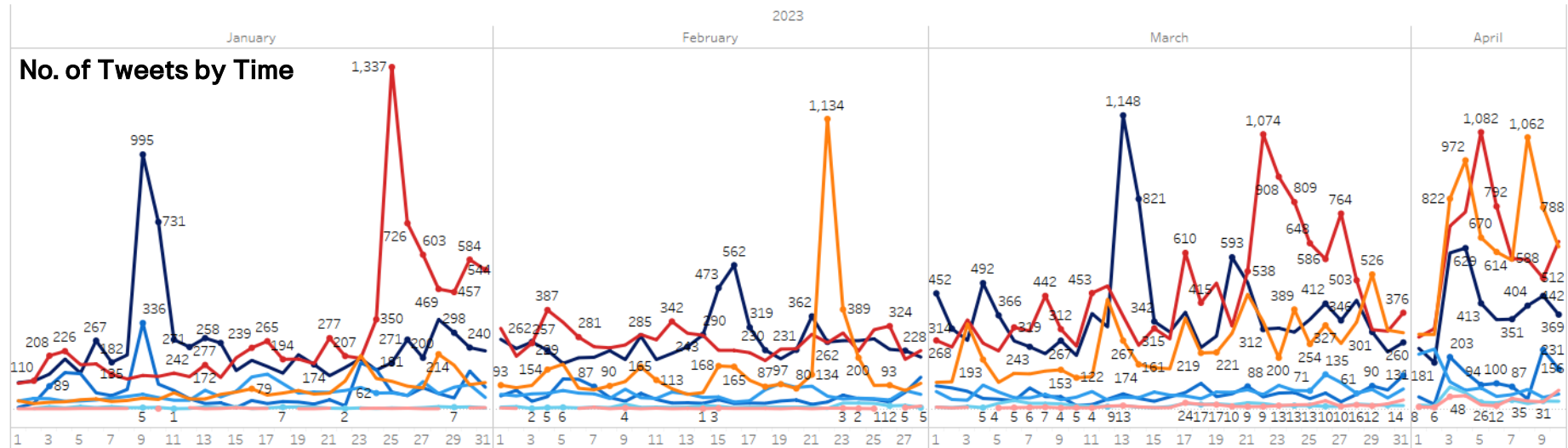
Sentiment



Party Voting Patterns among Twitter Users Analysis

Compare The Proportion Of Votes For The 7 Parties

- The three political parties that are most trending on Twitter are เพื่อไทย, รวบรวมไทย สร้างชาติ และก้าวไกล



No. of tweets

Proportion of Tweets by Party

Total Period (100 Days)

102,997

20.4%

35.5%

29.6%

6.3%

1.2%

6.2%

0.8%

Monthly

23,298

January

9.8%

39.0%

32.4%

9.6%

0.7%

8.3%

0.2%

22,384

February

19.4%

33.4%

32.8%

5.9%

1.1%

7.1%

0.3%

37,542

March

20.3%

36.7%

31.0%

4.8%

1.2%

5.1%

0.9%

19,773

April

34.0%

31.8%

20.2%

5.7%

1.7%

5.0%

1.6%

คะแนนบัญชีรายชื่อ 7 WSSK

33.11

ล้านคน

43.6%

33.1%

14.4%

3.4%

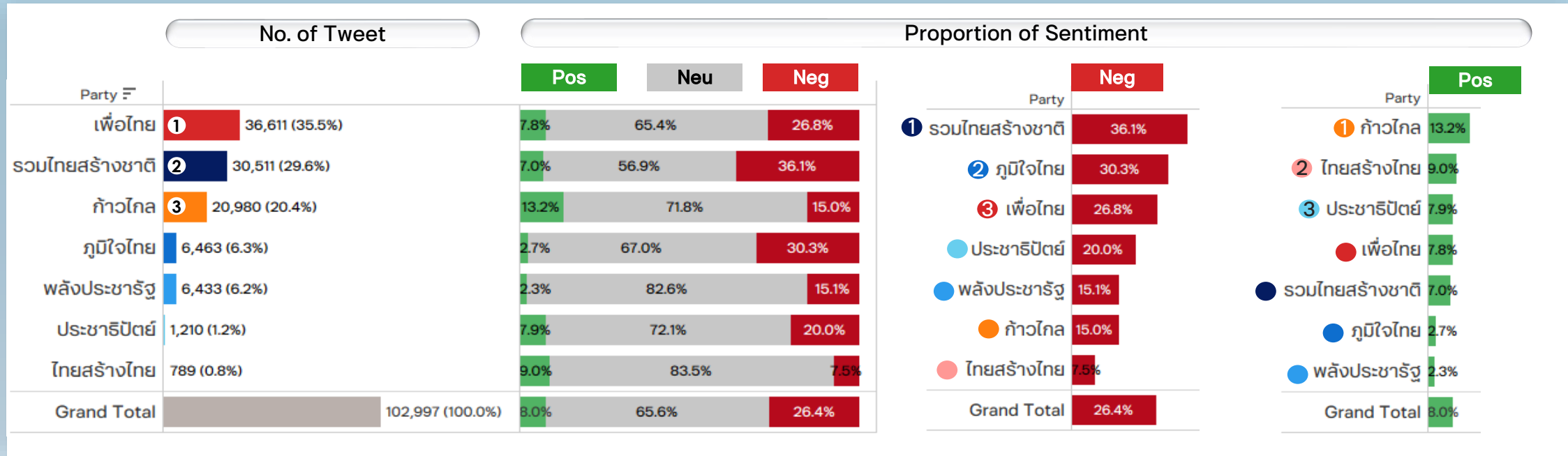
1.6%

2.8%

1.0%

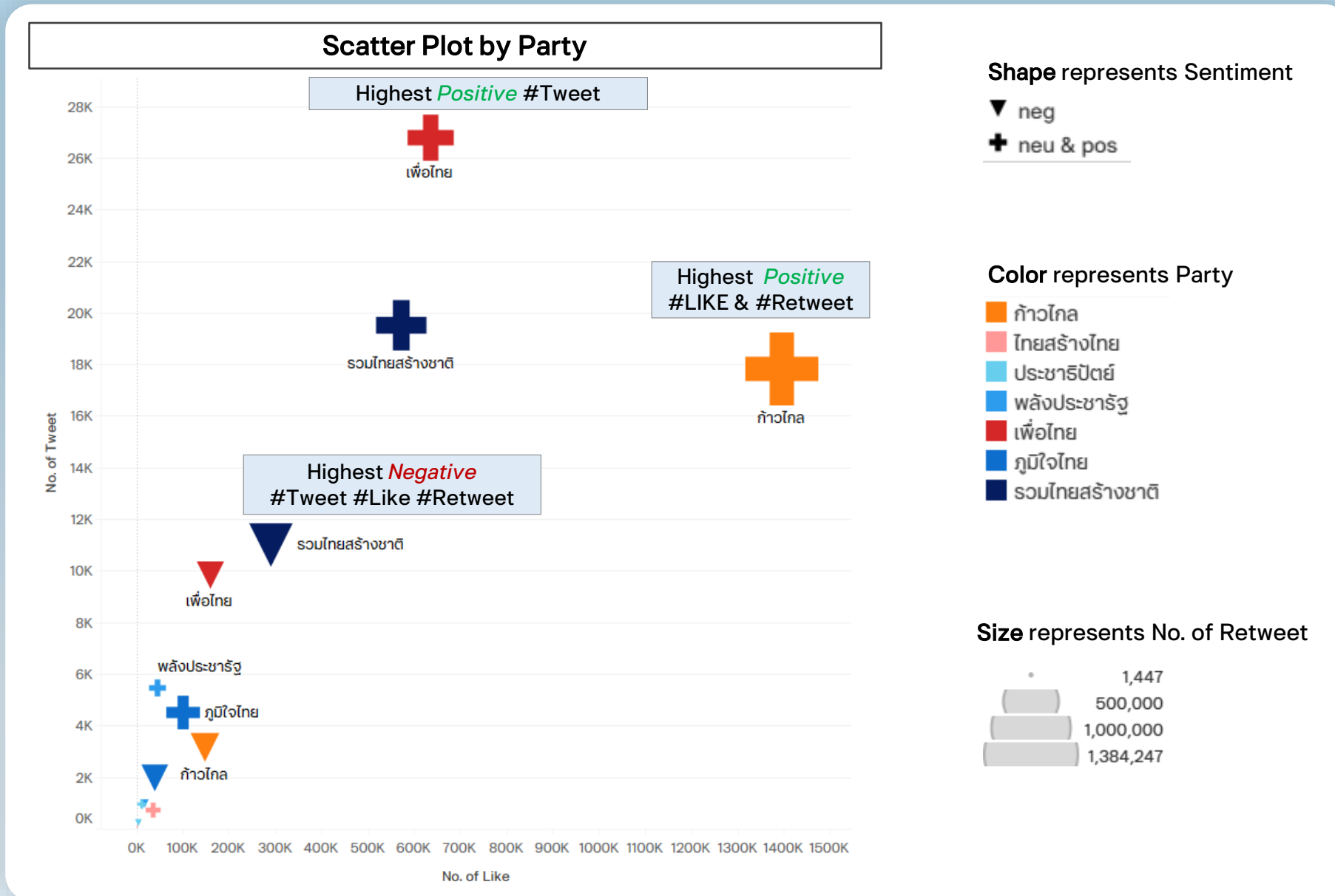
- As election day approaches, the proportion of the number of Tweets is expected to align more closely with the actual election results.

The Number Of Mentions In Tweets Doesn't Guarantee Corresponding Votes; Sentiment Analysis Is Also Essential



- **เพื่อไทย** receives the highest number of mentions among users in consideration of the number of Tweets, followed by **รวมไทยสร้างชาติ** and **ก้าวไกล**, respectively
- Although a significant number of mentions in Tweets does not guarantee a corresponding number of votes, *it is essential to consider the sentiment associated with the mentions.*
- **รวมไทยสร้างชาติ**, despite ranking second in the number of tweets, has the highest proportion of negative tweets at 36%, followed by **ภูมิใจไทย** with 30% negative tweets.
- Despite being the third most tweeted party, **ก้าวไกล** has the highest percentage of positive comments at 13%, while **ไทยสร้างไทย** follows with 9% positive comments.

In Addition To The Number Of Tweets And Sentiment, Other Vital Factors To Consider Are The Number Of Likes And Retweets.



Compare The Proportion of....

Actual Party-list Vote Results vs No. of Tweets vs No. of Likes vs No. of Retweets

- The proportion of actual party-list vote results closely aligns with the proportion of positive and neutral likes.

Actual Party-list Vote Results		All Sentiment			Positive + Neutral			Negative			
Actual Number	Party	Actual	#Tweet	#Like	#Retweet	#Tweet	#Like	#Retweet	#Tweet	#Like	#Retweet
	ก้าวไกล	14,438,851	20,980	1,544,421	1,609,575	17,827	1,395,728	1,384,247	3,153	148,693	225,328
	เพื่อไทย	10,962,522	36,611	797,018	755,372	26,787	636,679	553,460	9,824	160,339	201,912
	รวมไทยสร้างชาติ	4,766,408	30,511	865,664	1,170,978	19,501	573,706	659,274	11,010	291,958	511,704
	ภูมิใจไทย	1,138,202	6,463	140,938	488,411	4,506	100,226	293,550	1,957	40,712	194,861
	ประชาธิปัตย์	925,349	1,210	14,309	34,299	968	10,330	21,175	242	3,979	13,124
	พลังประชารัฐ	537,625	6,433	62,218	93,827	5,461	45,798	74,176	972	16,420	19,651
	ไทยสร้างไทย	340,178	789	37,659	58,568	730	36,487	57,121	59	1,172	1,447
	Total	33,109,135	102,997	3,462,227	4,211,030	75,780	2,798,954	3,043,003	27,217	663,273	1,168,027

% of Total	Party	Actual	#Tweet	#Like	#Retweet	#Tweet	#Like	#Retweet	#Tweet	#Like	#Retweet
	ก้าวไกล	43.6%	20.4%	44.6%	38.2%	23.5%	49.9%	45.5%	11.6%	22.4%	19.3%
	เพื่อไทย	33.1%	35.5%	23.0%	17.9%	35.3%	22.7%	18.2%	36.1%	24.2%	17.3%
	รวมไทยสร้างชาติ	14.4%	29.6%	25.0%	27.8%	25.7%	20.5%	21.7%	40.5%	44.0%	43.8%
	ภูมิใจไทย	3.4%	6.3%	4.1%	11.6%	5.9%	3.6%	9.6%	7.2%	6.1%	16.7%
	ประชาธิปัตย์	2.8%	1.2%	0.4%	0.8%	1.3%	0.4%	0.7%	0.9%	0.6%	1.1%
	พลังประชารัฐ	1.6%	6.2%	1.8%	2.2%	7.2%	1.6%	2.4%	3.6%	2.5%	1.7%
	ไทยสร้างไทย	1.0%	0.8%	1.1%	1.4%	1.0%	1.3%	1.9%	0.2%	0.2%	0.1%
	Total	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%

Utilize Multiple Linear Regression To Establish The Relationship Between Vote Ranking And The Independent Variables

Independent Variables	
No. of Tweet	No. of Retweet
No. of Like	Sentiment

Multiple Linear Regression

- MLR is a statistical technique used to model the relationship between a dependent variable and two or more independent variables.
- In multiple linear regression, the goal is to find the best-fitting linear equation that represents the relationship between the dependent variable and the independent variables. The aim of multiple linear regression is to estimate the regression coefficients that minimize the sum of squared differences between the predicted values and the actual values of the dependent variable.
- This estimation is typically done using a method called ordinary least squares (OLS).

- The equation takes the form:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_p X_p + \varepsilon$$

Where:

- Y represents the dependent variable or the variable being predicted.
- X_1, X_2, \dots, X_p represent the independent variables or predictors.
- $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p$ are the regression coefficients or the parameters to be estimated. β_0 is the intercept term, and $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p$ are the coefficients corresponding to the independent variables.
- ε represents the error term or residual, which accounts for the variability not explained by the model.

Multiple Linear Regressions With The Smallest Mean Squared Error (MSE)

Are Equations With 3 Independent Variables (#Positive Retweet, #Negative Retweet, and #Neutral Retweet)

Dependent Variable		Independent Variables															
		All Sentiment			Pos			Neu			Neg			Pos + Neutral			
		Party	Score Rank	#Tweet	#Like	#Retweet	#Tweet_Pos	#Like_Pos	#Retweet_Pos	#Tweet_Neu	#Like_Neu	#Retweet_Neu	#Tweet_Neg	#Like_Neg	#Retweet_Neg	#Tweet_Pos+Neu	#Like_Pos+Neu
Actual Number	ก้าวไกล	1	20,980	1,544,421	1,609,575	2,767	255,837	242,641	15,060	1,139,891	1,141,606	3,153	148,693	225,328	17,827	1,395,728	1,384,247
	เพื่อไทย	2	36,611	797,018	755,372	2,845	82,358	49,519	23,942	554,321	503,941	9,824	160,339	201,912	26,787	636,679	553,460
	รวมไทยสร้างชาติ	3	30,511	865,664	1,170,978	2,150	95,019	109,344	17,351	478,687	549,930	11,010	291,958	511,704	19,501	573,706	659,274
	ภูมิใจไทย	4	6,463	140,938	488,411	177	13,790	44,180	4,329	86,436	249,370	1,957	40,712	194,861	4,506	100,226	293,550
	ประชาธิปัตย์	5	1,210	14,309	34,299	95	550	81	873	9,780	21,094	242	3,979	13,124	968	10,330	21,175
	พลังประชารัฐ	6	6,433	62,218	93,827	148	244	187	5,313	45,554	73,989	972	16,420	19,651	5,461	45,798	74,176
	ไทยสร้างไทย	7	789	37,659	58,568	71	13,462	24,157	659	23,025	32,964	59	1,172	1,447	730	36,487	57,121
	Total		102,997	3,462,227	4,211,030	8,253	461,260	470,109	67,527	2,337,694	2,572,894	27,217	663,273	1,168,027	75,780	2,798,954	3,043,003
% of Total	ก้าวไกล	1	0.2037	0.4461	0.3822	0.3353	0.5546	0.5161	0.2230	0.4876	0.4437	0.1158	0.2242	0.1929	0.2352	0.4987	0.4549
	เพื่อไทย	2	0.3555	0.2302	0.1794	0.3447	0.1786	0.1053	0.3546	0.2371	0.1959	0.3610	0.2417	0.1729	0.3535	0.2275	0.1819
	รวมไทยสร้างชาติ	3	0.2962	0.2500	0.2781	0.2605	0.2060	0.2326	0.2569	0.2048	0.2137	0.4045	0.4402	0.4381	0.2573	0.2050	0.2167
	ภูมิใจไทย	4	0.0627	0.0407	0.1160	0.0214	0.0299	0.0940	0.0641	0.0370	0.0969	0.0719	0.0614	0.1668	0.0595	0.0358	0.0965
	ประชาธิปัตย์	5	0.0117	0.0041	0.0081	0.0115	0.0012	0.0002	0.0129	0.0042	0.0082	0.0089	0.0060	0.0112	0.0128	0.0037	0.0070
	พลังประชารัฐ	6	0.0625	0.0180	0.0223	0.0179	0.0005	0.0004	0.0787	0.0195	0.0288	0.0357	0.0248	0.0168	0.0721	0.0164	0.0244
	ไทยสร้างไทย	7	0.0077	0.0109	0.0139	0.0086	0.0292	0.0514	0.0098	0.0098	0.0128	0.0022	0.0018	0.0012	0.0096	0.0130	0.0188
	Total		1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000

- Experiment with creating multiple linear regressions by importing different independent variables to estimate the regression coefficients that minimize the Mean Squared Error (MSE).

Mean Squared Error (MSE)

#Independent Variable	1					2	3
Sentiment	-	Pos	Neu	Neg	Pos+Neu	Neg, Pos+Neu	Pos, Neu, Neg
#Tweet	1.4834999	0.7800148	1.3033971	2.392686	1.2060886	0.991226016	0.733640916
#Like	0.7898197	1.2905683	0.8623104	1.9466772	0.9284993	0.768494314	0.500350176
#Retweet	0.78955	1.5932825	0.7701433	2.2920527	0.8908814	0.779889207	0.256295584

✗ #Negative Retweet Has No Effect To Party Vote Score Ranking

Multiple Linear Regression

Objective: Are number of retweets in Twitter in each sentiment predictive of party vote score ranking?

MSE: 0.2563

Data collection:

	Score Rank	#Retweet_Pos	#Retweet_Neu	#Retweet_Neg	Predict
ก้าวไกล	1	0.5161	0.4437	0.1929	1.05
เพื่อไทย	2	0.1053	0.1959	0.1729	1.92
รวมไทยสร้างชาติ	3	0.2326	0.2137	0.4381	2.82
ภูมิใจไทย	4	0.0940	0.0969	0.1668	4.51
ประชาธิปัตย์	5	0.0002	0.0082	0.0112	5.88
พลังประชารัฐ	6	0.0004	0.0288	0.0168	5.30
ไทยสร้างไทย	7	0.0514	0.0128	0.0012	6.52
Total		1.0000	1.0000	1.0000	

Estimation of Coefficients (OLS):

```
Residuals:
    1      2      3      4      5      6
-0.05261  0.07568  0.18243 -0.51193 -0.87588  0.70100
    7
 0.48130

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)   6.1211     0.4456   13.737 0.000835 ***
#RT_Pos       14.6953     6.5858    2.231 0.111853
#RT_Neu      -27.7285     7.9733   -3.478 0.040123 *
#RT_Neg       -1.8143     2.5525   -0.711 0.528487
---
Signif. codes:
  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.7733 on 3 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.9359,    Adjusted R-squared:  0.8719
F-statistic: 14.61 on 3 and 3 DF,  p-value: 0.027
```

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \varepsilon$$

Score Rank

= 6.1211

+14.6953 (#Retweet_Pos)

-27.7285 (#Retweet_Neu)

-1.8143 (#Retweet_Neg)

Test Hypothesis:

Assumptions 1 : Linear Model

$H_0: \beta_i = 0$

$H_1: \beta_i \neq 0$

```
> rmodel <- aov(Party~ MLR$V7+MLR$V10+MLR$V13, data = dataf)
> summary(rmodel)
```

	Df	Sum Sq	Mean Sq	F value	Pr(>F)	Alpha
#RT_Pos	1	16.847	16.847	28.171	0.0131 *	<0.05 Reject Ho
#RT_Neu	1	9.057	9.057	15.145	0.0301 *	<0.05 Reject Ho
#RT_Neg	1	0.302	0.302	0.505	0.5285	>0.05 Do not reject Ho
Residuals	3	1.794	0.598			

• At the 0.05 level of significance, RT_Pos and RT_Neu has effect to party vote score ranking

• **At the 0.05 level of significance, RT_Neg has no effect to party vote score ranking**



Assumptions 2 : Independency

$H_0: \rho = 0$

$H_1: \rho \neq 0$

```
> durbinWatsonTest(model)
lag Autocorrelation D-W Statistic p-value
  1      0.04917327      1.770989      0.332
```

Alternative hypothesis: $\rho \neq 0$ > Alpha 0.05
Do not reject H_0

• At the 0.05 level of significance, Random errors are independent.



Assumptions 3 : Mean (error) = 0

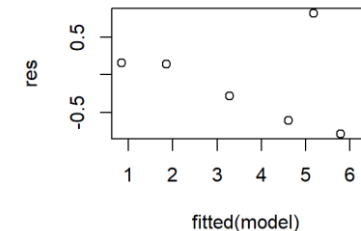
$\mu_\varepsilon = 0$

Follow immediately from LS method of estimation



Assumptions 4 : Homogeneity of Variance

Assumptions 6 : No outliers

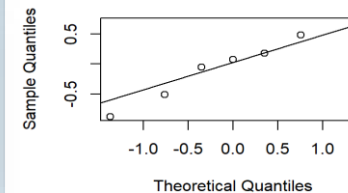


- \therefore Random errors are homogeneity of variance
- No outlier



Assumptions 5 : Normal Distribution

Normal Q-Q Plot



- Random errors follow line
- \therefore Random errors are Normal Distribution





MLR With 2 Independent Variables Is Consistent With All Assumptions. (#Positive Retweet & #Neutral Retweet)

Multiple Linear Regression

Objective: Are number of retweets in Twitter in each sentiment predictive of party vote score ranking?

MSE: 0.2994

Data collection:

	Score Rank	#Retweet_Pos	#Retweet_Neu	Predict
ก้าวไกล	1	0.5161	0.4437	0.85
เพื่อไทย	2	0.1053	0.1959	1.86
รวมไทยสร้างชาติ	3	0.2326	0.2137	3.28
ภูมิใจไทย	4	0.0940	0.0969	4.61
ประชาธิปัตย์	5	0.0002	0.0082	5.79
พลังประชารัฐ	6	0.0004	0.0288	5.18
ไทยสร้างไทย	7	0.0514	0.0128	6.43
Total		1.0000	1.0000	

Estimation of Coefficients (OLS):

```

Residuals:
    1      2      3      4      5      6      7
0.1535 0.1381 -0.2844 -0.6058 -0.7852 0.8176 0.5662

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)   6.0244     0.3972  15.167 0.00011 ***
#RT_Pos       15.3200     6.1099   2.507 0.06624 .
#RT_Neu      -29.4906     7.0939  -4.157 0.01418 *
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.7239 on 4 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.9251,    Adjusted R-squared:  0.8877
F-statistic: 24.71 on 2 and 4 DF,  p-value: 0.005605
    
```

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \varepsilon$$

Score Rank
= 6.0244
+15.32 (#Retweet_Pos)
-29.4906 (#Retweet_Neu)

Test Hypothesis:

Assumptions 1 : Linear Model

$$H_0: \beta_i = 0$$

$$H_1: \beta_i \neq 0$$

```

> rmodel <- aov(Party~ MLR$V7+MLR$V10, data = dataf)
> summary(rmodel)
    
```

	Df	Sum Sq	Mean Sq	F value	Pr(>F)	Alpha
#RT_Pos	1	16.847	16.847	32.15	0.00477	<0.05 Reject Ho
#RT_Neu	1	9.057	9.057	17.28	0.01418	<0.05 Reject Ho
Residuals	4	2.096	0.524			

- At the 0.05 level of significance, RT_Pos and RT_Neu has effect to party vote score ranking



Assumptions 2 : Independency

$$H_0: \rho = 0$$

$$H_1: \rho \neq 0$$

```

> durbinWatsonTest(model)
lag Autocorrelation D-W Statistic p-value
1 0.2150905 1.405625 0.204
Alternative hypothesis: rho != 0
> Alpha 0.05
Do not reject Ho
    
```

- At the 0.05 level of significance, Random errors are independent.



Assumptions 3 : Mean (error) = 0

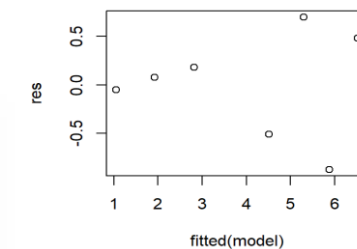
$$\mu_{\varepsilon} = 0$$

Follow immediately from LS method of estimation



Assumptions 4 : Homogeneity of Variance

Assumptions 6 : No outliers

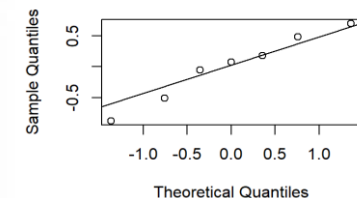


- ∴ Random errors are homogeneity of variance
- ∴ No outlier



Assumptions 5 : Normal Distribution

Normal Q-Q Plot



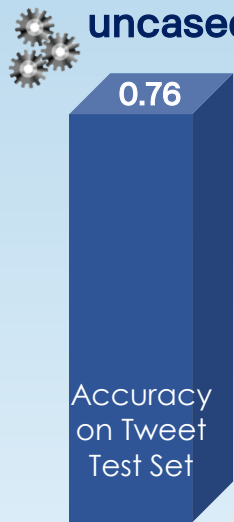
- ∴ Random errors follow line
- ∴ Random errors are Normal Distribution



Summary


 102,997 Tweets
 
 22,979 Users

wangchanberta-base-att-spm-uncased



is applied to classify sentiment

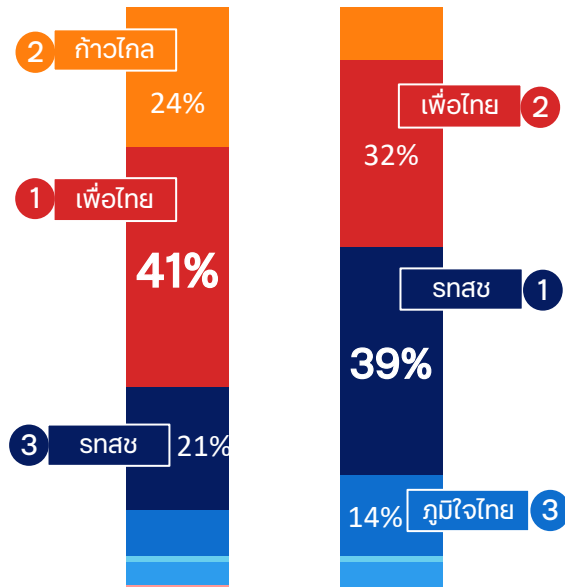
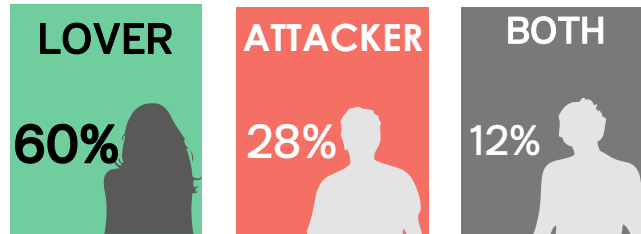
Analyze Tweets in 2 Levels



Party Voting Patterns among Twitter Users Analysis

I) User Level

22,979 Users



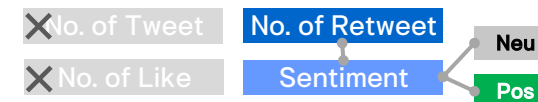
II) Tweet Level

Mere tweet count is insufficient for predicting the selection outcome; considering the number of likes and retweets, along with sentiment analysis, enhances prediction accuracy.

Party with Max Count				
Sentiment	All	Pos	Neu	Neg
#Tweet	เพื่อไทย	เพื่อไทย	เพื่อไทย	สหช
#Like	ก้าวไกล	ก้าวไกล	ก้าวไกล	สหช
#Retweet	ก้าวไกล	ก้าวไกล	ก้าวไกล	สหช

Multiple Linear Regression

The relationship between a Twitter user's number of positive and neutral retweets and a political party's vote ranking can be described by a linear correlation, as expressed in this equation.



$$\text{Score Rank} = 6.02 + 15.32 (\#Retweet_Pos) - 29.49 (\#Retweet_Neu)$$



Limitations

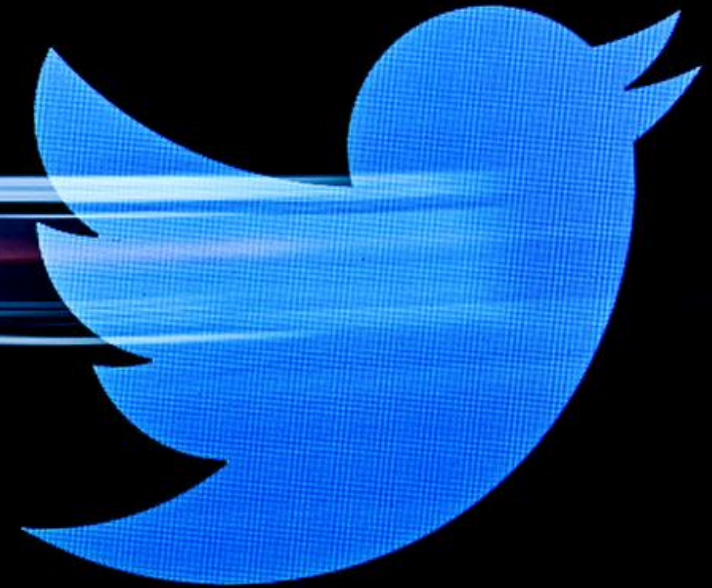
- No tweet information is available around the time of the election. (11 April 2023 – 14 May 2023)



Future Work

- In this analysis, emojis were excluded from the text. However, it is important to acknowledge that emojis can convey emotions and should be taken into consideration for recognizing sentiments.
- This framework should be backtested with other data sets.

Appendix



Code_Colab

<https://colab.research.google.com/drive/1caasFG6ha3rR9Wu3g6tsjU-ZhT2TmSMw?usp=sharing>

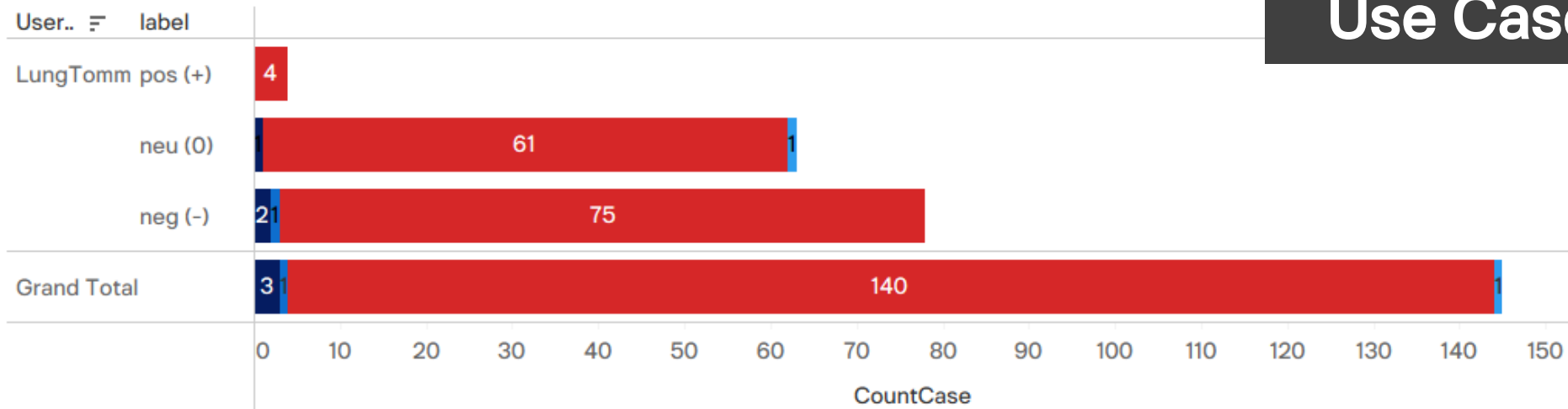
Literature Review

Year	Papers	Algorithm	Scenario	Resource	Metric	Performane
2021	PREDICTING THE 2020 US PRESIDENTIAL ELECTION WITH TWITTER	VADER sentiment and structural data with aggregate polling, a time series analysis	2020 US Presidential election	Twitter A) 1.7 million tweet data set from Kaggle user B) scraping historical tweets from multiple prominent accounts. (57 accounts,3200 tweets) from presidential candidates, news organizations, political pundits, and politicians	MAE	This method performed worse than its baseline of polling predictions
2016	Prediction of Indian Election Using Sentiment Analysis on Hindi Twitter	Dictionary Based, Naive Bayes and SVM	2016 India general state election	Twitter - 42,235 tweets (1 month during the campaigning period)	Accuracy	- SVM predicted a 78.4% chance that the BJP would win - As it turned out, BJP won 60 out of 126 constituencies in the 2016 general election
2022	Sentiment Analysis on Twitter for the Major German Parties during the 2021 German Federal Election	transformer-based models (BERT)	2021 German federal election	Twitter 58,000 tweets from 7 parties	Accuracy, macro F1, weighted f1 score	- BERT model achieved an accuracy of 93.3% and macro f1 score of 93.4%.
2022	Understanding Social Media Behavior in Philippines Presidential Election using Natural Language Processing	SVM (to classify sentiment) - LDA (to discover hidden topics from the given corpus) - K-means (to clusters topics)	2022 Philippines Presidential election	Facebook Posts from 300 users with 3,210 posts	Accuracy	SVM accuracy 73% -The topic models and cluster models were evaluated using a human annotator (50.1% which shows an average level of the quality of the topic models)
2022	A Semi-Supervised Approach to Sentiment Analysis of Tweets during the 2022 Philippine Presidential Election	Multinomial Naïve Bayes model	2022 Presidential Election in the Philippines	Twitter - 28 February to 8 May 2022 (2 months) (the campaign period) - 114,851 tweets	Accuracy	an accuracy rate of 84.83% higher than the researchers' previous study's accuracy rate.

ATTACKER



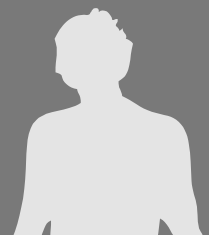
Use Case



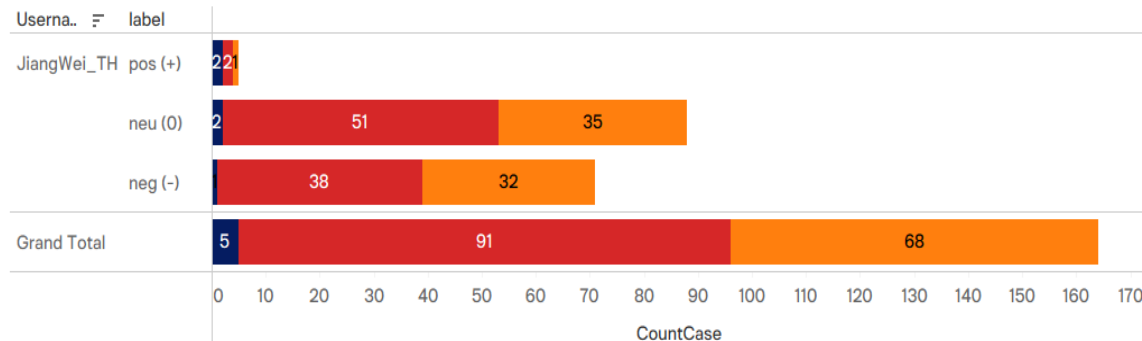
Username	label	ATTACK Party	Text
LungTomm	pos (+)	เพื่อไทย	@HS2_QRK5_s9 พรรคเพื่อทักษิณส่งหาลงควายสีแดงมันก็เลือก
LungTomm	pos (+)	เพื่อไทย	@forevertum ท่านทักษิณชอบคนแบบนี้มาก หลอกไปเผาบ้านเกิดหลอกมาแล้ว หลอกไปตายท่ามาแล้ว สร้างให้เป็นไพร่ด้วยศั
LungTomm	pos (+)	เพื่อไทย	@forevertum ท่านทักษิณชอบคนประเภทนี้มากครับ ท่านเคยพูดว่าคนที่ไม่ชอบอ่านไม่ชอบค้นคว้าเป็นคนที่ไม่ฉลาดใช้ง่ายครับ
LungTomm	pos (+)	เพื่อไทย	@hEtlowCXN399XXW @PheuThaiParty ท่านทักษิณชอบคนโง่เพราะปกครองง่าย https://t.co/MGqbYj1JBe

LungTomm	+	/	-	
เพื่อไทย	4	61	75	-77
รวมไทยสร้างชาติ		1	2	-3
ก้าวไกล				
พลังประชารัฐ				
ภูมิใจไทย			1	-2
ประชาธิปัตย์				
ไทยสร้างไทย				
			145	

BOTH



JiangWei_TH	+	/	-	
เพื่อไทย	2	51	38	-19
รวมไทยสร้างชาติ	2	2	1	6
ก้าวไกล	1	35	32	-26
พลังประชารัฐ				0
ภูมิใจไทย				0
ประชาธิปัตย์				0
ไทยสร้างไทย				0
			164	



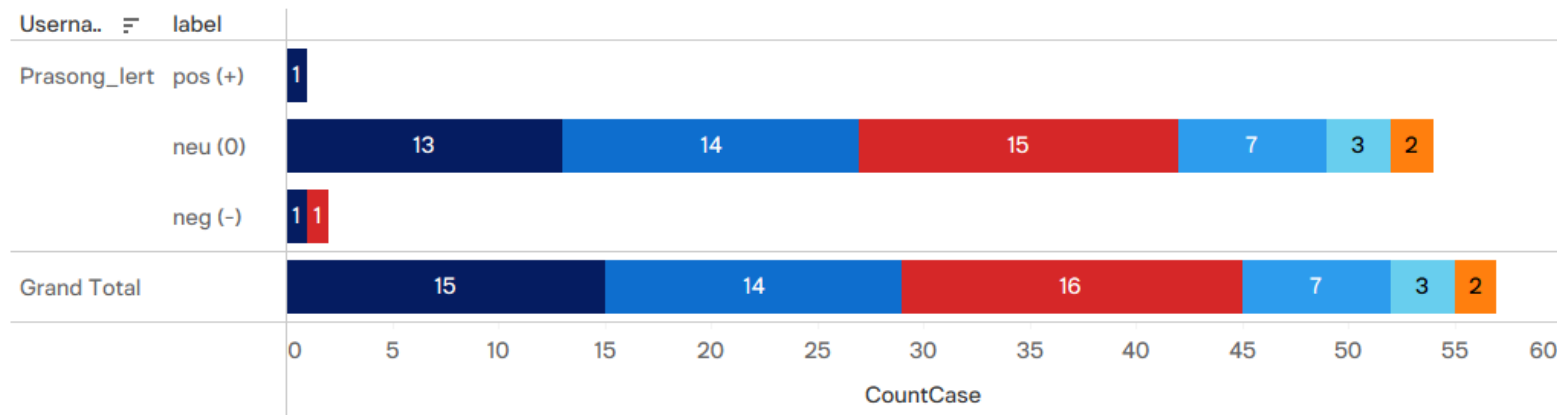
ก้าวไกล
 เพื่อไทย
 รวมไทยสร้างชาติ

Username	label	ATTACK Party	Text
JiangWei_TH	neu (0)	ก้าวไกล	@SiaJampathong ใช้ทีมีมัยครับ ที่ว่า กัดขี้ กัดกันการรวมตัวเป็นสหภาพแรงงาน หวังว่าจะได้รับเกียรติจากคุณเขี้ย มา
JiangWei_TH	neu (0)	ก้าวไกล	@ongpadipat เป็นโอกาสอันดีที่ชาวพิษโลกจะได้เจอหน้า สส ของท่านแล้ว หลังจากท่านแทบไม่เคยเห็นหน้ามันเลย ดส
JiangWei_TH	neu (0)	ก้าวไกล	@Wit_TheRipper @ChawalitKongpet เห็นว่ามีดีกรีดีดกเตอร์ ก็เลยคาดหวัง แมแต่ด็อกเตอร์ ก็คงคาดหวังอะไรไม่ไ
JiangWei_TH	neu (0)	ก้าวไกล	นั่นใจ พิธา เอ็งชดชาขาดแล้ว เค้าเตรียมหัวหม่าใหม่ไว้แล้ว #ก้าวไกล https://t.co/b6pjAyS8lw
JiangWei_TH	neu (0)	ก้าวไกล	แต่โปรดระวัง วันหนึ่ง เพื่อนคุณอาจได้ใช้บริการลูกสาวของคุณ วันหนึ่ง เพื่อนบ้านคุณ อาจได้ใช้บริการ เมียของคุณ
JiangWei_TH	neu (0)	ก้าวไกล	@IIDrama_toxicII จะบรรยายยังไงหมด มันเยอะมากนะ A4 1ริม ยังไม่รู้จะพอมัย #ก้าวไกล
JiangWei_TH	neu (0)	ก้าวไกล	@lawyerJammy ยืนยันก็ดีครับ จะได้เป็นหลักฐานอีกชั้น ให้ กัด พิจารณา ก็ว่ากันไปตามหลักฐานและเจตนาครับ

Username	label	LOVE Party	Text
JiangWei_TH	pos (+)	รวมไทยสร้างชาติ	8 ปีของลุงดู เข้ามาจัดการ รถมือสอง ที่สุพัง ไม่มีใครเหลียวมอง จนกลายเป็น เพอร์รี่ ได้ในวันนี้ จนมีโจร ขโมย จ้องตาเป็นมัน ลุงดู เก่ง จึ้งๆครับ ผมนับถือ #รวมไทยสร้างชาติ #ลุงดู #รวมไทยสร้างชาติ๒๒ #รทสช
JiangWei_TH	pos (+)	รวมไทยสร้างชาติ	@carmen167057816 #ทีมลุงดู ด้วยครับ #รทสช #รวมไทยสร้างชาติ
JiangWei_TH	neu (0)	รวมไทยสร้างชาติ	@ApWtboy แหม โยงไปถึงประยุทธ์จนได้เนาะ
JiangWei_TH	neu (0)	รวมไทยสร้างชาติ	พรงนี้ #ลุงดู ลงไปถูกกัด ไปตรวจจนยับประขุม คนถูกกัด อย่าลืมมาดูคลิปนี้กันนะครับ #ทีมลุงดู #รทสช #รวมไทยสร้างชาติ
JiangWei_TH	neg (-)	รวมไทยสร้างชาติ	@Bobthelove2 ถึงแม้หาก พล อ ประยุทธ์ จะประกาศเลิกเล่นการเมือง ผมก็ไม่กลับใจเลือกคุณแล้ว ผมเห็นคุณในฐานะผู้นำมาแล้ว เช็ดแล้วครับ #อภิสิทธิ์ #ปชป

LOVER

Use Case



- ก้าวไกล
- ประชาธิปัตย์
- พลังประชารัฐ
- เพื่อไทย
- ภูมิใจไทย
- รวมไทยสร้างชาติ

LOVE Party

Prasong_lert	+	/	-	
เพื่อไทย		15	1	13
รวมไทยสร้างชาติ	1	13	1	14
ก้าวไกล		2		2
พลังประชารัฐ		7		7
ภูมิใจไทย		14		14
ประชาธิปัตย์		3		3
ไทยสร้างไทย				0
			57	