
**SISTEM DETEKSI WAWASAN MORAL BERSOSIAL MEDIA:
ANALISIS KOMENTAR TIDAK SESUAI PADA INSTAGRAM**Ahmad Fikri Iskandar¹, Dedy Irwan², Tantri Hidayati Sinaga³^{1,2,3}Program Studi Sistem Informasi, Universitas Harapan Medan, Kota Medan, Sumatera Utara¹andfikri@gmail.com, ²ddirwan@gmail.com, ³tantri.hida83@gmail.com

Abstrak: Digitalisasi saat ini semakin mempermudah pengguna internet untuk aktif atau memberikan opini mereka di sosial media. Permasalahan komentar tidak sesuai seperti ini sangatlah mengganggu terhadap publik figur dan tidak sesuai dengan moral bersosial media di Instagram karena komentar yang diharapkan berupa respon terhadap foto yang diunggah tetapi yang ada hanya komentar hatespeech, komentar promosi, komentar jualan, komentar testimoni yang tidak jelas, bahkan tautan ke suatu laman berbahaya. Tujuan penelitian adalah untuk mengetahui berapa tingkat ketepatan dengan menggunakan sistem pendeteksi wawasan moral bersosial media di Instagram dengan Naïve Bayes dan K-Nearest Neighbor. Langkah pembuatan perancangan dengan menggunakan metode SDLC. Preprocessing komentar adalah tokenisasi, stopword removal dan stemming. Akurasi sistem untuk klasifikasi komentar tidak sesuai wawasan moral bersosial media menggunakan metode K-Nearest Neighbor sebesar 73,6% sedangkan menggunakan metode Naïve Bayes sebesar 67,2%. Sehingga dapat disimpulkan bawah sistem deteksi wawasan moral bersosial media untuk klasifikasi komentar tidak sesuai menggunakan metode K-Nearest Neighbor lebih baik daripada menggunakan metode Naïve Bayes.

Kata Kunci: Moral Bersosial Media, Spam, Deteksi, Instagram

Abstract: Digitalization is currently making it easier for internet users to be active or give their opinions on social media. The problem of inappropriate comments like this is very disturbing to public figures and is not in accordance with the morals of social media on Instagram because the expected comments are in the form of responses to uploaded photos but there are only hate speech comments, promotional comments, sales comments, unclear testimonial comments, even link to a malicious page. The purpose of the study was to determine the level of accuracy by using a moral insight detection system on social media on Instagram with Naïve Bayes and K-Nearest Neighbor. Steps of making the design using the SDLC method. Comment preprocessing is tokenization, stopword removal and stemming. The accuracy of the system for classifying comments that do not match the moral insight of social media using the K-Nearest Neighbor method is 73.6% while using the Naïve Bayes method is 67.2%. So it can be concluded that the social media moral insight detection system for the classification of inappropriate comments using the K-Nearest Neighbor method is better than using the Naïve Bayes method.

Keywords: Social media morals, Spam, Detection, Instagram

PENDAHULUAN

Perkembangan jaman digital sekarang, menjadi eksis bagi pengguna internet untuk aktif bersosial media sekaligus bersosialisasi di dunia maya, tapi banyak ditemukan masalah pada sosial media tersebut. Salah satunya adalah permasalahan komentar yang tidak sesuai. Permasalahan komentar tidak sesuai seperti ini sangatlah mengganggu terhadap publik figur tersebut karena komentar yang diharapkan berupa respon terhadap foto yang diunggah tetapi yang ada hanya komentar promosi, komentar jualan, komentar testimoni yang tidak jelas, bahkan tautan ke suatu laman berbahaya di dunia maya, dan hal lainnya.

Komentar tidak sesuai mengganggu karena dapat menyebabkan informasi salah dalam jumlah komentar. Jumlah komentar yang banyak merupakan salah satu indikator popularitas seorang selebgram, namun ternyata jumlah komentar yang banyak adalah komentar tidak sesuai. Hal yang lainnya adalah sangat mengganggu alur diskusi yang terdapat pada suatu status sehingga pengguna akan kesulitan dalam mencari informasi dengan cepat dan tepat.

Sampai saat ini belum ada sistem penanganan komentar tidak sesuai di Instagram yang handal, untuk instagram berbahasa Inggris yang dapat dilakukan oleh pengguna Instagram adalah dengan melaporkan bahwa suatu komentar adalah tidak sesuai dan kemudian dapat dihapus secara manual jika dikehendaki, atau melakukan menyaring otomatis berbasis kata-kata kunci tertentu untuk tidak sesuai berbahasa Inggris yang juga harus diaktifkan sendiri oleh pengguna tersebut. Untuk bahasa lain selain Inggris, belum ada mekanisme lain yang bagus dan otomatis.

Dibangunnya suatu sistem yang dapat mengklasifikasikan komentar tidak sesuai berbahasa Indonesia dengan mengambil data latihan komentar-komentar tidak sesuai pada Instagram beberapa artis terkenal Indonesia diharapkan dapat memberikan solusi yang optimal terhadap permasalahan komentar tidak sesuai yang terjadi saat ini. (Ahmed et al., 2014) (Rusland et al., 2017). Ada beberapa algoritma klasifikasi untuk memberikan solusi terhadap komentar yang tidak sesuai yaitu K-Nearest Neighbor dan Naive Bayes Classifier (Chrismanto & Lukito, 2017).

K-Nearest Neighbor (KNN) adalah suatu algoritma untuk klasifikasi terhadap objek berdasarkan data training yang paling dekat dengan objek. Tetangga dekat biasanya dihitung berdasarkan jarak Euclidean (Jo, 2019). KNN merupakan metode sederhana, dan mudah diimplementasikan dan memiliki ukuran K yang tinggi dibandingkan dengan klasifikasi Bayesian dan SVM (Sharma & Suryawanshi, 2016). KNN berkomputasi tinggi, ketergantungannya ke parameter k dan fungsi jarak serta toleransi rendah terhadap noise karena menggunakan semua data training yang relevan, bahkan ketika data training mengandung data noise atau tidak seimbang (Pratiwi & Ulama, 2016).

Naive Bayes Classifier (NBC) merupakan salah satu Machine Learning yang digunakan untuk kasus klasifikasi data. Dalam perhitungannya (Jo, 2019). Naive Bayes menggunakan probabilitas dengan konsep dasar Teorema Bayes. NBC pada dasarnya menghitung sekumpulan probabilitas dengan menghitung frekuensi dan kombinasi nilai dalam dataset tertentu apakah kata-kata memiliki kemungkinan tertentu terjadi di dalam spam atau non-spam (Rusland et al., 2017). NBC sangat sederhana dan cepat untuk memprediksi kelas dari kumpulan data uji serta berkinerja baik dalam prediksi multi-kelas. NBC dipilih karena termasuk algoritma yang mudah diimplementasikan dan cepat dari sisi waktu pemrosesan (Rosandy, 2016).

METODOLOGI

A. Data

Proses pengumpulan data diambil dari komentar foto oleh pemilik akun di Indonesia yang memiliki pengikut lebih dari 5 juta. Pengambilan data pada beberapa artis Indonesia. Kebutuhan yang diperlukan pada penelitian ini adalah data komentar yang diambil sebanyak 500 komentar pada pemilik akun instagram di Indonesia. Dari 300 data komentar tersebut, diambil 200 data komentar yang digunakan sebagai pelatihan data dan 100 data lainnya digunakan sebagai pengujian data. Sebelum dilakukan proses perancangan, data akan dibersihkan dari karakter-karakter khusus seperti ,.!'[]{} dan lain sebagainya (Kannan et al., 2015) (H, 2015).

B. Perancangan

Langkah-langkah pembuatan perancangan dengan menggunakan metode SDLC yang dilakukan pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Tahap Perencanaan

Pada tahap perencanaan ini membahas studi tentang kebutuhan yang diperlukan dalam penelitian.

2. Tahap Analisis

Pada tahap ini dilakukan proses pendalaman mengenai segala permasalahan dan resiko pada pengguna. Tahapan analisis ini dibagi menjadi beberapa tahapan yaitu: Tokenisasi (tokenizations) dimaksudkan untuk memperkecil hasil dari tokenisasi. Menurut Zalmout (2017) mengatakan langkah ini membagi seluruh kalimat menjadi kata-kata dengan menghapus ruang kosong, koma dan lainnya, Pembuangan stopwords adalah proses pembuangan term yang tidak memiliki arti. Menurut Hapsari dan Santoso (2015) mengatakan salah satu metode pembuangan stopwords dengan menggunakan metode stop yang berisi kata-kata seperti ini, itu, yang, ke, di, dalam, kepada, dan lainnya, dan Pembentukan Kata Dasar (*Stemming*) Proses stemming adalah proses, Menurut Wahyudi, dkk (2015) salah satu proses stemming yang populer adalah metode Nazief dan Adriani dikembangkan berdasarkan aturan morfologi Bahasa Indonesia yang mengelompokkan imbuhan menjadi awalan, sisipan, akhiran dan gabungan awalan akhiran (confixes).

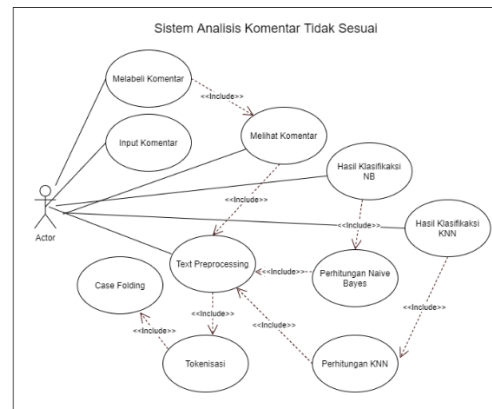
3. Tahap Perancangan

Pada tahap perancangan ini menyangkut sistem dimana akan diberikannya solusi dari segala masalah yang ada setelah dilakukannya tahap analisis. Pada tahapan perancangan ini akan digunakan metode KNN dan NBC sebagai solusi yang ditawarkan untuk memberikan solusi.

4. Tahap Implementasi
5. Tahapan Pengujian, serta
6. Tahap Pemeliharaan

C. UML

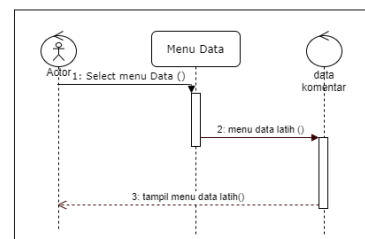
Unified Modeling Language (UML) merupakan himpunan struktur dan teknik untuk pemodelan desain program berorientasi objek (OOP) serta aplikasinya. Pada penelitian ini menggunakan use case diagram dan sequence diagram.



Gambar 1. Use Case Sistem Analisis Komentar Tidak Sesuai

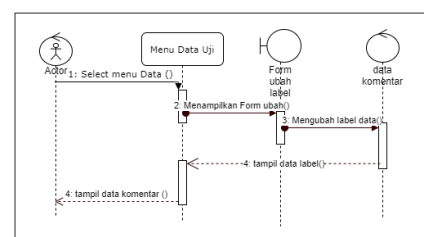
Use case diagram pada Gambar 1. memperlihatkan skenario dari interaksi antara pengguna dengan sistem. Pengguna dapat melakukan masukan komentar, melihat perhitungan manual dari KNN dan NB serta melihat hasil klasifikasi dalam bentuk diagram lingkaran.

Sequence diagram terdiri dari 4 yaitu: menu data latih, menu data uji, *text processing* dan perhitungan klasifikasi komentar tidak sesuai dengan metode KNN dan NB.



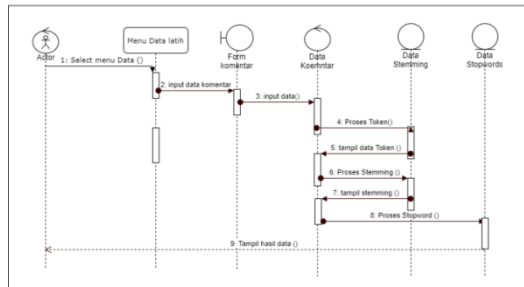
Gambar 2. Sequence Diagram Menu Data

Gambar 2. menjelaskan bahwa pengguna mengakses sistem, kemudian pengguna mengklik menu sistem akan mengontrol dan menampilkan tampilan menu data.



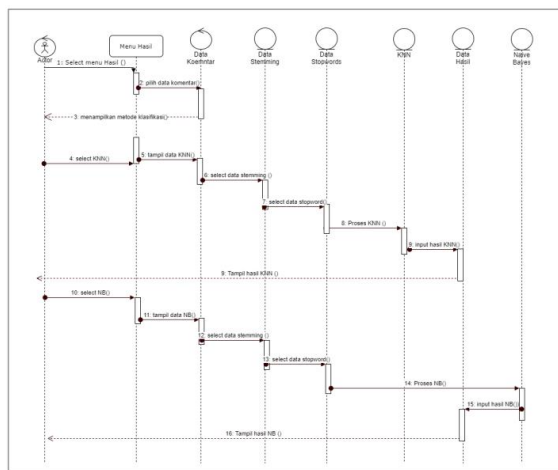
Gambar 3. Sequence diagram Label data Uji

Sequence Diagram data latih pada Gambar 3 menjelaskan bahwa pengguna mengakses sistem, dengan mengklik menu data lalu mengisi label yang ingin di ubah. Kemudian sistem akan menampilkan label dan komentar yang telah diubah labelnya.



Gambar 4. Sequence diagram data preprocessing

Sequence Diagram data preprocessing menjelaskan bahwa pengguna mengklik tambah data komentar, sistem akan mengontrol dan menampilkan *form* data komentar. Pengguna mengisi *form* data komentar, sistem akan mengontrol dan menampilkan data komentar diisi, pengguna mengklik simpan dan sistem akan mengontrol serta menampilkan data komentar berhasil disimpan. Pada menu *preprocessing* terdapat beberapa opsi pada menu *preprocessing* yaitu *cleaning*, *case-folding*, *tokenizing*, *filtering*, dan *steaming*. Sistem akan menampilkan hasil data yang telah diinput



Gambar 5. Sequence Diagram Klasifikasi Komentar

Sequence diagram pengujian pada Gambar 5 menjelaskan bahwa pengguna mengklik menu hasil. Perhitungan kalkulasi terdiri dari

dua yaitu KNN dan Naïve Bayes, setiap komen yang akan dilakukan klasifikasi maka harus mengambil dari komentar dan *stemming* untuk dilakukan klasifikasi menggunakan metode KNN dan Naïve Bayes.

D. Database

Database yang diperlukan pada penelitian ini adalah

Tabel 1. Tabel Dokumen

No.	Nama Field	Jenis Data
1	Id_dokumen	Int (11)
2	Judul	VarChar(64)
3	Isi	Text
4	Keyword	Int(11)

Tabel 2. Tabel Stemming

No.	Nama Field	Jenis Data
1	Id_stemming	Int (11)
2	Id_dokumen	Int(11)
3	Frekuensi	Int(11)
4	Kata	VarChar(64)

Tabel 3. Tabel Klasifikasi

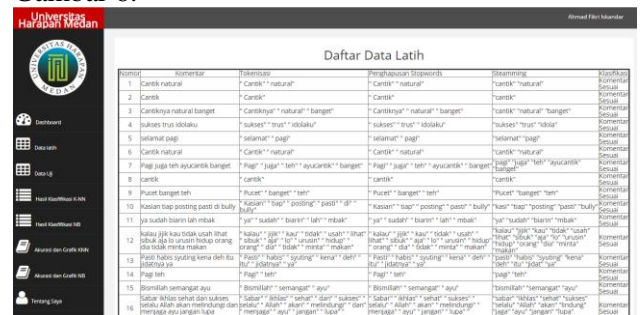
No.	Nama Field	Jenis Data
1	Id_dokumen	Int (11)
2	KNN	Int (11)
3	NB	Int (11)
4	Manual	Int(11)

Tabel 4. Tabel Stopword

No.	Nama Field	Jenis Data
1	No	Int (11)
2	kata	text

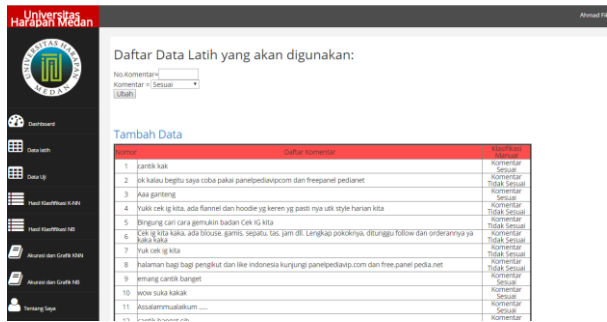
HASIL DAN PEMBAHASAN

Sistem pada penelitian ini dibuat menggunakan bahasa pemrograman PHP. Adapun hasil tampilan web dapat dilihat pada Gambar 6.



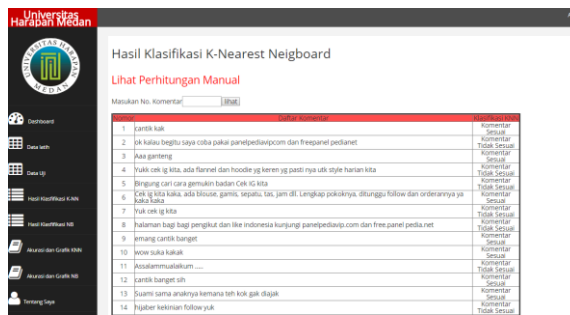
Gambar 6. Tampilan Halaman Uji

Halaman latihan ini akan menampilkan proses *pre-processing* data yaitu tokenisasi, penghapusan *stopword* dan stemming pada setiap komentar sesuai maupun tidak sesuai. Pada halaman latihan ini akan ditampilkan dalam tabel yang terdiri dari nomor, komentar dan lainnya yang dapat dilihat pada gambar berikut ini:



Gambar 7. Tampilan Halaman Uji

Pada Gambar 7, tampilan halaman data uji terdapat tabel data uji, *form* klasifikasi manual, dan tambah data uji. Pada tabel uji tersebut terdiri dari nomor, daftar komentar dan hasil klasifikasi manual yang dilakukan oleh pengunjung. Pada *form* klasifikasi manual digunakan untuk menentukan serta mengubah klasifikasi data uji yang akan digunakan sebagai proses akurasi dari metode K-Nearest Neighbour dan metode Naïve Bayes.



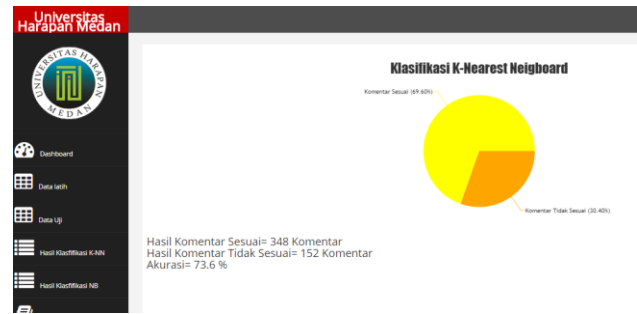
Gambar 8. Tampilan Halaman Klasifikasi KNN

Pada Gambar 8 menunjukkan hasil tampilan klasifikasi KNN. Metode KNN dan NB memiliki performansi kecepatan menampilkan halaman yang sama. Selanjutnya untuk menampilkan perhitungan manual dari KNN dan NB dapat memasukkan nomor komentar pada halaman klasifikasi. Berikut ini contoh perhitungan manual dengan menggunakan NB:

Kelas	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	Total	Probabilitas	
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
13	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
14	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
15	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
16	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
17	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
18	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
19	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
20	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Hasil Perhitungan Probabilitas Sesuai																					0.23888931878243	Hasil Perhitungan Probabilitas Tidak Sesuai	0.481447395342849	

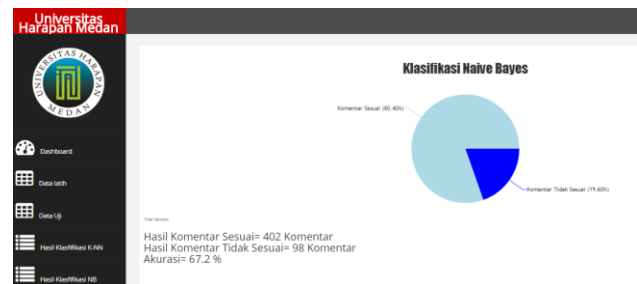
Gambar 9. Tampilan Perhitungan Manual NB

Pada gambar diatas dapat dilihat, perhitungan NB menggunakan pendekatan peluang. Pada contoh diatas, komentar diklasifikasikan kedalam label komentar tidak sesuai



Gambar 10. Tampilan Akurasi KNN

Pada gambar 10, menjelaskan kometer sesuai pada bagian yang berwarna kuning mengklasifikasi komentar sesuai sebanyak 348 komentar sedangkan kometer tidak sesuai pada bagian yang berwarna orange mengklasifikasi komentar tidak sesuai sebanyak 152 komentar. Akurasi yang didapatkan oleh metode NB sebesar 73,6%.



Gambar 11. Tampilan Akurasi KNN

Pada Gambar 11 menjelaskan kometer sesuai pada bagian yang berwarna biru muda mengklasifikasi komentar sesuai sebanyak 402 komentar sedangkan kometer tidak sesuai pada bagian yang berwarna biru terang mengklasifikasi komentar tidak sesuai sebanyak 98 komentar. Akurasi yang didapatkan oleh metode NB sebesar 67,2%.

Tabel 5. Hasil Performansi Metode KNN dan NB

No	Penilaian	KNN	NB
1	True Positive	122	79
2	False Positive	30	19
3	False Negative	102	145
4	True Negative	246	257
5	Presisi "Tidak Sesuai"	80,26%	80,61%
6	Presisi "Sesuai"	70,68%	63,90%
7	Recall "Tidak Sesuai"	54,46%	35,26%
8	Recall "Sesuai"	89,13%	93,11%
9	Akurasi	73,60%	67,20%

Berdasarkan tabel perbandingan diatas, didapatkan bawah presisi label "tidak sesuai" dan presisi label "sesuai" untuk metode KNN sebesar 80,26% dan 70,68%. Sedangkan presisi label "tidak sesuai" dan presisi label "sesuai" untuk Naïve Bayes sebesar 80,61% dan 63,90%. Akurasi sistem untuk klasifikasi komentar tidak sesuai menggunakan metode K-Nearest Neighbor sebesar 73,6% sedangkan menggunakan metode Naïve Bayes sebesar 67,2%. Sehingga dapat disimpulkan bawah sistem untuk klasifikasi komentar tidak sesuai menggunakan metode K-Nearest Neighbor lebih baik daripada menggunakan metode Naïve Bayes.

PENUTUP

Berdasarkan pembahasan diatas didapatkan bahwa Hasil akurasi klasifikasi komentar tidak sesuai wawasan moral bersosial media di Instagram dengan menggunakan metode K-Nearest Neighbor sebesar 73,6% sedangkan hasil akurasi klasifikasi dengan menggunakan metode Naïve Bayes Classifier adalah sebesar 67,2%.

Adapun saran peneliti untuk penelitian selanjutnya adalah Sistem diharapkan dapat mengatasi kesalahan penulisan komentar - komentar seperti simbol sehingga didapatkan hasil yang lebih optimal, Sistem dapat membandingkan metode lainnya, sehingga dapat meningkatkan akurasi klasifikasi serta sistem dapat secara langsung melakukan klasifikasi dengan Instagram API

DAFTAR PUSTAKA

- Ahmed, I., Guan, D., & Chung, T. C. (2014). SMS Classification Based on Naïve Bayes Classifier and Apriori Algorithm Frequent Itemset. *International Journal of Machine Learning and Computing*, 4(2), 183–187. <https://doi.org/10.7763/ijmlc.2014.v4.409>
- Chrismanto, A. R., & Lukito, Y. (2017). Identifikasi Komentar Spam Pada Instagram. *Lontar Komputer : Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi*, 8(3), 219. <https://doi.org/10.24843/lkjiti.2017.v08.i03.p08>
- H, A. T. J. (2015). Preprocessing Text untuk Meminimalisir Kata yang Tidak Berarti dalam Proses Text Mining. *Informatika UPRIS*, 1, 1–9.
- Jo, V. (2019). Introduction. In *Seminars in Diagnostic Pathology* (Vol. 36, Issue 2). <https://doi.org/10.1053/j.semmdp.2019.02.002>
- Kannan, S., Gurusamy, V., Vijayarani, S., Ilamathi, J., Nithya, M., Kannan, S., & Gurusamy, V. (2015). Preprocessing Techniques for Text Mining. *International Journal of Computer Science & Communication Networks*, 5(1), 7–16.
- Pratiwi, S. N. D., & Ulama, B. S. S. (2016). Klasifikasi Email Spam dengan Menggunakan Metode Support Vector Machine dan k-Nearest Neighbor. *Jurnal Sains Dan Seni ITS*, 5(2), 344–349. <https://doi.org/10.12962/j23373520.v5i2.16685>
- Rosandy, T. (2016). Perbandingan Metode Naive Bayes Classifier Dengan Metode Decision Tree (C4.5) Untuk Menganalisa Kelancaran Pembiayaan (Study Kasus : Kspps / Bmt Al-Fadhila. *Jurnal Teknologi Informasi Magister Darmajaya*, 2(01), 52–62.
- Rusland, N. F., Wahid, N., Kasim, S., & Hafit, H. (2017). Analysis of Naïve Bayes Algorithm for Email Spam Filtering across Multiple Datasets. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 226(1), 0–9. <https://doi.org/10.1088/1757-899X/226/1/012091>
- Sharma, A., & Suryawanshi, A. (2016). A Novel Method for Detecting Spam Email using KNN Classification with Spearman Correlation as Distance Measure. *International Journal of Computer Applications*, 136(6), 28–35. <https://doi.org/10.5120/ijca2016908471>