



Implementasi K-NN Dalam Analisa Sentimen Riba Pada Bunga Bank Berdasarkan Data Twitter

Rasenda¹, Hendarman Lubis², Ridwan^{1,*}

¹ Ilmu Komputer, STMIK Nusa Mandiri, Jakarta, Indonesia

² Teknik, Teknik Informatika, Universitas Bhayangkara Jakarta Raya, Jakarta, Indonesia

Email: ¹rasenda25@gmail.com, ²hendarman.lubis@dsn.uharajaya.ac.id, ^{3,*}ridwans70@gmail.com

Email Penulis Korespondensi: ridwans70@gmail.com

Abstrak—Penelitian ini bertujuan untuk merumuskan pendapat masyarakat tentang bunga bank termasuk dalam kategori riba atau bukan. Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah analisis sentimen riba pada bunga bank menggunakan data *twitter* dengan algoritma *K-NN*. Analisis sentimen menggunakan algoritma *K-NN* memberikan hasil yang baik. Terbukti dengan pengujian 170 *dataset* *twitter* menggunakan algoritma *K-NN* memperoleh akurasi $\pm 70.59\%$. Dibantu proses *preprocessing* yang bertujuan untuk menghapus bagian yang tidak penting dan juga mengubah bentuk dokumen yang berbentuk *tweet* ke bentuk standar agar pengklasifikasian dapat dilakukan, sehingga hasil dari analisis sentimen riba pada bunga bank dapat memperjelas asumsi didalam masyarakat dan dijadikan referensi dalam menentukan produk perbankan yang sesuai dengan kebutuhan nasabah.

Kata Kunci: Sentimen, Riba, Bank, *Twitter*, *K-NN*

Abstract—This study aims to formulate public opinion about bank interest included in the category of usury or not. The method used in this study is the analysis of usury sentiments on bank interest using Twitter data with the K-NN algorithm. Sentiment analysis using the K-NN algorithm gives good results. Evidenced by testing 170 twitter dataset using the K-NN algorithm obtained an accuracy of $\pm 70.59\%$. Assisted by the preprocessing process which aims to erase unnecessary parts and also change the form of documents in the form of tweets to a standard form so that classification can be carried out, so that the results of usury sentiment analysis on bank interest can clarify assumptions in the community and serve as a reference in determining appropriate banking products to the needs of customers.

Keywords: Sentiment, Usury, Bank, Twitter, K-NN

1. PENDAHULUAN

Lembaga perbankan memiliki peranan yang sangat strategis di dalam menciptakan iklim yang kondusif, khususnya bagi peningkatan perekonomian nasional. Namun pada praktiknya masih banyak masyarakat yang bingung apakah transaksi melalui perbankan dan bunga bank termasuk riba. Penelitian ini bertujuan memperjelas asumsi masyarakat tentang riba pada bunga bank dan dapat dijadikan referensi dalam menentukan produk perbankan yang sesuai dengan kebutuhan nasabah menggunakan algoritma *K-NN*. Dalam penelitian terkait, yaitu "Majdalawieh, M., Marir, F., & Tiemsani, I. (2018). *Developing Adaptive Islamic Law Business Processes Models for Islamic Finance and Banking by Text Mining the Holy Qur'an and Hadith*" telah dijelaskan untuk menganalisis riba dengan *text mining* menggunakan *Qur'anic financial corpus*, maka penulis akan menganalisis riba dengan *text mining* menggunakan sentimen *tweet* pada *tweeter* tentang riba pada bunga bank.

Sejumlah besar keuangan konvensional lembaga, terutama bank sedang bergerak ke model keuangan Islam yang sesuai dengan Hukum Syariah dengan sedikit perubahan pada praktik konvensional saat ini (membutuhkan *engineer* dalam bisnis) untuk mengakomodasi pasar keuangan Islam[1].

Temuan akan dinilai dan dievaluasi menggunakan *Qur'anic Financial Corpus* dan menggunakan pendekatan komputasi dan analitik untuk *text mining* dalam Qur'an dan *Hadits* untuk menemukan pengetahuan tersembunyi tentang proses bisnis keuangan Islam.[1]

Minat sebagai proksi riba akan mempengaruhi semua orang, apa pun jenis pekerjaannya yang mereka punya.[2]

Berdasarkan analisis sensitivitas yang menunjukkan tingkat dalam hubungan, pedagang memiliki lebih banyak hubungan dengan tingkat bunga daripada petugas bank syariah[2].

Peningkatan konsentrasi di sektor perbankan konvensional dapat menyebabkan penurunan stabilitas melalui kenaikan harga. Untuk bank syariah, peningkatan kekuatan pasar secara positif dapat mempengaruhi stabilitas perbankan[3].

Karena "bunga" adalah istilah bahasa Inggris dan "riba" adalah bahasa Arab, menggabungkan keduanya membingungkan, terutama ketika lembaga keuangan Islam mengklaim untuk mempraktikkan keuangan "bebas bunga" dalam operasi mereka[4].

Rezim pembangunan yang memenuhi kehidupan, kesejahteraan, dan keberlanjutan. Hanya pengamatan statistik antara perdagangan dan riba tidak menunjukkan dampak sosial dan moral riba yang merendahkan. Sebaliknya, fakta statistik menunjukkan bahwa tabungan bank dapat meningkat bahkan dalam menghadapi penurunan suku bunga[5].

Twitter, dengan lebih dari 313 juta pengguna aktif bulanan dan lebih dari 500 juta *tweet* per hari, kini telah menjadi tambang emas bagi organisasi dan individu yang memiliki minat sosial, politik atau ekonomi yang kuat dalam mempertahankan dan meningkatkan pengaruh dan reputasi mereka[6].



Analisis sentimen adalah proses mendeteksi secara otomatis apakah segmen teks mengandung konten emosional atau pendapat, dan selanjutnya dapat menentukan polaritas teks[6].

Twitter adalah tambang emas data dengan lebih dari 1/60 populasi dunia menggunakannya yang hampir berjumlah 100 juta orang, lebih banyak lebih dari setengah miliar *tweet* di-*tweet* setiap hari dan jumlahnya terus bertambah setiap hari[7].

Pengembangan infrastruktur TI secara keseluruhan yaitu Sistem Penyelesaian Bruto Nyata (RTGS), Lembaga Kliring Otomatis (ACH), Sistem Penyelesaian Sekuritas (*Scriptsless Security Settlement System / SSSS*) dan Nomor Rekening Bank Internasional (IBAN) untuk proses otentikasi dan jaringan bank meta internasional Pembayaran *Euro* Tunggal. Area (SEPA) dan juga jaringan perbankan terintegrasi internasional termasuk Perhimpunan Telekomunikasi Keuangan Antar Bank Seluruh Dunia (SWIFT) dan Jaringan Transfer Informasi Antar Bank (Shetab), dan upaya-upaya lain yang dilakukan tidak efisien dalam menyerap kontribusi internasional untuk pembiayaan proyek melalui dana valuta asing di negara yang berbeda, mekanisme pembayaran elektronik yang memuaskan dalam sistem portal informatif untuk proyek investasi lemah[8].

Media sosial saat ini adalah sesuatu yang tidak mungkin terpisah dari setiap orang, seperti *Instagram*, *twitter*, *facebook*, *path*, *line* dan banyak lagi. Setiap orang memiliki setidaknya 2 hingga 5 akun media sosial di ponsel cerdasnya. Dari fenomena ini, menjadikan media sosial sebagai sumber data yang dapat digunakan untuk mencari opini publik secara instan[9].

Analisis sentimen ada beberapa tahapan, yaitu pengumpulan data sentimen menggunakan API (Aplikasi Programming Interface) yang tersedia di *Twitter* dan tahap preprocessing kemudian diproses untuk diproses mentah awal data, kemudian lakukan penandaan POS dan menimbang kata dengan Perhitungan TF-IDF.[10]

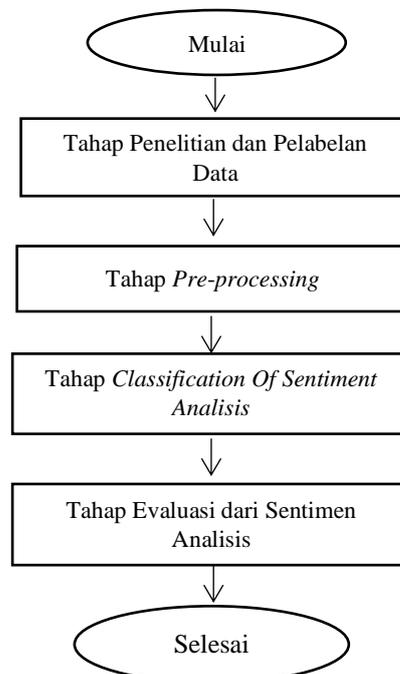
Data opini di *Twitter* yang digunakan untuk tentukan apakah data opini yang dimasukkan positif atau sentimen negatif menggunakan tiga kelompok berbeda untuk mengekstraksi pikiran atau perasaan pengguna melalui *tweet* dan kelompokkan mereka ke dalam kategori yang berbeda dengan bandingkan hasil untuk mengetahui penggolong yang memberikan hasil terbaik[11].

Text mining bertujuan untuk menghasilkan klasifikasi pada sentimen berdasarkan sumber data komentar publik di *Facebook* dan *twitter* di Indonesia dengan hasilnya positif dan negatif, sentimen didasarkan pada periode waktu dan jenis data[12].

2. METODE PENELITIAN

2.1 Tahapan Penelitian

Dalam menganalisis sentimen, langkah-langkahnya terdiri dari Pengumpulan dan Pelabelan Data, *Pre-processing*, dan *Cof* sentiment analysis. Gambar 1 menunjukkan langkah-langkah dalam analisis klasifikasi sentimen analisis yang diusulkan.

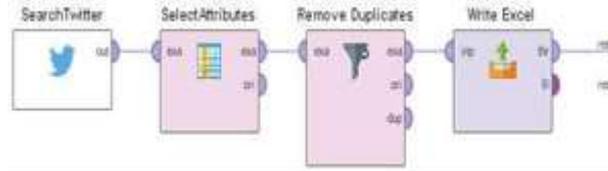


Gambar 1. Tahapan Penelitian

2.2 Penelitian dan Pelabelan Data



Pada tahap pertama melaksanakan proses analisis sentimen adalah pengumpulan data. Data diambil dari *Twitter* dengan permintaan pencarian tentang riba bank sebanyak 170 *dataset* menggunakan aplikasi rapidminer.



Gambar 2. Klasifikasi Data *Retrieval*

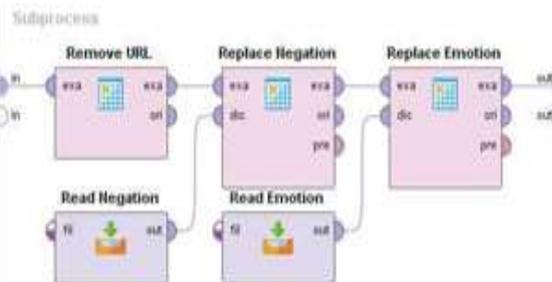
Gambar 2 menunjukkan pengambilan data dari *Twitter* menggunakan operator "*search twitter*" dan menyimpan data dalam file excel menggunakan operator "*Write Excel*" dengan hanya mengambil teks dari tweet dan menghapus semua tweet duplikat dengan operator "*remove duplicate*". Tahap selanjutnya adalah memberi label. Pelabelan dilakukan dengan mengelompokkan data menjadi beberapa kelas sentimen yang digunakan yaitu *positive* dan *negative*. Tujuan proses pelabelan adalah untuk mengelompokkan dataset menjadi dua bagian, untuk jadi *data training* dan *data testing*. *Data training* adalah data untuk melatih sistem agar mengenali pola yang diinginkan, sedangkan *data testing* adalah data untuk menguji hasil pelatihan yang dilakukan. Berikut ini adalah contoh dataset yang telah diberi label:

Tabel 1. Contoh Pelabelan

Text	Sentimen
Insyallah dengan menabung di bank syariah terhindar dari riba. Riba sendiri dosanya lebih besar dari zina dg ibu sendiri. ?? https://t.co/4135YaBn7z	Positive
"@fahiraidris Doakan kami bun Semoga bisa terlepas dari riba bank amiin"	Positive
@AndyArch77 Bani kadrin lagi buat ulah... pinjam uang dari bank riba dan haram, tapi mereka tipu sana sini,, tipu2 itu halal kah bagi mereka?	Negative
Yg teriak kerja di bank riba riba tpi masih pake promo grab ovo dana mending diem aj dh https://t.co/WeynARqwYK	Negative

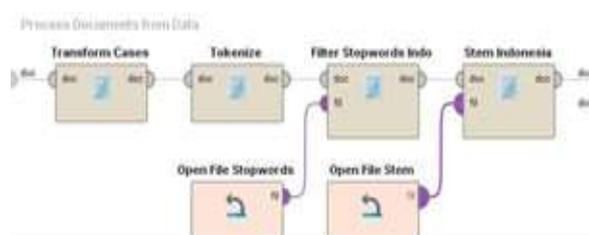
2.3 Pre-Processing

Setelah memberi label data, langkah selanjutnya adalah pre-processing. Yaitu tahap di mana data disiapkan untuk dianalisis. Beberapa tahapan dalam *pre-processing*, including *cleansing*, *convert negation*, *convert emoticons*, *case folding*, *tokenization*, *filtering stopword* dan *stemming* dalam bahasa Indonesia. Gambar 3 menunjukkan isi dari operator "*Subprocess*". Dalam hal ini, digunakan untuk "*Remove URL*", "*convert negation*", "*convert emoticons*".



Gambar 3. Konten dari operator *subprocess*

Gambar 4 menunjukkan konten operator "*Process Documents*", yang digunakan oleh operator "*transform cases*", "*tokenize*", "*stopword filters*" dan "*stem*" dalam bahasa Indonesia.



Gambar 4. Konten dari operator *process document*

Berikut ini adalah uraian terperinci tentang tahapan *pre-processing* di atas:

2.3.1 Cleansing



Cleansing adalah tahap di mana karakter dan tanda baca yang tidak diperlukan dihapus dari text. Ia bekerja untuk mengurangi noise pada *dataset*. Contoh karakter yang dihilangkan seperti URL, tag (#), tanda baca seperti titik (.), Koma (,) dan tanda baca lainnya. Ini adalah contoh dari kalimat pembersihan data, masukan “ Insyallah dengan menabung di bank syariah terhindar dari riba. Riba sendiri dosanya lebih besar dari zina dg ibu sendiri. ?? <https://t.co/4135YaBn7z>”, Kemudian output“ insyallah tabung bank syariah hindar riba dosa lebih besar zina ibu”

2.3.2 Convert Negation

Dalam bahasa Indonesia, ada kata “tidak”, “tidak”, “tidak”, “kurang”, “tidak” yang disebut kata negasi yang merupakan kata yang dapat membalikkan makna kata yang sebenarnya. Ini adalah contoh negasi konversi kalimat, *input* ” RT @KHMLuqman: Tidak riba. Mereka yg meribakan Bank harus belajar qiwauidul fiqh d ushul fiqH serta Maqashid syariah lbh dalam <https://t.co/4135YaBn7z>”, *output*” rt @khmluqman: tidak_riba. mereka yg meribakan bank harus belajar qiwauidul fiqh d ushul fiqh serta maqashid syariah lbh dalam <https://t.co/4135YaBn7z>”.

2.3.3 Convert Emoticon

Emosi adalah ekspresi yang diwakili oleh kombinasi huruf, tanda baca, dan angka. biasanya emotikon digunakan untuk mengekspresikan suasana hati yang dirasakan. Convert Emoticons adalah salah satu cara untuk mengekspresikan ekspresi perasaan secara tekstual. Ini adalah contoh dari kalimat convert emoticon, *input* ” Setelah ngejelasin latar belakang kampus ke user. ?? : Kamu siap kerja di bank? ?? : Iya lah anzeng ?? : Kamu ga takut riba? ?? : Ga bu, kenapa harus takut? ?? : Ya soalnya kan ada yang bilang riba haram ?? : Ga masalah buat saya, saya suka keharaman”, *output*” setelah ngejelasin latar belakang kampus ke user. kesal : kamu siap kerja di bank? kesal : iya lah anzeng kesal : kamu ga takut riba? kesal : ga bu, kenapa harus takut? kesal : ya soalnya kan ada yang bilang riba haram kesal : ga masalah buat saya, saya suka keharaman”. Berikut adalah salah satu contoh kata *convert emoticon*:

Tabel 2. Contoh *Convert Emoticon*

Sebelum	Sesudah
:(:([;(:/): x(--” :# :-@ :c :f ;(:v :x :s)”: * _ *	Sedih
:) :] (^ _ ^) ^^v <3 ^^ ^ _ ^ 0:) <: } :* (^.^) =) :3	Senang

2.3.4 Case Folding

Dalam menulis *tweet*, harus ada bentuk huruf yang berbeda, tahap ini adalah proses keseragaman huruf, keduanya adalah huruf kecil atau huruf besar. Ini adalah contoh case-folding sentence, *input* ” RT @KHMLuqman: Tidak riba. Mereka yg meribakan Bank harus belajar qiwauidul fiqh d ushul fiqH serta Maqashid syariah lbh dalam <https://t.co/4135YaBn7z>” dan *output*” rt @khmluqman: tidak riba. mereka yg meribakan bank harus belajar qiwauidul fiqh d ushul fiqh serta maqashid syariah lbh dalam”.

2.3.5 Tokenization

Suatu proses dengan memotong atau memecah kalimat menjadi beberapa kata-kata. Hasil deduksi disebut token. Dalam beberapa kasus, proses tokenization juga dengan menghilangkan tanda baca yang tidak perlu. Ini adalah contoh kalimat *tokenization*, *input* ” RT @KHMLuqman: Tidak riba. Mereka yg meribakan Bank harus belajar qiwauidul fiqh d ushul fiqH serta Maqashid syariah lbh dalam <https://t.co/4135YaBn7z>”, *output* rt khmluqman tidak riba mereka yg meribakan bank harus belajar qiwauidul fiqh d ushul fiqh serta maqashid syariah lbh dalam httpstco”.

2.3.6 Filtering

Merupakan tahap menghilangkan kata-kata yang muncul dalam jumlah besar tetapi tidak memiliki makna (stopwords). Ini adalah contoh dari stopwords kalimat, *input*” Setelah ngejelasin latar belakang kampus ke user. ?? : Kamu siap kerja di bank? ?? : Iya lah anzeng ?? : Kamu ga takut riba? ?? : Ga bu, kenapa harus takut? ?? : Ya soalnya kan ada yang bilang riba haram ?? : Ga masalah buat saya, saya suka keharaman”, *output*” ngejelasin latar kampus user. ?? : kerja bank? ?? : anzeng ?? : takut riba? ?? : bu, takut? ?? : bilang riba haram ?? : saya, suka keharaman”.

Tabel 3. Contoh Stopwords

ada	di	kalau	pada	yaitu
aku	dia	kami	saja	bila
bapak	ini	lalu	tentu	hari
berbagai	itu	lewat	untuk	masa
cara	jadi	meski	yang	tapi
cuma	juga	oleh	wan	hal



2.3.7 Stemming

Stemming adalah tahap untuk menjadikan kata suffix menjadi kata-kata dasar sesuai dengan aturan Indonesia yang benar. Ini adalah contoh kalimat stemming, input "rt riba meribakan bank belajar qiwaidul fiqh ushul fiqh maqashid syariah lbh", output "rt riba riba bank ajar qiwaidul fiqh ushul fiqh maqashid syariah lbh". Berikut adalah contoh kata dari stemming :

Tabel 4. Contoh Kata Stemming

Sebelum	Sesudah
adanya	ada
akhiri	akhir
sebelum	belum
diberikan	beri
secukupnya	cukup
dipergunakan	guna

2.3.8 Weighting Word

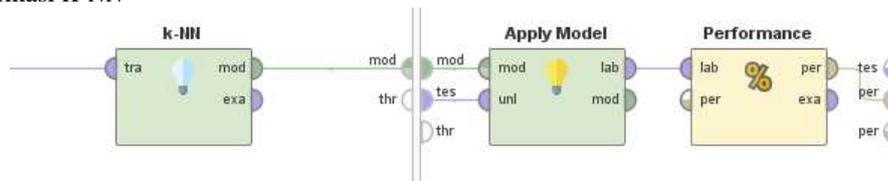
Weighting Word adalah mekanisme memberi skor kemunculan kata dalam dokumen teks dan untuk menghitungnya dapat menggunakan Persamaan

$$tf - idf_{t,d} = tf_d * idf_t \tag{1}$$

Term frequency (tf) adalah frequency occurrence (t) didalam document (d).

2.4 Classification Of Sentiment Analysis

Setelah pre-processing data, langkah selanjutnya adalah klasifikasi analisis sentimen. Tahap ini adalah tahap untuk memberikan pelatihan dan mengimplementasikan berbagai algoritma penambangan data. Gambar 5 menunjukkan isi dari operator "Cross-Validation" dalam aplikasi rapidminer. Dalam hal ini, menggunakan operator klasifikasi K-NN



Gambar 5. Konten dari operator cross validation

Pemahaman lebih rinci dari K-NN :

Algoritma K-Nearest Neighbor (K-NN) adalah metode untuk mengklasifikasikan objek berdasarkan data pembelajaran yang paling dekat dengan objek. Oleh karena itu, untuk membuat prediksi dengan K-NN, kita perlu mendefinisikan metrik untuk mengukur jarak antara titik kueri dan kasus dari contoh sampel. Salah satu pilihan paling populer untuk mengukur jarak ini dikenal sebagai Euclidean.

$$\pi = 1(x_1 \cdot f_1) = \sim \sqrt{x - p} \tag{2}$$

Di mana x dan p masing-masing adalah titik query dan contoh kasus.

Karena prediksi K-NN didasarkan pada asumsi intuitif bahwa objek yang jaraknya dekat berpotensi sama, masuk akal untuk membedakan antara tetangga terdekat K ketika membuat prediksi. Biarkan titik terdekat antara tetangga terdekat K memiliki lebih banyak suara dalam memengaruhi hasil dari titik permintaan. Ini dapat dicapai dengan memperkenalkan seperangkat bobot W, satu untuk masing-masing tetangga terdekat, yang ditentukan oleh kedekatan relatif masing-masing tetangga dengan memperhatikan titik permintaan.

$$\sum_{i=1}^x W(x_0 \cdot x_1) = 1 \tag{3}$$

Jadi, untuk masalah klasifikasi, maksimum y diambil untuk setiap variabel kelas.

2.5 Evaluasi dari Sentimen Analisis

Setelah proses klasifikasi analisis sentimen selesai, diperlukan satu langkah lagi untuk menentukan kualitas proses yang telah dilakukan, yaitu mengevaluasi hasilnya. Pada tahap ini, perhitungan yang dilakukan akan diuji dengan parameter accuracy, precision, dan recall. AccuracIy (A) adalah jumlah dokumen yang dikelompokan



dengan benar, baik Benar Positif maupun Benar Negatif. Menghitung nilai akurasi dapat menggunakan persamaan:

$$Accuracy = \frac{(TN+TP)}{(TN+FN+TP+FN)} \times 100 \% \tag{4}$$

Precision adalah berapa banyak hasil pemrosesan relevan dengan informasi yang dicari. Dapat juga diartikan, precision merupakan klasifikasi *True Positive* dan semua data diprediksi sebagai kelas positif. Untuk menghitungnya dapat menggunakan persamaan:

$$Precision = \frac{TP}{(TP+FP)} \times 100 \% \tag{5}$$

Sedangkan *Recall* (R) adalah berapa banyak dokumen yang relevan dalam koleksi yang dihasilkan oleh sistem. Dengan kata lain, *recall* adalah jumlah dokumen yang memiliki klasifikasi Benar Positif dari semua dokumen yang benar-benar positif (termasuk *False Negative*). Menghitung nilai *recall* dapat menggunakan persamaan:

$$Recall = \frac{TP}{(TP+FN)} \times 100 \% \tag{6}$$

Variabel seperti TP, TN, FP, dan FN berasal dari confusion matriks. Untuk penjelasan lebih rinci:

Tabel 5. Confusion Matrix

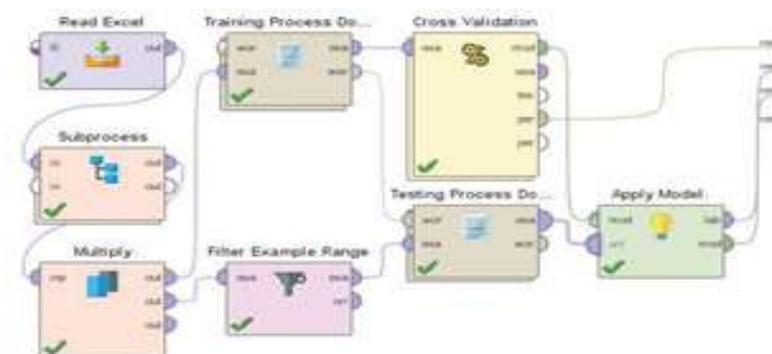
	Prediksi Ya	Prediksi Tidak
True Ya	TP	FN
True Tidak	FP	TN

Setelah data dikumpulkan, data akan dibagi menjadi data training dan data testing. Pembagian data akan dilakukan dengan menggunakan metode *cross validation N-fold* untuk menghilangkan bias kata. *Cross validation N-fold* membagi dokumen menjadi n bagian. Dalam satu set percobaan akan dilakukan n potongan percobaan klasifikasi dokumen dengan setiap percobaan menggunakan satu bagian sebagai pengujian data, (n-1) / 2 bagian sebagai dokumen berlabel, dan (n-1) / 2 bagian lain sebagai dokumen tidak berlabel yang akan ditukar setiap percobaan sebanyak n kali. Kumpulan dokumen yang dimiliki pertama kali disortir secara acak sebelum dimasukkan ke dalam *flip*. Hal ini dilakukan untuk menghindari pengelompokan dokumen dari satu kategori tertentu pada *flip*.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Analisa Sentimen Riba Pada Bunga Bank Berdasarkan Data *Twitter* menggunakan algoritma *K-NN* dilakukan dengan memasukkan dataset *tweet* pada *twitter* menggunakan *tools*, dimana *dataset* tersebut akan melalui tahap *training*, selanjutnya divalidasi dengan fitur *cross validation*, dan hasilnya dilihat di *apply model*.

3.1 Pengolahan *Dataset* dengan Metode *K-NN*



Gambar 6. Proses Utama Dari Rapidminer

Gambar 6 menunjukkan proses utama dalam aplikasi *rapidminer*. Operator "Read Excel" digunakan untuk membaca data dalam file Excel. Operator "Subprocess" dan operator "Document Process" digunakan untuk *pre-processing*. Operator "Cross Validation" digunakan untuk klasifikasi dan evaluasi analisis sentimen dengan eksperimen yang dilakukan sepuluh kali (validasi silang 10 kali lipat).



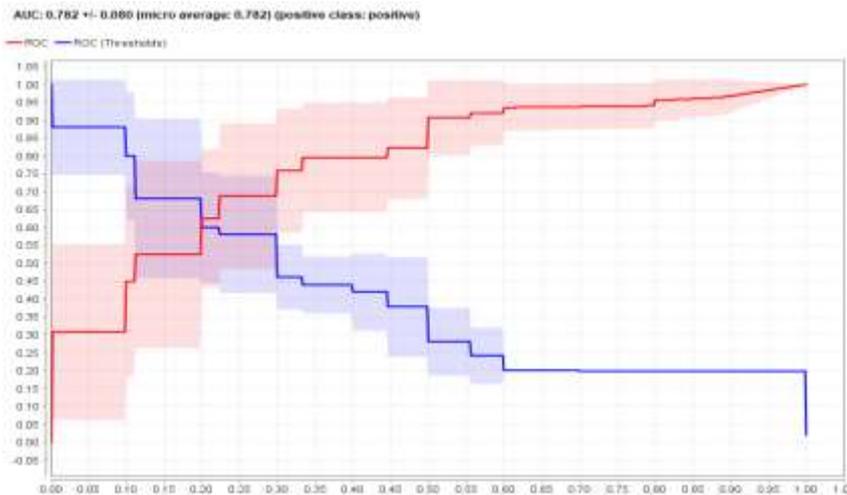
sentimen	prediction(s...	confidence(negative)	confidence(positive)
negative	negative	0.800	0.200
negative	negative	0.800	0.200
negative	negative	0.800	0.200
negative	negative	0.800	0.200
positive	negative	0.800	0.200
negative	negative	0.800	0.200
positive	negative	0.800	0.200
negative	negative	0.800	0.200
negative	negative	0.800	0.200
negative	negative	0.800	0.200

Gambar 7. Prediksi Hasil dari Rapidminer

Gambar 7 menunjukkan hasil prediksi dalam aplikasi rapidminer. Melihat pada sentimen dan juga label prediksi dari yang sama seperti label sentimen.

Berikut ini menjelaskan hasil confusion matriks algoritma *K-NN* dari *rapidminer*:

Proses *testing* mendapatkan nilai auc sebesar 78,2 % yang dapat dilihat pada gambar 8 dibawah ini:



Gambar 8. Nilai AUC Dalam Grafik ROC

Pengujian menggunakan metode *K-NN* mendapatkan nilai *confusion matrix* sebagai berikut :

True Positive (TP) = 46 record

True Negative (TN) = 74 record

False Positive (FP) = 28 record

False Negative (FN) = 22 record

	true negative	true positive
pred. negative	74	28
pred. positive	22	46

Gambar 9. Hasil Confusion Matrix

Dari matriks konfigurasi pada gambar 9, nilai rata-rata akurasi, precision dan penarikan ditampilkan pada tabel 6 dengan perhitungan menggunakan rumus (4), (5), (6).

Tabel 6. Nilai dari Accuracy, Precision, dan Recall

metode	accuracy	precision	Recall
<i>K-NN</i>	70,59%	69,87%	62,32%

$$Accuracy = \frac{(74+46)}{(74+22+46+22)} \times 100 \% = 70,59 \%$$



Hasil ini menunjukkan Akurasi *K-NN* 70,59%. Hasil untuk *Precision* 69,87%. Sementara hasil untuk *Recall K-NN* 62,32%. Jadi dapat dilihat bahwa *classifier K-NN* cukup baik untuk digunakan dengan *dataset* media sosial karena memberikan prediksi yang lebih akurat dan tepat.

4. KESIMPULAN

Dalam penelitian ini, upaya dilakukan untuk mengklasifikasikan sentimen analisis dari *tweet* di *Twitter* pada berbagai pendapat tentang riba pada bunga bank di Indonesia. Untuk meringkas pandangan masyarakat tentang riba pada bunga bank, teknik penambangan teks digunakan, dan penambangan data menggunakan algoritma klasifikasi *K-NN* untuk memprediksi label dalam dataset. Hasilnya menunjukkan Akurasi *K-NN* 70,59%. Hasil untuk *Precision* 69,87%. Sementara hasil untuk *Recall K-NN* 62,32%. Jadi dapat dilihat bahwa *classifier K-NN* cukup baik untuk digunakan dengan dataset media sosial karena memberikan prediksi yang lebih akurat dan tepat. Di masa depan, kita harus menggunakan *dataset* yang lebih besar dan lebih kompleks dengan peningkatan jumlah label dan jangkauan sentimen *tweet* riba pada bunga bank yang lebih banyak dan dapat mencakup bahasa Indonesia *non-standar*.

REFERENCES

- [1] M. Majdalawieh, F. Marir, and I. Tiemsani, "Developing Adaptive Islamic Law Business Processes Models for Islamic Finance and Banking by Text Mining the Holy Qur'an and Hadith," *Proc. - 2017 IEEE 15th Int. Conf. Dependable, Auton. Secur. Comput. 2017 IEEE 15th Int. Conf. Pervasive Intell. Comput. 2017 IEEE 3rd Int. Conf. Big Data Intell. Compu.*, vol. 2018-Janua, pp. 1278–1283, 2018.
- [2] A. Kafabih and A. Manzilati, "Analysis of Preferable Occupation between Merchant and Islamic Bank Clerk in Bank Syariah Mandiri (BSM) Based on a Hadith about Riba. *Iqtishadia*, 11(2), 264. <https://doi.org/10.21043/iqtishadia.v11i2.2751Pr>," *Iqtishadia*, vol. 11, no. 2, p. 264, 2018.
- [3] A. Louhichi, S. Louati, and Y. Boujelbene, "Market-power, stability and risk-taking: an analysis surrounding the riba-free banking," *Rev. Account. Financ.*, vol. 18, no. 1, pp. 2–24, 2019.
- [4] U. Suharto, "Riba and interest in Islamic finance: semantic and terminological issue," *Int. J. Islam. Middle East. Financ. Manag.*, vol. 11, no. 1, pp. 131–138, 2018.
- [5] M. A. Choudhury, A. A. B. Rahman, and A. Hasan, "Trade versus riba in the Qur'an with a critique of the role of bank-saving," *International Journal of Law and Management*, vol. 60, no. 2. pp. 701–716, 2018.
- [6] Z. Jianqiang and G. Xiaolin, "Comparison research on text pre-processing methods on twitter sentiment analysis," *IEEE Access*, vol. 5, no. c, pp. 2870–2879, 2017.
- [7] A. Rane and A. Kumar, "Sentiment Classification System of Twitter Data for US Airline Service Analysis," *Proc. - Int. Comput. Softw. Appl. Conf.*, vol. 1, pp. 769–773, 2018.
- [8] B. Melli and M. Allahyarifard, "It-Based Usury Free Financial Innovations," vol. 4, no. 1, pp. 39–49, 2019.
- [9] R. N. Chory, M. Nasrun, and C. Setianingsih, "Sentiment analysis on user satisfaction level of mobile data services using Support Vector Machine (SVM) algorithm," *Proc. - 2018 IEEE Int. Conf. Internet Things Intell. Syst. IOTAIS 2018*, pp. 194–200, 2019.
- [10] F. S. Fitri, M. N. S. Si, and C. Setianingsih, "Sentiment analysis on the level of customer satisfaction to data cellular services using the naive bayes classifier algorithm," *Proc. - 2018 IEEE Int. Conf. Internet Things Intell. Syst. IOTAIS 2018*, pp. 201–206, 2019.
- [11] A. Bayhaqy, S. Sfenrianto, K. Nainggolan, and E. R. Kaburuan, "Sentiment Analysis about E-Commerce from Tweets Using Decision Tree, K-Nearest Neighbor, and Naïve Bayes," *2018 Int. Conf. Orange Technol. ICOT 2018*, pp. 1–6, 2018.
- [12] Mihuandayani, E. Utami, and E. T. Luthfi, "Text mining based on tax comments as big data analysis using SVM and feature selection," *2018 Int. Conf. Inf. Commun. Technol. ICOIACT 2018*, vol. 2018-Janua, pp. 537–542, 2018.