Pengaruh N-Gram terhadap Klasifikasi Buku menggunakan Ekstraksi dan Seleksi Fitur pada Multinomial Naïve Bayes

Esti Mulyani*, Fachrul Pralienka Bani Muhamad, Kurnia Adi Cahyanto

Program Studi Teknik Informatika, Politeknik Negeri Indramayu, Indramayu, Indonesia

Email: estimulyani@polindra.ac.id

Abstrak—Perpustakaan memiliki tugas utama dalam proses pengolahan bahan pustaka yaitu melakukan klasifikasi buku menurut cara-cara tertentu. *Dewey Decimal Classification* (DDC) merupakan metode yang paling banyak digunakan di dunia untuk menentukan klasifikasi buku (*labelling*) pada perpustakaan. Keunggulan metode DDC ini yaitu bersifat universal dan lebih sistematis. Namun metode ini kurang efisien mengingat banyaknya jumlah buku yang harus di klasifikasi pada sebuah perpustakaan, serta pelabelan yang harus diperbarui mengikuti perbaruan label pada DDC. Sistem klasifikasi otomatis akan menjadi solusi yang tepat untuk permasalahan ini. Klasifikasi otomatis dapat dilakukan dengan menerapkan metode text mining. Pada penelitian ini pemrosesan kata dalam judul buku dilakukan dengan N-Gram (*Unigram, Bigram, Trigram*) sebagai pembangkitan fitur. Fitur yang telah dibangkitkan kemudian dilakukan seleksi fitur. Proses klasifikasi judul buku dilakukan dengan menggunakan algoritma *Multinomial Naïve Bayes*. Penelitian ini menguji pengaruh *Unigram, Bigram, Trigram* pada klasifikasi judul buku dengan menggunakan ekstraksi fitur dan seleksi fitur pada algoritma *Multinomial Naïve Bayes*. Hasil akurasi klasifikasi menunjukan *Unigram* memiliki akurasi tertinggi sebesar 74,4%.

Kata Kunci: Ekstraksi Fitur; Klasifikasi; Seleksi Fitur; *Multinomial Naïve Bayes*; N-Gram

Abstract—Libraries have the main task in the processing of library materials by classifying books according to certain ways. *Dewey Decimal Classification* (DDC) is the method most commonly used in the world to determine book classification (labeling) in libraries. The advantages of this DDC method are universal and more systematic. However, this method is less efficient considering the large number of books that must be classified in a library, as well as labeling that must follow label updates on the DDC. An automatic classification system will be the perfect solution to this problem. Automatic classification can be done by applying the text mining method. In this study, searching for words in the book title was carried out with N-Gram (*Unigram, Bigram, Trigram*) as a feature generation. The features that have been raised are then selected for features. The process of book title classification is carried out using the *Naïve Bayes Multinomial* algorithm. This study examines the effect of *Unigram, Bigram, Trigram* on the classification of book titles using the feature extraction and selection feature on *Multinomial Naïve Bayes* algorithm. The test results show *Unigram* has the highest accuracy value of 74.4%.

Keywords: Classification; Feature Ekstraction; Feature Selection; *Multinomial Naïve Bayes*; N-Gram

1. PENDAHULUAN

Perpustakaan merupakan salah satu bentuk organisasi sumber belajar yang terdiri atas suatu proses perencanaan, pengorganisasian, pergerakan dan pengawasan dalam suatu unit kerja untuk mengumpulkan, menyimpan, dan memelihara koleksi bahan pustaka yang dikelola dan diatur secara sistematis dengan cara tertentu dengan memanfaatkan sumber daya manusia untuk dimanfaatkan sebagai sumber informasi [1].

Perpustakaan memiliki tugas utama dalam proses pengolahan bahan pustaka yaitu melakukan klasifikasi buku menurut cara-cara tertentu. *Dewey Decimal Classification* (DDC) merupakan metode yang paling banyak digunakan di dunia untuk menentukan klasifikasi buku (*labelling*) pada perpustakaan. Keunggulan metode DDC ini yaitu bersifat universal dan lebih sistematis [2]. DDC adalah klasifikasi sistem hirarki yang menganut prinsip “*decimal*” untuk membagi semua bidang ilmu pengetahuan ke dalam 10 (sepuluh) kelas utama. 10 (sepuluh) kelas utama tersebut diberi kode/lambang angka (selanjutnya disebut notasi). Dalam DDC ini semakin khusus suatu subyek buku, maka semakin panjang notasinya. Karena banyak angka yang ditambahkan pada notasi dasarnya. Pembagian notasinya berdasarkan kategori umum ke khusus. Kegiatan klasifikasi buku dengan metode DDC ini memerlukan usaha yang besar, pustakawan harus melewati beberapa tahap untuk dapat menentukan klasifikasi buku. Tahap pertama pustakawan dapat melakukan klasifikasi dengan melihat informasi pada katalog buku. Namun tidak semua buku memiliki informasi yang lengkap pada katalog buku. Jika informasi katalog buku tidak lengkap, maka tahap kedua pustakawan dapat melakukan klasifikasi dengan melihat judul buku. Namun jika judul buku terlalu umum maka tahap ketiga pustakawan dapat melakukan klasifikasi buku dengan melihat synopsis buku dan menganalisisnya. Dari proses analisa tersebut barulah diperoleh hasil klasifikasi buku berdasarkan metode DDC. Hal ini kurang efisien mengingat banyaknya jumlah buku yang harus di klasifikasi pada sebuah perpustakaan, serta pelabelan yang harus diperbarui mengikuti perbaruan label pada DDC. Sistem klasifikasi otomatis akan menjadi solusi yang tepat untuk permasalahan ini.

Klasifikasi otomatis dapat dilakukan dengan menerapkan metode text mining. Penelitian tentang klasifikasi dengan metode text mining telah banyak dilakukan oleh peneliti sebelumnya, diantaranya: Penelitian yang berfokus pada otomatisasi klasifikasi tugas akhir menggunakan deskripsi singkat dibandingkan antara dua algoritma, *K-Nearest Neighbor* (*K-NN*) dan *Naïve Bayes Classifier*, sehingga *Naïve Bayes Classifier* memiliki akurasi tertinggi (65,4%) dibandingkan dengan *K-NN* (51,14%) [3]. *Naïve Bayes Classifier* merupakan algoritma yang memiliki metode yang lebih banyak digunakan karena kesederhanaan dan efektivitas komputasi [4]. Dalam penelitian lain diketahui bahwa algoritma *Multinomial Naïve Bayes* memiliki kinerja sedikit lebih baik dari

algoritma *Naïve Bayes Classifier* [5], karena *Multinomial Naïve Bayes* menggunakan distribusi multinomial untuk masing-masing fitur. Peningkatan kinerja yang lebih baik untuk *Multinomial Naïve Bayes* dapat dilakukan dengan menerapkan seleksi fitur pada tahap preprocessing. Hal ini dilakukan untuk mengatasi permasalahan pada pengklasifikasi standar *Naïve Bayes* yaitu ketika fitur (jumlah kata dalam dokumen, atau judul buku) dalam sebuah dokumen terlalu banyak hasil perhitungan akan terlalu kecil sehingga tidak bisa diwakili oleh variabel pemrograman floating point standar tipe data seperti *float* atau *double*. Dalam penelitian ini diusulkan penerapan metode ekstraksi fitur *CountVectorizer* dan TF-IDF. Selain itu diterapkan juga seleksi fitur *Information Gain* dan metode pengolah *predictive text N-Gram*.

Ekstraksi fitur adalah salah satu teknik penting dalam reduksi data untuk menemukan fitur yang paling penting [6]. Khadim, pada penelitiannya membandingkan dua metode pembobotan untuk ekstraksi fitur yaitu BM25 dan TF-IDF [7]. Pada penelitian tersebut digunakan dua metode berbeda (BM25 dan TF-IDF) untuk melakukan ekstraksi kata kunci dari data postingan twitter yang telah dikumpulkan. BM25 digunakan untuk menentukan peringkat kumpulan dokumen tanpa informasi terkait. Sedangkan TF-IDF digunakan untuk melakukan pembobotan fitur berdasarkan frekuensi pada masing-masing istilah yang terkait dengan istilah lain dalam kelas yang berbeda. Hasil penelitian tersebut di peroleh kesimpulan bahwa penerapan metode TF-IDF lebih unggul dibandingkan dengan metode BM25. Hal ini ditunjukkan dengan perolehan nilai maksimum F1-measure sebesar 89.77 untuk TF-IDF dan 89.16 untuk BM25. Selanjutnya seleksi fitur juga penting untuk dilakukan, karena masalah utama klasifikasi teks adalah banyaknya fitur. Sebagian besar fitur adalah noise yang tidak relevan yang dapat menyakutkan pengklasifikasi. Oleh karena itu, pemilihan fitur sering digunakan dalam klasifikasi teks untuk mengurangi dimensi ruang fitur dan meningkatkan performa. *Information Gain* (IG) adalah salah satu algoritma pemilihan fitur yang paling efektif, mudah dan memiliki kemampuan identifikasi jenis teks yang kuat [8].

Sedangkan N-Gram merupakan salah satu model yang tepat dalam pengolahan data berupa teks di data mining dan pemrosesan kata [9] untuk membangkitkan fitur. N-Gram dapat digunakan untuk membangkitkan karakter dan kata serta memprediksi kata berikutnya dalam urutan kata tertentu. Dalam pembangkitan karakter, N-Gram terdiri dari substring sepanjang n karakter dari sebuah string. Pada penelitian yang dilakukan oleh Xinwei et al, menunjukan hasil bahwa N-Gram dapat meningkatkan kinerja klasifikasi dengan pengujian precision, recall, dan F1-Score [10]. Berdasarkan hasil uraian tersebut, pada penelitian ini akan diuji pengaruh N-Gram terhadap klasifikasi buku menggunakan ekstraksi fitur, seleksi fitur pada algoritma *Multinomial Naïve Bayes*.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Metodologi Penelitian

Metode yang diusulkan pada penelitian ini yaitu penerapan metode ekstraksi fitur *CountVectorizer* dan TF-IDF. Selain itu diterapkan juga seleksi fitur *Information Gain* (IG) dan metode pengolah *predictive text N-Gram*. Metode ekstraksi fitur dan seleksi fitur tersebut di terapkan pada algoritma klasifikasi *Multinomial Naïve Bayes*.

Gambar 1. Metode Penelitian

Pada Gambar 1 ditunjukkan bahwa kerangka metode yang diusulkan dalam penelitian ini terdiri dari 5 tahap, yaitu:

1. Preprocessing

Pada tahap ini dilakukan proses pengubahan bentuk data yang belum terstruktur menjadi data yang terstruktur sesuai dengan kebutuhan, untuk proses *mining* yang lebih lanjut. Berikut adalah tahapan metode yang dilakukan dalam *preprocessing*: *case folding*, *tokenizing*, *filtering*, dan *stemming*.

2. Feature Extraction

Pada tahap ini dilakukan ekstraksi pada judul buku yang telah dilakukan *preprocessing*. Ekstraksi fitur dilakukan dengan menerapkan 3 metode yaitu *CountVectorizer*, *TF-IDF* dan *N-Gram*.

3. Feature Selection

Pada tahap ini dilakukan pemilihan fitur (kata) penting dan relevan terhadap data dan mengurangi fitur (kata) yang tidak relevan. Seleksi fitur yang digunakan pada penelitian ini yaitu *Information Gain* (IG). IG menggunakan teknik *scoring* untuk pembobotan sebuah fitur dengan menggunakan maksimal *entropy*. Fitur yang dipilih adalah fitur dengan nilai *Information Gain* yang lebih besar atau sama dengan nilai *threshold* tertentu.

4. Modelling

Pada tahap ini dilakukan klasifikasi pada judul buku dengan menggunakan algoritma *Multinomial Naïve Bayes*.

5. Validation

Pada tahap ini dilakukan pengujian untuk mengetahui pengaruh *N-Gram* terhadap klasifikasi buku menggunakan ekstraksi fitur, seleksi fitur pada algoritma *Multinomial Naïve Bayes*.

2.2 Multinomial Naïve Bayes

Model multinomial dirancang untuk menentukan frekuensi istilah, yaitu berapa kali istilah tersebut muncul dalam dokumen [5]. Mengingat fakta bahwa suatu istilah mungkin sangat penting dalam menentukan sentimen dokumen, sifat model ini menjadikannya pilihan yang layak untuk klasifikasi dokumen. Selain itu, frekuensi istilah juga membantu dalam memutuskan apakah istilah tersebut berguna atau tidak dalam analisis kami [11]. Kadang-kadang, sebuah istilah dapat hadir dalam dokumen berkali-kali yang meningkatkan frekuensi istilah dalam model ini tetapi pada saat yang sama, itu juga bisa menjadi kata kunci yang berpotensi tidak berarti dalam dokumen tetapi memiliki frekuensi istilah yang tinggi, jadi kata-kata tersebut harus dihapus terlebih dahulu untuk mendapatkan akurasi yang lebih baik dari algoritma ini.

Kelas dokumen di *Multinomial Naïve Bayes* tidak hanya ditentukan oleh kata-kata yang muncul tetapi juga jumlah kemunculannya:

$$C_{MAP} = \underset{c \in \{c_l, c_s\}}{\operatorname{arg\,max}} P(c|d) \quad (1)$$

$$= \underset{c \in \{c_l, c_s\}}{\operatorname{arg\,max}} P(c) \prod_{k=1}^m P(t_k|c)$$

2.3 Information Gain

Tujuan IG adalah untuk proses pemilihan subset dari feature yang relevan (*kata*) [12] untuk digunakan dalam pembuatan model klasifikasi buku. Penggunaan metode ini dapat mereduksi dimensi *feature* dengan cara mengukur reduksi Entropy sebelum dan sesudah pemisahan. IG dikenal juga dengan sebutan *Mutual Information* (MI) dalam kasus untuk mengetahui dependency antara dua variable (x,y). IG dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$IG(c, t) = S(c) + \sum_{j \in \operatorname{value}(t)} \frac{|c_j|}{|c|} S(c_j) \quad (2)$$

Di mana:

- $S(c)$: Entropy seluruh feature c (sebelum pemisahan),
- $S(c_j)$: Entropy feature c untuk class $t = j$ (setelah pemisahan)
- $\operatorname{value}(t)$: himpunan nilai-nilai yang mungkin untuk class t ,
- n : jumlah nilai-nilai yang mungkin untuk class t ,
- $|c_j|$: jumlah sample class dengan nilai $= j$,
- $|c|$: jumlah sample untuk seluruh class.

2.4 TF-IDF Vectorizer

Count Vectorizer, berfungsi untuk menghitung frekuensi kata dalam dokumen. Count Vectorizer dapat mengubah fitur teks menjadi sebuah representasi vector [13]. *TF-IDF Vectorizer (Term Frequency-Inverse Document Frequency)* sama dengan Count Vectorizer ditambah dengan TF-IDF [14]. Dengan menggunakan Tfidf Vectorizer, kita dapat dengan mudah membuat daftar file kata-kata yang berpengaruh untuk setiap kelas (kategori).

2.5 N-Gram

N-Gram mendefinisikan kombinasi kata-kata tetangga atau panjang huruf n dalam teks tertentu. Sebuah N-Gram mewakili kelompok kata atau karakter n (ditunjukkan sebagai gram menunjukkan tata bahasa) yang mengikuti satu sama lain. N-Gram dapat digunakan untuk memprediksi kata berikutnya berdasarkan N-1 kata sebelumnya [15]. N-gram banyak digunakan dalam penambangan data dan tugas pengolahan kata. Misalnya Jika "Saya bekerja di Kantor" berarti $n = 4$ (jumlah kata dari kalimat). Kata tersebut digunakan untuk membuat indeks tentang seberapa sering kata-kata mengikuti satu sama lain. N-gram dapat direpresentasikan dalam formula berikut:

$$Ngrams_k = X - (N - 1) \quad (3)$$

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Preprocessing

Dataset yang digunakan pada penelitian ini yaitu dataset buku yang diperoleh dari dua perpustakaan yaitu Perpustakaan Politeknik Negeri Indramayu dan Perpustakaan Daerah Kabupaten Indramayu. Eksperimen dilakukan dengan menggunakan dataset buku yang terdiri dari 514 judul buku berbahasa Inggris. Dataset yang digunakan berformat XLS dengan contoh data buku pada Tabel 1.

Tabel 1. Sample Dataset Buku

Judul	Klasifikasi
Red Hat Linux Networking and System Administration Third Edition	000
Voice & Data Communications Handbook Fifth Edition	000
Human-Computer Interaction Third Edition	000
The Art of Multiprocessor Programming	000
Computer Networks a Systems Approach	000
Intel Microprocessors : Architecture	000
Handbook of Wireless Local Area Networks	000
Building The Mobile Internet	000
The 8051 Microcontroller	000
Synchronization Algorithms and Concurrent Programming	000
CCIE Professional Development Routing TCP/IP Volume I second Edition	000
IT Manager's Handbook Second Edition : Getting Your New Job Done	000
High Performance TCP/IP Networking : concepts Issues and Solutions	000
Data and Computer Communications Eighth Edition	000
Core J2EE Patterns Best Practices and design Strategies Second Edition	000
Cisco Network Design Solutions for Small-Medium Businesses	000
Body Sensor Networks	000
Computer Networks Fourth Edition	000

Pada dataset buku yang digunakan terdapat 2 (dua) atribut yaitu judul dan klasifikasi. Metode pelabelan buku yang digunakan pada penelitian ini yaitu Dewey Decimal Classification (DDC). DDC merupakan metode yang paling banyak digunakan di dunia untuk menentukan kategori buku (*labelling*) pada perpustakaan. Adapun versi DDC yang digunakan yaitu DDC 23 dengan 10 (sepuluh) kelas utama seperti pada Tabel 2.

Tabel 2. Kelas Utama DDC

Klasifikasi	Kategori Utama
000	Computer science, information & general works
100	Philosophy & psychology
200	Religion
300	Social sciences
400	Language
500	Pure Science
600	Technology
700	Arts & recreation

Klasifikasi	Kategori Utama
800	Literature
900	History & geography

3.2 Preprocessing

Pada tahap preprocessing dilakukan pengindeksan untuk memperoleh istilah-istilah yang dianggap mewakili isi dari judul buku. Pengindeksan dapat dilakukan baik secara manual maupun secara otomatis. Pada penelitian ini digunakan pengindeksan secara otomatis menggunakan Natural Language Tool Kit (NLTK) Library. NLTK adalah library Python yang banyak digunakan untuk pemrosesan data dalam bahasa manusia. Ketepatan pemilihan kata pada judul buku menentukan kinerja dari sistem yang dihasilkan.

Pada tahap pengindeksan terdapat beberapa langkah yaitu konversi teks menjadi bentuk standar (case folding), kemudian proses pemecahan kata (tokenisasi), dan filtering (stopword removal) untuk mengambil kembali kata-kata penting yang dihasilkan dari proses sebelumnya. Terakhir, proses stemming untuk menghilangkan sufiks dan prefiks pada setiap kata, sehingga kata yang memiliki sufiks atau prefiks akan kembali ke bentuk dasarnya[16].

3.2.1 Case Folding

Teknik *case folding* digunakan untuk mengubah teks menjadi bentuk standar seperti pada Tabel 3. Terdapat beberapa cara yang dapat digunakan dalam tahap *case folding*, diantaranya:

- Mengubah teks menjadi *lowercase*
Lowercasing adalah proses untuk mengubah semua huruf menjadi huruf non-capital agar menjadi *case-insensitive* pada saat dilakukan pemrosesan judul buku.
- Menghapus angka, tanda baca dan *whitespace* (karakter kosong)
Keberadaan angka, tanda baca dan *whitespace* pada judul tidak relevan dengan klasifikasi buku sehingga dilakukan proses penghapusan.

Tabel 3. Penerapan *Case Folding*.

Judul Buku	Hasil Case Folding
Computer Networks a Systems Approach	computer networks a systems approach
The 8051 Microcontroller	the microcontroller
Intel Microprocessors : Architecture	intel microprocessor architecture
Building The Mobile Internet	building the mobile internet
Synchronization Algorithm and Concurrent Program	synchronization algorithm and concurrent program

3.2.2 Tokenization

Tokenisasi adalah suatu tahap pemrosesan teks yang dibagi menjadi unit-unit kecil yang disebut token atau *term*, yang dapat berupa suatu kata atau angka. Token yang dimaksud dalam penelitian ini adalah kata atau *term*. Proses tokenisasi dilakukan sesuai dengan aturan berikut:

- Teks dipotong menjadi token
- Token yang terdiri atas karakter numerik saja, tidak diikutsertakan.
Hasil *tokenization* pada penelitian ini dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Penerapan *Tokenization*.

Hasil Case Folding	Hasil Tokenization
computer networks a systems approach	computer, networks, a, systems, approach
the microcontroller	the, microcontroller
intel microprocessor architecture	intel, microprocessor, architecture
building the mobile internet	building, the, mobile, internet
synchronization algorithm and concurrent program	synchronization, algorithm, and, concurrent, program,

3.2.3 Filtering (Stopword Removal)

Stopwords merupakan daftar kata-kata yang dianggap tidak memiliki makna. Kata yang tercantum dalam daftar ini dibuang dan tidak ikut diproses pada tahap selanjutnya. Kata-kata yang termasuk dalam stopwords pada umumnya merupakan kata-kata yang sering muncul di setiap dokumen sehingga kata tersebut tidak dapat digunakan sebagai penciri suatu dokumen. Daftar *stopwords* pada penelitian ini dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Daftar *Stopwords*.

a	but	get	http	myself	she'd	they'll	when's
about	by	had	i	no	she'll	they're	where
above	can	hadn't	i'd	nor	she's	they've	where's
after	can't	has	i'll	not	should	this	which

again	cannot	hasn't	i'm	of	shouldn't	those	while
against	com	have	i've	off	since	through	who
all	could	haven't	if	on	so	to	who's
also	couldn't	having	in	once	some	too	whom
am	did	he	into	only	such	under	why
an	didn't	he'd	is	or	than	until	why's
and	do	he'll	isn't	other	that	up	with
any	does	he's	it	otherwise	that's	very	won't
are	doesn't	hence	it's	ought	the	was	would
aren't	doing	her	its	our	their	wasn't	wouldn't
as	don't	here	itself	ours	theirs	we	www
at	down	here's	just	ourselves	them	we'd	you
be	during	hers	k	out	themselves	we'll	you'd
because	each	herself	let's	over	then	we're	you'll
been	else	him	like	own	there	we've	you're
before	ever	himself	me	r	there's	were	you've
being	few	his	more	same	therefore	weren't	your
below	for	how	most	shall	these	what	yours
between	from	how's	mustn't	shan't	they	what's	yourself
both	further	however	my	she	they'd	when	yourselves

3.2.4 Stemming

Stemming adalah proses menghilangkan infleksi kata ke bentuk dasarnya, namun bentuk dasar tersebut tidak berarti sama dengan akar kata (*root word*). Misalnya kata “mendengarkan”, “dengarkan”, “didengarkan” akan ditransformasi menjadi kata “dengar”. Dalam hal efisiensi stemming bertujuan untuk mengurangi jumlah kata-kata unik dalam indeks sehingga mengurangi kebutuhan ruang penyimpanan untuk indeks dan mempercepat proses pencarian. Hasil stemming dapat dilihat pada Gambar 2.

```
0 [red, hat, linux, network, system, adiministr,...
1 [voic, data, communic, handbook, fifth, edit]
2 [humancomput, interact, third, edit]
3 [art, multiprocessor, program]
4 [comput, network, system, approach]
Name: judul_stem, dtype: object
```

Gambar 2. Hasil *Stemming*

3.3 Feature Extraction

Pada tahap ini dilakukan ekstraksi fitur pada judul buku yang telah melewati tahap preprocessing. Ekstraksi fitur dilakukan dengan menerapkan 2 metode yaitu TF-IDF Vectorizer dan N-Gram.

3.3.1 TF-IDF Vectorizer

Teknik *CountVectorizer* digunakan untuk menghitung frekuensi kata dalam judul buku. *CountVectorizer* dapat mengubah fitur teks menjadi representasi vektor. Sedangkan TF-IDF atau pembobotan kata merupakan skema yang digunakan untuk menghitung bobot setiap kata yang paling umum digunakan. *TF-IDF Vectorizer (Term Frequency-Inverse Document Frequency)* merupakan penggabungan *CountVectorizer* dengan TF-IDF [14]. Dengan menggunakan *Tfidf Vectorizer*, kita dapat dengan mudah membuat daftar file kata-kata yang berpengaruh untuk setiap kelas (kategori). Di dalam python terdapat library khusus untuk *Tfidf Vectorizer* sehingga memudahkan untuk pemrosesan ekstraksi fitur. Hasil pemrosesan *Tfidf Vectorizer* dapat dilihat pada Tabel 6.

Tabel 6. Hasil TF-IDF Vectorizer.

	TF	IDF	TF-IDF	Term
array position 53	0.125000	7.246107	0.905763	adiministration
array position 298	0.125000	2.053150	0.256644	edition
array position 418	0.125000	6.552960	0.819120	hat
array position 522	0.125000	6.147494	0.768437	linux
array position 615	0.125000	5.636669	0.704584	networking
array position 751	0.125000	6.552960	0.819120	red
array position 870	0.125000	4.538057	0.567257	system
array position 902	0.125000	4.027231	0.503404	third

3.3.2 N-Gram

Pada tahap ini dilakukan teknik N-Gram yang menangkap representasi bahasa dari huruf atau kata yang diberikan dalam struktur masukan (judul). Pada penelitian ini digunakan 3 (tiga) Teknik N-Gram yaitu Unigram ($n = 1$), Bigram ($n=2$), dan Trigram ($n=3$). Pertama, fitur unigram dihasilkan dari data dan diuji masing-masing dengan pembobotan tf, pembobotan tf-idf & Tfidf Vectorizer. Selanjutnya digunakan fitur bigram dan trigram dengan proses pembobotan yang sama.

3.4 Feature Selection

Setelah tahap N-Gram dilakukan, tahap selanjutnya yaitu pemilihan fitur untuk Unigram, Bigram, dan Trigram. Pada tahap ini, fitur (kata) penting dan relevan dipilih serta fitur yang tidak relevan (kata) dikurangi. *Metode Information Gain (IG)* digunakan dalam penelitian ini untuk pemilihan fitur. IG menggunakan teknik penilaian untuk memobot fitur menggunakan entropi maksimum. Fitur yang dipilih adalah fitur dengan nilai IG yang lebih besar atau sama dengan nilai ambang batas tertentu. IG dikenal juga dengan sebutan *Mutual Information (MI)*.

Pada penelitian ini digunakan modul *feature selection mutual_info_classif()* yang merupakan library dari scikit-learn python. Selanjutnya dilakukan penerapan *Sparse Matrix* TF-IDF dengan penentuan nilai threshold MI sebesar 0.01. Sehingga fitur yang akan dipilih hanya fitur yang memiliki nilai $MI \geq 0.01$. Hasil MI untuk nilai *term* (kata) dengan nilai TF-IDF dapat dilihat pada Tabel 5 s.d 7.

Tabel 7. Hasil MI_Unigram.

	term	rank	MI_unigram
298	edition	65.480965	0.044117
415	handbook	41.739993	0.082091
323	engineering	34.860862	0.124951
791	second	28.959493	0.368981
388	fundamentals	27.573493	0.049067
630	nursing	26.390277	0.709766
261	design	25.758784	0.000000
871	systems	25.714765	0.102712
565	mechanics	22.652411	0.151356
755	refrigeration	17.147243	0.473521

Pada tabel 5 dapat dilihat 10 peringkat tertinggi hasil TF-IDF pada *unigram*.

Tabel 8. Hasil MI_Bigram.

	term	rank	MI_bigram
1347	second edition	34.806776	0.139504
597	fluid mechanics	23.934719	0.293987
1539	third edition	19.108572	0.000000
611	fourth edition	19.046829	0.000000
1383	sixth edition	17.340208	0.226224
66	air conditioning	17.093346	0.182321
587	fifth edition	14.082482	0.000000

	term	rank	MI_bigram
637	fundamentals turbomachinery	13.105919	0.000000
716	handbook volume	10.787271	0.444005
128	asm handbook	10.787271	0.450510

Pada tabel 8. dapat dilihat 10 peringkat tertinggi hasil TF-IDF pada *bigram*.

Tabel 9. Hasil IG_Trigram.

	term	rank	IG_trigram
108	asm handbook volume	13.701.969	0.000000
1174	refrigeration air conditioning	10.758.115	0.000000
420	electrical engineering handbook	10.066.796	0.000000
417	electric motor handbook	9.829.439	0.000000
51	air conditioning refrigeration	9.726.919	0.140841
445	encyclopedia optical engineering	9.221.242	0.164270
1011	optical engineering volume	9.221.242	0.000000
892	mechanics sixth edition	8.196.659	0.000000
547	fluid mechanics sixth	8.196.659	0.483265
564	fundamentals engineering thermodynamics	7.863.552	0.000000

Pada tabel 9 dapat dilihat 10 peringkat tertinggi hasil TF-IDF pada *trigram*.

Gambar 3. Hasil Seleksi Fitur pada Unigram, Bigram dan Trigram

Gambar 3. Menunjukkan chart sparse matrix hasil seleksi fitur dari unigram, bigram dan trigram. Hanya fitur yang telah terpilih (relevan) yang akan digunakan pada tahap modelling dan evaluasi.

3.5 Modelling and Validation

Tahap terakhir dilakukan verifikasi terhadap pengaruh seleksi fitur terhadap kinerja metode *Multinomial Naïve Bayes* (MNB) pada proses klasifikasi buku perpustakaan. Kami menguji menggunakan validasi silang 10 kali lipat pada algoritma *Multinomial Naïve Bayes*.

Pengujian pertama dilakukan pada metode MNB tanpa seleksi fitur yang kemudian didapat hasil nilai akurasi sebesar 67,8%. Pengujian kedua dilakukan pada metode MNB dengan penerapan seleksi fitur pada N-Gram. Hasil akurasi klasifikasi menunjukkan Unigram memiliki akurasi tertinggi sebesar 74,4%, seperti pada Tabel 8.

Tabel 8. Perbandingan Nilai Akurasi MNB + N-Gram.

Unigram	Bigram	Trigram
74,4%	54,9%	38,6%

4. KESIMPULAN

Dari hasil penerapan ekstraksi dan seleksi fitur pada model klasifikasi *Multinomial Naïve Bayes*, maka dapat diambil kesimpulan bahwa penerapan ekstraksi fitur TF-IDF, N-Gram yang diintegrasikan dengan seleksi fitur *Information Gain* (IG) memiliki pengaruh yang signifikan terhadap performansi algoritma klasifikasi *Multinomial Naïve Bayes* dalam proses pelabelan buku. Dengan peningkatan nilai akurasi sebesar 6,6%. Pemilihan fitur dengan

Unigram, *Bigram*, *Trigram* menghasilkan nilai akurasi tertinggi oleh *Unigram* sebesar 74,4% lebih baik dibandingkan nilai akurasi *Bigram* dan *Trigram*.

REFERENCES

- [1] A. Ibrahim, "Pengantar Ilmu Perpustakaan dan Arsiparis." Gunadarma Ilmu, Jakarta Pusat, 2017.
- [2] J. Watthananon, "The relationship of text categorization using Dewey Decimal Classification techniques," *Int. Conf. ICT Knowl. Eng.*, vol. 2015-Janua, no. January, pp. 72–77, 2015.
- [3] K. D. K. W. Aisya Frisilya, Wawan Yunanto, "Klasifikasi Kompetensi Tugas Akhir Secara Otomatis Berdasarkan Deskripsi Singkat Menggunakan Per-bandingan Algoritma K-NN dan Naive Bayes." *Jurnal Aksara Komputer Terapan*, 2016.
- [4] E. Setiani and W. Ce, "Text Classification Services Using Naïve Bayes for Bahasa Indonesia," *Proc. 2018 Int. Conf. Inf. Manag. Technol. ICIMTech 2018*, no. September, pp. 361–366, 2018.
- [5] G. Singh, B. Kumar, L. Gaur, and A. Tyagi, "Comparison between Multinomial and Bernoulli Naïve Bayes for Text Classification," *2019 Int. Conf. Autom. Comput. Technol. Manag. ICACTM 2019*, pp. 593–596, 2019.
- [6] R. S. Ramya, K. R. Venugopal, S. S. Iyengar, and L. M. Patnaik, "Feature extraction and duplicate detection for text mining: A survey," *Glob. J. Comput. Sci. Technol. C Softw. Data Eng.*, vol. 16, no. 5, pp. 1–20, 2016.
- [7] A. I. Kadhim, "Term Weighting for Feature Extraction on Twitter: A Comparison between BM25 and TF-IDF," *2019 Int. Conf. Adv. Sci. Eng. ICOASE 2019*, pp. 124–128, 2019.
- [8] L. Zhu, G. Wang, and X. Zou, "Improved information gain feature selection method for Chinese text classification based on word embedding," *ACM Int. Conf. Proceeding Ser.*, pp. 72–76, 2017.
- [9] S. S. Kumar and A. Rajini, "An Efficient Sentimental Analysis for Twitter Using Neural Network based on Rmsprop," *IOSR J. Eng.*, no. Iccids, pp. 17–25, 2018.
- [10] X. Zhang and B. Wu, "Short Text Classification based on feature extension using the N-Gram model," *2015 12th Int. Conf. Fuzzy Syst. Knowl. Discov. FSKD 2015*, pp. 710–716, 2016.
- [11] M. Abbas, K. Ali Memon, and A. Aleem Jamali, "Multinomial Naive Bayes Classification Model for Sentiment Analysis," *IJCSNS Int. J. Comput. Sci. Netw. Secur.*, vol. 19, no. 3, p. 62, 2019.
- [12] C. Yin and J. Xi, "Maximum entropy model for mobile text classification in cloud computing using improved information gain algorithm," *Multimed. Tools Appl.*, vol. 76, no. 16, pp. 16875–16891, 2017.
- [13] Munawar, "Sistem Pendeteksi Berita Palsu (Fake News) di Media Sosial dengan Teknik Data Mining Scikit Learn," *Perpust. Univ. Esa Unggul*, 2019.
- [14] U. Suleymanov, B. K. Kalejahi, E. Amrahov, and R. Badirkhanli, "Text Classification for Azerbaijani Language Using Machine Learning and Embedding," 2018.
- [15] A. K. Pandey and N. K. Goyal, "Fault Prediction Model by Fuzzy Profile Development of Reliability Relevant Software Metrics," vol. 11, no. 6, pp. 34–41, 2010.
- [16] S. Kannan *et al.*, "Preprocessing Techniques for Text Mining," *Int. J. Comput. Sci. Commun. Networks*, vol. 5, no. 1, pp. 7–16, 2015.