

**IDENTIFIKASI KECURANGAN TRANSAKSI KEUANGAN
DENGAN MENGGUNAKAN KNN DAN REDUKSI DIMENSI DATA
DENGAN *PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS* (PCA)**

SKRIPSI

OLEH:

NATALIA SIHITE

218160012



**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS TEKNIK
UNIVERSITAS MEDAN AREA
MEDAN
2025**

UNIVERSITAS MEDAN AREA

© Hak Cipta Di Lindungi Undang-Undang

Document Accepted 5/8/25

1. Dilarang Mengutip sebagian atau seluruh dokumen ini tanpa mencantumkan sumber
2. Pengutipan hanya untuk keperluan pendidikan, penelitian dan penulisan karya ilmiah
3. Dilarang memperbanyak sebagian atau seluruh karya ini dalam bentuk apapun tanpa izin Universitas Medan Area

Access From (repository.uma.ac.id)5/8/25

**IDENTIFIKASI KECURANGAN TRANSAKSI KEUANGAN
DENGAN MENGGUNAKAN *KNN* DAN REDUKSI DIMENSI DATA
DENGAN *PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS (PCA)***

SKRIPSI

**Diajukan sebagai Salah Satu Syarat untuk Memperoleh
Gelar Sarjana di Fakultas Teknik
Universitas Medan Area**

Oleh:

NATALIA SIHITE

218160012

**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS TEKNIK
UNIVERSITAS MEDAN AREA
MEDAN
2025**

UNIVERSITAS MEDAN AREA

© Hak Cipta Di Lindungi Undang-Undang

1. Dilarang Mengutip sebagian atau seluruh dokumen ini tanpa mencantumkan sumber
2. Pengutipan hanya untuk keperluan pendidikan, penelitian dan penulisan karya ilmiah
3. Dilarang memperbanyak sebagian atau seluruh karya ini dalam bentuk apapun tanpa izin Universitas Medan Area

Document Accepted 5/8/25

Access From (repository.uma.ac.id)5/8/25

HALAMAN PERYATAAN

Saya menyatakan bahwa skripsi yang saya susun, sebagai syarat memperoleh gelar sarjana merupakan hasil karya tulis saya sendiri. Adapun bagian-bagian tertentu dalam penulisan skripsi ini yang saya kutip dari hasil karya orang lain telah dituliskan sumbernya secara jelas sesuai dengan norma, kaidah, dan etika penulisan ilmiah. Saya bersedia menerima sanksi pencabutan gelar akademik yang saya peroleh dan sanksi-sanksi lainnya dengan peraturan yang berlaku, apabila di kemudian hari ditemukan adanya plagiat dalam skripsi ini.

Medan, 14 Maret 2025



Natalia Sihite
218160012

**HALAMAN PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI
TUGAS AKHIR/SKRIPSI/TESIS UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS**

Sebagai sivitas akademik Universitas Medan Area, saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Natalia Sihite
NPM : 218160012
Program Studi : Informatika
Fakultas : Teknik
Jenis Karya : Skripsi

Demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Universitas Medan Area **Hak Bebas Royalti Noneksklusif (*Non-exclusive Royalty-Free Right*)** atas karya ilmiah saya yang berjudul :

**“Identifikasi Kecurangan Transaksi Keuangan Dengan Menggunakan *KNN*
Dan Reduksi Dimensi Data Dengan *Principal Component Analysis (PCA)*”**

Beserta perangkat yang ada (jika diperlukan). Dengan Hak Bebas Royalti Noneksklusif ini Universitas Medan Area berhak menyimpan, mengalihmedia/format-kan, mengelola dalam bentuk pangkalan data (*database*), merawat, dan memublikasikan Skripsi saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan sebagai pemilik Hak Cipta.

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya.

Dibuat di : Medan
Pada tanggal : 14 Maret 2025
Yang menyatakan



Natalia Sihite
218160012

RIWAYAT HIDUP

Penulis bernama Natalia Sihite lahir di Desa Durian pada tanggal 21 Desember 2001. Penulis merupakan anak ke-6 dari 6 bersaudara dari pasangan Bapak Tongam Sihite dan Ibu Rustina Butar-Butar.

Penulis memulai pendidikan formalnya di:

- SD NEGERI 106447 Desa Durian dan lulus pada tahun 2014
- kemudian melanjutkan ke SMP Negri 2 Pantai Labu lulus tahun 2017
- dan melanjutkan ke SMA Darma Bakti Lubuk Pakam, lulus pada tahun 2020

Pada tahun 2021 penulis diterima sebagai mahasiswa Program Studi Teknik Informatika di Fakultas Teknik Universitas Medan Area

Selama menjalani masa perkuliahan, penulis aktif dalam berbagai kegiatan akademik maupun non-akademik, termasuk organisasi kemahasiswaan dan kegiatan sosial. Pengalaman ini menjadi bekal berharga dalam pengembangan diri, baik secara intelektual maupun emosional.

Skripsi ini disusun sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar sarjana pada Program Studi Teknik Informatika, dengan judul:

" Identifikasi Kecurangan Transaksi Keuangan Dengan Menggunakan *KNN* Dan Reduksi Dimensi Data Dengan *Principal Component Analysis (PCA)*"

Penulis berharap bahwa ilmu dan pengalaman yang diperoleh selama masa studi dapat menjadi landasan yang kuat dalam meniti karier dan memberikan kontribusi positif di tengah masyarakat.

KATA PENGANTAR

Segala puji dan syukur saya panjatkan ke hadirat Allah SWT atas limpahan rahmat, hidayah, serta kekuatan yang telah diberikan, sehingga saya dapat menyelesaikan skripsi ini yang berjudul *"Identifikasi Kecurangan Transaksi Keuangan Dengan Menggunakan KNN Dan Reduksi Dimensi Data Dengan Principal Component Analysis (PCA)"*. Skripsi ini disusun sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Teknik Informatika di Universitas Medan Area.

Dalam perjalanan panjang menyusun skripsi ini, banyak rintangan dan tantangan yang harus dilalui. Namun, dengan doa, dukungan, serta bimbingan dari berbagai pihak, saya akhirnya dapat menyelesaikan penelitian ini. Oleh karena itu, dengan penuh rasa hormat dan terima kasih, saya ingin mengucapkan apresiasi yang sebesar-besarnya kepada:

1. Bapak Prof. Dr. Dadan Ramdan, M.Eng., M.Sc., selaku Rektor Universitas Medan Area.
2. Bapak Dr.Eng. Supriatno, S.T., M.T., selaku Dekan Fakultas Teknik Universitas Medan Area
3. Bapak Rizki Muliono, S.Kom., M.Kom., selaku Kepala Program Studi Teknik Informatika.
4. Bapak Andre Hasudungan Lubis, S.Ti, M.Sc, __selaku dosen pembimbing yang dengan penuh kesabaran dan perhatian selalu memberikan arahan, bimbingan, serta masukan yang sangat berarti. Ucapan terima kasih yang sebesar-besarnya saya sampaikan atas waktu, tenaga, dan ilmu yang telah diberikan kepada saya. Bimbingan Bapak tidak hanya membantu dalam menyelesaikan skripsi ini, tetapi juga

menjadi pelajaran berharga yang akan saya bawa dalam perjalanan karier saya ke depan.

5. Seluruh Dosen Teknik Informatika Universitas Medan Area, yang telah berbagi ilmu, pengalaman, dan wawasan yang luar biasa selama masa perkuliahan. Setiap mata kuliah, setiap nasihat, dan setiap dorongan yang diberikan telah menjadi fondasi utama dalam penyelesaian skripsi ini serta dalam perjalanan akademik saya.
6. Bang Robby Kurniawan Sari Damanik, S.T., selaku IT Support Teknik Informatika, yang selalu siap membantu dan memberikan dukungan teknis selama saya berkuliah. Terima kasih atas kesabaran dalam menjawab setiap pertanyaan dan membantu dalam berbagai kendala teknis yang saya hadapi selama perkuliahan.
7. Sebagai ungkapan terimakasih, skripsi ini penulis persembahkan kepada orang tua tercinta Bapak T.Sihite dan Ibu R.Butar-Butar, yang selalu menjadi penyemangat penulis sebagai sandaran terkuat dari kerasnya dunia, yang tiada hentinya selalu memberikan kasih sayang, doa dan motivasi dengan penuh keikhlasan yang tak terhingga kepada penulis. Beliau memang tidak sempat merasakan pendidikan bangku perkuliahan, namun mereka mampu senantiasa memberikan yang terbaik, tak kenal lelah mendoakan serta memberikan perhatian dan dukungan hingga penulis mampu menyelesaikan studinya sampai meraih gelar sarjana. Semoga Bapak dan ibu sehat, Panjang umur dan bahagia selalu. I love you more more more.
8. Abang dan kakak-kakak saya, yang selalu menjadi panutan, sahabat,

sekaligus pendukung terbesar saya. Terima kasih telah memberikan semangat, motivasi, dan selalu percaya bahwa saya mampu melewati setiap tantangan yang ada.

9. Gurllly dan teman-teman Teknik Informatika 2021, perjalanan ini terasa lebih ringan karena kalian. Terima kasih atas kebersamaan, dukungan, dan momen-momen berharga yang telah kita lalui bersama. Semoga ikatan ini tetap terjaga meski perkuliahan telah usai.
10. Kepada seseorang yang bersama penulis saat ini yang tidak bisa penulis disebutkan namanya. Terima kasih telah menjadi bagian dari perjalanan hidup penulis. Berkontribusi banyak dalam penulisan karya tulis ini, baik tenaga, waktu, maupun materi kepada penulis.
11. Semua pihak yang tidak disebutkan satu persatu yang telah banyak membantu memberikan pemikiran demi kelancaran dan keberhasilan penyusunan skripsi ini.
12. Terakhir, diri saya sendiri, terima kasih telah melewati semua tantangan dengan kesabaran dan ketekunan. Tidak semua hari mudah, tetapi setiap langkah yang diambil membawa saya ke titik ini. Semoga ke depan, saya bisa terus belajar dan berkembang lebih baik lagi.

Penulis menyadari bahwa skripsi ini masih jauh dari kesempurnaan. Oleh karena itu, kritik dan saran yang membangun sangat diharapkan demi perbaikan di masa mendatang. Semoga skripsi ini dapat memberikan manfaat bagi pembaca serta dapat menjadi referensi dalam penelitian lebih lanjut. Akhir kata, semoga Allah SWT

senantiasa melimpahkan rahmat dan karunia- Nya kepada semua pihak yang telah membantu dalam penyusunan skripsi ini.

Medan, 14 Maret 2025



Natalia Sihite
218160012



ABSTRAK

Transaksi keuangan merupakan suatu proses yang sangat berisiko terjadinya kecurangan dalam bisnis, yang dapat merugikan perusahaan dan mengganggu stabilitas keuangan. Oleh karena itu, dibutuhkan metode yang efektif untuk mendeteksi kecurangan dalam transaksi keuangan secara sistematis. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model klasifikasi yang dapat mengklasifikasi transaksi keuangan menggunakan algoritma *K-Nearest Neighbor (KNN)*, serta menerapkan *Principal Component Analysis (PCA)* sebagai metode reduksi dimensi guna meningkatkan efisiensi dan akurasi model klasifikasi. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari *Kaggle*, yang merupakan data sekunder dengan jumlah fitur sebanyak 31, dengan label klasifikasi untuk transaksi curang dan tidak curang. Evaluasi model dilakukan menggunakan metode *Confusion Matrix* untuk menilai performa pengklasifikasian. Hasil penelitian menunjukkan bahwa *KNN* dengan nilai $K=2$ dan $K=5$ memberikan akurasi terbaik sebesar 98,29%. Selain itu, setelah melakukan reduksi dimensi menggunakan *PCA* dengan 15 komponen utama, akurasi meningkat menjadi 98,72%. Temuan ini membuktikan bahwa *PCA* tidak hanya mampu mengurangi jumlah dimensi pada data, tetapi juga meningkatkan kinerja klasifikasi dari algoritma *KNN* secara signifikan. Penelitian ini memberikan kontribusi dalam mengoptimalkan identifikasi kejadian transaksi keuangan yang mencurigakan dengan kombinasi metode *KNN* dan *PCA*, yang dapat diterapkan dalam sistem keamanan keuangan untuk identifikasi otomatis. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan menggunakan data primer dari lembaga keuangan serta membandingkan metode ini dengan algoritma lain seperti *Random Forest*, *Support Vector Machine (SVM)*, atau teknik *Deep Learning* untuk lebih meningkatkan akurasi identifikasi.

Kata Kunci: Kecurangan Transaksi Keuangan, *K-Nearest Neighbor*, *PCA* Identifikasi Kecurangan, *Machine Learning*.

ABSTRACT

Financial transactions are a process highly prone to fraud in business, which could harm companies and disrupt financial stability. Therefore, an effective method was needed to detect fraud in financial transactions systematically. This research aimed to develop a classification model to classify financial transactions using the K-Nearest Neighbor (KNN) algorithm, and to apply Principal Component Analysis (PCA) as a dimensionality reduction method to improve model efficiency and accuracy. The dataset used in this research was obtained from Kaggle, which was secondary data with 31 features and classification labels for fraudulent and non-fraudulent transactions. Model evaluation was conducted using the Confusion Matrix method to assess classification performance. The results of the research showed that KNN with $K=2$ and $K=5$ provided the best accuracy of 98.29%. Moreover, after dimensionality reduction using PCA with 15 principal components, accuracy increased to 98.72%. These findings proved that PCA not only reduced the data dimension but also significantly improved the classification performance of the KNN algorithm. This research contributed to optimizing the identification of suspicious financial transaction events using a combination of KNN and PCA methods, which could be applied in financial security systems for automatic identification. For future research, it was recommended to use primary data from financial institutions and compare this method with other algorithms such as Random Forest, Support Vector Machine (SVM), or Deep Learning techniques to further improve identification accuracy.

Keywords: *Financial Transaction Fraud, K-Nearest Neighbor, PCA Fraud Identification, Machine Learning.*



DAFTAR ISI

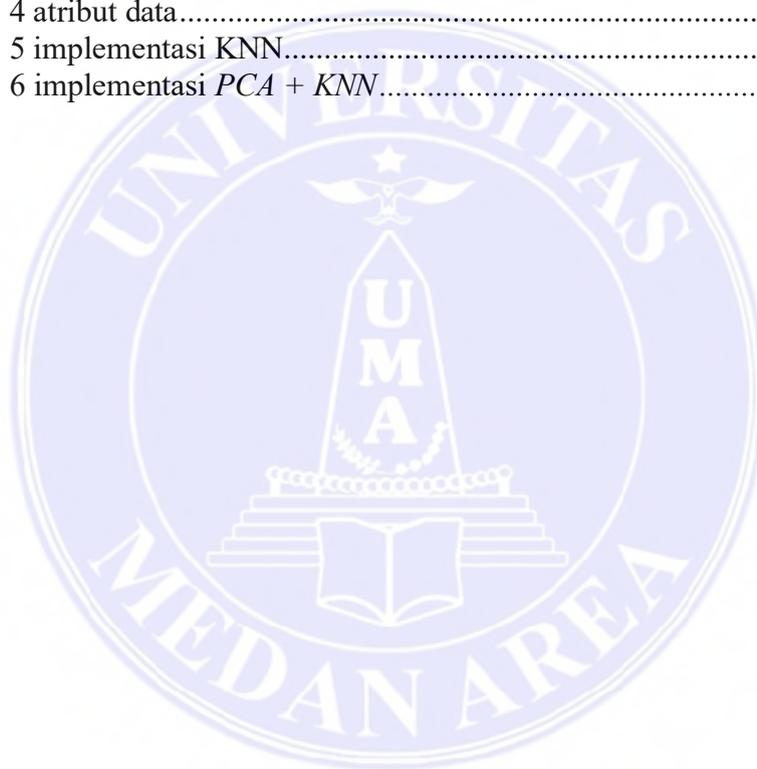
HALAMAN PENGESAHAN	i
HALAMAN PERNYATAAN.....	ii
RIWAYAT HIDUP... ..	iv
KATA PENGANTAR	v
ABSTRAK.....	ix
ABSTRACT	x
DAFTAR ISI.....	xi
DAFTAR TABEL.....	xiii
DAFTAR GAMBAR	xiv
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1. Latar Belakang.....	1
1.2. Rumusan Masalah.....	3
1.3. Batasan Masalah	4
1.4. Tujuan Penelitian	4
1.5. Manfaat Penelitian	5
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	6
2.1. Transaksi Keuangan.....	6
2.2. Klasifikasi	8
2.3. <i>KNN</i>	9
2.4. <i>PCA</i>	10
2.5. <i>Confussion Matriks</i>	13
2.6. Penelitian Terdahulu.....	14
BAB III METODOLOGI PENELITIAN.....	16
3.1. Alat dan Bahan Penelitian.....	16
3.2.1 Tinjauan Literatur	17
3.2.2 Pengumpulan Data	17
3.2.3 <i>Proprocessing</i>	18
3.2.4 EDA	20
3.2. Tahapan Penelitian.....	17
3.3. Perhitungan Manual.....	21
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN.....	31
4.1 Data Penelitian	31
4.2 <i>Prapemrosesan</i>	32
4.2.1. Memeriksa Data <i>Null</i>	32
4.2.2. Data Normalisasi	33
4.3 <i>Exploratory Data Analysis (EDA)</i>	34
4.3.1 Statistik Deskriptif.....	34
4.3.2 Korelasi Atribut terhadap Kelas	35
4.3.3 Korelasi Antar Fitur/Atribut	37
4.4 Implementasi.....	39
4.4.1. Implementasi <i>KNN</i>	39

4.5 Implementasi <i>KNN</i>	40
4.5.1. Implementasi <i>PCA</i>	40
4.5 Evaluasi.....	42
4.6 Perbandingan dengan Penelitian Terdahulu	45
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN	47
5.1 Kesimpulan	47
5.2 Saran	47
DAFTAR PUSTAKA	49



DAFTAR TABEL

	Halaman
Tabel 2. 1 Tabel <i>confussion matrix</i>	13
Tabel 2. 2 Penelitian terdahulu	14
Tabel 3. 1 Rangkuman dataset	18
Tabel 3. 2 Rangkuman data KNN	21
Tabel 3. 3 Rangkuman data PCA	25
Tabel 4.1 Rangkuman <i>Dataset</i>	31
Tabel 4. 2 data normalisasi	34
Tabel 4. 3 statistik dekriptif.....	34
Tabel 4. 4 atribut data.....	35
Tabel 4. 5 implementasi KNN.....	40
Tabel 4. 6 implementasi <i>PCA + KNN</i>	41



DAFTAR GAMBAR

	Halaman
Gambar 3. 1 Alur penelitian.....	17
Gambar 3. 2 <i>Preprocessing</i> data	19
Gambar 4. 1 Informasi mengenai data	32
Gambar 4. 2 Mencari nilai null.....	33
Gambar 4. 3 korelasi antar fitur.....	38
Gambar 4. 4 <i>Confusion Matriks KNN</i>	43
Gambar 4. 5 <i>Confusion Matriks KNN +PCA</i>	44



BAB I PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Transaksi keuangan pada zaman globalisasi dan kemajuan teknologi, semakin banyak dilakukan melalui gadget, yang memungkinkan akses yang lebih cepat dan mudah dalam kehidupan sehari-hari. Situasi ini mendorong inovasi baru dalam pengembangan teknologi finansial (*fintech*) yang dapat dengan mudah beradaptasi dengan kebutuhan pengguna (Purwanto dkk., 2022). Transaksi merupakan dasar dari segala aktivitas ekonomi (Wardani & Wardana, 2022) dan menjadi elemen penting dalam penyusunan laporan keuangan, karena setiap transaksi harus dicatat dalam buku besar untuk kepentingan pelaporan keuangan dan pengambilan keputusan ekonomi (Wijayanti & Hidayah, 2020). Transaksi keuangan memiliki peran yang sangat penting dalam kehidupan sehari-hari, baik bagi individu maupun bisnis.

Transaksi keuangan membantu melacak aliran uang masuk dan keluar, sehingga kita bisa memahami kondisi keuangan dengan jelas (Iqbal dkk, 2024). Dalam bisnis, transaksi menjadi dasar pembuatan laporan keuangan seperti laba rugi dan neraca, yang digunakan untuk mengukur keuntungan dan kerugian (Hasbullah dkk., 2023). Catatan transaksi juga memudahkan pengambilan keputusan, misalnya dalam mengatur pengeluaran atau mencari sumber pendapatan baru. Transaksi juga penting untuk merencanakan keuangan masa depan dan

mengukur pertumbuhan bisnis, karena semakin banyak transaksi berarti aktivitas ekonomi yang lebih besar (Al Faridzi & Prehanto, 2022).

Kecurangan dalam transaksi keuangan sering terjadi dan dapat sangat merugikan perusahaan maupun individu (Christian & Veronica, 2022). Salah satu bentuk umum kecurangan adalah manipulasi laporan keuangan, dimana angka-angka diubah untuk memberikan gambaran yang baik dari kenyataan. (Kranacher dkk, 2020).

Algoritma K-Neighbors (KNN) merupakan salah satu teknik dari *supervised learning* (pembelajaran terawasi) yang memiliki beberapa keunggulan yang membuatnya populer dalam analisis data. Pertama, *KNN* sangat sederhana dan mudah dipahami, sehingga cocok untuk pemula maupun *professional*. Algoritma ini bekerja dengan mencari kedekatan antara data, tanpa memerlukan asumsi khusus tentang distribusi data, sehingga *fleksibel* untuk berbagai jenis dataset. *KNN* juga dapat menangani banyak kelas dan dapat langsung beradaptasi dengan data baru tanpa perlu pelatihan ulang. (Ganaie, M. A., & Khan, M, M. I, 2020). Meskipun *KNN* memiliki banyak keunggulan, algoritma ini juga memiliki beberapa keterbatasan, seperti sensitivitas terhadap data yang tidak relevan dan kebutuhan akan waktu komputasi yang lebih besar pada dataset yang sangat besar.

Dalam hal ini, transaksi keuangan biasa memiliki data yang berdimensi tinggi atau memiliki fitur yang cukup banyak. Sehingga, dibutuhkan metode tambahan untuk menangani permasalahan tersebut. *Principal Component Analysis (PCA)* sangat penting dalam analisis data, terutama untuk dataset yang memiliki dimensi tinggi. Salah satu manfaat utamanya adalah mereduksi dimensi, yang membantu mengurangi risiko *overfitting* dan memudahkan pemrosesan data. Dengan

mengidentifikasi komponen utama yang menjelaskan sebagai besar variasi, *PCA* memungkinkan kita untuk bekerja dengan dataset yang lebih kecil tanpa kehilangan informasi penting.

PCA juga dapat mengurangi kebutuhan komputasi, mempercepat analisis, dan menghilangkan multikolinearitas, di mana fitur-fitur dalam data saling berkorelasi. Selain itu, *PCA* memfasilitasi visualisasi data, sehingga kita bisa memahami struktur data yang kompleks. Dengan mengurangi *noise* dan redundansi, *PCA* adalah alat yang berguna untuk menganalisis dan mengelola data dimensi tinggi secara efisien.

Pada penelitian ini, kecurangan pada transaksi keuangan akan diklasifikasi dengan menggunakan algoritma *KNN*. Namun, dengan adanya data yang berdimensi tinggi, *PCA* juga digunakan sebagai metode tambahan untuk mereduksi dimensi data guna membantu performa *KNN* dalam mengklasifikasi. Sehingga, penelitian ini mengangkat judul deteksi kecurangan transaksi keuangan dengan menggunakan *KNN* dan reduksi dimensi data dengan *PCA*.

1.2. Rumusan Masalah

Bagaimana cara mengidentifikasi dan mendeteksi kecurangan dalam transaksi keuangan dengan menggunakan algoritma *KNN* dengan *Principal Component Analysis (PCA)*.

1.3. Batasan Masalah

Batasan masalah yang dapat diterapkan pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Dalam penelitian ini, fokus pada indentifikasi kecurangan yang terjadi dalam transaksi keuangan.
2. Data yang digunakan berasal dari transaksi keuangan yang sudah ada, Data sekunder,yang diperoleh dari *kaggle*

<https://www.kaggle.com/datasets/pkdarabi/fraud-detection/data>

3. Metode yang di gunakan menggunakan algoritma *KNN*.
4. Metode yang digunakan menggunakan algoritma *PCA* .
5. Evaluasi menggunakan *Confussion Matriks*.

1.4. Tujuan Penelitian

Adapun tujuan dari penelitian ini yaitu :

1. Tujuan penelitian ini adalah untuk membuat suatu model untuk mengidentifikasi kecurangan dalam transaksi keuangan menggunakan algoritma *KNN* dan *PCA*
2. Meningkatkan akurasi model dalam mengidentifikasi kecurangan dalam transaksi keuangan dengan memanfaatkan metode *PCA*.

1.5. Manfaat Penelitian

Adapun manfaat penelitian ini untuk:

1. Membantu pihak-pihak dalam mengidentifikasi kecurangan, pihak Perusahaan dan kepolisian
2. Membantu mahasiswa sebagai bahan referensi, khususnya mahasiswa Universitas Medan Area.
3. Secara umum, penelitian ini diharapkan mampu membantu pihak nasabah dalam mengklasifikasi atau mengidentifikasi kecurangan pada sebuah transaksi secara khusus, penelitian ini diharapkan mampu memberikan gambaran bagaimana mengidentifikasi kecurangan dalam sebuah transaksi dengan menggunakan metode *KNN* untuk menghasilkan akurasi dalam mengidentifikasi kecurangan.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Transaksi Keuangan

Transaksi keuangan merupakan kegiatan ekonomi yang melibatkan pergerakan dana, asset, dan hak ekonomi antara dua entitas atau lebih (Luo, X., & Zhang, J. 2022). Aktivitas ini dapat mencakup berbagai hal, seperti pembelian barang dan jasa, investasi, pembayaran utang, serta berbagai kegiatan lain yang berpengaruh langsung terhadap posisi keuangan individu atau perusahaan (Budianto, 2023). Transaksi ini dapat dilakukan secara tunai atau non-tunai, termasuk melalui transfer bank, penggunaan kartu kredit, atau platform pembayaran digital (Rahayu dkk., 2024). Pentingnya pengelolaan dan pencatatan transaksi keuangan yang akurat merupakan aspek krusial dalam akuntansi dan pelaporan keuangan, karena hal ini berdampak pada neraca, laporan laba rugi, dan arus kas.

Atribut dari transaksi keuangan meliputi berbagai elemen yang menjelaskan detail dan karakteristik sebuah transaksi. Beberapa atribut utamanya adalah :

1. ID Transaksi: Setiap transaksi memiliki nomor khusus atau identifikasi yang unik, mirip dengan nomor tiket atau kode pemesanan. fungsinya untuk membedakan dan melacak setiap transaksi dengan mudah.
2. Tanggal dan waktu: Ini merekam kapan transaksi dilakukan, baik tanggal maupun jamnya. Misalnya saat mentransfer uang, sistem akan mencatat kapan tepatnya transaksi itu berlangsung, sehingga bisa diketahui apakah terjadi di pagi, siang, atau malam hari.

3. Jumlah Transaksi: Jumlah uang yang terlibat dalam transaksi akan ditampilkan di sini.
4. Jenis Transaksi: Bagian ini menjelaskan jenis transaksi, itu memasukkan uang (kredit), mengeluarkan uang (debit), transfer antar rekening, atau pembelian barang.
5. Pihak yang terlibat: Di sini dicatat siapa saja yang terlibat dalam transaksi, seperti pengirim dan penerima..
6. Deskripsi Transaksi: Bagian ini memberikan keterangan singkat tentang transaksi tersebut.
7. Lokasi Transaksi: Tempat transaksi dilakukan, baik di lokasi fisik seperti toko, atau melalui platform digital seperti belanja *online* atau pembayaran langganan.
8. Metode Pembayaran: Bagian ini menjelaskan cara transaksi dilakukan, apakah menggunakan kartu kredit, uang tunai, *transfer* bank, dompet digital atau metode lainnya seperti pembayaran menggunakan *QR code*.
9. Status transaksi: Setelah transaksi dilakukan, statusnya akan dicatat apakah berhasil, masih proses, atau gagal.
10. Kanal transaksi: ini mencatat *platform* atau media yang digunakan untuk transaksi, misalnya melalui aplikasi *mobile banking*, *ATM*, *internet banking*, atau *layanan teller* di bank.
11. Kategori transaksi: Transaksi dikelompokkan berdasarkan tujuan atau jenisnya, seperti pembelian barang, pembayaran tagihan, *investasi*, atau penerimaan gaji.

Pada transaksi keuangan, kecurangan merupakan hal yang mungkin terjadi dan dapat menyebabkan kerugian bagi perusahaan. Kecurangan dapat diartikan sebagai tindakan melanggar hukum atau perilaku yang tidak sesuai yang dilakukan dengan sengaja untuk menipu pihak lain. Dimana korban mengalami kerugian sementara pelaku mendapatkan keuntungan dari tindakan tersebut (Waruwu & Sugeng, 2023). Kecurangan merupakan perilaku menyusun laporan keuangan secara salah saji material yang dilakukan dengan unsur sengaja (Kirana dkk., 2023).

2.2. Klasifikasi

Artificial Intelligence (AI) adalah cabang dari ilmu komputer yang bertujuan untuk menciptakan sistem yang dapat melakukan tugas-tugas yang biasanya membutuhkan kecerdasan manusia, sehingga komputer dapat melaksanakan tugas-tugasnya layaknya manusia. *AI* mencakup berbagai teknik, salah satunya adalah pembelajaran mesin (*machine learning*), yaitu suatu metode yang menggambarkan bagaimana komputer dapat melakukan proses belajar yang mirip dengan pengalaman manusia, sehingga komputer mampu meningkatkan kemampuannya dalam menganalisis data dengan menggunakan algoritma tertentu. Pembelajaran mesin bertujuan untuk membuat prediksi atau keputusan berdasarkan data dengan cara yang efisien dan akurat. Proses ini menerapkan algoritma tertentu dengan menganalisis data untuk mengenali pola dan hubungan yang ada (Darmansyah dkk., 2024).

Terdapat berbagai teknik yang dapat digunakan pada pembelajaran mesin, yaitu pembelajaran terbimbing, pembelajaran tanpa pengawasan, pembelajaran penguatan, pembelajaran mendalam, pembelajaran terawasi (*supervised learning*

merupakan salah satu metode dalam mesin pembelajaran dataset yang sudah memiliki label atau target yang diketahui. Klasifikasi merupakan sebuah proses dimana untuk menemukan beberapa Kumpulan pola atau fungsi yang menjelaskan serta membedakan kelas terhadap dataset (Q. A'yuniyah & Reza, 2023). Klasifikasi teknik *supervised learning* dari data mining, yang terdiri dari sekumpulan kelas yang telah ditentukan sebelumnya dan atas dasar kelas yang telah ditentukan ini objek baru diklasifikasikan (Muhayyan, 2023). Klasifikasi memiliki beberapa algoritma yang sesuai untuk menyelesaikan suatu permasalahan, yaitu *Decision tree* algoritma ini membentuk struktur pohon untuk membuat keputusan berdasarkan serangkaian pertanyaan, *Naive bayes* metode ini didasarkan pada teorema probabilitas bayes dan mengasumsikan bahwa semua fitur bersifat independent, *KNN* algoritma ini mengklasifikasikan data baru berdasarkan kedekatannya dengan data yang sudah ada, *Logistic Regression* di gunakan untuk klasifikasi, terutama dalam konteks biner, *Random Forest* kumpulan dari beberapa *decision tree* yang digabungkan untuk meningkatkan akurasi prediksi, *Linear Discriminant Analysis* metode ini digunakan untuk menemukan kombinasi linier dari fitur yang memisahkan dua atau lebih kelas dari data.

2.3. KNN

KNN merupakan sebuah metode untuk melakukan klasifikasi terhadap objek berdasarkan data pembelajaran yang jaraknya paling dekat dengan objek tersebut (Kurniawan & Barokah, 2020). Algotrima *KNN* merupakan sebuah algotrima yang dikenal dengan non numerik dalam data mining, yang bisa digunakan untuk

melakukan klasifikasi ataupun regresi (Q. A'yuniyah & Reza, 2023). *KNN* memiliki tahapan-tahapan tertentu dalam penyelesaian suatu proses, yakni sebagai berikut.

1. Menentukan parameter K atau banyaknya ketetanggaan terdekatnya.
2. Menghitung jarak antara data *training* dan data *testing* menggunakan persamaan *euclidean Distance* sebagai berikut :

$$d_i(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}, i = 1, 2, 3, \dots, \eta \quad (2.1)$$

dengan

x_i = data *training* pada data ke- i ,

y_i = data *testing* pada data ke- i ,

$d(x, y)$ = jarak *euclidean*.

3. Mengurutkan jarak yang diperoleh secara ascending atau dari yang terkecil ke yang terbesar.
4. Menentukan kelas yang bersesuaian.
5. Kelas yang mayoritas yang akan menentukan atau membentuk kelas pada data baru.

2.4. PCA

PCA merupakan salah satu teknik paling populer untuk pengurangan dimensi. Ini adalah teknik standar yang dapat digunakan untuk mengurangi dimensi suatu set data (Ritonga & Muhandhis, 2021). *PCA* merupakan metode fitur ekstraksi pada pengenalan pola dan menganalisis data yang berkolerasi dengan variable pada database (Syah & Hasanati, 2021).

1. Menghitung Matriks Kovarian : hitung matriks kovarian dari data yang sudah dinormalisasi menggunakan rumus :

$$Cov(x_j, x_k) = \frac{1}{m-1} \sum_{i=1}^m (x_{i,j} - \bar{X}_j)(x_{i,k} - \bar{X}_k), j \text{ dan } k = 1, 2, 3, \dots, \eta \quad (2.2)$$

Dari Persamaan (2.2) dilakukan perhitungan untuk setiap variable dan hasil dari masing-masing data disusun dalam matriks sehingga diperoleh matriks kovarian pada Persamaan (2), yaitu

$$S = \begin{bmatrix} S_{1,1} & S_{1,2} & \dots & S_{1,n} \\ S_{2,1} & S_{2,2} & \dots & S_{2,n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ S_{1,n} & S_{2,n} & \dots & S_{n,n} \end{bmatrix}_{n \times n} \quad (2.3)$$

Matriks kovarian ini berukuran $n \times n$, dimana n adalah jumlah fitur .

Meghitung nilai eigen dan vector eigen

Untuk mendapatkan nilai eigen (λ) digunakan persamaan (2.4), yaitu dengan mengambil determinan dari matriks persamaan $|S - \lambda I| = 0$, yaitu

$$|S - \lambda I| = 0. \quad (2.4)$$

|

Setelah diperoleh nilai eigen (λ), selanjutnya dicari vector eigen menggunakan persamaan (2.5), yaitu

$$(S - \lambda I) a = 0. \tag{2.5}$$

Menentukan komponen utama

Penentuan komponen utama diperoleh dari kombinasi linear antara *matriks vector eigen* dan matriks data sehingga diperoleh persamaan berikut:

$$PC_1 \sum_{j=1}^n a_{j,1}x_j = a_{1,1}x_1 + a_{2,1}x_2 + \dots + a_{n,1}x_n$$

$$PC_2 \sum_{j=1}^n a_{j,2}x_j = a_{1,2}x_1 + a_{2,2}x_2 + \dots + a_{n,2}x_n$$

$$PC_n \sum_{j=1}^n a_{j,n}x_j = a_{1,n}x_1 + a_{2,n}x_2 + \dots + a_{n,n}x_n$$

Selanjutnya dapat dibentuk matriks sebagai berikut:

$$\begin{matrix}
 PC_1 & a_{1,1} & a_{1,2} & \dots & a_{1,n} & x_1 \\
 [PC_2] & [a_{2,1} & a_{2,2} & \dots & a_{2,n}] & [x_2] \\
 \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\
 PC_n & a_{1,n} & a_{2,n} & \dots & a_{n,n} & x_n
 \end{matrix}
 \begin{matrix}
 \\
 \\
 \\
 n \times n \\
 n \times 1
 \end{matrix}$$

Sehingga diperoleh persamaan(2.6),yaitu

$$\tag{2.6}$$

$$PC \quad TX^T$$

$$n \times 1 = a \quad n \times 1$$

dengan

$a^T =$ Transpore matriks vector eigen,

$PC =$ Matriks variabel baru,

$\mathbf{X}^T = \text{Transpose matriks data.}$



Setelah diperoleh komponen utama selanjutnya dilakukan klasifikasi dengan data menjadi 2, masing-masing untuk *data training* dan *data testing*.

2.5. Confussion Matriks

Confusion Matrix adalah salah satu cara untuk mengukur performa dari model *machine learning* yang dibuat (Jonathan, 2021).

Tabel 2. 1 Tabel *confussion matrix*

Kelas	Prediksi	
	<i>Positif</i>	<i>Negatif</i>
Aktual		
<i>Positif</i>	TP	FP
<i>Negatif</i>	FN	TN

Keterangan :

TP = Banyaknya data positif yang terklasifikasi dengan benar (*True Positif*),

FP = Banyaknya data positif yang terklasifikasi dengan salah satu (*False Positif*),

FN = Banyaknya data negatif yang terklasifikasi dengan salah (*False Negatif*),

TN = Banyak data negatif yang terklasifikasi dengan benar (*True Negatif*).

Perhitungan nilai akurasi merupakan rasio dari semua data dan terklasifikasi benar dihitung menggunakan persamaan.

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (2.7)$$

Untuk rasio dari hasil yang terklasifikasi (positif) dan data prediksi positif, maka digunakan persamaan presisi (*precision*) yang ditampilkan pada persamaan (2.)

$$Presisi = \frac{TP}{TP + FP} \tag{2.8}$$

Nilai sensitivitas (*recall*) yang merupakan rasio dari semua data yang terklasifikasi positif dan diprediksi benar (positif) dihitung digunakan persamaan.

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \tag{2.9}$$

Dan untuk *F1-Score* nya digunakan persamaan

$$F1 - Score = 2 \left(\frac{presisi * recall}{presisi + recall} \right) \tag{2.10}$$

2.6. Penelitian Terdahulu

Berikut merupakan penelitian yang pernah dilakukan sebelumnya terkait metode penelitian menggunakan *PCA* dan *KNN*.

Tabel 2. 2 Penelitian terdahulu

Penulis	Judul	Objek	Metode	Hasil
(Christian & Veronica, 2022) (Neighbor dkk., 2020)	Klasifikasi Penentuan Pengajuan Kartu Kredit Menggunakan <i>K-Nearest Neighbor</i>	Data transaksi keuangan	<i>Principal Component Analysis, K-Nearest Neighbor.</i>	Hasil penelitian ini dapat disimpulkan bahwa metode <i>K-Nearest Neighbor</i> efektif digunakan untuk mengklasifikasikan pengajuan kartu kredit.
(Dinanti & Purwadi, 2023)	Analisis Performa Algoritma <i>K-Nearest Neighbor</i> dan Reduksi Dimensi Menggunakan	Data penyakit diabetes	<i>Principal Component Analysis, Reduksi Dimensi</i>	Penerapan reduksi dimensi dengan <i>PCA</i> menghasilkan 3 komponen utama dari 8 variabel asli, yaitu <i>PC1, PC2, dan PC3</i> . Pada <i>PC1</i> , tidak ada variable yang dominan.

	<i>Principal Component Analysis</i>			
(Q. A'yuniyah & Reza, 2023)	Penerapan Algoritma <i>K-Nearest Neighbor</i> Untuk Klasifikasi Jurusan Siswa Di Sma Negeri 15 Pekanbaru	Data mata pelajaran siswa kelas X dari SMA Negeri	K-Nearest Neighbor	Penelitian ini menunjukkan bahwa penggunaan <i>algoritma K-Nearest Neighbor</i> dengan dataset jurusan siswa di SMA Negeri 15 Pekanbaru berhasil menghasilkan klasifikasi yang cukup akurat.



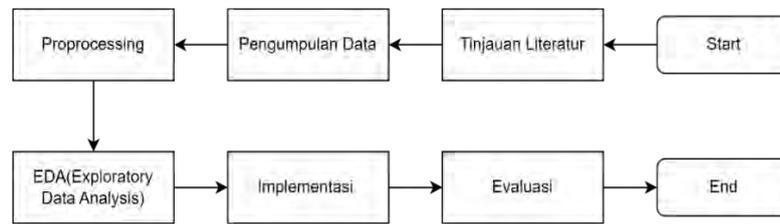
BAB III METODOLOGI PENELITIAN

3.1. Alat dan Bahan Penelitian

Penelitian ini dimulai dengan menentukan kebutuhan yang diperlukan. Kebutuhan tersebut meliputi informasi mengenai perangkat keras, perangkat lunak, dan aplikasi pendukung lainnya yang digunakan dalam penelitian ini. Berikut spesifikasi yang dibutuhkan.

1. Perangkat keras (*Hardware*) yang digunakan dalam proses penelitian adalah sebagai berikut.
 - a. *Laptop Asus Windows 11*
 - b. *Processor Intel(R) Core(TM) i5-1035G1CPU@*
 - c. *Memory 8192MB RAM*
 - d. *SSD 512 GB*
2. Perangkat lunak (*Software*) yang digunakan dalam proses penelitian ini adalah sebagai berikut.
 - a. *Microsoft word*
 - b. *Microsoft excel*
 - c. *Bahasa pemograman python*
3. Bahan
 - a. *Wawasan Deteksi Penipuan (Fraud Detection insights)*

3.2. Tahapan Penelitian



Gambar 3.1 Alur penelitian

Berdasarkan Gambar 3.1 di atas dapat dilihat bahwa alur penelitian ini dimulai dari tinjauan literatur sampai dengan evaluasi yang penjelasannya akan diuraikan pada bagian-bagian berikut ini.

3.2.1. Tinjauan Literatur

Tinjauan literatur merupakan tahapan mempelajari metode yang akan digunakan pada penelitian, yaitu mempelajari proses algoritma yang digunakan dengan membaca berbagai referensi dan literatur berupa jurnal ilmiah atau artikel ilmiah yang berkaitan dengan metode *KNN* dan *PCA*. Tahapan pertama dilakukan dengan meninjau literatur yang ada seperti artikel, jurnal, atau buku. Kemudian dilanjutkan dengan proses pengumpulan data sebagai tahapan kedua, dan beberapa proses lainnya sampai dengan proses evaluasi sebagai penutup.

3.2.2. Pengumpulan Data

Pada penelitian ini, data yang digunakan berupa data sekunder. Dimana, merupakan jenis data pada penelitian yang diambil dari sumber secara tidak langsung (Lubis, 2021). Sehingga, penelitian ini mengumpulkan data transaksi keuangan yang tersedia dari *Kaggle*, yang merupakan situs yang menyediakan

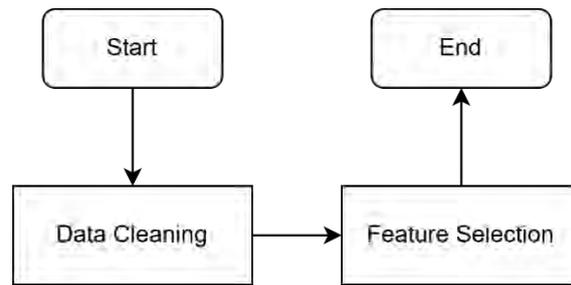
dataset yang sudah siap untuk di analisis sehingga mempermudah proses pengumpulan data dan pengolahan data. Adapun tautan untuk dataset yang akan digunakan adalah <https://www.kaggle.com/datasets/pkdarabi/fraud-detection>. Dalam pengumpulan data ini terdapat beberapa atribut yang digunakan dengan jumlah 31, yakni “Waktu transaksi”, “Jumlah pembayaran”, “Kelas”, dan sebanyak 28 fitur (V1, V2, ..., V28) atau atribut yang berkaitan dengan proses transaksi, namun tidak berikan keterangan dari sumber. Tabel di bawah merupakan rangkuman dari dataset yang akan digunakan.

Tabel 3. 1 Rangkuman dataset

Waktu transaksi	V1	V2	...	V28	Jumlah pembayaran	Kelas
8365.0	-0.655093	1.102283		0.155044	16.93	0.0
10222.0	-0.643681	0.953126		0.033734	20.24	0.0
35866.0	-2.044489	3.368306		0.549940	7.61	1.0
...
6750.0	1.055224	-0.841109		0.021740	200.88	0.0

3.2.3. Preprocessing

Data preprocessing merupakan sekumpulan teknik yang diterapkan pada database untuk menghapus *missing value*, dan data yang tidak konsisten. *Data preprocessing* dibagi menjadi beberapa langkah, yaitu *cleaning data*, *data normalization*, dan *feature selection*.



Gambar 3. 2 *Preprocessing data*

Data preprocessing ini digunakan karena dalam data seringkali tidak lengkap dan tidak konsisten sehingga mengakibatkan hasilnya menjadi tidak tepat dan kurang akurat. Oleh karena itu, untuk meningkatkan kualitas data yang akan dianalisis, perlu dilakukan langkah-langkah *preprocessing* data. Data yang baru dikumpulkan kemungkinan besar memiliki banyak komponen yang tidak relevan, bahkan mungkin terdapat data yang hilang, Oleh karena itu diperlukan proses pembersihan data atau dikenal dengan *data cleaning*.

Hal yang dapat diatasi menggunakan *data cleaning* adalah penanganan *missing value*. *Missing value* merupakan kondisi dimana adanya data yang hilang atau tidak lengkap. Cara untuk mengatasi *missing value* adalah dengan mengabaikan row atau baris data tersebut lalu mengisi *missing value* tersebut. dalam tahap *preprocessing*, *data transformation* tidak dilakukan karena seluruh data yang digunakan sudah dalam format numerik. Data numerik ini telah memenuhi syarat untuk langsung digunakan dalam algoritma *KNN* tanpa memerlukan konversi tambahan.

$$x' = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (3.1)$$

Selanjutnya, proses *feature selection* dilakukan dengan menggunakan *PCA*.

3.2.4. *Exploratory Data Analysis (EDA)*

EDA merupakan proses analisis awal data yang bertujuan untuk memahami karakteristik, struktur, dan komponen penting dari dataset sebelum melakukan analisis statistik atau pemodelan prediktif lebih lanjut. Analisis data eksplorasi (*EDA*) dilakukan untuk memahami karakter dalam mengidentifikasi pola dan data yang tidak digunakan. Dalam penelitian ini,, dengan melakukan *EDA* untuk mendeteksi kejadian dalam transaksi keuangan dengan menggunakan algoritma *KNN* dan teknik reduksi dimensi *PCA*. Proses dimulai dengan pengumpulan dataset yang mencakup fitur-fitur seperti jumlah transaksi, frekuensi, lokasi, dan waktu.

3.2.5. Implementasi

Mengimplementasikan algoritma *KNN* untuk mendeteksi kondisi. Proses ini melibatkan pembagian dataset menjadi dua bagian : data latih untuk melatih model dan data uji untuk menguji akurasi model. Menggunakan data latih, dan melakukan validasi silang untuk menentukan nilai *K* yang optimal, yaitu jumlah tetangga terdekat yang akan dipertimbangkan oleh model.

3.2.6 Evaluasi

Model algoritma klasifikasi yang telah diuji melalui rangkaian data *testing* akan dilakukan evaluasi kinerja klasifikasi. Ukuran kinerja klasifikasi yang digunakan dalam penelitian ini akan memperhatikan hasil dari berbagai parameter. Setelah hasil dari pengujian telah diketahui, maka akan dilakukan analisis perbandingan dari hasil semua algoritma yang telah diuji untuk melihat tingkat akurasi yang paling optimal untuk memecahkan masalah dari kasus yang telah

disebutkan dan akan dilakukan perbandingan dengan penelitian sebelumnya. Proses analisa dari hasil pengujian ini bisa dilakukan dengan menggunakan *Confusion matrix*.

3.3. Perhitungan Manual

Perhitungan manual merupakan langkah penting dalam analisi data, untuk memahami setiap tahap perhitungan dengan jelas, memahami rumus dan cara kerja dalam perhitungan.

Berikut ini perhitungan manual.

Tabel 3. 2 Rangkuman data KNN

Waktu transaksi	V1	V2	...	V28	Jumlah pembayaran	Kelas
8365.0	-0.655093	1.102283		0.155044	16.93	0.0
10222.0	-0.643681	0.953126		0.033734	20.24	0.0
35866.0	-2.044489	3.368306		0.549940	7.61	1.0
...
6750.0	1.055224	-0.841109		0.021740	200.88	0.0

1. Menentukan parameter K atau banyaknya ketetanggan terdekatnya.

Misalnya data baru (*data testing*) yang ingin di klasifikasikan adalah:

- Waktu Transaksi : 9000.0
- V1: -0.7
- V2: 1.1
- V28:0.05
- Jumlah Pembayaran: 15.0

2. Menghitung *Euclidean Distance*

Menggunakan rumus:

$$(D(x, y) = \sqrt{(x_1 - y_1)^2 + (x_2 - y_2)^2 + \dots + (x_n - y_n)^2}$$

a) Menghitung jarak untuk *Data Training 1* (Kelas 0):

$$D = \sqrt{(9000.0 - 8365.0)^2 + (-0.7 - 2.044489 - 0.655093)^2 + (1.1 - 1.102283)^2 + (0.05 - 0.155044)^2 + (15.0 - 16.93)^2}$$

$$D = \sqrt{(635.0)^2 + (-0.044907)^2 + (-0.002283)^2 + (-0.105044)^2 + (-1.93)^2}$$

$$D = \sqrt{403225 + 0.002016 + 0.000005 + 0.011034 + 3.7249}$$

$$D = \sqrt{403228.737} \approx 35.01$$

b) Menghitung jarak untuk *Data Training 2* (Kelas 0):

$$D = \sqrt{(9000.0 - 10222.0)^2 + (-0.7 - 2.044489 - 0.643681)^2 + (1.1 - 1.102283)^2 + (0.05 - 0.033734)^2 + (15.0 - 16.93)^2}$$

$$D = \sqrt{(1222.0)^2 + (-0.056319)^2 + (-0.146874)^2 + (0.016266)^2 + (-5.24)^2}$$

$$D = \sqrt{14900911.48} \approx 1221.99$$

c) Menghitung jarak untuk Data Training 3 (Kelas 1):

$$D = \sqrt{(9000.0 - 35866.0)^2 + (-0.7 - (-2.044489))^2 + (15.0 - 7.61)^2 + (1.1 - 3.368306)^2 + (0.05 - 0.549940)^2}$$

$$D = \sqrt{(26866.0)^2 + (1.344489)^2 + (-2.268306)^2 + (-0.499940)^2 + (7.39)^2}$$

$$D = \sqrt{721379556 + 1.8076 + 5.1442 + 0.2499 + 54.6321}$$

$$D = \sqrt{721379617.84} \approx 26866.00$$

d) Menghitung jarak untuk Data Training 4 (Kelas 0):

$$D = \sqrt{(9000.0 - 6750.0)^2 + (-0.7 - 1.055224)^2 + (1.1 - (0.841109))^2 + (0.05 - 0.021740)^2 + (15.0 - 200.88)^2}$$

$$D = \sqrt{(2250.0)^2 + (-1.755224)^2 + (1.941109)^2 + (0.02826)^2 + (-185.88)^2}$$

$$D = \sqrt{5062500 + 3.0808 + 3.7689 + 0.000798 + 34547.2144}$$

$$D = \sqrt{5094055.065} \approx 2257.44$$

3. Mengurutkan Jarak

Menghitung jarak, urutkan dari yang terkecil ke yang terbesar:

- *Data Training 1*: 635.01 (Kelas 0)
- *Data Training 2*: 1221.99 (Kelas 0)
- *Data Training 4*: 2257.44 (Kelas.0)
- *Data Training 3*: 26866.00 (Kelas 1)

4. Menentukan Kelas yang Bersesuaian

Menggunakan $K = 3$, maka pilih 3 tetangga terdekat:

- *Data Training 1*: Jarak = 635.01 (Kelas 0)
- *Data Training 2*: Jarak = 1221.99 (Kelas 0)
- *Data Training 4*: Jarak 2257.44 (Kelas 0)
- *Data Training 3*: Jarak 26866.00 (Kelas 0)

Setelah mengambil Keputusan untuk mengambil 3 tetangga terdekat dengan mengurutkan dari jarak terkecil.

Jarak terdekat dimulai:

1. *Data Training 1* dengan jarak 635.01 dan kelas 0
2. *Data Training 2* dengan jarak 1221.99 dan kelas 0
3. *Data Training 4* dengan jarak 2257.44 dan kelas 0

5. Menentukan Kelas Mayoritas

Kelas mayoritas dilihat dari ketiga tetangga terdekatnya:

- *Data Training 1*: Kelas 0
- *Data Training 2*: Kelas 0

- *Data Training* 3: kelas 0

Maka tetangga terdekatnya berada di kelas 0, maka kelas mayoritas adalah 0.

Perhitungan manual *PCA* :

Tabel 3. 3 Rangkuman data *PCA*

Waktu transaksi	V1	V2	...	V28	Jumlah pembayaran	Kelas
8365.0	-0.655093	1.102283		0.155044	16.93	0.0
10222.0	-0.643681	0.953126		0.033734	20.24	0.0
35866.0	-2.044489	3.368306		0.549940	7.61	1.0
...
6750.0	1.055224	-0.841109		0.021740	200.88	0.0

Langkah perhitungan *PCA* Manual :

1. Pengurangan Mean (Rata-rata)

Hitungan nilai rata-rata untuk setiap fitur V1, V2,

$$\mu(V1) = \frac{-0.655093 + (-0.643681) + (-2.044489)}{4} = \frac{-3.343263}{4} = -1.114421$$

$$\mu(V2) = \frac{1.102283 + (-0.953126) + 3.368306}{4} = \frac{5.423715}{4} = 1.807905$$

2. Hitung Elemen *Matriks Kovarian*

Menghitung *matriks kovarian* antara fitur V1, V2, dan V28 menggunakan data yang sudah dinormalisasi.

$$Cov(x_j, x_k) = \frac{1}{m-1} \sum_{i=1}^m (x_{ij} - \bar{x}_j)(x_{ik} - \bar{x}_k), j \text{ dan } k = 1, 2, 3, \dots, \eta$$

Dimana :

$$\begin{aligned}(V_{1_1} - V_2)^2 &= (-0.655093 - (-1.114421))^2 = (0.459328)^2 \\ &= 0.221596\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}(V_{1_2} - V_2)^2 &= (-0.643681 - (-1.114421))^2 = (0.47074)^2 \\ &= 0.221596\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}(V_{1_3} - V_2)^2 &= (-2.044489 - (-1.114421))^2 = (0.930068)^2 \\ &= 0.865026\end{aligned}$$

Selanjutnya hitung total dan bagi dengan $m - 1$ (dalam hal ini, $m = 3$):

$$\text{Cov}(V_1, V_2) = \frac{0.21099 + 0.221596 + 0.865026}{2} = \frac{1.297621}{2} = 0.64881]$$

Kovarian Cov (V1, V2)

Kovarian antara dua variabel V1 dan V2 :

$$\text{Cov}(V_1, V_2) = \frac{1}{m-1} \sum_{i=1}^n (V1_i - V1)(V2_i - V2)$$

Hitung perbedaan antara setiap nilai V2 dengan rata-rata V2, lalu di kuadratkan:

$$(V_{1_2} - V_2)^2 = (1.102283 - 1.807905)^2 = (-0.705622)^2 = 0.498014$$

$$(V_{2_2} - V_2)^2 = (0.953126 - 1.807905)^2 = (-0.854779)^2 = 0.730643$$

$$(V_{3_3} - V_2)^2 = (3.368306 - 1.807905)^2 = (1.560401)^2 = 2.434851$$

Hitung totalnya dan bagi dengan $m - 1$:

$$\text{Cov}(V_2, V_2) = \frac{0.498014 + 2.0730643 + 2.434851}{2} = \frac{3.663508}{2} = 1.831754$$

Kovarian anantara dua variabel V1 dan V2 dihitung sebagai:

$$\text{Cov}(V1, V2) = \frac{1}{m-1} \sum_{i=1}^n (V1_i - V1)(V2_i - V2)$$

Selanjutnya hitung untuk setiap pasangan data:

$$(V1_1 - V1)(V2_1 - V2) = (0.459328) \times (-0.705622) = -0.0324375$$

$$(V1_2 - V1)(V2_2 - V2) = (0.47074) \times (-0.854779) = -0.402043$$

$$(V1_3 - V1)(V2_3 - V2) = (0.930068) \times (1.560401) = 1.451011$$

Selanjutnya hitung totalnya dan bagi dengan $m - 1$:

$$\text{Cov}(V1, V2) = \frac{-0.324375 + (-0.402043) + (-1.451011)}{2} = \frac{-2,177429}{2}$$

3. Matriks Kovarian

Setelah menghitung semua elemen kovarian, selanjutnya menyusun *matriks kovarian* Cov sebagai berikut:

$$\text{Cov} = \begin{bmatrix} \text{Cov}(V1, V1) & \text{Cov}(V1, V2) \\ \text{Cov}(V2, V1) & \text{Cov}(V2, V2) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.648811 & -1.0887145 \\ -1.0887145 & 1.831754 \end{bmatrix}$$

Hasil dari *Matriks Kovarian* pada fitur V1 dan V2 adalah:

$$\text{Cov} = \begin{bmatrix} 0.648811 & -1.0887145 \\ -1.0887145 & 1.831754 \end{bmatrix}$$

Menghitung nilai eigen dan vector eigen

Matriks kovarian:

$$\Sigma = (1/8) * [[16.93, -0.643681, -2.044489],$$

$$[-0.643681, 1.102283, 3.368306],$$

$$[-2.044489, 3.368306, 1.055224]]$$

UNIVERSITAS MEDAN AREA Hitung persamaan karakteristik

$$\det(\Sigma - \lambda I) = 0$$

Persamaan karakteristik:

Selanjutnya selesaikan persamaan karakteristik untuk mendapatkan nilai eigen

Dengan menggunakan metode aljabar, kita dapat menghitung nilai eigen:

$$\lambda_1 = 15.80227$$

$$\lambda_2 = 2.077726$$

$$\lambda_3 = 1.140002$$

Selanjutnya Hitung Hitung vektor eigen untuk setiap nilai eigen

Untuk mencari vektor eigen, kita perlu menyelesaikan persamaan:

$$(\Sigma - \lambda I)v = 0$$

$$\lambda^3 - 19.07827\lambda^2 + 10.91274\lambda - 1.930901 = 0$$

$$(\Sigma - \lambda I)v = 0$$

Untuk $\lambda_1 = 15.80227$:

$$v_1 = [0.821916, -0.518986, -0.235834]$$

Untuk $\lambda_2 = 2.077726$:

$$v_2 = [-0.235834, 0.726037, 0.649546]$$

Untuk $\lambda_3 = 1.140002$:

$$v_3 = [0.518986, 0.449499, -0.727533]$$

Hasil akhir:

Nilai eigen:

$$\lambda_1 = 15.80227$$

$$\lambda_2 = 2.077726$$

$$\lambda_3 = 1.140002$$

Vektor eigen:

$$v1 = [0.821916, -0.518986, -0.235834]$$

$$v2 = [-0.235834, 0.726037, 0.649546]$$

$$v3 = [0.518986, 0.449499, -0.727533]$$

4. Mengitung komponen utama

a. Hitung matriks komponen utama

Matriks komponen utama adalah matriks yang terdiri dari vektor eigen yang berkorespondensi dengan nilai eigen terbesar.

$$\begin{aligned} \text{Matriks komponen utama} &= [v1] \\ &= [0.821916, -0.518986, -0.235834] \end{aligned}$$

b. Hitung skor komponen utama untuk setiap data

$$\text{Skor komponen utama} = X * v1$$

$$\text{Skor komponen utama} = [[8.0 * 0.821916, 10.22 * -0.518986, 35.86 * -0.235834],$$

$$[5.93 * 0.821916, -0.64 * -0.518986, 22.0 * -0.235834],$$

$$[11.03 * 0.821916, 9.53 * -0.518986, 36.83 * -0.235834],$$

$$[0.0 * 0.821916, 0.0 * -0.518986, 0.0 * -0.235834],$$

$$[0.0 * 0.821916, 0.0 * -0.518986, 0.0 * -0.235834],$$

$$[0.0 * 0.821916, 0.0 * -0.518986, 0.0 * -0.235834],$$

$$[6.75 * 0.821916, 1.05 * -0.518986, 0.021 * -0.235834],$$

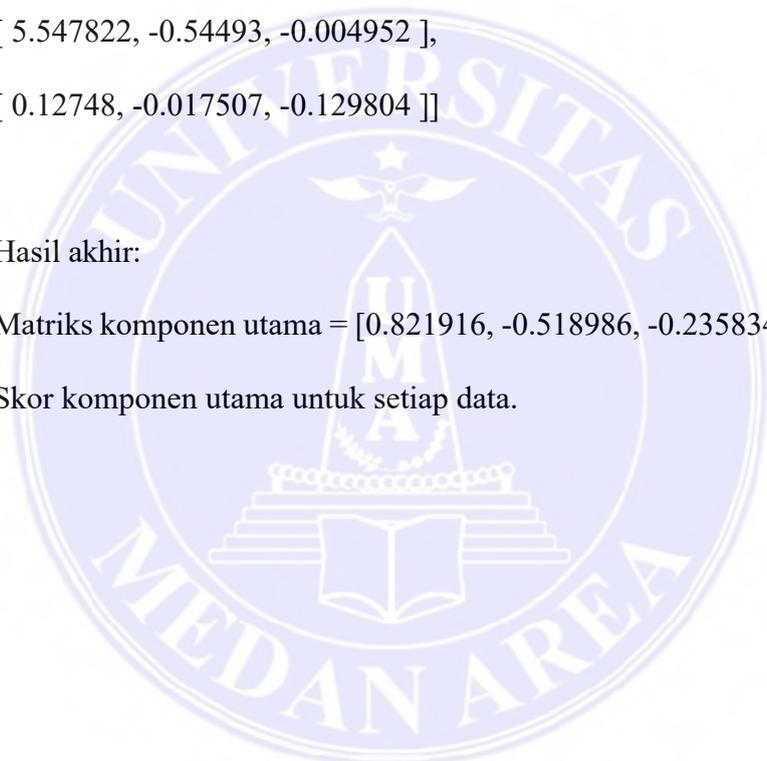
$$[0.15504 * 0.821916, 0.033734 * -0.518986, 0.549940 * -0.235834]]$$

Skor komponen utama = [[6.575328, -5.303343, -8.452556],
[4.875293, 0.332171, -5.188348],
[9.065775, -4.94136, -8.685575],
[0.0, 0.0, 0.0],
[0.0, 0.0, 0.0],
[0.0, 0.0, 0.0],
[5.547822, -0.54493, -0.004952],
[0.12748, -0.017507, -0.129804]]

Hasil akhir:

Matriks komponen utama = [0.821916, -0.518986, -0.235834]

Skor komponen utama untuk setiap data.



BAB V KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

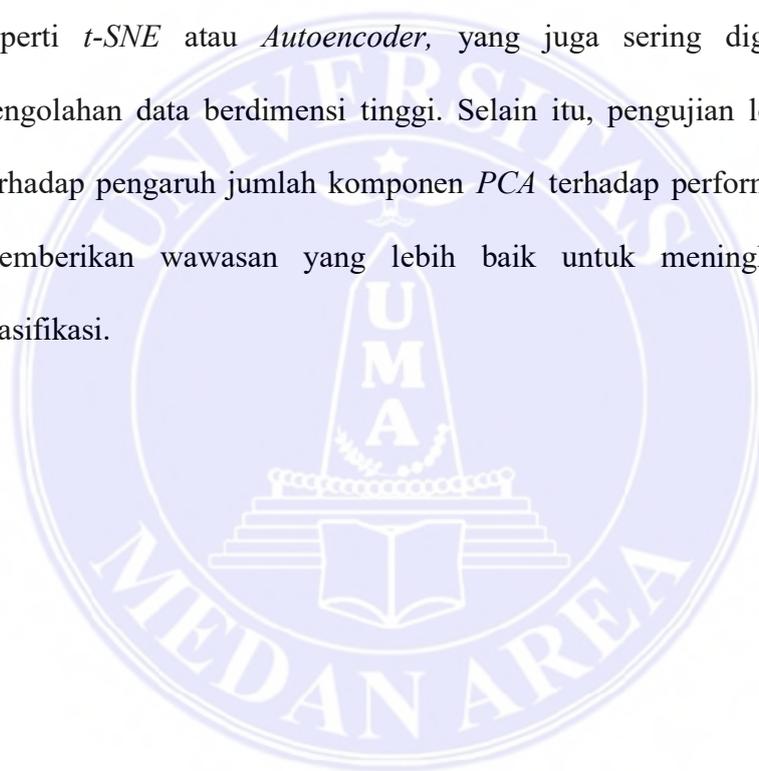
Penelitian ini membuktikan bahwa algoritma *K-Nearest Neighbor (KNN)* sangat efektif untuk mendeteksi kecurangan pada transaksi keuangan. Dengan nilai $K=2$ dan $K=5$, akurasi yang dihasilkan mencapai 98,29%, yang menunjukkan bahwa *KNN* mampu mengenali pola kecurangan dengan sangat baik. Setelah menggunakan *PCA*, performa *KNN* semakin meningkat. Dengan jumlah komponen optimal sebanyak 15, akurasi model naik menjadi 98,72%, yang lebih baik dibandingkan saat *KNN* digunakan tanpa *PCA*. Hal ini menunjukkan bahwa *PCA* mampu menyederhanakan data tanpa mengurangi informasi penting, sehingga proses klasifikasi menjadi lebih cepat dan tetap akurat. Kombinasi *KNN* dan *PCA* ini memberikan solusi untuk mengatasi permasalahan dataset berdimensi tinggi yang sering menjadi kendala dalam proses analisis data.

5.2 Saran

Berikut saran yang dapat dilakukan untuk penelitian selanjutnya:

1. Hyperparameter pada *KNN* maupun *PCA* masing dikonfigurasi secara manual, sehingga membutuhkan waktu yang lama untuk menentukan nilai yang optimal. Sehingga, dibutuhkan algoritma optimasi seperti *Genetic Algorithm (GA)*, *Particle Swarm Optimization (PSO)*, atau *Bat Algorithm (BA)* dan algoritma lainnya untuk menemukan kombinasi hyperparameter yang sesuai.

2. Mengkombinasikan algoritma lain seperti *Random Forest*, *Decision Tree*, *Support Vector Machine (SVM)*, atau bahkan *Deep Learning*. Algoritma-algoritma tersebut memiliki potensi untuk memberikan hasil yang lebih optimal, terutama jika dataset yang digunakan lebih besar atau lebih kompleks.
3. *PCA* sebagai metode reduksi dimensi telah menunjukkan keefektifannya dalam penelitian ini. Namun, disarankan untuk mengeksplorasi metode lain seperti *t-SNE* atau *Autoencoder*, yang juga sering digunakan dalam pengolahan data berdimensi tinggi. Selain itu, pengujian lebih mendalam terhadap pengaruh jumlah komponen *PCA* terhadap performa model dapat memberikan wawasan yang lebih baik untuk meningkatkan akurasi klasifikasi.



DAFTAR PUSTAKA

- A'yuniyah, Q. A., & Reza, M. (2023). Penerapan Algoritma K-Nearest Neighbor Untuk Klasifikasi Jurusan Siswa Di Sma Negeri 15 Pekanbaru. *Indonesian Journal of Informatic Research and Software Engineering (IJIRSE)*, 3(1), 39–45.
- A'yuniyah, Q., & Reza, M. (2023). Penerapan Algoritma K-Nearest Neighbor Untuk Klasifikasi Jurusan Siswa Di Sma Negeri 15 Pekanbaru: Application Of The K-Nearest Neighbor Algorithm For Student Department Classification At 15 Pekanbaru State High School. *Indonesian Journal of Informatic Research and Software Engineering (IJIRSE)*, 3(1), 39–45.
- Al Faridzi, M. S., & Prehanto, D. R. (2022). Implementasi Algoritma Apriori pada Transaksi Penjualan dan Pembelian di Toko Bangunan Berbasis Website. *Journal of Emerging Information System and Business Intelligence (JEISBI)*, 3(4), 12–19.
- Budianto, E. W. H. (2023). Pemetaan Penelitian Seputar Risiko Kredit pada Perbankan Syariah dan Konvensional: Studi Bibliometrik VOSviewer dan Literature Review. *BANCO: Jurnal Manajemen Dan Perbankan Syariah*, 5(1), 20–34.
- Christian, N., & Veronica, J. (2022). Dampak kecurangan pada bidang keuangan dan non-keuangan terhadap jenis fraud di Indonesia. *Jurnal Riset Akuntansi Mercu Buana*, 8(1).
- Darmansyah, M. R., Lubis, A. H., & Kamaruddin, M. I. H. (2024). The Sentiment Analysis Utilization for Indonesian SMEs. In *Technopreneurship in Small*

Businesses for Sustainability (pp. 252–282). IGI Global.

Dinanti, A., & Purwadi, J. (2023). Analisis Performa Algoritma K-Nearest Neighbor dan Reduksi Dimensi Menggunakan Principal Component Analysis. *Jambura Journal of Mathematics*, 5(1), 155–165.

Hasbullah, H., Silvia, D., Anwar, A., Perani, M., & Desriantika, E. (2023). Pendampingan Pembuatan Laporan Keuangan Pada Usaha Dagang Ud. Palwa Group. *Sejahtera: Jurnal Inspirasi Mengabdikan Untuk Negeri*, 2(3), 128–133.

Iqbal, M., Ardie, H. J., & Hasan, Z. (2024). Analisis Hukum Dalam Melacak Jejak Digital Dan Memahami Tindak Pidana Pencucian Uang Dalam Era Teknologi. *Iqtishaduna: Jurnal Ilmiah Mahasiswa Hukum Ekonomi Syari'ah*, 286–298.

Jonathan, J. (2021). Implementasi Algoritma Random Forest untuk Klasifikasi Kategori Berita. 7–14.

kirana, m., toni, n., afiezan, a., & simorangkir, e. n. (2023). apakah teori kecurangan hexagon efektif mencegah manipulasi laporan keuangan perusahaan bumh? *jurnal akuntansi multiparadigma*, 14(1), 87–97.

Kurniawan, Y. I., & Barokah, T. I. (2020). Klasifikasi Penentuan Pengajuan Kartu Kredit Menggunakan K-Nearest Neighbor. *Jurnal Ilmiah Matrik*, 22(1), 73–82.

Lubis, Z. (2021). *Statistika terapan untuk ilmu-ilmu sosial dan ekonomi*. Penerbit Andi.

Muhayyan, A. (2023). *Deteksi Credit Card Fraud Perbankan Menggunakan Metode Ensemble Stacking*.

- Neighbor, K., Kurniawan, Y. I., Barokah, T. I., Soedirman, U. J., Surakarta, U. M., Prof, J., & Boenjamin, H. R. (2020). *Klasifikasi Penentuan Pengajuan Kartu Kredit Menggunakan*. 22(1), 73–82.
- Purwanto, H., Yandri, D., & Yoga, M. P. (2022). Perkembangan dan dampak financial technology (fintech) terhadap perilaku manajemen keuangan di masyarakat. *Kompleksitas: Jurnal Ilmiah Manajemen, Organisasi Dan Bisnis*, 11(1), 80–91.
- Rahayu, M., Fauzi, R., Fadilah, M. R., Firmansyah, R. Y., & Herlangga, D. (2024). Bank Services in Banking Activities: A Literature Review. *JISOSEPOL: Jurnal Ilmu Sosial Ekonomi Dan Politik*, 2(2).
- Ritonga, A. S., & Muhandhis, I. (2021). Teknik Data Mining Untuk Mengklasifikasikan Data Ulasan Destinasi Wisata Menggunakan Reduksi Data Principal Component Analysis (PCA). *Jurnal Ilmiah Edutic: Pendidikan Dan Informatika*, 7(2), 124–133.
- syah, f., & hasanati, h. (2021). deteksi helm keselamatan kerja berbasis android menggunakan metode PCA (component principal analys). *jurnal dinamika informatika*, 10(2), 84–93.
- Wardani, F. K., & Wardana, B. E. (2022). Prinsip Dasar dan Konsep Dasar Akuntansi. *Asian Journal of Management Analytics*, 1(2), 125–136.
- Waruwu, R., & Sugeng, A. (2023). Pengaruh Stabilitas Keuangan dan Komite Audit Terhadap Kecurangan Laporan Keuangan. *Jurnal Ilmu Manajemen, Ekonomi Dan Kewirausahaan*, 3(1), 50–66.
- Wijayanti, I., & Hidayah, N. (2020). Implementasi Pencatatan Transaksi Keuangan Berbasis Android. *DIKEMAS (Jurnal Pengabdian Kepada Masyarakat)*, 4(1).



Similarity Report ID: oid 29477-94705963

PAPER NAME

Identifikasi Kecurangan Transaksi Keuangan Dengan Menggunakan KNN Dan Reduksi Dimensi Data Dengan Pr

AUTHOR

NATALIA SIHITE

WORD COUNT

10099 Words

CHARACTER COUNT

62683 Characters

PAGE COUNT

67 Pages

FILE SIZE

1.1MB

SUBMISSION DATE

May 7, 2025 2:57 PM GMT+7

REPORT DATE

May 7, 2025 2:59 PM GMT+7

● **23% Overall Similarity**

The combined total of all matches, including overlapping sources, for each database.

- 17% Internet database
- 7% Publications database
- Crossref database
- Crossref Posted Content database
- 13% Submitted Works database

● **Excluded from Similarity Report**

- Bibliographic material
- Cited material
- Abstract
- Small Matches (Less than 15 words)



UNIVERSITAS MEDAN AREA

FAKULTAS TEKNIK

Kampus I : Jalan Kolam Nomor 1 Medan Estate / Jalan Gedung PBSI, Medan 20223
Kampus II : Jalan Sei Serayu Nomor 70 A / Jalan Setia Budi Nomor 79 B, Medan 20112 Telepon : (061) 8225602, 8201994
Fax : (061) 8226331 HP : 0811 607 259 website: www.uma.ac.id Email : univ_medanarea@uma.ac.id

Nomor : 2721/FT/01.10/IX/2024
Lampiran :-
Hal : **Pembimbing Tugas Akhir**

25 September 2024

Yth. Pembimbing Tugas Akhir
ANDRE HASUDUNGAN LBS S.Ti, M.Sc (Sebagai Pembimbing)
di Tempat

Dengan hormat, sehubungan telah dipenuhinya persyaratan untuk memperoleh Tugas Akhir dari mahasiswa atas :

Nama : NATALIA SIHITE
NIM : 218160012
Jurusan : TEKNIK INFORMATIKA

Maka dengan hormat kami mengharapkan kesediaan saudara :

ANDRE HASUDUNGAN LBS S.Ti, M.Sc (Sebagai Pembimbing)

Adapun Tugas Akhir Skripsi berjudul :

Deteksi Kecurangan Transaksi Keuangan Dengan Menggunakan KNN dan Reduksi Dimensi Data Dengan Principal Component Analysis (PCA)

SK Pembimbing ini berlaku selama enam bulan terhitung sejak SK ini diterbitkan. Jika proses pembimbing melebihi batas waktu yang telah ditetapkan, SK ini dapat ditinjau ulang.

Demikian kami sampaikan, atas kesediaan saudara diucapkan terima kasih.

Dekan,



Dr Eng. Supriatno.ST, MT.



UNIVERSITAS MEDAN AREA FAKULTAS TEKNIK

Kampus I : Jalan Kolan Nomor 1 Medan Estate ☎ (061) 7360168, Medan, 20223
Kampus II : Jalan Setiabudi Nomor 79 / Jalan Sei Serayu Nomor 70 A ☎ (061) 42402994, Medan, 20122
Website www.teknik.uma.ac.id E-mail univ_medanarea@uma.ac.id

Nomor : 444 /FT.6/01.10/XI/2024
Lamp : -
Hal : Penelitian Dan Pengambilan Data Tugas Akhir

18 November 2024

Yth. Wakil Rektor Bidang Mutu Sumber Daya Manusia dan Perekonomian
Jln. Kolan No.1
Di
Medan

Dengan hormat, kami mohon kesediaan bapak kiranya berkenan untuk memberikan izin dan kesempatan kepada mahasiswa kami tersebut dibawah ini :

NO	NAMA	NPM	PRODI
1	Natalia Sihite	218160012	Teknik Informatika

Untuk melaksanakan Penelitian dan Pengambilan Data Tugas Akhir di **Laboratorium Komputer Program Studi Teknik Informatika Fakultas Teknik Universitas Medan Area.**

Perlu kami jelaskan bahwa Pengambilan Data tersebut adalah semata-mata untuk tujuan Ilmiah dan Skripsi, yang merupakan salah satu syarat bagi mahasiswa tersebut untuk mengikuti ujian sarjana pada Fakultas Teknik Universitas Medan Area dan tidak untuk dipublikasikan, dengan judul :

Identifikasi Kecurangan Transaksi Keuangan dengan Menggunakan KNN dan Reduksi Dimensi Data dengan *Principal Component Analysis (PCA)*.

Mohon kiranya tanggal Surat Izin Pengambilan Data Tugas Akhir agar disesuaikan dengan tanggal Terbitnya Surat ini.

Atas perhatian dan kerja sama yang baik diucapkan terima kasih.

Dekan

Dr. Eng. Supriatno, ST, MT

Tembusan :
1. Ka. BPMPP
2. Mahasiswa
3. File



UNIVERSITAS MEDAN AREA

Kampus I : Jalan Kolam Nomor 1 Medan Estate ☎ (061) 7360168, Medan 20223
Kampus II : Jalan Setiabudi Nomor 79 / Jalan Sei Serayu Nomor 70 A ☎ (061) 42402994, Medan 20122
Website: www.uma.ac.id E-Mail: univ_medanarea@uma.ac.id

SURAT KETERANGAN Nomor :13/UMA/B/01.7/1/2025

Rektor Universitas Medan Area dengan ini menerangkan bahwa :

Nama : Natalia Sihite
No.Pokok Mahasiswa : 218160012
Program Studi : Teknik Informatika
Fakultas : Fakultas Teknik

Benar telah selesai Pengambilan Data di Laboratorium Komputer Program Studi Teknik Informatika Fakultas Teknik Universitas Medan Area dengan Judul Skripsi "**Deteksi Kecurangan Transaksi Keuangan dengan Menggunakan KNN dan Reduksi Dimensi Data dengan *Principal Component Analysis (PCA)***".

Dan kami harapkan Data tersebut kiranya dapat membantu yang bersangkutan dalam penyusunan skripsi dan dapat bermanfaat bagi mahasiswa khususnya Fakultas Teknik Universitas Medan Area.

Demikian surat ini diterbitkan untuk dapat digunakan seperlunya

Medan, 02 Januari 2025.
an Rektor
Wakil Rektor Bidang Mutu SDM &
Perkembangan,


Dr. Dedi Sahputra, S.Sos, MA

CC :
- Arsip

