

## PREDIKSI KELAYAKAN KREDIT PEMAKAI PONSEL PINTAR DI INDONESIA MENGGUNAKAN ALGORITMA K NEAREST NEIGHBOR (KNN) PASCA PANDEMI

Raden Rara Kartika Kusuma Winahyu <sup>1)</sup>, Rosa Eliviani <sup>2)</sup>, Vian Ardiyansyah Saputro <sup>3)</sup>, Athar Winda <sup>4)</sup>

Prodi Manajemen Informatika Politeknik Astra, Jawa Barat, Indonesia <sup>1,2,3,4)</sup>

Corresponding Author:

[raden.rara@polytechnic.astra.ac.id](mailto:raden.rara@polytechnic.astra.ac.id) <sup>1)</sup>, [rosa.eliviani@polytechnic.astra.ac.id](mailto:rosa.eliviani@polytechnic.astra.ac.id) <sup>2)</sup>,  
[vian.ardiyansyah@polman.astra.ac.id](mailto:vian.ardiyansyah@polman.astra.ac.id) <sup>3)</sup>

### Abstrak

Dalam studi ini, kami bertujuan untuk menggunakan algoritma pembelajaran mesin untuk memprediksi kelayakan kredit pemakai ponsel pintar di Indonesia pasca pandemi COVID-19. Algoritma pembelajaran mesin *Principal Component Analysis* (PCA) dan algoritma K-means digunakan untuk mengurangi ukuran dimensi dataset dan menggolongkan peringkat kepercayaan dari dataset yang berisi 803 responden, termasuk 12 pertanyaan yang disajikan kepada pemakai ponsel pintar Indonesia pasca pandemi COVID-19. Algoritma klasifikasi KNN diterapkan untuk mengklasifikasikan kepercayaan pemakai ponsel pintar di Indonesia. Tes yang dilakukan termasuk akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa algoritma klasifikasi KNN mencapai tingkat akurasi 0,84, tingkat presisi 0,85, tingkat recall 0,84 dan skor F1 0,84.

**Kata Kunci:** Kelayakan kredit, Smartphone, Pandemi, Machine Learning

### Abstract

*In this study, we aim to use machine learning algorithms to predict the trustworthiness of smartphone users in Indonesia after the COVID-19 pandemic. Principal component analysis (PCA) and K-means algorithms were used to reduce the dataset size and clustering the trustworthiness of dataset containing of 803 respondents, including 12 questions presented to Indonesian smartphone users after the COVID-19 pandemic. The KNN classification algorithm was also used to classify the trustworthiness of smartphone users in Indonesia. The tests performed included those of accuracy, precision, recall, and F1-score. The results of this study show that the KNN classification algorithm achieved an accuracy rate of 0.84, a precision rate of 0.85, a recall rate of 0.84 and an F1 score of 0.84.*

**Keywords:** Trustworthiness, Smartphone, Pandemic, Machine Learning

## PENDAHULUAN

Bank merupakan salah satu lembaga yang sudah tidak asing lagi bagi masyarakat Indonesia dewasa ini. Kebutuhan sehari-hari masyarakat dapat dipenuhi oleh salah satu produk perbankan yaitu produk kredit. Metode tradisional yang masih diterapkan

### History:

Received : 25 Juni 2023

Revised : 10 Oktober 2023

Accepted: 25 Desember 2023

Published: 26 Desember 2023

**Publisher:** LPPM Universitas Darma Agung

**Licensed:** This work is licensed under

[Attribution-NonCommercial-No](https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/)

[Derivatives 4.0 International \(CC BY-NC-ND 4.0\)](https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/)



oleh *bank* dalam menyeleksi nasabahnya berakibat pada sebagian masyarakat belum memperoleh layanan kredit dari bank (Alfat et al., 2019; Shema, 2019). Menurut riset, pemakai ponsel pintar di Indonesia bisa mencapai 269 juta pada 2026. Beberapa keuntungan menggunakan data pemakai ponsel pintar adalah untuk menilai skor kredit pemakai ponsel pintar, menghemat dokumen, mempersingkat waktu pelunasan, dan efisien dalam proses seleksi nasabah yang sesuai kondisi (Martínez Sánchez & Pérez Lechuga, 2016). Selain itu, pengeluaran dan situasi keuangan masyarakat dapat dikaitkan dengan penggunaan data ponsel pintar mereka (Alfat et al., 2019). Kelayakan kredit dipengaruhi oleh kemampuan dan kemauan untuk membayar. Faktor keuangan berkaitan dengan kemampuan membayar sedangkan faktor pribadi berkaitan dengan kesediaan membayar. Kemampuan membayar adalah faktor keuangan, sedangkan kemauan membayar adalah faktor yang berkaitan dengan faktor pribadi (Kousayri, 2020). Di sisi lain, menurut penelitian Muhyidin dan Nugroho, terjadi pergeseran kondisi finansial masyarakat Indonesia yang juga pemakai ponsel pintar selama masa pandemi COVID-19 (Muhyiddin & Nugroho, 2021). Beberapa masyarakat menjadi pengangguran di mana lebih dari 80% perusahaan gulung tikar. Kebijakan pembatasan mobilitas Pemberlakuan Pembatasan Kegiatan Masyarakat (PPKM) mengakibatkan jalur distribusi/logistik terganggu sehingga jumlah produksi turun drastis.

Merosotnya pendapatan dan minat belanja masyarakat juga berpengaruh pada penurunan pengembangan kredit yang menjadi pertanda likuiditas perbankan masih mencukupi akibat kondisi krisis ekonomi dan pembatasan mobilitas selama pemberlakuan Pembatasan Kegiatan Masyarakat (PPKM) (Muhyiddin & Nugroho, 2021). Krisis ekonomi yang terjadi selama pandemi mengakibatkan perbankan dan lembaga finansial lainnya di Indonesia juga mengalami peningkatan tingkat gagal bayar. (Rizwan et al., 2020).

Untuk memitigasi dampak buruk wabah COVID-19 terhadap perekonomian Indonesia, pemerintah Indonesia telah menerapkan kebijakan fiskal seperti mempercepat belanja pemerintah, relaksasi pajak penghasilan, dan menghidupkan kembali perekonomian nasional melalui implementasi kebijakan keuangan negara melalui relaksasi pajak. Anggaran Pendapatan dan Belanja Negara (APBN) (Pratiwi & Wahyono, 2017). Berdasarkan siaran pers Bank Indonesia sebagai bank sentral Republik Indonesia, perekonomian Indonesia tumbuh kuat pada triwulan II (Q2) 2023. Pertumbuhan ekonomi tersebut ditandai dengan meningkatnya permintaan domestik yang mendukung ekspansi ekonomi yang cepat. Konsumsi rumah tangga meningkat 5,23% YoY, mencerminkan peningkatan mobilitas, peningkatan ekspektasi pendapatan, inflasi terkendali, dan dampak positif Hari Besar Keagamaan Nasional, serta pembayaran gaji ke-13 kepada Aparatur Sipil Negara (Sri Handini & Erwin Dyah Astawinetu, 2020).

Kontribusi tulisan ini adalah untuk mengkarakterisasi nilai kredit nasabah telepon seluler di Indonesia tanpa henti berdasarkan dua belas faktor yang memanfaatkan

perhitungan AI yang dapat membantu lembaga moneter di Indonesia, khususnya bank, dalam mensurvei nilai kredit nasabah yang akan datang pasca pandemi virus Corona.. Dua belas variabel yang paling berpengaruh bagi pemakai ponsel pintar di Indonesia adalah produsen ponsel pintar, frekuensi mengganti ponsel pintar, pekerjaan, penggunaan data untuk permainan/ game, penggunaan data untuk media sosial, biaya internet, alasan mengganti ponsel pintar, pengeluaran uang untuk data, menjaga keinginan pribadi, usia, menghabiskan sisa uang, dan bayar sendiri (Alfat et al., 2019).

Pemilihan metode yang tepat untuk memprediksi kelayakan kredit dilakukan setelah pengumpulan dataset pemakai ponsel pintar di Indonesia pasca pandemic COVID-19. Dalam studi ini, algoritma pembelajaran mesin PCA dipilih untuk memperoleh nilai K yang paling optimal dalam lingkup pengurangan dimensi dataset (Mousavian Anaraki et al., 2021). Algoritma K-means diterapkan untuk mengelompokkan grup secara efisien dari sekumpulan besar dataset (Kavitha, 2016). Selanjutnya, diimplementasikan algoritma klasifikasi pembelajaran mesin KNN untuk memprediksi klasifikasi pemakai ponsel pintar berdasarkan kelompok / kluster. (Mukid et al., 2018).

## METODE PENELITIAN

### A. Kuesioner

Kuesioner dirancang dengan mengimplementasikan skala likert dari (1) hingga (5) yang merepresentasikan lima tingkat respons. Persetujuan rendah ditunjukkan dengan nilai rata-rata respons berkisar dari (1,5 hingga 2,5), sedangkan persetujuan sedang ditunjukkan dengan nilai rata-rata respons berkisar dari (2,5 hingga 3,5). Persetujuan tinggi ditunjukkan dengan nilai rata-rata respons berkisar dari (3,5 hingga 5).

Dua belas pertanyaan yang diajukan dalam survei ini diurutkan ke dalam tiga kelas unik: latar belakang (2 pertanyaan), parameter penggunaan ponsel pintar (8 pertanyaan), kepercayaan (2 pertanyaan) (Alfat et al., 2019) seperti yang ditunjukkan pada Tabel 1. Penerapan dua belas variabel yang terkandung dalam pertanyaan kuesioner seperti pada Tabel 2.

**Tabel 1. Dua belas variabel dan kategorinya**

Kategori	Variable
Latar belakang	Umur
	Profesi
Kepercayaan	Menabung sisa uang
	Menjaga kondisi keuangan
Penggunaan Ponsel Pintar	Produsen ponsel pintar
	Kuota internet untuk permainan
	Kuota internet untuk media sosial
	Biaya pulsa ponsel pintar
	Biaya pulsa untuk internet
	Berapa kali mengganti ponsel pintar
	Alasan mengganti ponsel pintar
	Membayar pulsa mandiri

Raden Rara Kartika Kusuma Winahyu <sup>1)</sup>, Rosa Eliviani <sup>2)</sup>, et al., **Prediksi Kelayakan Kredit Pemakai Ponsel Pintar Di Indonesia Menggunakan Algoritma K Nearest Neighbor (Knn) Pasca Pandemi**

**Tabel 2. Variabel dan Pertanyaan pada Kuesioner**

Variabel	Pertanyaan kuesioner
Umur	Berapa umur Anda?
Profesi	Apa profesi Anda?
Menabung sisa uang	Anda lebih memilih menabung sisa uang Anda dari pada menghabiskannya
Menjaga kondisi keuangan	Saya cenderung suka menabung dari pada boros
Produsen ponsel pintar	Apa nama produsen ponsel pintar Anda ?
Kuota internet untuk permainan	Berapa kuota internet untuk permainan yang Anda habiskan dalam satu bulan?
Kuota internet untuk media sosial	Berapa kuota internet untuk media sosial (facebook, twitter, instagram, tiktok) yang Anda habiskan dalam satu bulan?
Biaya pulsa ponsel pintar	Berapa pulsa yang Anda habiskan dalam satu bulan?
Biaya pulsa untuk internet	Berapa kuota internet yang Anda habiskan dalam satu bulan?
Berapa kali mengganti ponsel pintar	Berapa kali Anda mengganti ponsel pintar Anda dalam setahun terakhir?
Alasan mengganti ponsel pintar	Apa alasan Anda mengganti ponsel pintar Anda terakhir kali?
Membayar pulsa mandiri	Siapa yang membayar pulsa ponsel pintar Anda?

## B. Responden

Survei dilakukan pada Juli 2023 setelah Presiden Joko Widodo resmi mencabut penetapan darurat nasional pandemi COVID-19 pada 21 Juni 2023. Survei ini diikuti oleh 803 pengguna ponsel pintar di Indonesia dari berbagai umur dan latar belakang ekonomi seperti yang ditunjukkan pada Gambar 1 dan Gambar 2. Jumlah responden yang terlibat dalam survei ini ditentukan dengan mengambil jumlah penduduk Indonesia tahun 2021, yaitu 272 juta jiwa (Kartika, 2013). Dengan memilih margin of error sebesar 5% dan tingkat kepercayaan sebesar 99%, sehingga jumlah minimal responden adalah 663 pemakai ponsel pintar (Hazra, 2017). Responden dipilih secara acak dengan mengisi kuesioner online melalui tautan yang diberikan dan mengisi kuesioner secara suka rela.

Rentang usia responden berkisar antara 10 tahun hingga lebih dari 60 tahun. Distribusi usia responden terdiri dari 22% 10 – 20 tahun, 30% 21 – 30 tahun, 29% 31 – 40 tahun, 10% 41 – 50 tahun, dan 6% 51 – 60 tahun. Pembagian pekerjaan responden terdiri dari 18% karyawan swasta, 10% PNS, 5% karyawan BUMN, 6% guru/dosen, 4% pengusaha, 31% mahasiswa, 2% *content creator*, dan 1% petani. Sisanya 27% bekerja sebagai freelancer dan profesi lainnya.

Distribusi penggunaan kuota data media sosial bulanan responden seperti yang ditunjukkan pada Gambar 3 terdiri dari >10 Gigabyte (GB) (26%), 5,1 – 10 GB (30%), 1 – 5 GB (36%), dan < 1 GB (8%). Distribusi biaya internet bulanan responden seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4 terdiri dari < Rp 100.000 (33%), Rp 100.000 – Rp 200.000 (24%), Rp 200.001 – Rp 300.000 (17%), Rp 300.001 – Rp 400.000 (19%), Rp 400.001 – Rp 500.000 (5%), dan >Rp 500.000 (2%). Distribusi pengeluaran smartphone bulanan responden seperti yang ditunjukkan pada Gambar 5 terdiri dari: < Rp 100.000 (29%), Rp 100.000 – Rp 200.000 (26%), Rp 200.001 – Rp 300.000 (21%), Rp 300.001 – Rp 400.000 (16%), Rp 400.001 – Rp 500.000 (4%), dan sisanya > Rp 500.000 (4%).

### C. Implementasi Algoritma PCA dan Kmeans

Karena PCA mudah terpengaruh dengan adanya outlier, *sebelum masuk ke* proses perhitungan Principal Component Analysis (PCA) *maka dilakukan proses outlier removal* (Jolliffe & Cadima, 2016). Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa hanya 10 dari 12 variabel yang memiliki korelasi antar variabel.

Dua variabel yang tidak memiliki pengaruh terhadap kondisi pemakai ponsel pintar di Indonesia setelah masa pandemi adalah alasan mengganti ponsel pintar dan membayar sendiri. Hasil ini semakin meyakinkan kami bahwa kondisi finansial pemakai ponsel pintar di Indonesia mengalami perubahan setelah krisis ekonomi yang disebabkan oleh pandemi COVID-19. Variabel pengeluaran bulanan ponsel pintar memiliki korelasi yang tinggi dengan variabel biaya internet bulanan sebesar 0,72 dan variabel pengeluaran sisa uang memiliki korelasi yang tinggi dengan atribut penghematan sebesar 0,59. Proses selanjutnya adalah menerapkan perhitungan PCA ke dataset baru untuk mengurangi dimensi dataset. Dari proses PCA, frekuensi variabel penggantian ponsel pintar dan pengeluaran bulanan ponsel pintar adalah dua komponen utama yang menyumbang 54% dari variasi. Setelah proses PCA, algoritma K-means diterapkan untuk memvisualisasikan *cluster*.

## HASIL DAN PEMBAHASAN

### A. Hasil

Tiga cluster pengguna smartphone di Indonesia pasca pandemi COVID-19 dibuat menggunakan algoritma PCA dan K-Means setelah menghitung dataset dengan 12 pertanyaan di atas. Cluster ini digambarkan pada Tabel 3 di bawah ini. Kelompok 3 terdiri dari klien telepon seluler yang menghabiskan lebih banyak uang untuk telepon selulernya dibandingkan klien telepon seluler lainnya, namun kecenderungan mereka untuk menabung dan mengikuti sumber daya cukup tinggi. Sementara itu, kelompok 2 terdiri dari klien telepon seluler yang menghabiskan sedikit uang untuk membeli telepon seluler, namun kecenderungan mereka untuk menabung dan menjaga sumber daya mereka rendah. Kelompok terakhir adalah kelompok 1 yang terdiri dari klien telepon seluler yang mengeluarkan pengeluaran minimal untuk membeli telepon selulernya, namun kecenderungan mereka untuk berhemat dan menjaga sumber dayanya tinggi.

Dari total 803 responden diperoleh hasil sebagai berikut: Sebanyak 31,5% responden berada pada kelompok 1. Sementara itu, 27,4% responden berada pada kelompok 2 dan lebihnya 41,1% responden berada pada kelompok 3. Dataset baru kemudian dipecah menjadi dua bagian: persiapan dan pengujian, dengan porsi 80%:20%. Satu set persiapan yang terdiri dari banyak tes yang dipilih secara sembarangan dari indeks informasi digunakan untuk membuat model ramalan, sedangkan seperlima contoh

yang tersisa digunakan sebagai contoh tunanetra untuk mensurvei kekuatan model ramalan.

Perhitungan AI pesanan KNN yang dicoba dalam eksplorasi ini dapat membangun model AI yang layak dengan konsekuensi pengujian ketepatan, akurasi, tinjauan, dan skor F1 lebih dari 80%.

Variabel	Klaster1	Klaster2	Klaster3
Umur	Muda	Tua	Muda
Biaya pulsa ponsel pintar	Rendah	Rendah	Tinggi
Biaya pulsa untuk internet	Rendah	Rendah	Tinggi
Kuota internet untuk media sosial	Rendah	Tinggi	Rendah
Menjaga kondisi keuangan	Tinggi	Rendah	Tinggi
Menabung sisa uang	Tinggi	Rendah	Tinggi

### 1. Penilaian kredit menggunakan data pemakaian ponsel pintar

Menurut Lima Ciri model kredit, lima parameter harus dipertimbangkan ketika menentukan kelayakan kredit calon nasabah. Persyaratan tersebut adalah Kapasitas, Permodalan, Karakter, Kondisi, dan Jaminan (Alfat et al., 2019). Bank umum sering mengandalkan personel pengendalian risiko yang sangat subjektif untuk menilai risiko kredit dari aplikasi pinjaman (He et al., 2020). Namun, metode penilaian kredit tradisional bermasalah karena berbagai alasan karena mereka tidak secara akurat menggambarkan karakteristik ekonomi peminjam yang tidak didanai.

Kedua, mereka tidak cukup siap secara berkala untuk memperhitungkan perkembangan terbaru dalam kehidupan peminjam. Ketiga, hal-hal tersebut tidak dapat diakses dengan mudah dan cepat serta dengan biaya yang murah (Lainez, 2021). Björkegren dan Grissen sukses memberikan jalan keluar dari permasalahan yang dihadapi oleh penduduk negara berkembang di Amerika Selatan dengan menggunakan sumber data alternatif, seperti riwayat pemakaian ponsel pintar yang dapat menunjukkan kelayakan kredit pada pemakai ponsel pintar yang sebelumnya tidak memiliki rekening bank karena kurangnya riwayat keuangan formal (Björkstén et al., 2016). Di sisi lain, MobiScore membuktikan bahwa data pemakaian ponsel pintar dapat dimanfaatkan untuk membangun profil kredit yang handal seperti yang disediakan oleh lembaga kredit tradisional dengan menggabungkan data demografis dan catatan detail panggilan (CDR) dengan data kartu kredit dari lembaga keuangan di negara tersebut (Tereso et al., 2019).

### 2. Algoritma PCA

Metode pembelajaran mesin ini sering diterapkan untuk tujuan pengurangan

dimensi dan merepresentasikan subruang pada sekumpulan besar dataset. Variabel linier independen dalam sekumpulan besar dataset juga memiliki potensi berkorelasi dihasilkan dari proses transformasi orthogonal pada PCA (Migenda et al., 2019).

### 3. Algoritma K-means

Langkah-langkah algoritma K-means ditunjukkan di bawah ini

Langkah 1: Memilih jumlah kluster  $k$  dari himpunan data  $n$  objek data untuk menentukan pusat kluster.

Langkah 2: Hitung jarak antara setiap objek data dalam kumpulan data  $i$ , di mana  $i = 0, 1, 2, \dots, k-1$  dan semua  $k$  pusat kluster  $c$  dengan  $j$ , di mana  $j = 0, 1, 2, \dots, K-1$ .

Langkah 3: Nilai masing-masing pusat kluster  $j$  dievaluasi kembali.

Langkah 4: Mengulang kembali Langkah 2 dan 3, Jika tidak jadi perubahan pada pusat kluster.

### 4. Algoritma KNN

Perhitungan KNN merupakan perhitungan pembelajaran lambat yang sangat berharga, dengan alasan bahwa pada kenyataannya hampir semua informasi berguna tidak mengikuti dugaan hipotetis yang dibuat. Kebanyakan perhitungan pembelajaran apatis - khususnya KNN - mengejar pilihan berdasarkan keseluruhan dataset persiapan (Mukid et al. 2018). Karakterisasi K-tetangga terdekat biasanya didasarkan pada jarak Euclidean antara pengujian dan pengujian persiapan yang telah ditentukan. Pemikiran penting dari perhitungan K-NN adalah bahwa setiap kali titik perkiraan lain muncul,  $k$  tetangga terdekatnya dipilih dari informasi persiapan. Kemudian, pada titik tersebut, ekspektasi titik baru dapat menjadi normal dari  $k$  terbalik tetangga terdekatnya (Zhang dan Wang 2016).

### 5. Penelitian Terkait

Penelitian tentang keakuratan informasi telepon seluler dalam mengharapkan keandalan klien telah menemukan bahwa cara berperilaku moneter yang tepat dan konstan yang tercantum dalam informasi telepon seluler dapat membantu mengembangkan lebih lanjut informasi kesehatan keuangan klien (Shema, 2019). Dengan menggabungkan informasi keuangan dari lembaga keuangan di negara yang sama dengan catatan demografis dan rincian panggilan (CDR), Mobiscore, sebuah organisasi kredit mikro Karibia, mampu mengurangi gagal bayar hampir setengah dari total kredit (Pedro et al., 2015), sementara penelitian memanfaatkan CDR dan informasi yang diperoleh dari ponsel klien bersama dengan informasi kerangka penilaian kredit standar untuk mengungguli metodologi penyaringan permohonan kredit, meningkatkan siklus penentuan, dan waktu (Andreoni et al., 2017). Pemeringkatan kredit menggunakan data CDR dapat dianalisis dengan factor jaringan sosial individu seperti umur, gender, suku, Bahasa, kondisi ekonomi, dan kondisi wilayah

(Óskarsdóttir et al., 2019). Penelitian penilaian kredit yang dilakukan oleh De Cnudde et al. dengan mengambil informasi dari data jaringan pertemanan akun Facebook menghasilkan temuan bahwa pengguna yang aktif berinteraksi memiliki kemungkinan terprediksi daripada pengguna tidak aktif, (Óskarsdóttir dkk., 2019).

## SIMPULAN

Konsekuensi dari eksplorasi ini memberikan perkiraan kesehatan finansial klien telepon seluler di Indonesia pasca pandemi virus Corona dengan menggunakan perhitungan KNN AI. Sebanyak 803 responden ikut serta dalam menjawab 12 pertanyaan yang terdiri dari tiga klasifikasi kritis. Menyinggung perhitungan PCA dan K-simultan, penelitian kami menunjukkan bahwa ada tiga kelompok pengguna telepon seluler di Indonesia setelah pandemi virus Corona. Kemudian perhitungan KNN AI menghasilkan empat uji eksekusi yaitu uji ketepatan, akurasi, review, dan skor F1. Hasil uji ketepatan 0,84, uji akurasi 0,85, uji review 0,84, uji skor F1 0,84.

## DAFTAR PUSTAKA

- Alfat, L., Rizkinia, M., Sari, R. F., & Romano, D. M. (2019). Feature Selection of Credit Score Factor Based on Smartphone Usage using MCFS. *2019 4th Technology Innovation Management and Engineering Science International Conference (TIMES-ICON)*, 1–5.
- Andreoni, F., Zürcher, C., Tarnutzer, A., Schilcher, K., Neff, A., Keller, N., Marques Maggio, E., Poyart, C., Schuepbach, R. A., & Zinkernagel, A. S. (2017). Clindamycin affects group A Streptococcus virulence factors and improves clinical outcome. *The Journal of Infectious Diseases*, *215*(2), 269–277.
- Björkstén, K. S., Bergqvist, M., Andersén-Karlsson, E., Benson, L., & Ulfvarson, J. (2016). Medication errors as malpractice—a qualitative content analysis of 585 medication errors by nurses in Sweden. *BMC Health Services Research*, *16*(1), 1–8.
- Hazra, A. (2017). Using the confidence interval confidently. *Journal of Thoracic Disease*, *9*(10), 4125.
- He, Q., Liu, J., Wang, S., & Yu, J. (2020). The impact of COVID-19 on stock markets. *Economic and Political Studies*, *8*(3), 275–288.
- Jolliffe, I. T., & Cadima, J. (2016). Principal component analysis: a review and recent developments. *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, *374*(2065), 20150202.
- Kartika, H. (2013). Analisis pengendalian kualitas produk CPE film dengan metode statistical process control pada PT. MSI. *Jurnal Ilmiah Teknik Industri*, *1*(1), 50–58.
- Kavitha, K. (2016). Clustering loan applicants based on risk percentage using K-means clustering techniques. *International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering*, *6*(2), 162–166.



- Kousayri, H. (2020). Creditworthiness Standards between Theory and Practice (a Field Study on the Syrian Commercial Bank in Lattakia). *Available at SSRN 3591460*.
- Martínez Sánchez, J. F., & Pérez Lechuga, G. (2016). Assessment of a credit scoring system for popular bank savings and credit. *Contaduría y Administración, 61*(2), 391–417.
- Migenda, N., Möller, R., & Schenck, W. (2019). Adaptive dimensionality adjustment for online “principal component analysis.” *Intelligent Data Engineering and Automated Learning–IDEAL 2019: 20th International Conference, Manchester, UK, November 14–16, 2019, Proceedings, Part I 20*, 76–84.
- Mousavian Anaraki, S. A., Haeri, A., & Moslehi, F. (2021). A hybrid reciprocal model of PCA and K-means with an innovative approach of considering sub-datasets for the improvement of K-means initialization and step-by-step labeling to create clusters with high interpretability. *Pattern Analysis and Applications, 24*(3), 1387–1402.
- Muhyiddin, M., & Nugroho, H. (2021). A year of Covid-19: A long road to recovery and acceleration of Indonesia’s development. *Jurnal Perencanaan Pembangunan: The Indonesian Journal of Development Planning, 5*(1), 1–19.
- Mukid, M. A., Widiharah, T., Rusgiyono, A., & Prahutama, A. (2018). Credit scoring analysis using weighted k nearest neighbor. *Journal of Physics: Conference Series, 1025*(1), 12114.
- Pratiwi, A., & Wahyono, B. (2017). The Pemanfaatan Pusat Layanan Kesehatan (Puslakes) Universitas Negeri Semarang. *HIGEIA (Journal of Public Health Research and Development), 1*(4), 49–60.
- Rizwan, M. S., Ahmad, G., & Ashraf, D. (2020). Systemic risk: The impact of COVID-19. *Finance Research Letters, 36*, 101682.
- Shema, A. (2019). Effective credit scoring using limited mobile phone data. *Proceedings of the Tenth International Conference on Information and Communication Technologies and Development, 1–11*.
- Sri Handini, M. M., & Erwin Dyah Astawinetu, M. M. (2020). *Teori portofolio dan pasar modal Indonesia*. Scopindo Media Pustaka.
- Tereso, A., Ribeiro, P., Fernandes, G., Loureiro, I., & Ferreira, M. (2019). Project management practices in private organizations. *Project Management Journal, 50*(1), 6–22.