

PERAN ALJABAR LINEAR DALAM PENGEMBANGAN ALGORITMA KOMPUTASI MODERN

Kartini Hutagaol¹, Trisman, Reynaldy Panjaitan,
Aswan, Hosea Worone, Lori, Poltak Rumapea

¹Universitas Advent Surya Nusantara,, Jl. Rakutta Sembiring,, Pematangsiantar, dan 21137, Indonesia
e-mail: kartinihutagaol21@gmail.com

ARTICLE INFORMATION

Article Timeline:
Accepted: November 03, 2025
Final Revision: November 10, 2025
Online published: November 16, 2025

Keywords:

Aljabar Linear, Vektor dan Matriks,
Transformasi Linear, Representasi Data

Correspondence:

Telp. / Hp: +62 85217245464
E-mail: kartinihutagaol21@gmail.com

A B S T R A C T

Aljabar linear merupakan fondasi matematis yang krusial dalam berbagai aspek ilmu komputer modern. Konsep-konsep fundamental seperti vektor, matriks, dan transformasi linear tidak hanya menjadi bagian dari teori abstrak, tetapi telah berevolusi menjadi komponen inti dalam pengembangan teknologi komputasi yang canggih dan adaptif. Dalam pengolahan data, aljabar linear memungkinkan representasi informasi dalam bentuk yang terstruktur dan mudah dimanipulasi, mendukung proses klasifikasi, clustering, dan reduksi dimensi. Di bidang grafika komputer, transformasi linear digunakan untuk memanipulasi objek tiga dimensi secara presisi, memungkinkan visualisasi yang realistis dan interaktif. Dalam pembelajaran mesin, struktur jaringan saraf tiruan dibangun berdasarkan operasi matriks yang kompleks, di mana bobot dan bias direpresentasikan sebagai vektor dan matriks yang terus diperbarui melalui proses optimisasi. Teknik seperti Principal Component Analysis (PCA), Singular Value Decomposition (SVD). Selain itu, dalam pemodelan sistem dan algoritma kontrol, aljabar linear menyediakan kerangka kerja analitis untuk menyusun dan menyelesaikan sistem persamaan yang menggambarkan dinamika dan kondisi optimal suatu sistem. Artikel ini bertujuan untuk menguraikan peran aljabar linear dalam perancangan algoritma dan aplikasi teknologi komputasi, dengan fokus pada empat aspek utama: representasi data, optimisasi, visualisasi, dan pembelajaran mesin. Melalui pendekatan ini, diharapkan pembaca dapat memahami bagaimana pemahaman yang mendalam terhadap aljabar linear dapat menjadi kunci dalam membangun solusi komputasi yang efisien, skalabel, dan responsif terhadap tantangan teknologi masa kini. Dengan demikian, aljabar linear tidak hanya berfungsi sebagai alat bantu matematis, tetapi juga sebagai bahasa universal dalam dunia komputasi modern

1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi komputasi telah mendorong kebutuhan akan algoritma yang tidak hanya efisien dalam hal waktu dan penggunaan sumber daya, tetapi juga akurat dalam menghasilkan solusi yang dapat diandalkan untuk berbagai persoalan kompleks, (Sulianta, 2025). Seiring dengan meningkatnya volume data dan kompleksitas sistem yang harus dianalisis atau dikendalikan, algoritma komputasi dituntut untuk mampu bekerja secara optimal dalam lingkungan yang dinamis dan berskala besar. Bidang-bidang seperti kecerdasan buatan, analisis data, grafika komputer, dan sistem kontrol industri menjadi contoh nyata di mana performa algoritma sangat menentukan keberhasilan aplikasi teknologi, (Raharja, & Sari, 2022), (Goodfellow, Bengio, & Courville, 2016).

Di balik kecanggihan algoritma-algoritma tersebut, aljabar linear hadir sebagai fondasi matematis yang esensial. Ia menyediakan kerangka kerja analitis dan struktural yang memungkinkan pemodelan sistem secara sistematis, pemrosesan data secara efisien, serta penyelesaian masalah komputasi dengan pendekatan yang terukur. Konsep-konsep seperti vektor, matriks, transformasi linier, dan nilai eigen bukan hanya sekadar entitas abstrak dalam teori matematika, melainkan telah menjadi alat utama dalam representasi data, manipulasi informasi, dan pengambilan keputusan berbasis komputasi, (Rizky, 2025).

Sebagai contoh, dalam kecerdasan buatan, struktur jaringan saraf tiruan dibangun berdasarkan operasi matriks yang kompleks, di mana bobot dan bias diwakili oleh vektor dan matriks yang terus diperbarui melalui proses pembelajaran. Dalam analisis data, teknik reduksi dimensi seperti Principal Component Analysis (PCA) menggunakan nilai eigen dan vektor eigen untuk mengekstraksi informasi penting dari data yang besar dan kompleks. Sementara itu, dalam grafika komputer, transformasi objek tiga dimensi ke dalam ruang dua dimensi dilakukan melalui operasi matriks yang presisi, memungkinkan visualisasi yang realistis dan interaktif, (Sutono et al., 2020).

Aljabar linear bukan hanya menjadi alat bantu dalam pengembangan algoritma, tetapi juga menjadi bahasa universal dalam komputasi modern. Kemampuannya untuk menyederhanakan struktur kompleks, mempercepat proses komputasi, dan meningkatkan akurasi hasil menjadikannya komponen yang tak tergantikan dalam era digital saat ini. Oleh karena itu, pemahaman yang mendalam terhadap aljabar linear merupakan syarat penting bagi para ilmuwan data, insinyur perangkat lunak, dan peneliti teknologi untuk dapat merancang solusi yang inovatif dan berdaya saing tinggi, (Strang, 2016), (Permana, 2024).

Konsep-konsep dasar aljabar linear seperti vektor, matriks, dan transformasi linier tidak lagi sekadar objek abstrak dalam teori matematika, melainkan telah berevolusi menjadi komponen inti dalam representasi data dan pemrosesan informasi dalam sistem komputasi

modern. Peran mereka sangat krusial dalam membentuk struktur algoritma yang mampu menangani data dalam jumlah besar dan kompleks, serta mendukung proses analisis yang presisi dan efisien, (Goodfellow et al., 2016).

Matriks, sebagai struktur data dua dimensi, digunakan secara luas untuk menyimpan dan mengoperasikan data multidimensi. Dalam konteks komputasi, matriks memungkinkan pengorganisasian informasi dalam bentuk yang dapat dimanipulasi secara sistematis, seperti dalam operasi penjumlahan, perkalian, invers, dan dekomposisi, (Lay, Lay & McDonald, 2016). Matriks juga menjadi tulang punggung dalam berbagai algoritma pembelajaran mesin, seperti propagasi balik pada jaringan saraf tiruan, serta dalam pemrosesan sinyal dan citra digital, (Clarke, 2024).

Sementara itu, vektor berfungsi sebagai representasi fitur, arah, dan besaran dalam ruang data. Dalam analisis data, setiap titik data dapat direpresentasikan sebagai vektor dalam ruang berdimensi tinggi, di mana setiap dimensi mencerminkan atribut atau karakteristik tertentu, (Zhang, & Zheng, 2015). Vektor memungkinkan pengukuran jarak, kemiripan, dan hubungan antar data, yang menjadi dasar dalam klasifikasi, clustering, dan regresi, (Murphy, 2012).

Transformasi linier, yang merupakan aplikasi dari operasi matriks terhadap vektor, memungkinkan manipulasi data melalui proses rotasi, skala, translasi, dan proyeksi. Dalam pengolahan citra, transformasi ini digunakan untuk mengubah perspektif visual, memperbaiki distorsi, dan mengekstrak fitur penting dari gambar. Dalam visualisasi data, transformasi linier membantu mereduksi dimensi data yang kompleks ke dalam bentuk yang lebih mudah dipahami, seperti melalui teknik Principal Component Analysis (PCA).

Secara keseluruhan, integrasi konsep-konsep aljabar linear dalam komputasi modern telah membuka jalan bagi pengembangan algoritma yang lebih adaptif, scalable, dan akurat. Kemampuan untuk merepresentasikan dan memanipulasi data secara matematis menjadikan aljabar linear sebagai bahasa universal dalam dunia komputasi, yang terus berkembang seiring dengan kemajuan teknologi dan meningkatnya kebutuhan akan analisis data yang canggih.

Dalam jaringan saraf tiruan, misalnya, setiap lapisan terdiri dari neuron yang saling terhubung melalui bobot yang direpresentasikan sebagai matriks. Proses propagasi maju dan pembelajaran balik (backpropagation) melibatkan operasi matriks yang intensif, seperti perkalian matriks dan fungsi aktivasi berbasis vektor. Efisiensi dan akurasi dari proses ini sangat bergantung pada pemahaman dan penerapan prinsip-prinsip aljabar linear, (Munir, 2024).

Sistem rekomendasi, seperti yang digunakan dalam platform e-commerce dan streaming, memanfaatkan dekomposisi matriks untuk mengidentifikasi pola preferensi pengguna dan menyarankan item yang relevan. Teknik seperti Singular Value Decomposition (SVD) dan Matrix Factorization memungkinkan reduksi

kompleksitas data dan pengungkapan struktur laten yang tersembunyi di dalam interaksi pengguna-item, (Zhang & Zheng, (2015)).

Dalam algoritma optimisasi, aljabar linear digunakan untuk menyusun dan menyelesaikan sistem persamaan yang menggambarkan kondisi optimal dari suatu fungsi objektif. Metode seperti Gradient Descent, Newton-Raphson, dan Least Squares Optimization semuanya bergantung pada operasi vektor dan matriks untuk menentukan arah dan besaran perubahan yang diperlukan dalam proses iteratif menuju solusi optimal, (Permana, 2024).

2. Kemampuan aljabar linear untuk menyederhanakan struktur kompleks, mengintegrasikan berbagai jenis data, dan mendukung pemrosesan paralel menjadikannya alat yang sangat fleksibel dan powerful dalam pengembangan algoritma komputasi modern. Dengan demikian, aljabar linear tidak hanya berfungsi sebagai jembatan antara teori matematika dan implementasi teknologi, tetapi juga sebagai fondasi yang memungkinkan inovasi dan efisiensi dalam berbagai aplikasi komputasi. Peran sentralnya dalam kemajuan teknologi menjadikannya kompetensi yang wajib dikuasai oleh para ilmuwan data, insinyur perangkat lunak, dan peneliti di era digital saat ini, Munir, 2024).

B. Peran dalam Algoritma Komputasi Modern

Dalam bidang *machine learning* dan *kecerdasan buatan (AI)*, aljabar linear memainkan peran yang sangat penting sebagai fondasi matematis dalam pengembangan dan implementasi berbagai model pembelajaran. Hampir seluruh algoritma pembelajaran mesin, baik yang bersifat supervisi maupun tanpa supervisi, bergantung pada struktur dan operasi aljabar linear untuk merepresentasikan data, mengoptimalkan fungsi, serta melakukan inferensi dan prediksi. Matriks dan vektor digunakan secara luas untuk menyimpan data, menghitung bobot, dan menjalankan transformasi yang diperlukan dalam proses pelatihan model, Zhang, & Zheng (2015). Algoritma seperti Principal Component Analysis (PCA), Singular Value Decomposition (SVD), dan k-means clustering juga mengandalkan prinsip-prinsip aljabar linear untuk mereduksi dimensi data, mengidentifikasi pola laten, dan mengelompokkan data secara efisien. Dalam deep learning, pemrosesan data dalam jumlah besar dan kompleks dilakukan dengan memanfaatkan GPU yang dirancang untuk mempercepat operasi matriks, menunjukkan betapa pentingnya aljabar linear dalam aspek komputasi praktis, (Rosyada, & Utari, 2024).

Dengan kata lain, aljabar linear tidak hanya menjadi alat bantu dalam formulasi matematis, tetapi juga menjadi mesin penggerak dalam eksekusi algoritma AI secara nyata. Kemampuannya untuk menangani data berdimensi tinggi, melakukan transformasi kompleks, dan mendukung proses optimisasi menjadikannya elemen yang tak tergantikan dalam pengembangan teknologi kecerdasan buatan yang adaptif, efisien, dan akurat.

Konsep-konsep seperti matriks, vektor, dan transformasi linier digunakan secara intensif dalam proses pelatihan, evaluasi, dan prediksi model dalam machine learning dan kecerdasan buatan. Matriks berfungsi sebagai struktur utama untuk menyimpan dan mengelola data dalam jumlah besar, baik dalam bentuk input, bobot model, maupun hasil transformasi. Dalam pelatihan model, data pelatihan biasanya direpresentasikan sebagai matriks fitur, di mana setiap baris mewakili satu sampel data dan setiap kolom mewakili atribut atau fitur dari sampel tersebut. Operasi matriks seperti perkalian, transpos, dan invers digunakan untuk menghitung prediksi, menghitung error, serta memperbarui parameter model melalui algoritma optimisasi, (Lay & McDonald, (2016).

Model-model seperti regresi linier, jaringan saraf tiruan (neural networks), dan support vector machines (SVM) secara eksplisit mengandalkan operasi matriks dalam setiap tahap komputasinya. Dalam regresi linier, misalnya, hubungan antara variabel input dan output direpresentasikan dalam bentuk matriks, dan solusi optimal dicari melalui metode least squares yang melibatkan invers matriks dan perkalian vektor. Neural networks menggunakan matriks bobot untuk menghubungkan neuron antar lapisan, dan proses propagasi maju serta pembelajaran balik (backpropagation) dilakukan melalui operasi dot product dan turunan fungsi aktivasi yang berbasis vektor, (Alkahfi, 2024).

1. Regresi Linier

Regresi linier adalah salah satu algoritma paling dasar dalam machine learning yang digunakan untuk memodelkan hubungan antara variabel independen dan variabel dependen. Dalam bentuk matriks, regresi linier dapat dituliskan sebagai:

$$Y = X.W + b$$

X : matriks fitur (data input)

W : vektor bobot (parameter model)

b: bias (intersep)

y : output prediksi

Proses pelatihan melibatkan pencarian nilai optimal dari w dan b dengan meminimalkan fungsi loss, biasanya menggunakan metode *Least Squares* atau *Gradient Descent*, yang semuanya berbasis operasi vektor dan matriks, (Chuang, 2016), (Munir, 2024).

2. Neural Networks

Jaringan saraf tiruan (neural networks) adalah model yang meniru cara kerja otak manusia dalam mengenali pola dan membuat keputusan. Dalam jaringan saraf tiruan, setiap lapisan tersembunyi melakukan transformasi linier terhadap inputnya sebelum diteruskan ke lapisan berikutnya, memungkinkan model untuk menangkap pola non-linier yang kompleks melalui komposisi transformasi linier dan fungsi aktivasi non-linier. penggunaan intensif konsep-konsep aljabar linear dalam seluruh siklus hidup model dari pelatihan hingga

prediksi menunjukkan bahwa pemahaman yang kuat terhadap struktur dan operasi ini sangat penting bagi siapa pun yang ingin mengembangkan atau menerapkan teknologi machine learning secara efektif dan efisien. Setiap lapisan dalam jaringan terdiri dari neuron yang terhubung melalui bobot, dan hubungan antar neuron direpresentasikan dalam bentuk matriks. Propagasi maju (forward propagation) melibatkan perkalian matriks antara input dan bobot, diikuti oleh fungsi aktivasi. Propagasi balik (backpropagation) menghitung gradien dari fungsi loss terhadap bobot menggunakan turunan parsial dan operasi matriks, untuk memperbarui bobot melalui algoritma optimisasi. Tanpa aljabar linear, proses ini tidak dapat dilakukan secara efisien, terutama ketika jaringan memiliki jutaan parameter, (Kusumadewi, 2004).

3. Support Vector Machines (SVM)

SVM adalah algoritma klasifikasi yang mencari hyperplane terbaik untuk memisahkan data dalam ruang berdimensi tinggi. Vektor, digunakan untuk merepresentasikan data individual, bobot model, dan gradien dalam proses pembelajaran. Dalam algoritma seperti regresi linier atau logistik, vektor bobot dikalikan dengan vektor fitur untuk menghasilkan output prediksi. Proses evaluasi model juga melibatkan operasi vektor, seperti menghitung jarak antar vektor dalam algoritma klasifikasi berbasis kedekatan (misalnya k-Nearest Neighbors), atau menghitung nilai loss dan akurasi berdasarkan selisih antara vektor prediksi dan vektor label aktua, (Zhang & Zheng, (2015). Dalam implementasinya: 1. Data direpresentasikan sebagai vektor dalam ruang fitur. 2. Margin maksimum antara kelas dihitung menggunakan operasi dot product dan norma vektor. 3. Kernel trick, yang memungkinkan pemetaan data ke ruang berdimensi lebih tinggi, juga menggunakan transformasi linier dan operasi matriks.

C. Peran Aljabar Linear Secara Umum

Vektor dan matriks digunakan untuk menyimpan dan memproses data input. Dalam dunia komputasi dan kecerdasan buatan, vektor dan matriks merupakan struktur data fundamental yang digunakan untuk menyimpan dan memproses informasi. Keduanya memainkan peran penting dalam berbagai aplikasi, mulai dari pemrosesan citra hingga pembelajaran mesin. Vektor adalah array satu dimensi yang menyimpan sekumpulan nilai numerik. Digunakan untuk merepresentasikan data seperti:

- 1) Fitur dari suatu objek (misalnya: tinggi, berat, warna)
- 2) Kata dalam pemrosesan bahasa alami (word embeddings)
- 3) Titik dalam ruang multidimensi
- 4) Optimisasi Model: Proses pelatihan melibatkan minimisasi fungsi loss menggunakan metode berbasis aljabar linear.
- 5) Efisiensi Komputasi: Operasi matriks memungkinkan komputasi paralel dan efisien, terutama dalam GPU, (Hadi, 2014).

1. Representasi Data

Representasi data dalam aljabar linear memainkan peran fundamental dalam ilmu komputer karena memungkinkan pemodelan, manipulasi, dan analisis informasi secara efisien dan terstruktur. Aljabar linear menyediakan *kerangka matematis* untuk merepresentasikan dan mengoperasikan data dalam bentuk vektor dan matriks, yang sangat cocok dengan cara komputer memproses informasi. Dalam banyak aplikasi komputasi modern, data tidak hanya disimpan sebagai angka, tetapi juga dimanipulasi melalui operasi matematis yang kompleks dan di sinilah aljabar linear berperan penting. Berikut Representasi data dalam aljabar linier: Vektor digunakan untuk merepresentasikan data satu dimensi, seperti fitur dalam machine learning. Contoh: Data suhu harian selama seminggu dapat direpresentasikan sebagai vektor 7 elemen. Matriks digunakan untuk menyimpan dan memproses data dua dimensi. Contoh: Gambar digital direpresentasikan sebagai matriks piksel; dalam machine learning, dataset dengan banyak fitur dan sampel disimpan dalam matriks.

2. Tensor

Tensor adalah struktur data matematis yang digunakan untuk merepresentasikan data dalam berbagai dimensi. Secara sederhana:

- a. Skalar : tensor orde 0 (satu nilai);
- b) Vektor : tensor orde 1 (deretan nilai)
- c). Matriks : tensor orde 2 (nilai dalam bentuk baris dan kolom)
- d). Tensor : bisa orde 3 atau lebih (misalnya, kumpulan matriks atau data spasial-temporal).

Tensor adalah generalisasi dari vektor dan matriks ke dimensi yang lebih tinggi. Tensor mendukung berbagai operasi matematis: Penjumlahan dan pengurangan, Perkalian elemen (Hadamard product), Perkalian matriks dan tensor, Konvolusi (dalam CNN), Transformasi linier dan non-linier. Operasi ini dilakukan secara paralel dan sangat cocok untuk diproses oleh GPU, yang dirancang untuk menangani komputasi matriks dan tensor secara massif, Abadi, (2016), Chollet, (2018).

3. Grafika Komputer

Grafik komputer dan visualisasi data, transformasi objek 3D ke 2D adalah proses penting untuk menampilkan objek tiga dimensi pada layar dua dimensi seperti monitor atau kertas. Proses ini melibatkan serangkaian matriks transformasi yang memodifikasi posisi, orientasi, dan ukuran objek sebelum diproyeksikan ke bidang 2, (Hadi, 2014). Rotasi Transformasi objek 3D ke 2D adalah proses penting dalam grafika komputer, simulasi, dan realitas virtual, di mana objek tiga dimensi diubah dan diproyeksikan agar dapat ditampilkan pada layar dua dimensi. Proses ini melibatkan serangkaian operasi matematis menggunakan matriks transformasi, Transformasi linier memainkan peran penting dalam mengubah representasi data ke dalam bentuk yang lebih optimal untuk pembelajaran. Misalnya, dalam teknik

reduksi dimensi seperti Principal Component Analysis (PCA), data ditransformasikan ke ruang baru yang lebih ringkas namun tetap mempertahankan informasi penting, (Prianto, (2025). Transformasi rotasi terhadap sumbu X, Y, atau Z sangat penting dalam grafika komputer untuk mengubah orientasi objek 3D secara presisi dan realistis. Berikut penjelasan yang diperluas beserta referensi akademiknya.

Transformasi rotasi adalah salah satu bentuk transformasi linier yang digunakan untuk mengubah orientasi objek dalam ruang tiga dimensi (3D). Dalam grafika komputer, rotasi dilakukan terhadap salah satu atau kombinasi dari tiga sumbu utama:

- 1) **Rotasi terhadap sumbu X:** Mengubah posisi objek seolah-olah diputar ke atas atau ke bawah.
- 2) **Rotasi terhadap sumbu Y:** Mengubah arah objek ke kiri atau ke kanan.
- 3) **Rotasi terhadap sumbu Z:** Mengubah orientasi objek dalam bidang horizontal, seperti memutar jam.

Rotasi ini dilakukan menggunakan matriks rotasi, yang merupakan representasi matematis dari perubahan posisi titik-titik dalam ruang. Matriks rotasi mempertahankan panjang dan sudut antar vektor, sehingga disebut sebagai transformasi isometri. Memmutar kamera agar menghadap objek dari sudut tertentu dalam simulasi atau game; Mengubah orientasi objek agar sesuai dengan arah gerakan atau interaksi pengguna; Animasi objek seperti rotasi roda, pintu, atau karakter dalam game 3D; Transformasi majemuk: Rotasi sering dikombinasikan dengan translasi dan skala untuk membentuk transformasi kompleks.

D. Kesimpulan

ljabar linear bukan hanya teori matematika abstrak, tetapi merupakan fondasi praktis yang sangat penting dalam pengembangan algoritma komputasi modern. Konsep-konsep seperti vektor, matriks, transformasi linier, dan ruang eigen menjadi tulang punggung dalam berbagai aplikasi teknologi, mulai dari kecerdasan buatan, pembelajaran mesin, pemrosesan citra, hingga simulasi fisika dan grafika komputer.

Pemahaman yang mendalam terhadap aljabar linear memungkinkan para pengembang dan peneliti untuk merancang sistem yang lebih cerdas, efisien, dan adaptif. Misalnya, dalam machine learning, optimisasi model sering kali bergantung pada operasi matriks dan dekomposisi nilai eigen. Dalam bidang data science, analisis data skala besar tidak lepas dari manipulasi struktur linier untuk ekstraksi informasi yang relevan.

Lebih jauh lagi, aljabar linear berperan penting dalam membangun fondasi teoritis yang kuat untuk memahami

kompleksitas algoritma dan struktur data. Dengan menguasai aljabar linear, seseorang tidak hanya mampu menyelesaikan persoalan teknis, tetapi juga dapat mengembangkan solusi inovatif yang mampu menjawab tantangan teknologi masa kini dan masa depan.

DAFTAR PUSTAKA

- Abadi, M., et al. (2016). *TensorFlow: A system for large-scale machine learning*. In 12th USENIX Symposium on Operating Systems Design and Implementation (OSDI 16), 265–283.
- Alkahfi, C. (2024, Juni 12). *Support Vector Machine (SVM): Teori dan konsep dasar*. Sains Data.
- Chuang, J. (2016). *Least squares regression by gradient descent*
- Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep Learning*. MIT Press.
- Hadi, S. (2014). *Modul grafika komputer*. Universitas Padjadjar
- Lay, D. C., Lay, S. R., & McDonald, J. J. (2016). *Linear Algebra and Its Applications* (5th ed.).
- Munir, R. (2024). *Bagaimana Peran Aljabar Linear dalam Mendukung Ilmu Komputer dan AI*. Kompasiana.
- Murphy, K. P. (2012). *Machine Learning: A Probabilistic Perspective*. MIT Press. Pearson.
- Permana Putra, R. (2024). *Bagaimana peran aljabar linear dalam mendukung ilmu komputer dan AI*. Kompasiana
- Clarke, E. (2024, Juni 12). *Propagasi balik di jaringan neural: Algoritma pembelajaran mesin*. Guru99
- Prianto, A. (2025, Juli 1). *Principal Component Analysis (PCA): Teknik reduksi dimensi untuk data besar*. Talenta Academy.
- Raharja, M. A., & Sari, N. P. (2022). *Kecerdasan buatan dan soft computing*. Widina Media Utama.
- Rizky, M. (2025, Mei 5). *Kontribusi dan penerapan aljabar linear pada bidang informatika*. Kompasiana
- Rosyada, I. A., & Utari, D. T. (2024). *Penerapan Principal Component Analysis untuk reduksi variabel pada algoritma k-means clustering*. Jambura Journal of Probability and Statistics, 5(1), 6–13
- Sri Kusumadewi. (2004). *Jaringan syaraf tiruan*. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Strang, G. (2016). *Introduction to Linear Algebra* (5th ed.). Wellesley-Cambridge Press.
- Sulianta, F. (2025). *Komputasi kuantum dan algoritma: Revolusi pemrosesan informasi di era modern*. Research Gate.
- Sutono, S. B., Subagyo, S., Zuhdi, A., & Norhiza, F. L. (2020). *Peramalan kausal berbasis integrasi Principal Component Analysis dan jaringan syaraf tiruan*. Jurnal SITEKIN, UIN Sultan Syarif Kasim Riau.
- Sutono, S. B., Subagyo, S., Zuhdi, A., & Norhiza, F. L. (2020). *Peramalan kausal berbasis integrasi*
- Principal Component Analysis dan jaringan syaraf tiruan*. Jurnal SITEKIN, 20(2), 123–132. UIN Sultan Syarif Kasim Riau
- Zhang, C., & Zheng, Y. (2015). *Matrix Analysis and Applications in Machine Learning*. Journal of Machine Learning Research, 16(1), 1–39.