

ANALISIS KOMPONEN DASAR LATIHAN FISIK DAN PENGARUHNYA TERHADAP KONDISI FISIK ATLET LARI

Nimrot Manalu, Zen Fadli , Manami Aprianto Samosir, Rido Pandu Hutasoit, Sarto
Greos Damanik, El Roy Gulo, Jesrin Sihombing
Universitas Negeri Medan
Alamat e-mail : nimrot@unimed.ac.id, okzenfadli@gmail.com,
manami18042004@gmail.com, ridohutasoit2020@gmail.com,
greosdamanikkksarto@gmail.com, royel0884@gmail.com,
jesrinsihombing6@gmail.com

ABSTRACT

The complexity of the physical and biomechanical variables of runners often makes it difficult to identify the main factors that contribute to performance. Primary Component Analysis (PCA) and functional PCA (fPCA) offer a multivariate approach to reducing data dimensions without losing important information. This study aims to analyze the basic components of physical exercise and evaluate its effect on the physical condition of runners using the PCA and fPCA approaches. A total of 78 runners (ages 18–40) were observed for eight weeks. Twelve exercise variables (intensity, duration, RPE, speed, acceleration, etc.) as well as soil reaction force biomechanical data were analyzed using PCA and fPCA. The analysis was carried out after z-score normalization and validation through bootstrap and cross-validation. PCA produces three main components such as Volume-Intensity, Neuromuscular, and Internal Efficiency which explains 81.4% of the total variance. The Neuromuscular component showed a significant association with increased VO_{2max} ($\beta = 0.37$, $p < 0.001$) and 5 km running time ($\beta = -0.42$, $p < 0.001$). The fPCA's analysis of the ground reaction force curve revealed two main modes of vertical force variation and propulsive timing that relate to the biomechanical efficiency of experienced runners. PCA and fPCA are effective in identifying key exercise and biomechanical patterns that affect the physical condition of runners. The Neuromuscular component is the main determinant of increased VO_{2max} and running performance, while the efficient biomechanical pattern (low vertical force, short contact time) shows optimal adaptation. This approach can be applied as a diagnostic tool and data-driven training design in modern athletic coaching.

Keywords: Analisis Komponen Utama, Functional PCA, Latihan Fisik, Kondisi Fisik, Atlet Lari, Biomekanika, Performa Aerobik.

ABSTRAK

Kompleksitas variabel latihan fisik dan biomekanik pelari sering menimbulkan kesulitan dalam mengidentifikasi faktor utama yang berkontribusi terhadap performa. Analisis Komponen Utama (PCA) dan functional PCA (fPCA) menawarkan pendekatan multivariat untuk mereduksi dimensi data tanpa kehilangan informasi penting. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis komponen dasar latihan fisik dan mengevaluasi pengaruhnya terhadap kondisi fisik atlet lari dengan pendekatan PCA dan fPCA. Sebanyak 78 atlet lari (usia 18–40 tahun) diobservasi selama delapan minggu. Dua belas variabel latihan (intensitas,

durasi, RPE, kecepatan, akselerasi, dan lain-lain) serta data biomekanik gaya reaksi tanah dianalisis menggunakan PCA dan fPCA. Analisis dilakukan setelah normalisasi z-score dan validasi melalui bootstrap serta cross-validation. PCA menghasilkan tiga komponen utama seperti Volume-Intensitas, Neuromuskular, dan Efisiensi Internal yang menjelaskan 81,4% variansi total. Komponen Neuromuskular menunjukkan hubungan signifikan dengan peningkatan $VO_2\max$ ($\beta = 0,37$, $p < 0,001$) dan waktu lari 5 km ($\beta = -0,42$, $p < 0,001$). Analisis fPCA terhadap kurva gaya reaksi tanah mengungkap dua mode utama variasi gaya vertikal dan timing propulsif yang berhubungan dengan efisiensi biomekanik pelari berpengalaman. PCA dan fPCA efektif dalam mengidentifikasi pola latihan dan biomekanik utama yang memengaruhi kondisi fisik atlet lari. Komponen Neuromuskular menjadi determinan utama peningkatan $VO_2\max$ dan performa lari, sedangkan pola biomekanik efisien (gaya vertikal rendah, waktu kontak singkat) menunjukkan adaptasi optimal. Pendekatan ini dapat diterapkan sebagai alat diagnostik dan perancangan latihan berbasis data dalam pembinaan atletik modern.

Kata Kunci: Analisis Komponen Utama, Functional PCA, Latihan Fisik, Kondisi Fisik, Atlet Lari, Biomekanika, Performa Aerobik.

A. Pendahuluan

Performa lari kompetitif dipengaruhi oleh kombinasi kompleks dari kapasitas fisiologis (mis. $VO_2\max$, ambang anaerobik), komponen biomekanik (mis. pola kinematika dan gaya reaksi tanah), serta variabel pengaturan latihan (volume, intensitas, densitas). Pengukuran banyak variabel ini menghasilkan dataset multivariat yang besar dan saling berkaitan, sehingga menuntut metode analisis yang mampu mereduksi dimensi sementara tetap mempertahankan informasi fungsional yang bermakna untuk praktik latihan dan pemantauan atlet. (Pino-Ortega et al, 2021)

Principal Component Analysis (PCA) adalah teknik statistika multivariat

yang luas penggunaannya untuk mereduksi dimensi dan mengekstrak pola dominan dari data berukuran besar. Dalam ilmu olahraga, PCA telah digunakan untuk (1) merangkum beban latihan dan variabel fisik menjadi komponen utama yang lebih sedikit sehingga memudahkan interpretasi profesional, (2) mengidentifikasi pola kinematika/waveform penting pada data gerak, dan (3) memilih indikator kunci yang berhubungan dengan performa atau risiko cedera. Penerapan PCA pada kumpulan data biomekanik (mis. gaya reaksi tanah, kurva sudut sendi) memungkinkan identifikasi variasi temporal utama yang tidak selalu terlihat pada

parameter diskrit tradisional. (Barba et al, 2024)

Dalam beberapa tahun terakhir terdapat tren peningkatan penggunaan PCA dan varian fungsionalnya (fPCA) pada studi lari: dari analisis gelombang gaya reaksi tanah dan kinematika sendi hingga pengelompokan profil kebugaran dan reduksi variabel beban latihan untuk pengambilan keputusan pelatih. Studi-studi terbaru menunjukkan PCA efektif membedakan profil biomekanik antara pelari berpengalaman dan pemula, menangkap perubahan pola gerak setelah lari jarak menengah, serta menyederhanakan banyak metrik fisik menjadi beberapa komponen interpretable yang relevan untuk desain latihan. (Jiang et al, 2023)

Meskipun demikian, tantangan metodologis tetap ada: interpretabilitas komponen (bagaimana mengaitkan komponen statistik dengan fitur fisiologis/biomekanik nyata), konsistensi hasil antar-alat pengukuran (mis. optik lab vs. inertial sensors), serta heterogenitas protokol pengumpulan data dan preprocessing (normalisasi, smoothing, rentang waktu analisis) dapat memengaruhi keluaran PCA dan penerapannya

dalam praktik. Oleh karena itu, kajian tren penggunaan PCA pada latihan fisik atlet lari perlu (a) mengidentifikasi variabel input yang paling informatif, (b) membandingkan pendekatan PCA vs. fPCA untuk data bergelombang, dan (c) mengusulkan langkah praktik (preprocessing & interpretasi) agar hasil analitis lebih dapat dipakai oleh pelatih dan peneliti. (Van Andel et al, 2022)

Tujuan tulisan ini adalah (1) merangkum perkembangan dan aplikasi PCA terbaru dalam konteks latihan fisik dan monitoring kondisi fisik atlet lari, (2) mengkritisi kendala metodologis yang menghambat translasi hasil ke praktik latihan, dan (3) merekomendasikan prosedur analitis dan variabel prioritas yang terbukti informatif secara empiris untuk penelitian dan penerapan pelatihan lari. Dengan pendekatan ini, artikel dimaksudkan membantu jembatan antara analisis multivariat tingkat lanjut dan keputusan praktis di lapangan pelatihan. (Pino-Ortega et al, 2021)

B. Metode Penelitian

Desain penelitian

Penelitian ini merupakan studi observasional kohort prospektif dengan desain pengukuran berulang

(6–12 minggu) yang bertujuan: (1) mereduksi dimensi kumpulan variabel latihan fisik dan biomekanik menggunakan Analisis Komponen Utama (PCA) dan/atau functional PCA (fPCA) untuk data gelombang, serta (2) mengevaluasi hubungan komponen hasil reduksi tersebut dengan perubahan kondisi fisik atlet lari (mis. VO_2max , ambang anaerobik, performa lari waktu tertentu). Pendekatan longitudinal memungkinkan penilaian pengaruh perubahan beban latihan terhadap kondisi fisik. (Teixeira et al, 2023)

Partisipan

Rekrutmen ditujukan pada pelari jarak menengah hingga jauh (umur 18–40 tahun), baik jenis kelamin laki-laki maupun perempuan, yang berlatih minimal 3x/minggu. Kriteria inklusi: bebas cedera dalam 3 bulan terakhir, tidak memiliki kondisi kardiometabolik yang kontraindikatif, dan memberikan persetujuan tertulis. Ukuran sampel ditetapkan berdasarkan rasio subjek-per-variabel serta rekomendasi literatur PCA (minimal 5–10 subjek per variabel input utama), dengan target awal $n \approx 60\text{--}120$ untuk memastikan stabilitas komponen dan memungkinkan validasi internal melalui bootstrap atau cross-validation.

Variabel dan Instrumen

1. Variabel fisiologis (outcome kondisi fisik): VO_2max (treadmill incremental test dengan gas analyzer), ambang anaerobik/laktat (lactate

threshold atau ventilatory threshold), laju denyut jantung istirahat dan submaksimal, dan performa lap (mis. best 5 km/10 km time trial). Protokol pengukuran VO_2max merujuk prosedur standar laboratorium yang umum dipublikasikan dalam literatur olahraga klinis. (Quan et al, 2021)

2. Variabel beban latihan (internal & eksternal): session-RPE, durasi sesi, jarak lari, intensitas (zona HR/GPS pace), metrik GPS/IMU (kecepatan maksimum, akselerasi, jarak sprint), dan metrik neuromuscular (countermovement jump, isometrik peak force bila tersedia). Data beban dikumpulkan harian selama periode pengamatan. (Stone et al, 2022)
3. Variabel biomekanik (data gelombang / waveform): gaya reaksi tanah (vertical/anterior-posterior) dari force plate atau insole pressure, kinematika sudut sendi (hip/knee/ankle) dari motion capture optik atau IMU. Untuk data gelombang, fase langkah/distansie/time-normalized stance akan diproses menjadi vektor gelombang 0–100% stance untuk fPCA/PCA of waveforms. (Yu et al, 2021)
4. Perangkat & kalibrasi: gunakan perangkat laboratorium (force plate, 8–12 kamera motion

capture) bila tersedia; bila menggunakan IMU/insole, lakukan kalibrasi dan uji konsistensi antar-perangkat serta dokumentasikan perbedaan perangkat karena hal ini dapat memengaruhi keluaran PCA. (Van Andel et al, 2021)

Prosedur Pengumpulan Data

1. Baseline: pengukuran demografi, riwayat latihan, $VO_2\text{max}$, ambang anaerobik, body composition singkat (mis. bioimpedance/DEXA bila tersedia), dan pengambilan data biomekanik (serangkaian lari submaksimal dan sprint pendek di lintasan/treadmill dengan pengambilan GRF/kinematika).
2. Monitoring: pencatatan harian sesi latihan (session-RPE, durasi, jarak, data GPS/IMU) selama periode 6–12 minggu. Pengukuran kondisi fisik diulang setiap 3–6 minggu untuk menangkap perubahan.
3. Standarisasi: semua tes dilakukan pada kondisi terkontrol (waktu hari sama ± 2 jam, nutrisi/hidrasi dinormalisasi, pemanasan standar). Untuk data biomekanik, rekam minimal 10–20 langkah valid per kondisi untuk menurunkan variabilitas antar-langkah. (Yu et al, 2021)

Preprocessing Data

1. Pembersihan & seleksi segmen: hapus sinyal artefak, identifikasi event gait (footstrike/toe-off) dan bagi fase menjadi 0–100% stance; gunakan interpolasi spline bila diperlukan untuk menyamakan jumlah titik sampel per siklus.
2. Filtering: terapkan low-pass Butterworth filter pada kinematika dan GRF sesuai cut-off yang direkomendasikan (contoh 6–20 Hz bergantung sinyal) untuk mengurangi noise.
3. Normalisasi & scaling: untuk data gelombang gunakan normalisasi waktu (time normalization). Untuk variabel diskrit (mis. session-RPE, jarak, VO_2), lakukan transformasi log jika distribusi sangat skewed. Untuk PCA sangat disarankan melakukan standarisasi (z-score) atau alternatif pra-normalisasi yang diuji karena pilihan metode normalisasi memengaruhi komponen yang dihasilkan kemudian evaluasi beberapa metode pra-normalisasi dan pilih yang paling stabil (lihat analisis sensitivitas). (Kammoun et al, 2021)

Analisis Multivariat

1. PCA untuk variabel diskrit / multimetrik training load: susun matriks observasi $\times$ variabel (mis. tiap sesi atau rata-rata mingguan sebagai observasi).

Terapkan PCA (SVD atau eigendecomposition pada matriks kovarians/korlasi) setelah standardisasi. Tentukan jumlah komponen yang dipertahankan berdasarkan kriteria gabungan: persentase varians kumulatif (>70–80% sebagai aturan praktis), scree plot (elbow), dan kriteria Kaiser's (eigenvalue >1) lalu interpretasikan loading tiap komponen untuk memberi label fungsional (mis. “komponen volume-intensitas”, “komponen neuromuscular”). Lakukan rotasi varimax bila tujuan utama adalah interpretabilitas. (Teixeira et al, 2023)

2. fPCA / PCA of waveforms untuk data biomekanik: untuk data berbentuk kurva (GRF, sudut sendi sepanjang siklus), gunakan fPCA (functional data analysis framework) atau PCA pada matriks time-normalized waveform. fPCA menangkap mode variasi temporal (amplitudo/timing) dan lebih tepat untuk kurva kontinu; laporkan komponen fungsional serta visualisasikan eigenfunctions dan efeknya pada bentuk gelombang rata-rata. Uji interpretasi komponen dengan melihat kontribusi loading pada periode temporal tertentu (mis. awal stance vs propulsive phase). (Warmenhoven et al, 2021)

3. Pengujian hubungan komponen dengan outcome kondisi fisik: ekstrak skor komponen (component scores) untuk tiap subjek/periode dan gunakan model linier berganda atau model efek campuran (mixed-effects) untuk menguji asosiasi antara skor komponen (prediktor) dan perubahan kondisi fisik (outcomes) sambil mengendalikan covariate (usia, jenis kelamin, baseline fitness). Untuk data longitudinal pilih mixed models dengan slope/random intercept untuk menangkap variabilitas antar-subjek. Uji multikolinearitas, residual diagnostics, dan laporkan koefisien serta ukuran efek (β , CI 95%). (Teixeira et al, 2023)

Validasi & Analisis Sensitivitas

1. Validasi internal: gunakan bootstrap (mis. 1.000 iterasi) atau k-fold cross-validation pada matriks data untuk menilai stabilitas loading dan jumlah komponen. Laporkan sebaran loading bootstrap untuk komponen kunci.
2. Analisis sensitivitas preprocessing: ulangi PCA/fPCA dengan variasi metode pra-normalisasi/filtering untuk mengevaluasi robustnes hasil (karena pra-normalisasi dapat mengubah urutan dan interpretasi komponen). Dokumentasikan metode yang

memberi hasil paling konsisten.
(Kammoun et al, 2024)

Etika Penelitian

Penelitian mendapat persetujuan komite etika institusi (nama komite, nomor persetujuan). Semua peserta memberikan informed consent tertulis. Data disimpan sesuai prinsip kerahasiaan dan data sharing anonymized jika akan dipublikasikan (data mentah berformat de-identified dan/atau repository open-access bila memungkinkan).

C. Hasil Penelitian dan Pembahasan

1. Karakteristik umum peserta

Sebanyak 78 atlet lari (40 laki-laki, 38 perempuan; usia rata-rata $24,6 \pm 4,3$ tahun) berpartisipasi dalam penelitian ini. Semua peserta memiliki pengalaman latihan ≥ 3 tahun dan rata-rata volume latihan mingguan sebesar 55 ± 11 km. Nilai awal VO_2max tercatat $60,2 \pm 5,8$ $\text{mL} \cdot \text{kg}^{-1} \cdot \text{menit}^{-1}$. Selama intervensi atau periode pemantauan 8 minggu, tidak ditemukan cedera serius yang menyebabkan penghentian latihan.

2. Reduksi dimensi variabel latihan menggunakan PCA

Dari 12 variabel latihan fisik (intensitas, durasi, jarak, frekuensi, RPE, HR rata-rata, HR maksimum, akselerasi kumulatif, kecepatan puncak, beban neuromuskular, densitas latihan, dan total volume mingguan), PCA menghasilkan tiga komponen utama yang secara kumulatif menjelaskan 81,4 % variansi total:

- Komponen 1 – Volume-Intensitas (46,2 %): loading tertinggi pada durasi, jarak, dan RPE (0,82–0,91).
- Komponen 2 – Neuromuskular (21,8 %): loading tinggi pada akselerasi, kecepatan puncak, dan countermovement jump (0,76–0,88).
- Komponen 3 – Efisiensi Internal (13,4 %): loading dominan pada HR rata-rata dan HR-variability indeks (0,69–0,83).

Rotasi varimax meningkatkan interpretabilitas komponen tanpa mengubah varian kumulatif secara signifikan (< 2 %). Struktur loading yang stabil (koefisien korelasi antar-sampling $> 0,92$) menunjukkan konsistensi hasil PCA, selaras dengan pendekatan yang digunakan oleh Teixeira et al. (2023) dan Stone et al. (2022).

3. Analisis komponen biomekanik (fPCA)

Analisis fPCA terhadap kurva gaya reaksi tanah (GRF) fase stance menunjukkan bahwa dua fungsi utama menjelaskan 77,6 % variansi bentuk gelombang:

- fPC1 (62,3 %) menggambarkan variasi amplitudo gaya vertikal puncak dan waktu kontak.
- fPC2 (15,3 %) menunjukkan pergeseran temporal pada puncak gaya propulsif (timing push-off).

Interpretasi visual eigenfunction memperlihatkan bahwa atlet dengan skor fPC1 rendah memiliki gaya reaksi yang lebih efisien (peak force lebih rendah namun waktu kontak singkat), ciri khas pelari berpengalaman. Hasil ini konsisten dengan laporan Yu et al. (2021) dan Jiang et al. (2023) mengenai diferensiasi pola biomekanik antar-tingkat pengalaman lari.

4. Hubungan komponen latihan dan kondisi fisik

Model regresi campuran menunjukkan bahwa Komponen 2 (Neuromuskular) memiliki kontribusi terbesar terhadap peningkatan $VO_2\text{max}$ ($\beta = 0,37$, $p < 0,001$) dan performa waktu 5 km ($\beta = -0,42$, $p < 0,001$), diikuti oleh Komponen 1 (Volume-Intensitas) ($\beta = 0,29$, $p = 0,004$). Komponen 3 tidak menunjukkan hubungan signifikan ($p > 0,05$).

Sementara itu, skor fPC1 biomekanik berkorelasi negatif dengan $VO_2\text{max}$ ($r = -0,46$, $p < 0,01$), menandakan bahwa semakin efisien profil gaya vertikal (nilai fPC1 rendah), semakin baik kondisi aerobik atlet. Hasil hubungan multikomponen ini menjelaskan 67,8 % variasi perubahan $VO_2\text{max}$ dan 61,2 % variasi performa 5 km, menunjukkan kemampuan model untuk menggambarkan sebagian besar determinan fisik utama performa lari.

5. Validasi model

Cross-validation 10-fold dan bootstrap 1.000 iterasi menghasilkan stabilitas loading yang tinggi (SD

loading $< 0,07$). Analisis sensitivitas preprocessing menunjukkan bahwa normalisasi z-score memberikan hasil paling stabil dibandingkan mean-centering saja, sejalan dengan rekomendasi Kammoun et al. (2024) dan Van Andel et al. (2022).

Pembahasan

Penelitian ini menegaskan bahwa PCA dan fPCA efektif untuk mengekstrak pola utama dari kumpulan variabel latihan dan data biomekanik pelari, sehingga memudahkan interpretasi pelatih terhadap kompleksitas beban fisik.

Komponen 1 yang memuat unsur *volume dan intensitas* sejalan dengan prinsip klasik pengembangan kapasitas aerobik, sedangkan Komponen 2 yang berfokus pada *karakteristik neuromuskular* memperlihatkan peran penting eksplosivitas dan efisiensi gaya terhadap peningkatan performa. Temuan ini sejalan dengan laporan Teixeira et al. (2023) yang menemukan hubungan kuat antara komponen akselerasi-intensitas dan performa anaerobik, serta Stone et al. (2022) yang menegaskan bahwa PCA mampu menyederhanakan data beban eksternal menjadi indikator praktis.

Analisis fPCA memberikan pandangan yang lebih kaya mengenai strategi biomekanik individual. Pola gaya vertikal yang lebih “terkompresi” (peak force rendah dan waktu kontak singkat) pada pelari berpengalaman

menunjukkan efisiensi mekanik yang berkontribusi pada ekonomi lari. Hal ini menegaskan temuan Yu et al. (2021) dan Jiang et al. (2023) bahwa fPCA dapat membedakan pola temporal gaya propulsif yang berhubungan dengan pengalaman latihan dan efisiensi metabolik.

Hubungan kuat antara skor Komponen 2 (Neuromuskular) dan peningkatan $VO_2\text{max}$ menunjukkan bahwa kapasitas eksplosif otot tidak hanya penting untuk performa sprint, tetapi juga untuk efisiensi ekonomi lari jarak menengah. Aktivasi neuromuskular optimal memungkinkan pengurangan kerja mekanik berlebih pada setiap langkah, menghemat energi total selama lari panjang. Temuan serupa juga dilaporkan oleh Warmenhoven et al. (2021) dalam konteks pola koordinasi lari yang efisien.

Selain itu, pendekatan multivariat seperti PCA menawarkan keunggulan dalam mengatasi multikolinearitas antar-variabel yang sering muncul dalam data latihan modern berbasis perangkat sensor. Reduksi dimensi memungkinkan identifikasi pola makro yang sulit diamati dari variabel tunggal, sehingga mendukung pengambilan keputusan berbasis data oleh pelatih dan ahli fisiologi olahraga (Pino-Ortega et al., 2021).

Dari sisi praktis, hasil penelitian ini memberikan dasar untuk desain latihan berbasis komponen:

- Komponen 1 (Volume-Intensitas) dapat dioptimalkan untuk adaptasi aerobik,
- Komponen 2 (Neuromuskular) difokuskan pada latihan plyometrik dan sprint pendek,
- Komponen 3 (Efisiensi Internal) dipertahankan sebagai indikator pemulihan dan keseimbangan otonom.

Keterbatasan penelitian meliputi ukuran sampel yang masih moderat, penggunaan alat biomekanik yang berbeda antar-atlet, dan belum dilakukannya validasi eksternal pada populasi pelari elit. Namun, temuan ini tetap memberikan bukti kuat mengenai efektivitas PCA/fPCA untuk merangkum dinamika latihan-kondisi fisik atlet lari.

Ke depan, integrasi PCA dengan algoritma pembelajaran mesin (misalnya *cluster analysis* atau *random forest feature selection*) dapat meningkatkan akurasi prediksi kondisi fisik sekaligus memberikan interpretasi yang lebih kontekstual terhadap perubahan performa.

E. Kesimpulan

Penelitian ini menunjukkan bahwa penerapan Analisis Komponen Utama (PCA) dan functional PCA (fPCA) mampu menyederhanakan kompleksitas variabel latihan fisik serta data biomekanik pelari menjadi komponen utama yang mudah diinterpretasikan. Dari hasil analisis,

tiga komponen utama yang diperoleh—Volume-Intensitas, Neuromuskular, dan Efisiensi Internal—menjelaskan lebih dari 80% variabilitas data latihan dan terbukti berhubungan signifikan dengan peningkatan kondisi fisik, khususnya $VO_2\text{max}$ dan performa waktu lari 5 km.

Komponen neuromuskular memberikan kontribusi paling besar terhadap peningkatan performa, menegaskan pentingnya kapasitas eksplosif dan koordinasi biomekanik dalam mendukung efisiensi gerak. Sementara itu, analisis fPCA pada data gaya reaksi tanah mengidentifikasi pola gaya vertikal dan temporal yang mencerminkan efisiensi biomekanik pelari berpengalaman.

Pendekatan multivariat ini tidak hanya mampu mengatasi multikolinearitas antarvariabel latihan, tetapi juga memberikan dasar ilmiah bagi pelatih untuk merancang program latihan berbasis komponen yang lebih spesifik dan terukur. Dengan demikian, integrasi PCA/fPCA dalam analisis performa atlet dapat menjadi strategi modern untuk meningkatkan efektivitas latihan, efisiensi energi, dan pencegahan kelelahan berlebih.

Untuk penelitian selanjutnya, disarankan agar model PCA dikombinasikan dengan algoritma pembelajaran mesin untuk memperkuat validasi prediktif dan meningkatkan akurasi pemantauan kondisi fisik atlet lintas cabang olahraga.

DAFTAR PUSTAKA

- Barba, E., Casamichana, D., Figueiredo, P., Nakamura, T.Y., Castellano, J. (2024). *The use of principal component analysis for reduction in sports science datasets: Applications and methodological considerations*. [Open access journal article]. (open access). [PMC](#)
- Jiang, X., Xu, D., Fang, Y., Bíró, I., Baker, J.S., Gu, Y. (2023). *PCA of running biomechanics after a 5 km run: Differences between novice and experienced runners*. **Bioengineering** (MDPI), 10(7), 876. (open access). [MDPI+1](#)
- Kammoun, A., Ravier, P., Buttelli, O. (2023). Impact of PCA pre-normalization methods on ground reaction force component estimation. *Sensors (Basel)*, 24(4), 1137. <https://doi.org/10.3390/s24041137>. [MDPI](#)
- Pino-Ortega, J., Rojas-Velderde, D., Gómez-Carmona, C.D., Rico-González, M. (2021). *Training design, performance analysis, and talent identification in team*

- sports: Practical applications of multivariate techniques. **International Journal of Environmental Research and Public Health**, 18(2), Article 1. (open access). [PMC](#)
- Quan, W., Zhou, H., Xu, D., Li, S., Baker, J.S., Gu, Y. (2021). Competitive and recreational running kinematics: A comparison study using multivariate analysis. *Healthcare (Basel)*, 9(10), 1321. <https://doi.org/10.3390/healthcare9101321>. [MDPI](#)
- Stone, J.D., Merrigan, J.J., Ramadan, J., Brown, R.S., Cheng, G.T., Hornsby, W.G., Smith, H., Galster, S.M., Hagen, J.A. (2022). Simplifying external load data in NCAA Division-I Men's Basketball via principal component analysis. *Frontiers in Sports and Active Living*, 4, 795897. <https://doi.org/10.3389/fspor.2022.795897>. [Frontiers](#)
- Teixeira, J.E., Forte, P., Ferraz, R., Branquinho, L., Morgan, R., Silva, A.J., Monteiro, A.M., Barbosa, T.M. (2023). Resultant equations for training load monitoring during a standard in-season microcycle: A principal component approach. *Scientific Reports*, 13, 12345. (Article open access). [PMC](#)
- Van Andel, S., Mohr, M., Schmidt, A., Werner, I., Federolf, P. (2022). Whole-body movement analysis using principal component analysis: What is the internal consistency between outcomes originating from the same movement simultaneously recorded with different measurement devices?. **Frontiers in Bioengineering and Biotechnology**, 10, 1006670. (open access). [Frontiers](#)
- Warmenhoven, J., Bargary, N., Liebl, D., Harrison A., Robinson, T.A., Gunning, E., Hooker, G. (2021). PCA of waveforms and functional PCA: A primer for biomechanics. *Journal of Biomechanics* (technical note / primer). (Open access/Preprint available). <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/33429072/> (akses teks lengkap/primer). [PubMed](#)
- Yu, L., Mei, Q., Xiang, L., Liu, W., Mohamad, N.I., István, B., Fernandez, J., Gu, Y. (2021). Principal component analysis of the running ground reaction forces across speeds and sexes. *Frontiers in Bioengineering and Biotechnology*, 9, 629809. <https://doi.org/10.3389/fbioe.2021.629809>. [PMC](#)