Indonesian Journal of Social Sciences and Humanities

Indonesian Journal of Social Science and Humanities
Vol. 1 No. 2 Desember 2025, 69-82
ISSN: 3110-0708 (Online)

Pemanfaatan Artificial Intelligence (AI) untuk Prediksi Fatigue dan Pencegahan Cedera pada Atlet

Chandra Maulana Rifai[1], Prijo Sudibjo[2], Panggung Sutapa[3]
[1,2,3]Program Studi Ilmu Keolahragaan, Fakultas Ilmu Keolahragaan, Universitas Negeri Yogyakarta

Article Information
Submitted: Agustus 15, 2025
Revised: September 12, 2025
Accepted: Oktober 5, 2025
Published: December 10, 2025

Abstract

Kelelahan fisik (fatigue) merupakan salah satu faktor fisiologis yang paling konsisten dikaitkan dengan peningkatan risiko cedera pada atlet, baik di tingkat amatir maupun profesional. Ketika kapasitas neuromuskular menurun akibat akumulasi beban latihan yang tidak terkelola dengan baik, kemampuan tubuh dalam menstabilkan sendi dan mengeksekusi gerakan teknis yang presisi turut terdegradasi secara signifikan. Kondisi ini menciptakan celah yang berpotensi fatal antara tuntutan performa dan kapasitas fisiologis aktual atlet. Hadirnya teknologi Artificial Intelligence (AI) yang mencakup machine learning, deep learning, computer vision, dan integrasi perangkat wearable berbasis IoT membuka paradigma baru dalam manajemen beban latihan berbasis data. Artikel ini menelaah secara kritis bagaimana berbagai pendekatan AI bekerja dalam mendeteksi tanda-tanda awal fatigue, membangun model prediksi cedera yang bersifat individual, serta mendukung pengambilan keputusan pelatih secara real-time. Kajian literatur sistematis dilakukan terhadap 20 sumber ilmiah terpilih (2020–2026) dari basis data Scopus, PubMed, dan Google Scholar. Hasil kajian menunjukkan bahwa sistem berbasis AI mampu meningkatkan akurasi prediksi cedera hingga 85–92% pada model multimodal, dengan tingkat reduksi kejadian cedera antara 22– 30% pada institusi yang telah mengimplementasikannya secara penuh. Di Indonesia, adopsi teknologi ini masih berada pada fase eksplorasi awal, dengan hambatan utama berupa keterbatasan infrastruktur, kesenjangan literasi data di kalangan pelatih, dan absennya regulasi terkait privasi data atlet. Artikel ini merumuskan rekomendasi strategis untuk akselerasi pengembangan ekosistem AI olahraga di Indonesia.

Kata kunci: kecerdasan buatan, fatigue atlet, pencegahan cedera, machine learning, wearable technology, pemodelan prediktif

Physical fatigue remains one of the most consistently documented physiological predictors of injury risk in athletes across all competitive levels. When neuromuscular capacity deteriorates due to unmanaged training load accumulation, the body's ability to stabilize joints and execute precise technical movements degrades significantly. Artificial Intelligence (AI) technologies encompassing machine learning, deep learning, computer vision, and IoT- integrated wearable devices introduce a new paradigm in data-driven training load management. This article critically examines how various AI approaches detect early markers of fatigue, construct individualized injury prediction models, and support real-time coaching decisions. A systematic literature review was conducted on 20 selected scientific sources (2020–2026) from Scopus, PubMed, and Google Scholar databases. Findings indicate that AI-based systems achieve injury prediction accuracy of 85–92% in multimodal models, with injury incidence reductions of 22–30% in fully implementing institutions. In Indonesia, technology adoption remains at an early exploratory stage, constrained by infrastructure limitations, low data literacy among coaches, and absent athlete data privacy regulations. This article formulates strategic recommendations for accelerating the development of Indonesia's sports AI ecosystem.

Keywords: artificial intelligence, athlete fatigue, injury prevention, machine learning, wearable technology, predictive modeling

***Author Correspondence:** Chandra Maulana Rifai, Email: chandramaulana.2025@student.uny.ac.id

Copyright © Chandra Maulana Rifai, Prijo Sudibjo, Panggung Sutapa

Pendahuluan

Olahraga prestasi modern menempatkan tubuh atlet pada tekanan yang terus meningkat, baik dari sisi intensitas latihan, kepadatan jadwal kompetisi, maupun ekspektasi performa yang semakin tinggi. Di tengah dinamika tersebut, kelelahan fisik atau fatigue hadir bukan sekadar sebagai konsekuensi alami dari aktivitas berat, melainkan sebagai sinyal biologis yang jika diabaikan dapat berkembang menjadi cedera serius yang mengancam kelangsungan karier atlet. Data epidemiologis yang dikumpulkan dari liga-liga profesional dunia menggambarkan skala permasalahan ini dengan cukup tajam: dalam satu musim kompetisi penuh, tim sepak bola profesional rata-rata menghadapi 40–50 kasus cedera dengan total waktu absen pemain mencapai 400–600 hari (Ekstrand et al., 2020). Beban ini bukan hanya berdampak pada performa tim, tetapi juga memiliki implikasi finansial yang sangat besar Manchester United dilaporkan mengalami kerugian lebih dari £60 juta dalam satu musim akibat cedera pemain kunci.

Yang lebih problematik adalah kenyataan bahwa sebagian besar cedera ini sebenarnya bisa dicegah. Penelitian longitudinal yang dilakukan oleh Gabbett dan Whiteley (2020) menegaskan bahwa lonjakan beban latihan yang tidak proporsional diukur melalui rasio beban akut terhadap beban kronik (Acute:Chronic Workload Ratio/ACWR) merupakan prediktor yang paling konsisten terhadap kejadian cedera overuse pada atlet tim. Masalahnya, evaluasi ACWR secara manual memerlukan waktu, keahlian khusus, dan perangkat analitik yang tidak selalu tersedia di tingkat klub atau federasi daerah. Di sinilah kesenjangan praktis yang paling mencolok muncul: data ada, tetapi kemampuan untuk mengolahnya menjadi pengetahuan yang dapat ditindaklanjuti masih sangat terbatas.

Dalam konteks Indonesia, situasinya bahkan lebih kompleks. Berdasarkan laporan evaluasi Kemenpora (2023), insiden cedera pada atlet pelatnas selama periode persiapan Asian Games 2023 mencapai angka yang cukup signifikan, terutama pada cabang-cabang olahraga berkontak dan berbasis lompatan seperti bulu tangkis, sepak bola, dan angkat besi. Salah satu penyebab struktural yang kerap disebutkan adalah kurangnya sistem pemantauan kondisi atlet yang sistematis dan berkelanjutan. Program latihan masih banyak mengandalkan penilaian subjektif pelatih, yang meskipun bernilai tinggi dari sisi pengalaman, memiliki keterbatasan inheren dalam mendeteksi tanda-tanda overtraining yang bersifat kumulatif dan tidak selalu tampak secara kasat mata.

Perkembangan pesat teknologi Artificial Intelligence dalam satu dekade terakhir membuka kemungkinan yang sebelumnya sulit dibayangkan. Algoritma machine learning generasi terbaru tidak hanya mampu mengolah data dalam jumlah masif, tetapi juga dapat membangun model prediksi yang bersifat personal artinya, model tersebut dipersonalisasi berdasarkan profil biometrik, riwayat latihan, dan karakteristik fisiologis masing-masing atlet (Claudino et al., 2022). Integrasi dengan perangkat wearable yang semakin terjangkau dan sensor berbasis computer vision yang dapat beroperasi pada kamera standar menjadikan teknologi ini semakin aksesibel. Pertanyaan kritis yang kemudian muncul bukan lagi "apakah AI dapat memprediksi fatigue dan cedera?", melainkan "bagaimana AI dapat diimplementasikan secara efektif dan etis dalam sistem pembinaan olahraga yang ada termasuk di Indonesia?"

Metode

Artikel ini disusun menggunakan metode kajian literatur sistematis (systematic literature review/SLR) dengan pendekatan analitis-kritis. Berbeda dari kajian naratif yang bersifat selektif dan subjektif, SLR mengikuti protokol yang telah ditetapkan untuk meminimalkan bias seleksi dan memastikan komprehensivitas cakupan literatur (Liberati et al., 2009). Penggunaan metode

ini dianggap paling tepat mengingat tujuan artikel yang ingin mensintesis dan mengevaluasi bukti ilmiah yang tersebar di berbagai basis data.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Mekanisme Kerja AI dalam Prediksi Fatigue: Analisis Mendalam

Arsitektur Pengumpulan Data: Fondasi yang Menentukan Kualitas Prediksi

Seluruh sistem prediksi berbasis AI, betapapun canggihnya algoritma yang digunakan, pada akhirnya bergantung pada kualitas dan kelengkapan data yang menjadi inputnya sebuah prinsip yang dalam komunitas ilmu data dikenal dengan adagium "garbage in, garbage out". Dalam konteks manajemen fatigue atlet, data yang relevan mencakup tiga lapisan utama yang perlu diintegrasikan secara bersamaan (Seshadri et al., 2020).

Lapisan pertama adalah data fisiologis objektif, yang diperoleh dari perangkat wearable sensor. Parameter yang paling sering digunakan mencakup heart rate variability (HRV) yang mencerminkan keseimbangan sistem saraf otonom dan merupakan salah satu biomarker paling sensitif terhadap overtraining beban mekanis yang diukur melalui akselerometer triaksial (dalam satuan PlayerLoad atau gravitasi equivalen), total jarak dan profil kecepatan dari GPS tracker, serta distribusi zona intensitas berdasarkan denyut jantung. Penelitian yang dilakukan oleh Buchheit dan Simpson (2017), yang sampai saat ini masih menjadi salah satu referensi metodologis paling komprehensif, menunjukkan bahwa penurunan HRV yang konsisten selama tiga hari berturut-turut memiliki sensitivitas 74% dan spesifisitas 68% dalam memprediksi kondisi overreaching angka yang secara klinis bermakna meski belum optimal untuk dijadikan satu-satunya indikator.

Lapisan kedua adalah data subjektif yang dilaporkan sendiri oleh atlet (player- reported outcomes/PRO). Ini mencakup Rating of Perceived Exertion (RPE) yang dilaporkan segera setelah sesi latihan, skor wellness harian (mencakup kualitas tidur, tingkat energi, nyeri otot, dan suasana hati), serta catatan nutrisi dan hidrasi. Pentingnya lapisan ini kerap diremehkan dalam pendekatan berbasis teknologi yang terlalu berorientasi pada data objektif. Padahal, penelitian terbaru oleh Rommers et al. (2020) menunjukkan bahwa model prediksi cedera yang menggabungkan data subjektif dengan data objektif secara konsisten menghasilkan akurasi yang lebih tinggi (peningkatan rata-rata AUC sebesar 0,08–0,14) dibandingkan model yang hanya mengandalkan data sensor.

Lapisan ketiga adalah data kontekstual dan lingkungan: kondisi cuaca dan kelembaban (yang memengaruhi beban termoregulasi), jadwal perjalanan dan zona waktu (relevan untuk pemantauan jet lag pada atlet internasional), serta catatan naratif dari pelatih dan fisioterapis tentang kondisi teknis atlet. Integrasi ketiga lapisan data ini ke dalam satu pipeline analitik merupakan tantangan teknis tersendiri yang memerlukan infrastruktur data yang terstandarisasi sebuah tantangan yang, perlu diakui, belum banyak terselesaikan bahkan di institusi olahraga berkelas dunia sekalipun.

Model Machine Learning untuk Prediksi Berbasis Riwayat

Di antara berbagai pendekatan algoritmik yang tersedia, ensemble methods khususnya Random Forest dan XGBoost mendominasi literatur prediksi cedera karena kombinasi akurasi yang kompetitif, kemampuan menangani data yang tidak lengkap (missing data), dan interpretabilitas yang relatif lebih baik dibanding arsitektur deep learning yang lebih kompleks. Claudino et al. (2022) melakukan meta-analisis terhadap 47 studi yang menggunakan berbagai

algoritma ML untuk prediksi cedera olahraga dan menemukan bahwa model berbasis gradient boosting secara konsisten mengungguli model lain dengan rata-rata AUC 0,79 (95% CI: 0,73–0,85).

Fitur (feature) yang paling informatif dalam model-model ini secara konsisten mencakup: ACWR (terutama dalam jendela waktu empat minggu terakhir), jumlah hari yang tidak ada aktivitas latihan dalam empat minggu terakhir (sebagai proxy pemulihan), perubahan HRV dari baseline individual, serta riwayat cedera sebelumnya pada area anatomi yang sama. Menariknya, riwayat cedera sebelumnya terbukti menjadi salah satu prediktor terkuat cedera berikutnya lebih kuat dari sekadar beban latihan absolut yang secara klinis bermakna karena menunjukkan bahwa jaringan yang pernah cedera memiliki karakteristik biomekanik yang berubah permanen (Impellizzeri et al., 2020).

Dari sudut pandang kritis, perlu digarisbawahi bahwa sebagian besar model ini dibangun dengan data dari populasi yang tidak representatif: mayoritas adalah pemain sepak bola laki-laki dewasa profesional di Eropa. Generalisabilitas model tersebut terhadap populasi atlet perempuan, atlet muda, atau cabang olahraga dengan karakteristik beban yang berbeda (seperti renang, senam, atau angkat besi) masih sangat terbatas dan memerlukan validasi tersendiri. Di Indonesia, absennya database atlet yang terstandarisasi dan terdigitalisasi menjadi hambatan mendasar untuk pengembangan model prediksi lokal yang relevan secara ekologis.

Deep Learning dan Analisis Temporal: Memahami Tren, Bukan Sekadar Snapshot

Keunggulan fundamental dari arsitektur berbasis memori seperti LSTM terletak pada kemampuannya menangkap dependensi temporal jangka panjang karakteristik yang sangat relevan untuk fenomena fatigue kumulatif yang pada hakikatnya merupakan proses yang berlangsung seiring waktu. Berbeda dari model yang memperlakukan setiap observasi harian sebagai data independen, LSTM secara eksplisit memodel bagaimana kondisi hari ini dipengaruhi oleh kondisi hari-hari sebelumnya dalam pola yang tidak selalu linear (Seshadriet al., 2020).

Studi oleh Thornton et al. (2021) yang mengaplikasikan model LSTM pada data HRV harian 48 pemain sepak bola profesional selama satu musim penuh mampu mendeteksi kondisi overreaching dengan sensitivitas 78% dan spesifisitas 82% rata-rata lima hari sebelum gejala klinis yang jelas muncul jendela waktu yang cukup memadai bagi pelatih untuk melakukan penyesuaian program latihan secara proaktif. Lebih penting lagi, model tersebut mampu membedakan antara kelelahan akut (yang normal setelah sesi latihan berat) dan tren penurunan yang lebih mengkhawatirkan, sehingga mengurangi risiko false alarm yang bisa mengakibatkan pengurangan beban latihan yang tidak perlu.

Perkembangan transformer architecture yang telah merevolusi domain natural language processing mulai diadaptasi untuk analisis deret waktu biometrik. Model-model berbasis attention mechanism ini berpotensi mengungguli LSTM dalam menangkap pola jangka panjang yang kompleks, meski sejauh ini penerapannya dalam konteks kesehatan atlet masih dalam fase eksperimentasi dan belum divalidasi secara luas di lapangan (Rommers et al., 2020).

Computer Vision dan Analisis Biomekanik Berbasis AI

Analisis biomekanik berbasis computer vision mewakili dimensi yang berbeda dari prediksi fatigue alih-alih memprediksi kapan fatigue akan terjadi, pendekatan ini bertujuan mendeteksi perubahan pola gerak yang merupakan manifestasi dari fatigue yang sudah berlangsung. Penelitian yang dilakukan oleh Halilaj et al. (2021) menunjukkan bahwa perubahan biomekanik tertentu seperti asimetri langkah yang meningkat, berkurangnya sudut fleksi pinggul saat fase

tumpuan, atau peningkatan osilasi lateral batang tubuh dapat dideteksi melalui analisis video sebelum atlet secara sadar merasakan kelelahan yang signifikan.

Arsitektur CNN yang dilatih dengan dataset biomekanik berlabel mampu mengklasifikasikan kondisi fatigue berdasarkan video lari dengan akurasi 83–89% bergantung pada parameter yang dianalisis, menggunakan kamera beresolusi standar (1080p, 30fps) yang tersedia di sebagian besar fasilitas olahraga modern (Cortes et al., 2021). Kemampuan ini membuka perspektif yang sangat menarik: monitoring kondisi atlet tidak lagi memerlukan sensor yang dipasang di tubuh atlet yang dapat mengganggu kenyamanan dan naturalisasi gerakan melainkan cukup menggunakan footage video dari sesi latihan reguler.

Satu limitasi penting yang perlu diakui adalah sensitivitas sistem ini terhadap variabel-variabel yang tidak terkontrol, seperti perubahan sudut kamera, kondisi pencahayaan, jenis alas kaki, atau variasi teknik individual antar-atlet. Tanpa kalibrasi yang cermat dan dataset pelatihan yang beragam, model computer vision yang dilatih pada satu populasi dapat menghasilkan prediksi yang tidak akurat ketika diterapkan pada populasi lain dengan profil gerakan yang berbeda sebuah tantangan yang secara teknis dikenal sebagai domain shift.

Tabel 2. Perbandingan Teknologi AI untuk Prediksi Fatigue dan Pencegahan Cedera Atlet

Teknologi AI	Prinsip Kerja	Penerapan dalam Olahraga	Akurasi Prediksi	Status di Indonesia
Machine Learning (Random Forest, XGBoost)	Menemukan pola non-linear dari data historis beban latihan dan cedera	Prediksi cedera hamstring, ACL; pemodelan ACWR	60–78%	Riset awal
Deep Learning / LSTM	Analisis deret waktu biometrik untuk menangkap pola temporal kompleks	Prediksi overtraining dari HRV harian; pemodelan beban mingguan	72–85%	Terbatas
Convolutional Neural Network (CNN)	Ekstraksi fitur spasial dari citra/video gerak	Analisis biomekanik lari, deteksi anomali postur sendi	80–90%	Penelitian universitas
Wearable + IoT + Edge AI	Analisis real-time sensor akselerometer, GPS, EMG langsung di perangkat	Catapult, STATSports; monitoring beban sesi per atlet	Real-time	Terbatas di pelatnas
Computer Vision + Pose Estimation	Pelacakan keypoint skeletal dari kamera standar (MediaPipe, OpenPose)	Deteksi teknik mendarat, simetri langkah, sudut sendi	75–88%	Mulai dieksplorasi
Multimodal AI (fusion)	Menggabungkan data biometrik, video, dan subjektif dalam satu model	Sistem prediksi komprehensif liga Premier League, NFL	85–92%	Belum ada

Penerapan AI dalam Manajemen Cedera: Dari Laboratorium ke Lapangan

Sistem Monitoring Beban Latihan Terintegrasi

Implementasi paling matang dari AI dalam konteks manajemen cedera atlet saat ini adalah sistem monitoring beban latihan terintegrasi yang menggabungkan data wearable, analitik berbasis ML, dan antarmuka dashboard yang dapat diakses pelatih dan staf medis secara real-time. Platform komersial seperti Catapult, STATSports, dan Kitman Labs telah mengintegrasikan komponen AI dalam produk mereka, memungkinkan pemantauan kondisi individual setiap

atlet dalam tim secara bersamaan dengan kompleksitas analisis yang sebelumnya hanya dapat dilakukan oleh tim analis data khusus.

Mekanisme kerjanya secara umum mengikuti alur tiga tahap: pertama, pengumpulan data real-time dari wearable vest yang mengandung GPS tracker dan accelerometer selama sesi latihan dan pertandingan; kedua, transmisi data ke server cloud untuk pemrosesan oleh algoritma ML yang menghitung metrik beban dan membandingkannya dengan baseline individual serta threshold yang telah ditetapkan; ketiga, penyajian rekomendasi berbasis risiko biasanya divisualisasikan melalui sistem kode warna (hijau/kuning/merah) yang intuitif kepada pelatih dan fisioterapis melalui aplikasi tablet atau smartphone (Buchheit & Simpson, 2017).

Efektivitas sistem ini sangat bergantung pada seberapa baik threshold risiko dikalibrasi untuk masing-masing atlet dan konteks kompetisi spesifik. Pendekatan yang terlalu konservatif yang menandai kondisi kuning atau merah terlalu mudah dapat menyebabkan pelatih mengalami alert fatigue (kelelahan terhadap peringatan) dan mulai mengabaikan sinyal sistem. Sebaliknya, pendekatan yang terlalu longgar berisiko melewatkan kondisi yang sesungguhnya berbahaya. Kalibrasi berkelanjutan berdasarkan feedback dari staf medis tentang kejadian cedera aktual menjadi komponen kritis dalam mempertahankan relevansi dan kepercayaan sistem.

Prediksi Cedera Berbasis Profil Individual

Salah satu potensi terbesar AI yang belum sepenuhnya terealisasi tetapi sudah mulai dieksplorasi oleh institusi terdepan adalah pembangunan model prediksi cedera yang sepenuhnya personal. Berbeda dari model populasi yang menerapkan threshold universal, model personal dibangun dan dikalibrasi secara khusus berdasarkan data longitudinal atlet itu sendiri, sehingga secara inheren memperhitungkan variabilitas individual dalam respons terhadap beban latihan.

Penelitian oleh Thornton et al. (2021) mendemonstrasikan bahwa model berbasis LSTM yang dilatih secara individual menggunakan minimal 90 hari data historis per atlet menghasilkan area under the ROC curve (AUC) rata-rata 0,87, dibandingkan dengan 0,71 untuk model populasi yang diaplikasikan pada individu yang sama. Perbedaan yang cukup substansial ini secara praktis berarti bahwa model personal dapat mengidentifikasi 23% lebih banyak kasus risiko cedera tinggi yang akan terlewatkan oleh model generik, sambil juga menghasilkan 31% lebih sedikit false alarm.

Implikasi langsung dari temuan ini adalah bahwa nilai sistem AI meningkat secara progresif seiring dengan bertambahnya data yang dikumpulkan dari atlet yang bersangkutan menciptakan apa yang dalam literatur machine learning disebut sebagai data flywheel atau siklus umpan balik yang menguntungkan. Bagi atlet muda yang baru mulai bergabung dengan program pemantauan, akurasi prediksi akan relatif lebih rendah, dan tidak adanya data baseline yang komprehensif harus dikomunikasikan secara transparan kepada pelatih agar ekspektasi terhadap sistem tetap realistis.

Studi Kasus: Penerapan Global dan Konteks Indonesia

Tabel 3. Rangkuman Studi Kasus Penerapan AI dalam Manajemen Fatigue dan Cedera Atlet

Institusi / Liga	Teknologi Digunakan	Fokus Intervensi	Hasil yang Dicapai	Referensi
Manchester City FC (EPL)	Catapult + ML berbasis GPS	Manajemen beban mingguan pemain inti	Penurunan cedera otot ~28% (2 musim)	Claudino et al., 2022
NBA (beberapa klub)	Second Spectrum	Prediksi overtraining dari HRV harian; pemodelan beban mingguan	72–85%	Terbatas
+ Computer Vision	Analisis biomekanik lompatan & pendaratan	Deteksi dini kelebihan beban lutut pemain	Seshadri et al., 2020	Penelitian universitas
Tim Olimpiade AS (USA Track & Field)	Wearable EMG + LSTM model	Prediksi kelelahan neuromuskular sprinter	Akurasi prediksi fatigue 81%	Halilaj et al., 2021
Bundesliga (Jerman)	STATSports + ACWR ML	Monitoring beban latihan- kompetisi	Reduksi cedera hamstring ~22%	Gabbett & Whiteley, 2020
Program Pelatnas Kemenpora RI	Wearable dasar + aplikasi ML lokal	Pemantauan kondisi atlet SEA Games	Perencanaan pemulihan lebih terstruktur	Kemenpora, 2023
PB Djarum (Bulu Tangkis)	Analisis video + pose estimation	Evaluasi teknik smash & footwork	Identifikasi dini risiko cedera bahu & lutut	PBSI, 2021

Penerapan di Liga Profesional Eropa

Adopsi sistem berbasis AI di liga-liga sepak bola profesional Eropa memberikan bukti empiris yang paling kuat tentang dampak nyata teknologi ini. Manchester City Football Club, yang telah secara konsisten berada di garis terdepan adopsi teknologi olahraga, mengintegrasikan sistem Catapult dengan analitik ML khusus yang dikembangkan bersama mitra riset universitas. Kombinasi data GPS, akselerometer, dan data psikofisiologis dari sesi latihan dan pertandingan digunakan untuk menghasilkan "readiness score" individual setiap pemain sebelum setiap sesi latihan. Hasilnya, dalam dua musim pertama implementasi penuh, insiden cedera otot yang merupakan kategori cedera paling sering dalam sepak bola berkurang sekitar 28%, sementara ketersediaan pemain untuk berlatih dan bertanding meningkat rata-rata 15% (Claudino et al., 2022).

Pengalaman Bundesliga Jerman memberikan perspektif yang berbeda namun sama informatifnya. Beberapa klub seperti RB Leipzig dan Bayer Leverkusen mengimplementasikan sistem manajemen beban berbasis STATSports yang terintegrasi dengan model prediksi berbasis XGBoost yang dikembangkan secara internal. Salah satu inovasi yang layak dicatat adalah penggunaan data load pertandingan secara real-time untuk menyesuaikan program latihan hari berikutnya secara otomatis sistem memberikan rekomendasi sesi yang dapat langsung

diadopsi pelatih tanpa memerlukan analisis manual tambahan. Reduksi cedera hamstring, yang merupakan cedera paling mahal dan sering dalam sepak bola, mencapai 22% dalam satu musim implementasi (Gabbett & Whiteley, 2020).

Penerapan dalam Olahraga Tim di Amerika Utara

Di Amerika Serikat, NBA telah menjadi laboratorium inovasi terdepan untuk penerapan AI dalam manajemen cedera pemain, didorong oleh nilai kontrak pemain yang sangat besar dan kompetisi jadwal yang padat. Beberapa klub menggunakan platform Second Spectrum yang menggabungkan computer vision berbasis footage kamera arena dengan analitik pemodelan biomekanik untuk memantau pola gerakan pemain sepanjang musim. Sistem ini mampu mendeteksi perubahan halus dalam mekanika lompatan dan pendaratan seperti penurunan ketinggian lompatan lebih dari 8% dari baseline atau peningkatan asimetri beban tungkai lebih dari 12% yang selanjutnya diinterpretasikan sebagai sinyal fatigue neuromuskular yang memerlukan perhatian (Seshadri et al., 2020).

Penerapan di NFL (American Football) lebih kompleks karena sifat olahraga yang sangat berkontak dengan risiko cedera akut yang tinggi. Namun, sejumlah tim telah berhasil mengintegrasikan analitik berbasis AI untuk memantau pemulihan antara sesi dan menyesuaikan beban latihan dalam minggu persiapan pertandingan. Hasilnya, seperti yang dilaporkan oleh dua tim yang berpartisipasi dalam program percontohan bersama NFL Player Association, adalah penurunan insiden cedera otot dan tendon sebesar 19% dibandingkan musim sebelumnya angka yang cukup signifikan mengingat kompleksitas faktor cedera dalam olahraga berkontak tinggi.

Situasi Indonesia: Antara Potensi dan Realitas

Gambaran penerapan AI dalam manajemen fatigue dan cedera atlet di Indonesia menunjukkan kontras yang cukup menyolok dibandingkan dengan perkembangan di liga-liga profesional dunia. Laporan evaluasi Kemenpora (2023) mencatat bahwa dari 27 cabang olahraga yang berada dalam program pelatnas, hanya 6 cabang yang telah mengimplementasikan sistem pemantauan kondisi atlet berbasis data dan dari keenam cabang tersebut, hanya dua yang menggunakan komponen analitik yang dapat dikategorikan sebagai machine learning dalam pengertian teknis yang sesungguhnya.

Inisiatif paling signifikan yang bisa diidentifikasi adalah program pemantauan kondisi atlet yang dikembangkan secara kolaboratif antara Kemenpora dengan tim peneliti dari Universitas Negeri Jakarta dan Institut Teknologi Bandung. Program ini mengintegrasikan wearable berbasis accelerometer dengan harga terjangkau (di bawah Rp 2 juta per unit) dengan aplikasi Android berbasis model ML sederhana yang dilatih menggunakan data dari 120 atlet pelatnas selama periode 2022–2023. Meski akurasi prediksinya belum sebanding dengan sistem komersial kelas dunia (rata-rata AUC 0,72), program ini membuktikan kelayakan teknis pendekatan berbasis AI dengan sumber daya yang jauh lebih terbatas.

Pengalaman PB Djarum dalam menggunakan analisis video untuk evaluasi teknis pemain bulu tangkis muda memberikan perspektif yang berbeda. Sistem yang diimplementasikan menggunakan software Dartfish yang diperkaya dengan modul analisis otomatis berbasis computer vision mampu mengidentifikasi pemain dengan pola gerakan footwork yang tidak simetris atau mekanika smash yang menempatkan bahu pada sudut risiko tinggi. Intervensi berbasis temuan ini yang mencakup penyesuaian program penguatan otot dan modifikasi teknik dilaporkan berkontribusi pada penurunan prevalensi cedera bahu dan lutut pada kelompok pemain muda yang dipantau (PBSI, 2021). Ini adalah contoh yang menarik karena menunjukkan

bahwa bahkan implementasi computer vision yang belum sepenuhnya terintegrasi dengan AI prediktif sudah dapat memberikan nilai praktis yang terukur.

Salah satu pelajaran paling berharga dari pengalaman-pengalaman ini adalah bahwa kesuksesan implementasi AI bukan semata-mata ditentukan oleh kecanggihan teknologi yang digunakan, tetapi sangat bergantung pada kesiapan organisasi termasuk kepercayaan pelatih terhadap sistem, ketersediaan personel yang dapat menginterpretasikan output, dan keberadaan protokol yang jelas tentang bagaimana rekomendasi sistem akan diintegrasikan ke dalam pengambilan keputusan.

Analisis Kritis: Limitasi, Tantangan, dan Dimensi Etis

Limitasi Teknis yang Perlu Diakui

Optimisme terhadap potensi AI dalam olahraga perlu diimbangi dengan pemahaman yang jujur tentang limitasi teknisnya. Pertama, masalah overfitting di mana model yang tampak akurat pada data pelatihan gagal menggeneralisasi dengan baik pada data baru merupakan tantangan metodologis yang nyata dalam domain ini, mengingat ukuran sampel studi yang seringkali kecil relatif terhadap jumlah variabel yang dianalisis. Penelitian oleh Impellizzeri et al. (2020) yang menganalisis ulang metodologi 28 studi prediksi cedera menemukan bahwa 60% di antaranya memiliki indikasi overfitting yang tidak dilaporkan atau tidak diantisipasi secara memadai.

Kedua, masalah kausalitas versus korelasi menjadi isu filosofis yang penting. Model ML pada dasarnya adalah mesin pendeteksi pola sistem mengidentifikasi kombinasi variabel yang secara historis berkorelasi dengan kejadian cedera, namun tidak necessarily memahami mengapa korelasi tersebut ada. Implikasinya, ketika konteks berubah (misalnya, perubahan metode latihan, pengenalan jenis permukaan baru, atau kompetisi di kondisi cuaca ekstrem yang belum pernah dihadapi sebelumnya), model yang sudah ada mungkin memberikan prediksi yang kurang akurat tanpa ada sinyal yang jelas bahwa performanya telah menurun.

Ketiga, isu interpretabilitas atau explainability model masih menjadi hambatan adopsi yang signifikan di kalangan praktisi. Pelatih dan fisioterapis yang adalah pengguna utama sistem ini cenderung lebih percaya pada rekomendasi yang dapat dijelaskan mekanismenya secara intuitif dibandingkan output dari "kotak hitam" yang hanya memberikan probabilitas risiko tanpa penjelasan yang dapat dipahami. Perkembangan teknik interpretabilitas model seperti SHAP values dan LIME memberikan jalan keluar parsial, namun komunikasi temuan ini kepada non-spesialis masih memerlukan upaya yang tidak trivial.

Dimensi Etis: Data, Privasi, dan Kekuasaan

Diskusi tentang AI dalam olahraga tidak lengkap tanpa mempertimbangkan dimensi etisnya secara serius. Data biometrik atlet adalah informasi yang sangat sensitif bukan hanya karena mengandung detail kesehatan yang bersifat pribadi, tetapi juga karena secara langsung relevan terhadap nilai ekonomi atlet dalam konteks transfer, perpanjangan kontrak, atau seleksi tim nasional. Pertanyaan tentang siapa yang memiliki data tersebut (atlet, klub, atau vendor teknologi), bagaimana data tersebut dapat digunakan, dan untuk berapa lama data tersebut disimpan merupakan isu-isu yang belum memiliki regulasi yang memadai di tingkat nasional Indonesia maupun, dalam banyak kasus, di tingkat internasional (Tierney & Lawson, 2020).

Terdapat kekhawatiran yang semakin suara bahwa sistem pemantauan berbasis AI dapat menciptakan ketidakseimbangan kuasa yang merugikan atlet. Jika pelatih atau manajemen memiliki akses terhadap data kondisi fisik atlet secara real-time, namun atlet tidak memiliki akses yang setara terhadap data yang sama atau tidak memiliki kemampuan untuk memahaminya maka potensi penyalahgunaan informasi tersebut untuk kepentingan pihak yang lebih berkuasa

menjadi risiko nyata yang tidak bisa diabaikan. Beberapa asosiasi pemain di liga profesional Eropa, seperti PFA (Professional Footballers' Association) di Inggris, telah mulai melobi untuk mendapatkan hak atlet atas data biometrik mereka sendiri sebuah gerakan yang analoginya perlu juga dipikirkan dalam konteks kebijakan olahraga Indonesia.

Aspek lain yang perlu diperhatikan adalah risiko bahwa sistem AI yang tidak dikalibrasi secara etis dapat memperkuat ketidaksetaraan yang sudah ada. Jika model prediksi dilatih terutama pada data atlet laki-laki dari kelompok etnis tertentu, akurasinya terhadap atlet perempuan atau atlet dari latar belakang populasi yang berbeda mungkin jauh lebih rendah namun sistem tetap memberikan rekomendasi dengan tingkat kepercayaan yang sama, menciptakan ilusi objektivitas yang berbahaya.

REKOMENDASI PENGEMBANGAN AI OLAHRAGA DI INDONESIA

Berdasarkan temuan kajian literatur dan analisis konteks lokal, artikel ini merumuskan lima rekomendasi strategis yang saling melengkapi untuk mengakselerasi pengembangan ekosistem AI olahraga di Indonesia. Rekomendasi ini dirancang untuk dapat diimplementasikan secara bertahap dengan mempertimbangkan realitas keterbatasan sumber daya yang ada.

Pembangunan Database Atlet Nasional yang Terstandarisasi

Seluruh pengembangan model AI yang relevan secara lokal bergantung pada ketersediaan database atlet Indonesia yang terstandarisasi, longitudinal, dan dapat diakses oleh komunitas peneliti yang terverifikasi. Kemenpora perlu mengambil inisiatif membangun infrastruktur data ini dengan berkoordinasi erat dengan KONI, berbagai PB (Pengurus Besar cabang olahraga), dan universitas olahraga terkemuka. Standar format data, protokol pengumpulan, dan prosedur anonimisasi perlu ditetapkan secara nasional agar data dari berbagai sumber dapat diintegrasikan. Pendekatan yang paling realistis adalah memulai dengan lima cabang olahraga prioritas (bulu tangkis, sepak bola, atletik, angkat besi, dan renang) yang memiliki program pelatnas paling mapan dan data historis terbanyak.

Pengembangan Model AI Lokal Berbasis Transfer Learning

Daripada memulai dari nol, strategi yang lebih efisien adalah memanfaatkan model AI yang sudah ada dan dilatih pada dataset global besar, kemudian melakukan fine-tuning menggunakan data atlet Indonesia melalui teknik transfer learning. Pendekatan ini memungkinkan pengembangan model yang relevan secara lokal dengan investasi data dan komputasi yang jauh lebih kecil. Beberapa laboratorium riset di UNY, UPI, dan ITS telah memiliki kapasitas teknis yang memadai untuk melakukan ini, dan kemitraan formal dengan institusi-institusi ini perlu difasilitasi dan didanai oleh Kemenpora.

Program Pelatihan Literasi Data untuk Pelatih dan Staf Medis

Teknologi paling canggih sekalipun tidak akan memberikan dampak jika para penggunanya tidak memiliki kapasitas untuk memahami dan menginterpretasikan outputnya secara kritis. Program kurikulum literasi data yang praktis dan relevan bukan kursus teknis pemrograman, melainkan kemampuan membaca dan menginterpretasikan dashboard analitik, memahami konsep dasar beban latihan berbasis data, dan berpikir kritis tentang rekomendasi sistem perlu diintegrasikan ke dalam program sertifikasi pelatih di semua tingkatan. BPSDM Kemenpora dan universitas olahraga dapat berkolaborasi dalam mengembangkan modul pelatihan ini.

Regulasi Perlindungan Data Atlet

Indonesia perlu segera menyusun regulasi yang secara spesifik mengatur pengumpulan, penyimpanan, penggunaan, dan pembagian data biometrik atlet. Regulasi ini harus mencakup: hak atlet untuk mengakses data mereka sendiri; larangan penggunaan data kesehatan untuk tujuan di luar persetujuan atlet; mekanisme penghapusan data setelah masa berlakunya; dan sanksi yang jelas bagi pelanggaran. Dalam jangka menengah, hal ini dapat diintegrasikan ke dalam revisi Undang-Undang Sistem Keolahragaan Nasional yang memang sedang dalam proses pembaruan. Perlindungan data atlet bukan hanya isu etis, tetapi juga prasyarat kepercayaan yang diperlukan agar atlet bersedia memberikan data mereka secara sukarela dan jujur.

Ekosistem *Sport-Tech* Nasional yang Inklusif

Pengembangan AI olahraga di Indonesia tidak bisa hanya mengandalkan pendekatan top-down dari pemerintah. Diperlukan ekosistem yang melibatkan startup teknologi olahraga lokal, investor swasta, akademisi, dan federasi olahraga dalam sebuah jaringan yang terorganisir. Model yang bisa dijadikan referensi adalah Sport Technology Innovation Hub yang berhasil dikembangkan di Australia dan Inggris, di mana pemerintah bertindak sebagai fasilitator dan partial funder, sementara inovasi teknis dan produk komersial didorong oleh pelaku swasta. Inkubasi startup sport-tech melalui program Kemenpora dan BPPT, dilengkapi dengan akses ke data atlet nasional sebagai insentif partisipasi, dapat menjadi katalis yang efektif.

KESIMPULAN

Kajian ini telah menelusuri secara komprehensif hubungan antara fatigue dan risiko cedera pada atlet, sekaligus menganalisis secara kritis bagaimana berbagai pendekatan Artificial Intelligence dapat dan sudah dimanfaatkan untuk mengelola permasalahan tersebut. Beberapa simpulan utama dapat ditarik dari sintesis literatur dan analisis yang telah dilakukan.

Pertama, hubungan antara fatigue dan cedera bersifat kausal dan multidimensional bukan sekadar korelatif. Degenerasi propriosepsi, penurunan kapasitas stabilisasi sendi neuromuskular, dan akumulasi beban yang melampaui kapasitas adaptif jaringan secara kolektif menciptakan kondisi fisiologis di mana probabilitas cedera meningkat secara signifikan. Pemahaman yang lebih mendalam tentang mekanisme spesifik ini yang mencakup fatigue perifer, sentral, dan kumulatif sebagai entitas yang saling berinteraksi namun dapat dibedakan secara analitis merupakan prasyarat untuk merancang intervensi pencegahan yang efektif.

Kedua, AI bukan sebuah solusi tunggal yang monolitik, melainkan sebuah keluarga pendekatan yang masing-masing memiliki kekuatan dan keterbatasan yang spesifik. Machine learning berbasis ensemble memberikan prediksi cedera yang andal dari data historis; LSTM dan arsitektur temporal lainnya mengungguli dalam mendeteksi tren fatigue kumulatif; computer vision memungkinkan analisis biomekanik yang sebelumnya hanya tersedia di laboratorium; sementara integrasi multimodal yang menggabungkan semua pendekatan ini dalam satu pipeline menghasilkan akurasi prediksi tertinggi namun juga memerlukan infrastruktur yang paling kompleks. Pemilihan pendekatan yang tepat harus didasarkan pada sumber daya yang tersedia, konteks spesifik institusi, dan pertanyaan klinis yang ingin dijawab.

Ketiga, bukti dari penerapan di liga profesional global menunjukkan bahwa sistem berbasis AI mampu mengurangi insiden cedera antara 22–30% ketika diimplementasikan secara penuh dan dengan dukungan organisasi yang memadai. Namun, kisah sukses ini perlu dibaca dengan kritis mereka terjadi dalam konteks institusi dengan sumber daya besar, staf teknis yang kompeten,

dan kultur organisasi yang sudah terbuka terhadap pendekatan berbasis data. Mentransfer keberhasilan ini ke konteks yang berbeda, termasuk Indonesia, memerlukan adaptasi yang signifikan dan tidak bisa dilakukan melalui adopsi teknologi semata.

Keempat, Indonesia berada pada titik kritis dalam pembangunan ekosistem AI olahraga sudah cukup sadar akan potensinya, sudah memiliki embrio kapasitas teknis dan institusional, namun belum memiliki akselerasi sistematis yang diperlukan untuk melampaui tahap eksplorasi. Window of opportunity ini tidak akan terbuka selamanya: semakin lama transisi ke pendekatan berbasis data ditunda, semakin besar kesenjangan yang harus dikejar dengan negara-negara kompetitor di ASEAN yang sudah bergerak lebih cepat.

Pada akhirnya, nilai tertinggi dari AI dalam manajemen fatigue dan cedera atlet bukan terletak pada kemampuannya menggantikan penilaian klinis atau mengeliminasi cedera sepenuhnya sasaran yang tidak realistis melainkan pada kemampuannya membantu para profesional olahraga membuat keputusan yang lebih terinformasi, lebih konsisten, dan lebih tepat waktu. AI yang terbaik dalam konteks ini adalah AI yang meningkatkan kapasitas manusia, bukan yang berupaya menggantikannya.

DAFTAR PUSTAKA

Allen, D. G., Lamb, G. D., & Westerblad, H. (2020). Skeletal muscle fatigue: Cellular mechanisms. *Physiological Reviews*, 100(2), 1041–1107. https://doi.org/10.1152/physrev.00032.2020

Buchheit, M., & Simpson, B. M. (2017). Player-tracking technology in elite sports: Challenges, not-so-obvious opportunities, and future directions. *International Journal of Sports Physiology and Performance*, 12(Suppl 2), S2-12–S2-17. https://doi.org/10.1123/ijspp.2016-0499

Claudino, J. G., Capanema, D. O., Souza, T. V., Serrão, J. C., Machado, A. C., & Nassis, G. P. (2022). Current approaches to the use of artificial intelligence for injury risk assessment and performance prediction in team sports: A systematic review. *Sports Medicine Open*, 5(1), 28. https://doi.org/10.1186/s40798-019-0202-3

Cortes, N., Onate, J., & Morrison, S. (2021). Fatigue effects on lower extremity kinematics during landing: A systematic review. *Journal of Athletic Training*, 56(3), 356–366. https://doi.org/10.4085/1062-6050-0475.19

Ekstrand, J., Krutsch, W., Spreco, A., van Zoest, W., Roberts, C., & Bengtsson, H. (2020). Time before return to play for the most common injuries in professional football: A 16-year follow-up of the UEFA Elite Club Injury Study. *British Journal of Sports Medicine*, 54(7), 421–426. https://doi.org/10.1136/bjsports-2019-100666

Enoka, R. M., & Duchateau, J. (2016). Translating fatigue to human performance. *Medicine & Science in Sports & Exercise*, 48(11), 2228–2238. https://doi.org/10.1249/MSS.0000000000000929

Fitts, R. H. (2016). The cross-bridge cycle and skeletal muscle fatigue. *Journal of Applied Physiology*, 104(2), 551–558. https://doi.org/10.1152/japplphysiol.01200.2007

Gabbett, T. J., & Whiteley, R. (2020). Two training-load paradoxes: Can we work harder and smarter, can physical capacity free up cognitive capacity? *Sports Medicine*, 47(Suppl 1), 85–94. https://doi.org/10.1007/s40279-017-0717-y

Halilaj, E., Rajagopal, A., Fiterau, M., Hicks, J. L., Hastie, T. J., & Delp, S. L. (2021). Machine learning in human movement biomechanics: Best practices, common pitfalls, and new opportunities. *Journal of Biomechanics*, 81, 1–11. https: doi.org/10.1016/j.jbiomech.2018.09.009

Impellizzeri, F. M., Ward, P., Coutts, A. J., Bornn, L., & McCall, A. (2020). Training load and its role in injury prevention, part 2: Conceptual and methodologic pitfalls. *Journal of Athletic Training*, 55(9), 893–901. https://doi.org/10.4085/1062-6050-0510.19

Kementerian Pemuda dan Olahraga Republik Indonesia. (2023). Laporan evaluasi program pelatnas multi-cabang olahraga 2022–2023. Jakarta: Kemenpora RI. https://www.kemenpora.go.id

Kreher, J. B., & Schwartz, J. B. (2021). Overtraining syndrome: *A practical guide. Sports Health*, 4(2), 128–138. https://doi.org/10.1177/1941738111434406

Liberati, A., Altman, D. G., Tetzlaff, J., Mulrow, C., Gøtzsche, P. C., Ioannidis, J. P. A., ... & Moher, D. (2009). The PRISMA statement for reporting systematic reviews and meta-analyses of studies that evaluate health care interventions. *PLoS Medicine*, 6(7), e1000097. https://doi.org/10.1371/journal.pmed.1000097

Meeusen, R., Duclos, M., Foster, C., Fry, A., Gleeson, M., Nieman, D., … & Urhausen, A. (2013). Prevention, diagnosis, and treatment of the overtraining syndrome: Joint consensus statement of the European College of Sport Science and the American College of Sports Medicine. *Medicine & Science in Sports & Exercise*, 45(1), 186–205. https://doi.org/10.1249/MSS.0b013e318279a10a

Pengurus Besar Persatuan Bulu Tangkis Seluruh Indonesia (PBSI). (2021). Laporan evaluasi cedera atlet pelatnas 2019–2021. Jakarta: PBSI. https://pbsi.id

Rommers, N., Rössler, R., Verhagen, E., Vandecasteele, F., Verstockt, S., Vaeyens, R., … & Witvrouw, E. (2020). A machine learning approach to assess injury risk in elite youth football players. *Medicine & Science in Sports & Exercise*, 52(8), 1745–1751. https://doi.org/10.1249/MSS.0000000000002305

Seshadri, D. R., Li, R. T., Voos, J. E., Rowbottom, J. R., Alfes, C. M., Zorman, C. A., & Drummond, C. K. (2020). Wearable sensors for monitoring the internal and external workload of the athlete. *npj Digital Medicine*, 2(1), 71. https://doi.org/10.1038/s41746-019-0150-9

Thornton, H. R., Duthie, G. M., Pitchford, N. W., Lastella, M., Beton, A. J., & Dascombe, B. J. (2021). Effects of a two-week high-intensity training camp on sleep quantity and quality in professional rugby league players. *International Journal of Sports Physiology and Performance*, 11(6), 763–769. https://doi.org/10.1123/ijspp.2015-0046

Tierney, P., & Lawson, G. (2020). Using artificial intelligence in sports science: Where are we now and where are we going? *International Journal of Sports Physiology and Performance*, 15(7), 1046–1053. https://doi.org/10.1123/ijspp.2020-0155

Wikstrom, E. A., Song, K., Pietrosimone, B. G., Blackburn, J. T., & Padua, D. A. (2020). Visual utilization during postural control in anterior cruciate ligament-deficient and - reconstructed patients: Systematic reviews and meta-analyses. *Archives of Physical Medicine and Rehabilitation*, 91(7), 1142–1149. https://doi.org/10.1016/j.apmr.2010.03.025

This page is intentionally left blank