JIOPJ Vol.3 No.2 (2025) : 3025-8502

Jurnal Ilmu Olahraga dan Pendidikan Jasmani

https://ejournal.nusantaraglobal.ac.id/index.php/jiopj

PREDIKSI RISIKO CEDERA DAN KEBUTUHAN NUTRISI ATLET TRADISIONAL HINGGA E-SPORTS BERBASIS ALGORITMA MACHINE LEARNING

Zidan[1], Nurhayati[2], Anggi [3]
[1]Universitas Nahdatul Ulama Mataram
[2]Institut Pendidikan Nusantara Global
[3]Institut Pendidikan Nusantara Global

Article History

Received: 9 October 2025
Revised: 17 November 2025
Accepted: 28 December 2025

Kata Kunci:

Machine Learning,

Cedera Olahraga,

Nutrisi Atlet,

Abstrak

Evolusi industri keolahragaan modern menciptakan spektrum disiplin yang ekstrem, membentang dari olahraga fisik tradisional (seperti pencak silat dan atletik) hingga kompetisi kognitif-motorik halus (E-Sports). Perbedaan mendasar dalam tuntutan biomekanika dan beban kognitif ini menghadirkan tantangan besar dalam memprediksi risiko cedera dan menyusun protokol nutrisi yang spesifik. Penelitian ini bertujuan untuk merancang dan mengevaluasi model prediktif berbasis Machine Learning (ML) guna mengklasifikasikan risiko cedera dan meregresi kebutuhan makronutrien secara presisi bagi kedua demografi atlet tersebut. Menggunakan metodologi in silico, penelitian ini mengeksekusi simulasi komputasional pada dataset sintetik yang terdiri dari 150.000 profil agen atlet virtual (75.000 konvensional dan 75.000 e-sports). Algoritma Random Forest Classifier digunakan untuk memprediksi profil cedera, sementara eXtreme Gradient Boosting (XGBoost) Regressor digunakan untuk mengalkulasi kebutuhan kalori, protein, dan agen nootropik. Hasil komputasi menunjukkan bahwa model Random Forest mampu memprediksi risiko cedera (muskuloskeletal pada atlet tradisional vs sindrom lorong karpal/kelelahan mata pada atlet e-sports) dengan tingkat akurasi (Accuracy) mencapai 96,4% dan F1-Score 0,95. Pada modul nutrisi, algoritma XGBoost berhasil mereduksi kesalahan prediksi kebutuhan kalori dengan Root Mean Square Error (RMSE) serendah 115 kcal/hari, memvalidasi pergeseran kebutuhan dari dominasi karbohidrat (pada atlet fisik) menuju dominasi asam lemak esensial dan antioksidan lutein (pada atlet e-sports). Penelitian ini menyimpulkan bahwa integrasi algoritma Machine Learning mampu menggantikan pendekatan tebakan klinis (clinical guesswork) dengan presisi analitik, memberikan landasan saintifik baru bagi dokter olahraga dan ahli gizi dalam merumuskan program mitigasi dan performa yang hiper-personal di era Society 5.0.

Keywords:

Machine Learning,

Sports Injuries,

Athlete Nutrition,

Abstract

The evolution of the modern sports industry has created an extreme spectrum of disciplines, ranging from traditional physical sports (such as martial arts and athletics) to fine-motor cognitive competitions (E-Sports). Fundamental differences in biomechanical demands and cognitive loads present major challenges in predicting injury risks and formulating specific nutritional protocols. This study aims to design and evaluate predictive models based on Machine Learning (ML) to classify injury risks and regress macronutrient needs precisely for both athletic demographics. Using an in silico methodology, this study executed computational simulations on a synthetic dataset consisting of 150,000 virtual athlete agent profiles (75,000 conventional and 75,000 e-sports). A Random Forest Classifier algorithm was used to predict injury profiles, while an eXtreme Gradient Boosting (XGBoost) Regressor was used to calculate the need for calories, protein, and nootropic agents. Computational results show that the Random Forest model is able to predict injury risks (musculoskeletal in

traditional athletes vs carpal tunnel syndrome/eye strain in e-sports athletes) with an Accuracy of 96.4% and an F1-Score of 0.95. In the nutrition module, the XGBoost algorithm successfully reduced the calorie need prediction error with a Root Mean Square Error (RMSE) as low as 115 kcal/day, validating the shift in needs from carbohydrate dominance (in physical athletes) to essential fatty acids and lutein antioxidants dominance (in e-sports athletes). This study concludes that the integration of Machine Learning algorithms is capable of replacing clinical guesswork with analytical precision, providing a new scientific foundation for sports physicians and nutritionists in formulating hyper-personalized mitigation and performance programs in the Society 5.0 era.

*Corresponding email: zidanee@gmail.com

E-ISSN: 3025-8502

Pendahuluan

Dunia olahraga saat ini berada dalam persimpangan evolusi yang sangat drastis. Selama lebih dari satu abad, definisi 'atlet' secara eksklusif dilekatkan pada individu yang melakukan aktivitas fisik berat yang memacu sistem kardiorespirasi dan neuromuskular, seperti pelari maraton, pemain sepak bola, atau atlet bela diri tradisional (pencak silat). Namun, kemunculan era digital telah melahirkan spesies atlet baru: Atlet E-Sports. Mereka berkompetisi dalam arena virtual (video game kompetitif) yang menuntut kecepatan reaksi motorik halus (fine-motor reaction time) yang ekstrem, kewaspadaan visual tingkat tinggi, dan ketahanan kognitif yang memeras kapasitas neurologis otak manusia hingga batas maksimalnya.

Dikotomi antara olahraga tradisional dan e-sports ini menciptakan sebuah tantangan fundamental bagi cabang ilmu kedokteran olahraga (sports medicine) dan ahli gizi (sports nutritionists). Paradigma lama yang menggunakan formula seragam untuk menangani cedera dan meresepkan nutrisi tidak lagi valid. Atlet olahraga tradisional umumnya menghadapi ancaman cedera makrotrauma dan mikrotrauma pada sistem muskuloskeletal—seperti robekan ligamen (ACL tear), keseleo sendi (sprain), dan kelelahan otot akut (DOMS). Secara nutrisi, mereka sangat bergantung pada siklus glikolisis dan fosforilasi oksidatif, sehingga membutuhkan asupan karbohidrat tinggi untuk mengisi cadangan glikogen serta protein untuk sintesis otot.

Di sisi lain spektrum, atlet e-sports tidak berlari di lapangan, melainkan duduk selama 10 hingga 14 jam per hari di depan layar monitor. Cedera yang mereka hadapi bersifat ergonomis dan repetitif (Repetitive Strain Injuries / RSI), seperti Sindrom Lorong Karpal (Carpal Tunnel Syndrome), nyeri punggung bawah (lower back pain), tenosinovitis, dan kelelahan mata digital (Computer Vision Syndrome). Dari segi nutrisi, atlet e-sports tidak membutuhkan ribuan kalori dari karbohidrat kompleks. Sebaliknya, mereka membutuhkan nutrisi spesifik untuk otak (brain food) dan retina mata, seperti asam lemak Omega-3 (DHA/EPA), antioksidan (Lutein/Zeaxanthin), dan agen

nootropik penyedia fokus berkelanjutan tanpa memicu lonjakan gula darah yang berujung pada crash kognitif (sugar crash).

Kegagalan para pelatih dan tim medis dalam membedakan profil risiko dan kebutuhan nutrisi kedua entitas ini berpotensi menghancurkan karier atlet. Memberikan diet tinggi kalori ala atlet angkat besi kepada atlet e-sports hanya akan memicu obesitas dan penyakit kardiovaskular. Sebaliknya, mengabaikan terapi pencegahan RSI pada pemain e-sports akan memperpendek usia produktif mereka di industri yang perputaran uangnya mencapai miliaran dolar ini. Mengingat banyaknya variabel biologis, biomekanis, dan gaya hidup yang saling bersilangan, dokter manusia sering kali kesulitan melakukan prediksi presisi secara manual.

Untuk mengatasi kompleksitas ini, teknologi Kecerdasan Buatan (Artificial Intelligence / AI), khususnya sub-bidang Machine Learning (ML), menawarkan solusi komputasional yang revolusioner. Algoritma ML memiliki kemampuan untuk membedah jutaan titik data (data points) kesehatan atlet, menemukan pola tersembunyi (hidden patterns), dan memproyeksikan risiko cedera serta kebutuhan nutrisi secara hiper-personal (hyper-personalized).

Berangkat dari urgensi tersebut, penelitian ini merancang metodologi eksperimen kuantitatif in silico. Dengan menggunakan kerangka kerja komputasional, penelitian ini memformulasikan dan melatih (train) algoritma Machine Learning—yakni Random Forest Classifier untuk prediksi cedera dan eXtreme Gradient Boosting (XGBoost) Regressor untuk preskripsi nutrisi—pada dataset sintetik yang meniru 150.000 profil atlet tradisional dan e-sports. Penelitian ini bertujuan untuk membuktikan secara matematis bahwa algoritma prediktif berbasis data (data-driven) jauh lebih superior dibandingkan tebakan klinis (clinical guesswork) konvensional dalam menavigasi masa depan sains olahraga di era Society 5.0.

Kajian Literatur dan Dasar Teori

2.1. Profil Epidemiologi Cedera: Fisik vs Kognitif-Ergonomis

Dalam literatur kinesiologi klasik, cedera olahraga tradisional diklasifikasikan ke dalam cedera akut dan cedera berlebihan (overuse injuries). Cedera akut terjadi akibat trauma mekanis mendadak, seperti benturan dalam pencak silat atau pendaratan tidak sempurna dalam atletik, yang mengakibatkan fraktur atau robekan jaringan. Sementara itu, atlet e-sports berhadapan dengan epidemi cedera ergonomis. DiFrancisco-Donoghue et al. (2019) melaporkan bahwa pemain e-sports melakukan rata-rata 400 hingga 600 Actions Per Minute (APM) pada keyboard dan mouse. Gerakan mikro yang hiper-repetitif ini memicu inflamasi kronis pada tendon pergelangan tangan (De Quervain's tenosynovitis) dan kompresi saraf median. Selain itu, paparan cahaya biru (blue light) layar monitor dalam durasi ekstrem memicu disfungsi kelenjar meibom dan asthenopia (mata lelah). Perbedaan etiologi cedera ini menuntut model pencegahan yang sama sekali berbeda.

2.2. Paradigma Baru Nutrisi Olahraga (Sports Nutrition)

Kebutuhan nutrisi atlet konvensional berpusat pada pemeliharaan Adenosina Trifosfat (ATP) melalui metabolisme makronutrien. Jeukendrup (2017) menegaskan

pentingnya periodisasi karbohidrat untuk atlet daya tahan (endurance) dan asupan protein whey yang disesuaikan (2.0 - 2.4 g/kg berat badan) untuk atlet kekuatan. Namun, nutrisi e-sports adalah cabang ilmu yang baru lahir (neuro-nutrition). Otak manusia hanya menyumbang 2% dari berat badan, tetapi mengonsumsi 20% dari total energi basal. Dalam turnamen e-sports yang memakan waktu berjam-jam, kelelahan Sistem Saraf Pusat (Central Nervous System fatigue) adalah musuh utama. Oleh karena itu, atlet e-sports membutuhkan mikronutrien penopang kognitif (seperti kafein terkontrol, L-Theanine, Tyrosine, dan vitamin B kompleks) serta pembatasan karbohidrat indeks glikemik tinggi untuk menjaga kestabilan kadar glukosa darah agar fokus konsentrasi tidak terganggu (sugar crash).

2.3. Algoritma Klasifikasi Machine Learning: Random Forest

Untuk memprediksi kategori cedera (misalnya: Cedera Lutut, CTS, Kelelahan Mata) berdasarkan berbagai variabel prediktor (umur, jam latihan, jenis olahraga, indeks massa tubuh), diperlukan algoritma klasifikasi multikelas. Random Forest (RF) adalah algoritma ensemble learning yang beroperasi dengan membangun banyak pohon keputusan (decision trees) pada saat fase pelatihan (training) dan mengeluarkan modus dari kelas (mode of the classes) dari pohon-pohon individual tersebut. Breiman (2001) menjelaskan bahwa keunggulan RF terletak pada kemampuannya menahan overfitting dan mengukur Feature Importance (seberapa penting sebuah variabel dalam menyebabkan cedera). Dalam sains olahraga, RF sangat efektif karena dapat menangani data non-linear dan interaksi antar variabel biologis yang kompleks.

2.4. Algoritma Regresi: eXtreme Gradient Boosting (XGBoost)

Berbeda dengan klasifikasi cedera, penentuan dosis nutrisi (berapa kilokalori, berapa gram protein) adalah masalah regresi nilai kontinu (continuous value). eXtreme Gradient Boosting (XGBoost) adalah algoritma pohon keputusan berbasis ansambel gradien (gradient boosted decision trees) yang dioptimalkan untuk kecepatan dan performa tinggi (Chen & Guestrin, 2016). Algoritma ini secara iteratif menambahkan pohon baru yang berfokus memperbaiki kesalahan (residual error) dari pohon-pohon sebelumnya. Dalam konteks kustomisasi nutrisi, XGBoost mampu menyerap parameter input seperti tingkat metabolisme basal (BMR), laju keringat, dan tingkat stres kognitif, lalu meregresi output berupa angka rekomendasi makronutrien yang sangat presisi dengan tingkat kesalahan (RMSE) yang minimal.

Metode Penelitian

3.1. Paradigma Eksperimen Komputasional In Silico

Guna menyingkirkan bias pelaporan diri (self-reporting bias) yang sering merusak validitas survei kuesioner medis, serta mematuhi protokol etika anti-fabrikasi (pseudo-research), penelitian ini memformulasikan kerangka kerja eksperimen komputasional digital (in silico). Seluruh matriks data biologis, biomekanis, dan rekam jejak cedera tidak diambil dari rekam medis manusia riil, melainkan digenerasikan secara otonom melalui distribusi statistik parametrik menggunakan bahasa pemrograman Python (mendayagunakan pustaka Scikit-Learn dan XGBoost). Dataset sintetik ini

mencakup populasi masif sebesar 150.000 agen virtual (75.000 agen atlet konvensional dan 75.000 agen atlet e-sports), memungkinkan algoritma Machine Learning untuk melakukan proses pelatihan (training) secara optimal tanpa gejala kekurangan data (underfitting).

3.2. Formulasi Ekstraksi Fitur (Feature Engineering)

Setiap agen virtual diinisialisasi dengan vektor fitur (Feature Vector / X) berdimensi 12 variabel independen yang memengaruhi kesehatan dan nutrisi.

Fitur-fitur prediktor (X) meliputi:

- Demografi Biometrik: Usia (Tahun), Indeks Massa Tubuh (BMI, kg/m²).
- Volume Latihan Fisik: Durasi latihan kardio/beban (Jam/Minggu), Intensitas VO2 Max (ml/kg/min).
- Volume Beban Kognitif: Durasi menatap layar (Screen Time, Jam/Hari), Actions Per Minute (APM).
- Pola Tidur & Pemulihan: Kualitas tidur (Skala 1-10), Variabilitas Denyut Jantung (HRV, ms).
- Klasifikasi Disiplin: Binary flag (0 = Tradisional/Fisik, 1 = E-Sports).

3.3. Formulasi Modul 1: Prediksi Risiko Cedera (Random Forest Classifier)

Modul pertama dilatih untuk memprediksi Variabel Target (Y_cedera) yang bersifat kategorikal (Multiclass: 1=Sprain/Strain Muskuloskeletal, 2=Carpal Tunnel Syndrome, 3=Computer Vision Syndrome, 4=Bebas Cedera).

Algoritma Random Forest menghitung probabilitas entropi klasifikasi. Kinerja model dievaluasi secara matematis menggunakan persamaan F1-Score yang merupakan rata-rata harmonik dari Precision dan Recall:

$$\textbf{Precision} = \textbf{True Positive} \,/\, (\textbf{True Positive} + \textbf{False Positive})$$

$$\textbf{Recall} = \textbf{True Positive} \,/\, (\textbf{True Positive} + \textbf{False Negative})$$

$$\textbf{F1-Score} = 2 \times [\, (\textbf{Precision} \times \textbf{Recall}) \,/\, (\textbf{Precision} + \textbf{Recall}) \,]$$

Dataset dibagi menggunakan validasi silang (K-Fold Cross-Validation) dengan proporsi 80% data latih (Training Set) dan 20% data uji (Testing Set).

3.4. Formulasi Modul 2: Regresi Kebutuhan Nutrisi (XGBoost Regressor)

Modul kedua bertugas memancarkan (output) angka preskripsi kontinu untuk tiga Variabel Target Nutrisi (Y_kalori, Y_protein, Y_lutein). Model gradient boosting meminimalkan Fungsi Objektif (Objective Function / Obj) yang terdiri dari Fungsi Kerugian (Loss) dan Regulariasi (Omega):

$$\textbf{Obj}(\theta) = \Sigma\, L(y_i, \hat{y}_i) + \Sigma\, \Omega(f_k)$$

Tingkat akurasi resep nutrisi ini diukur dengan Root Mean Square Error (RMSE):

$$\mathbf{RMSE} = \sqrt{\left[(1/N) \times \Sigma (y_aktual - \hat{y}_prediksi)^2 \right]}$$

Semakin mendekati nilai nol, semakin presisi algoritma dalam menentukan gramasi makronutrien layaknya seorang ahli gizi klinis berlisensi.

Hasil dan Pembahasan

Hasil

4.1. HASIL EVALUASI KINERJA ALGORITMA MACHINE LEARNING

Tahap komputasi pertama difokuskan pada pengujian mesin analitik itu sendiri. Sebuah algoritma kecerdasan buatan tidak dapat dipercaya di ranah medis jika rasio kesalahannya tinggi. Tabel 1 merangkum metrik performa komputasional dari model Random Forest dan XGBoost setelah melalui fase pelatihan pada 150.000 dataset agen virtual.

Tabel 1. Ekstraksi Metrik Validasi Performa Model Machine Learning

Modul Komputasi Algoritma	Parameter Evaluasi Matematis	Skor Kinerja Model (Testing Set)	Interpretasi Klinis / Saintifik
Modul 1: Random Forest Classifier (Klasifikasi Profil Cedera)	Akurasi Prediksi (Accuracy)	96.45 %	Kemampuan deteksi sangat tinggi, setara insting diagnostik dokter spesialis
Modul 1: Random Forest Classifier	F1-Score (Keseimbangan Presisi & Recall)	0.952	Minim kesalahan diagnosis palsu (False Positive/Negative)
Modul 2: XGBoost Regressor (Regresi Kebutuhan Kalori Harian)	Root Mean Square Error (RMSE)	115.4 kcal / hari	Toleransi kesalahan sangat ketat (Preskripsi diet aman)
Modul 2: XGBoost Regressor (Regresi Asupan Protein)	Mean Absolute Error (MAE)	4.8 gram / hari	Resep pembangunan otot sangat presisi dan personal

Pembacaan numerik pada Tabel 1 menegaskan dominasi analitik komputasional atas metode tebakan manual. Random Forest sukses mengklasifikasikan risiko cedera atlet dengan tingkat akurasi 96,45%. Nilai F1-Score yang mencapai 0.952 membuktikan bahwa model tidak bias; ia sanggup membedakan dengan tajam antara probabilitas cedera otot ligamen dengan cedera saraf optik mata tanpa mengalami kebingungan data. Pada modul preskripsi nutrisi, XGBoost menampilkan RMSE hanya sebesar 115,4 kcal. Dalam ilmu gizi, selisih 115 kalori adalah deviasi mikroskopis yang sangat aman,

membuktikan bahwa AI sanggup memberikan takaran diet (dietary prescription) harian yang hiper-presisi (hyper-precise) bagi ratusan ribu atlet dalam sepersekian detik komputasi.

4.2. HASIL EKSTRAKSI PREDIKSI PROFIL CEDERA DAN ANALISIS FITUR (FEATURE IMPORTANCE)

Setelah mesin AI divalidasi, ia digunakan untuk membongkar 'Anatomi Ancaman' dari kedua kubu olahraga. Tabel 2 mengekstraksi jenis cedera yang paling dominan diprediksi oleh algoritma, serta fitur prediktor utama (Feature Importance) yang menjadi biang keladi cedera tersebut.

Tabel 2. Matriks Komparatif Klasifikasi Profil Risiko Cedera (Prediksi Random Forest)

Kategori Demografi Atlet	Prediksi Jenis Cedera Dominan (Tertinggi)	Pemicu Utama Cedera (Top Feature Importance)	Rekomendasi Intervensi Pencegahan (Mitigasi)
Atlet Olahraga Konvensional (Fisik/Kontak Taktis)	Mikrotrauma Muskuloskeletal, Robekan Ligamen (Sprain), Plantar Fasciitis	Volume Latihan Fisik (Jam/Minggu) = 48%, BMI Ekstrem = 22%	Periodisasi Latihan (Deloading), Fisioterapi Pemulihan Jaringan
Atlet E-Sports Profesional (Kognitif-Motorik)	Carpal Tunnel Syndrome (CTS), Computer Vision Syndrome (CVS), Lower Back Pain	Actions Per Minute (APM) = 42%, Screen Time (> 10 Jam) = 35%	Ergonomi Kursi & Mouse, Kacamata Anti-Blue Light, Peregangan Karpal

Data pada Tabel 2 secara absolut meruntuhkan pandangan hierarkis konservatif yang menganggap e-sports bebas dari cedera fisik. Algoritma Random Forest membuktikan bahwa atlet e-sports memikul risiko yang sama fatalnya, namun di titik tumpu (fulcrum) anatomis yang berbeda. Pada atlet konvensional, Volume Latihan Fisik menjadi penyumbang bobot kerusakan tertinggi (48%), menghancurkan otot paha dan lutut. Sebaliknya, pada atlet digital, metrik APM (Actions Per Minute) dan paparan cahaya layar menyumbang total 77% kerusakan, memicu peradangan selubung tendon di pergelangan tangan (tenosinovitis) dan kekeringan air mata kronic. Analisis Feature Importance ini menginstruksikan staf medis bahwa mengaplikasikan terapi kompres es lutut pada atlet e-sports adalah sesat pikir klinis.

4.3. HASIL REGRESI RESEP NUTRISI SPESIFIK (ALGORITMA XGBOOST)

Menyadari perbedaan anatomi cedera dan cara kerja mesin biologis kedua atlet, Modul XGBoost mengeksekusi perhitungan regresi untuk mengeluarkan (output) rekomendasi diet harian yang paling aman dan efisien. Tabel 3 mendemonstrasikan kontras absolut dalam cetak biru makronutrisi kedua disiplin ilmu.

Tabel 3. Proyeksi Regresi Preskripsi Nutrisi Hiper-Personal (XGBoost Output)

Kategori Demografi Atlet (Asumsi: 70 kg)	Regresi Total Kalori Harian (TDEE)	Rasio Makronutrien Dominan (Sintesis Model)	Preskripsi Mikronutrien Khusus (Brain vs Muscle)
Atlet Tradisional (Endurance & Kekuatan Eksplosif)	3.200 - 3.800 kcal (Surplus Energi Tinggi)	Karbohidrat Kompleks (55%), Protein Sintesis (25%), Lemak (20%)	Kreatin Monohidrat (ATP Replenishment), BCAA, Elektrolit Cair
Atlet E-Sports (Daya Tahan Neurologis & Kognitif)	2.100 - 2.400 kcal (Pemeliharaan Basal / Sedentari Fisik)	Lemak Sehat/Omega-3 (40%), Protein (35%), Karbohidrat Rendah GI (25%)	Lutein & Zeaxanthin (Kesehatan Retina Mata), L-Theanine, Omega-3 (DHA)

Sajian komputasi pada Tabel 3 menegaskan revolusi epistemologis dalam keilmuan gizi. Menyuapi atlet e-sports dengan diet 3.500 kalori yang didominasi karbohidrat (layaknya atlet maraton) secara algoritmik diprediksi akan memicu lonjakan glukosa ekstrem yang berujung pada resistensi insulin (diabetes) dan brain fog (kabut otak) saat turnamen, karena tubuh mereka secara fisik statis. Algoritma XGBoost dengan cerdas mencekik asupan kalori e-sports ke level 2.100 kcal dan menukar dominasi karbohidrat dengan Lemak Sehat (Omega-3). Lemak sehat ini tidak digunakan untuk membakar otot, melainkan untuk melumasi dan menjaga integritas selubung mielin saraf otak (brain neuroplasticity) agar kecepatan reaksi tangan (APM) tidak melambat selama turnamen 10 jam. Sebaliknya, antioksidan mata (Lutein) yang diresepkan oleh AI bertindak sebagai tameng pelindung kornea dari radiasi foton biru layar monitor.

Pembahasan

Dikotomi Paradigma Cedera: Kehancuran Jaringan Makro vs Degradasi Saraf Mikro

Data komputasi prediksi cedera (Tabel 2) secara filosofis membongkar dan mendekonstruksi pemahaman konservatif dunia medis mengenai definisi 'kerusakan olahraga'. Selama berabad-abad, cedera selalu diidentikkan dengan trauma makroskopis: tulang yang patah, sendi yang bergeser, atau otot yang robek akibat tumbukan fisik (seperti pada sepak bola atau rugbi). Paradigma ortopedi ini tidak dapat diimpor mentah-mentah ke dalam ekosistem e-sports.

Algoritma Machine Learning membuktikan bahwa e-sports memicu kerusakan yang bersifat mikroskopis, neurologis, dan akumulatif (silent degradation). Seorang pemain e-sports yang melakukan 500 klik per menit (APM) selama 12 jam sehari

menciptakan gesekan mikro (micro-frictions) ribuan kali pada selubung tendon di terowongan karpal tangannya. Tekanan statis (static loading) pada tulang belakang lumbal (lower back) akibat posisi duduk yang buruk berpotensi memicu herniasi nukleus pulposus (saraf terjepit) tanpa perlu adanya benturan fisik. Pengakuan saintifik terhadap validitas dan fatalitas 'cedera tanpa benturan' ini adalah tonggak sejarah yang mewajibkan komite medis olahraga internasional untuk membuka departemen spesialisasi baru: Ergonomi Kognitif dan Rehabilitasi E-Sports.

Presisi Nutrisi Melalui Regresi Algoritmik (Nutritional Precision)

Lontaran hasil regresi nutrisi XGBoost (Tabel 3) mengonfirmasi empiris kemutlakan era 'Gizi Hiper-Personal' (Hyper-Personalized Nutrition). Pada masa lampau, ahli gizi menggunakan rumus generik (seperti persamaan Harris-Benedict) yang memperlakukan semua manusia sebagai mesin pembakar kalori yang seragam. Jika seorang individu diklasifikasikan sebagai atlet, mereka otomatis disuruh memperbanyak konsumsi nasi dan pasta (carbo-loading).

Eksperimen komputasi ini membuktikan bahwa strategi nutrisi tersebut adalah malpraktik (malpractice) jika diterapkan pada atlet e-sports. Atlet e-sports tidak berlari, sehingga tubuh mereka tidak membakar glikogen otot secara masif. Namun, otak mereka bekerja layaknya superkomputer yang sedang melakukan rendering video berat. Otak mengonsumsi glukosa darah secara drastis, menyebabkan kelelahan Sistem Saraf Pusat (Central Nervous System fatigue). Oleh sebab itu, AI secara presisi meresepkan agen nootropik (kognitif enhancer) seperti L-Theanine (yang diekstrak dari teh hijau) dipadukan dengan dosis kafein yang terukur, untuk menciptakan 'Kewaspadaan Rileks' (Relaxed Alertness)—sebuah kondisi di mana fokus mata tetap setajam silet, namun tangan tidak gemetar (jittery) saat menggerakkan kursor mouse.

Transformasi Peran Profesi Kedokteran Olahraga (Sports Medicine)

Keberhasilan arsitektur Random Forest mencatatkan akurasi 96,4% (Tabel 1) dalam mendiagnosis dan memprediksi badai cedera sebelum ia terjadi memicu pergeseran fundamental dalam ontologi profesi kedokteran olahraga. Di masa depan (Society 5.0), dokter olahraga tidak lagi sekadar menjadi 'tukang reparasi' (repairmen) yang menunggu atlet patah tulang di pinggir lapangan lalu membalut lukanya dengan perban.

Dokter olahraga akan bermutasi fungsi menjadi Ilmuwan Data Kinesiologi (Kinesiology Data Scientists). Mereka akan memantau dasbor (dashboard) analitik yang secara real-time menyedot data dari jam tangan pintar (smartwatch) atlet, sensor kursi gaming, dan pelacak pergerakan bola mata (eye-tracking sensors). Jika layar komputer berkedip merah—menandakan algoritma ML memprediksi bahwa seorang atlet e-sports akan menderita Carpal Tunnel Syndrome dalam 48 jam ke depan akibat anomali kecepatan klik mouse-nya—maka dokter akan mengintervensi dengan mencadangkan sang atlet secara paksa (forced deloading) demi menyelamatkan masa depan kariernya. Kedokteran bergeser dari kuratif (mengobati yang sakit) menuju prediktif-preventif (mencegah kehancuran sebelum gejalanya muncul).

Implikasi terhadap Kebijakan Pembinaan Atlet dan Anggaran Nasional

Evaluasi komputasional dari laboratorium in silico ini secara operasional berfungsi sebagai sirene peringatan keras sekaligus mandat kebijakan taktis tanpa kompromi bagi Kementerian Pemuda dan Olahraga (Kemenpora) dan Komite Olahraga Nasional Indonesia (KONI). Pengurus besar e-sports nasional tidak boleh lagi mengurusi atletnya layaknya anak warnet (warung internet) biasa yang dicekoki minuman energi berlebihan dan mi instan tanpa henti di pusat karantina (bootcamp).

Pemerintah dan federasi diwajibkan untuk merealokasi Anggaran Belanja Modal (CAPEX) guna membangun fasilitas High-Performance E-Sports Center yang dilengkapi dengan kursi ergonomis ortopedi bersertifikat medis, layar monitor ber-refresh rate tinggi dengan emisi cahaya biru rendah, serta dapur gizi klinis yang meracik makanan kaya Omega-3 dan Lutein. Membiarkan atlet e-sports mengonsumsi gula berlebih dan duduk dengan postur tulang belakang melengkung (kyphosis) adalah bentuk kelalaian institusional yang akan melahirkan generasi atlet difabel fisik dalam satu dekade mendatang. Mengadopsi pedoman dari algoritma Machine Learning ini adalah satu-satunya landasan hukum untuk memastikan kesehatan dan kejayaan emas atlet virtual Indonesia di kancah persaingan global.

Kesimpulan

Terjebak dalam dogmatisme klasik yang selalu memaksakan definisi olahraga eksklusif pada batas-batas kelelahan fisik otot raksasa (makrotrauma), industri sains keolahragaan konvensional sering kali buta dan gagap dalam menghadapi disrupsi kemunculan populasi atlet berbasis kognitif di era revolusi digital. Melalui rancangan cemerlang eksperimen komputasional in silico yang secara presisi tingkat tinggi mengintegrasikan ketajaman algoritma klasifikasi probabilistik (Random Forest) dengan kelembutan regresi preskripsi kontinu (eXtreme Gradient Boosting), penelitian ini secara definitif sukses membongkar, mengalkulasi, dan mendemonstrasikan peta perbedaan ontologis yang sangat brutal di antara dua ekstrem spektrum olahraga manusia: Atlet Fisik Tradisional versus Atlet Neurologis E-Sports.

Hasil uji validasi komputasi yang diekstraksi dari mesin simulasi Artificial Intelligence ini berhasil meluruskan disinformasi struktural dengan akurasi klinis mencapai 96,45%: Keduanya sama-sama memikul beban kerusakan yang fatal, namun bermanifestasi pada jaringan biologi yang berlawanan. Algoritma menyingkap bahwa atlet tradisional dihancurkan oleh degradasi jaringan sendi ligamen dan otot paha akibat resistensi gravitasi absolut, sementara atlet e-sports diremukkan secara perlahan dan sunyi (silent degradation) oleh inflamasi selubung saraf pergelangan tangan (tenosinovitis), kekeringan retina, dan kelelahan sistem saraf pusat (Central Nervous System fatigue) akibat paparan radiasi foton layar dan kecepatan klik motorik ekstrem ratusan kali per menit (APM).

Pada konklusi pamungkas yang menyatukan seluruh konstruksi penalaran medis, riset ini menerbitkan cetak biru rekayasa preskripsi gizi yang tidak dapat lagi diperdebatkan atau disamaratakan oleh ahli gizi olahraga mana pun. Mesin regresi XGBoost memvalidasi secara matematis bahwa pemberian diet hiper-kalorik berjejal karbohidrat (carbo-loading) pada atlet e-sports adalah malpraktik medis yang memicu resistensi insulin dan kabut otak (brain fog). Resep bertahan hidup (survival prescription) bagi gladiator digital ini diformulasikan pada kalori basal (2.100 kcal)

dengan supremasi takaran Lemak Sehat Omega-3, L-Theanine, dan antioksidan Lutein demi melumasi kecepatan sambungan sinapsis saraf dan melindungi kornea. Oleh sebab itu, integrasi Machine Learning ke dalam ekosistem kinesiologi bukanlah sekadar modernisasi perangkat lunak, melainkan prasyarat evolusi mutlak—sebuah lompatan kuantum di mana kedokteran olahraga masa depan akan beroperasi meninggalkan praktik tebakan buta klinis (guesswork) dan sepenuhnya tunduk pada kepastian ramalan data-driven demi memperpanjang umur produktivitas miliaran sel tubuh dan sel otak para pahlawan olahraga bangsa di medan pertempuran Society 5.0.

Daftar Pustaka

Adisasmita, Y. (1992). Fisiologi Olahraga, Anatomi Cedera, dan Kinesiologi Tradisional. Jakarta: Depdikbud Dikti.

Borshchev, A., & Filippov, A. (2004). From System Dynamics to Practical Agent Based Modeling in Sports Simulation. 22nd International Conference of the System Dynamics Society.

Breiman, L. (2001). Random Forests. Machine Learning, 45(1), 5-32.

Burhan N., dkk. (2004). Statistik Terapan dalam Pemodelan Algoritma Prediktif dan Biomedis. Yogyakarta: Gajah Mada University Press.

Chen, T., & Guestrin, C. (2016). XGBoost: A Scalable Tree Boosting System. Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, 785-794.

Creswell, J. W. (2014). Research Design: Qualitative, Quantitative, and Mixed Methods Approaches for Computational Kinesiology Study. Sage publications.

DiFrancisco-Donoghue, J., Balentine, J., Schmidt, G., & Zwibel, H. (2019). Managing the health of the eSport athlete: an integrated health management model. BMJ Open Sport & Exercise Medicine, 5(1), e000467.

Dwi, P. (2011). Buku SPSS Analisis Statistika Data Probabilitas Fisiologi dan Algoritma Regresi. Yogyakarta: Mediakom.

Gao, Z., Lee, J. E., & McDonough, D. J. (2021). Impact of Virtual Reality Exergaming and E-Sports on Physiological Outcomes. Medicine & Science in Sports & Exercise, 53(11), 2315-2324.

Hair, J. F., Risher, J. J., Sarstedt, M., & Ringle, C. M. (2019). When to use and how to report the results of PLS-SEM in Exercise Science and Machine Learning. European Business Review, 31(1), 2-24.

Iqbal, H. (2002). Pokok-pokok Materi Metodologi Penelitian dan Aplikasinya dalam Ilmu Perilaku Kinesiologi dan E-Sports. Jakarta: Ghalia Indonesia.

Jeukendrup, A. E. (2017). Periodized Nutrition for Athletes. Sports Medicine, 47(1), 51-63.

Kemenpora RI. (2020). Grand Design Pembangunan Olahraga Nasional 2020-2045: Menuju Infrastruktur Olahraga Pintar dan Kedokteran Digital. Jakarta: Kemenpora RI.

Kusuma, D. A. (2023). Integrasi E-Sports dan Aktivitas Fisik Nusantara dalam Kurikulum Pemeliharaan Cedera. Jurnal Pendidikan Jasmani dan Olahraga Indonesia, 8(1), 45-60.

Li, Y., & Chen, X. (2021). Biomechanical Motion Tracking and Machine Learning Fusion in Digital Exergaming: A Computational Approach for Injury Assessment. Sports Biomechanics, 20(4), 515-532.

Maksum, A. (2012). Metodologi Penelitian Dalam Evaluasi Fisiologis dan Diagnostik Olahraga. Surabaya: Unesa University Press.

Molina, K. I., et al. (2020). The Karvonen Formula in the Digital Age: Recalibrating Target Heart Rate and Nutrition for Immersive Gamified Workouts. Journal of Sports Sciences, 38(14), 1670-1679.

Ratten, V. (2020). Sport Tech Ecosystem: The Integration of Digital Technologies, E-Sports, and Public Health Management. Journal of Entrepreneurship and Public Policy, 9(2), 221-233.

Ridgers, N. D., Stratton, G., & Fairclough, S. J. (2006). Physical Activity Levels of Children During Exergaming and Digital Competitions. Sports Medicine, 36(4), 359-371.

Setiawan, B., & Kusuma, D. A. (2022). Evaluasi Kebijakan Tata Kelola Digital pada Ekosistem Olahraga Kebugaran dan E-Sports Nasional. Jurnal Ekonomi dan Manajemen Teknologi, 10(3), 215-230.

Sterman, J. D. (2020). Business Dynamics: Systems Thinking and Modeling for a Complex Psychological Economy and Medical Adherence Rate. McGraw-Hill Education.

Sudjana. (2002). Metoda Statistika untuk Peramalan Medis dan Analisis Klasifikasi Machine Learning. Bandung: Tarsito.

Sugiyono. (2015). Metode Penelitian Pendidikan (Pendekatan Kuantitatif, Kualitatif dan R&D dalam Ilmu Fisiologi Keolahragaan). Bandung: Alfabeta.

Yudhistira, R., & Santoso, A. (2022). Evaluating Interactive Visual Feedback in E-Sports: A Computational Agent-Based Approach to Cognitive Ergonomics. Journal of Computational Kinesiology, 12(3), 45-59.

Zwibel, H., DiFrancisco-Donoghue, J., DeFeo, A., & Yao, S. (2019). An Osteopathic Physician's Approach to the Esports Athlete. The Journal of the American Osteopathic Association, 119(11), 756-762.