BIRJAND UNIVERSITY OF MEDICAL SCIENCES
Journal of Translational Medical Research
https://journal.bums.ac.ir

Review Article

Smart sport ecosystems and cardiometabolic health: Designing of next-generation frameworks for health-oriented management

Balal Hooshmand-Moghadam[1], **Mahdi Talebpour**[1], **Mohammad Keshtidar**[1]*

[1] Department of Sport Management, Faculty of Sport Science, Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Iran.

***Corresponding author:** Mohammad keshtidar
Tel:+989153167792 E-mail: keshtidar@um.ac.ir

ABSTRACT

Cardiometabolic diseases (CMR) remain a major global health challenge, imposing significant economic and social burdens on healthcare systems. Although extensive evidence supports the role of exercise in mitigating cardiometabolic risk factors, critical gaps persist in the integration of clinical data, physiological monitoring, and digital technologies. This disconnect limits the design of effective and personalized interventions. This study aimed to evaluate the role of smart exercise ecosystems in cardiometabolic health management and propose an integrated framework for the next generation of interventions. Accordingly, a narrative analytical review approach was employed. Within this framework, key cardiometabolic health indicators, physiological mechanisms of targeted exercise, wearable technologies, and data-driven algorithms were analyzed. Additionally, a conceptual model for health-centered exercise ecosystems was developed. Findings indicated that the integration of evidence-based exercise, continuous physiological monitoring, and AI-driven predictive algorithms can reduce cardiometabolic risk, improve metabolic markers, and enhance overall quality of life. The proposed model integrates physiological, behavioral, and data-driven pathways, enabling personalized exercise prescriptions, remote monitoring, and evidence-based decision-making. This framework strengthens a health-centered paradigm in exercise, with significant clinical and managerial implications, including improved risk assessment, enhanced intervention effectiveness, and reduced healthcare costs. The results of this study provided a foundation for smart policy-making and the development of community-oriented health programs at both national and international levels.

Keywords: Artificial Intelligence, Cardiometabolic Risk Factors, Data Mining, Exercise, Health Services Administration, Monitoring, Physiologic, Wearable Electronic Devices

Citation: Hooshmand-Moghadam B, Talebpour M, Keshtidar M. [Smart sport ecosystems and cardiometabolic health: Designing of next-generation frameworks for health-oriented management]. Journal of Translational Medical Research (J Transl Med Res). 2026; 33: Supplement (Cardiometabolic): 60-83. [Persian]

DOI http://doi.org/10.66224/JBUMS.33.60

Received: November 20, 2025 **Accepted:** March 14, 2026

Copyright © 2026, Journal of Translational Medical Research. This open-access article is available under the Creative Commons Attribution-Non Commercial 4.0 (CC BY-NC 4.0) International License (https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/), which allows for the copying and redistribution of the material only for noncommercial purposes, provided that the original work is properly cited.

[DOI: 10.66224/JBUMS.33.60]

مقاله مروری

اکوسیستم‌های ورزشی هوشمند و سلامت کاردیومتابولیک: طراحی چارچوب‌های نسل آینده برای مدیریت سلامت‌محور

بلال هوشمندمقدم[1]، مهدی طالب‌پور[1]، محمد کشتی‌دار[1]*

چکیده

بیماری‌های کاردیومتابولیک (Cardiac Magnetic Resonance) همچنان یکی از مهم‌ترین چالش‌های سلامت جهانی محسوب می‌شوند و بار اقتصادی و اجتماعی قابل توجهی بر نظام‌های سلامت تحمیل می‌کنند. اگرچه شواهد گسترده‌ای نقش ورزش را در کاهش عوامل خطر کاردیومتابولیک تأیید کرده‌اند، اما شکاف‌های مهمی در همگرایی داده‌های بالینی، پایش فیزیولوژیک و فناوری‌های دیجیتال وجود دارد. این ناهماهنگی، طراحی مداخلات مؤثر و شخصی‌سازی‌شده را محدود می‌کند. هدف این مقاله، بررسی نقش اکوسیستم‌های ورزشی هوشمند در مدیریت سلامت کاردیومتابولیک و ارائه یک چارچوب یکپارچه نسل آینده است. این مطالعه با رویکرد مرور روایتی تحلیلی انجام شد. در این چارچوب، شاخص‌های کلیدی سلامت کاردیومتابولیک، مکانیسم‌های فیزیولوژیک ورزش هدفمند، فناوری‌های پوشیدنی و الگوریتم‌های داده‌محور مورد تحلیل قرار گرفتند. همچنین یک مدل مفهومی برای اکوسیستم‌های سلامت‌محور طراحی شد. یافته‌ها نشان می‌دهند که تلفیق ورزش علمی، پایش فیزیولوژیک مستمر و الگوریتم‌های پیش‌بینی مبتنی بر هوش مصنوعی می‌تواند به کاهش خطر کاردیومتابولیک، بهبود شاخص‌های متابولیک و ارتقای کیفیت زندگی منجر شود. مدل پیشنهادی مسیرهای علی فیزیولوژیک، رفتاری و داده‌محور را یکپارچه می‌کند و امکان نسخه‌نویسی ورزشی شخصی‌سازی‌شده، پایش از راه دور و تصمیم‌گیری مبتنی بر داده را فراهم می‌سازد. این چارچوب، پارادایم مدیریت سلامت‌محور در ورزش را تقویت می‌کند و پیامدهای بالینی و مدیریتی مهمی دارد، از جمله بهبود ارزیابی خطر، افزایش اثربخشی مداخلات و کاهش هزینه‌های سلامت. نتایج این مطالعه می‌تواند مبنایی برای سیاست‌گذاری هوشمند و توسعه برنامه‌های سلامت جامعه‌محور در سطوح ملی و بین‌المللی فراهم کند.

واژه‌های کلیدی: هوش مصنوعی، سلامت کاردیومتابولیک، داده‌کاوی، ورزش، مدیریت خدمات سلامت، پایش، فیزیولوژیک، اکوسیستم هوشمند

مجله "تحقیقات پزشکی ترجمانی". ۱۴۰۵؛ ۳۳: (ویژه‌نامه کاردیومتابولیک): ۸۳-۶۰.

دریافت: ۱۴۰۴/۰۸/۲۹ پذیرش: ۱۴۰۴/۱۲/۲۳

[1] گروه مدیریت ورزشی، دانشکده علوم ورزشی، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد، ایران

***نویسنده مسئول: محمد کشتی‌دار**

آدرس: استان خراسان رضوی- مشهد- دانشگاه فردوسی مشهد- دانشکده علوم ورزشی

تلفن: ۰۹۱۵۳۱۶۷۷۹۲ پست الکترونیکی: keshtidar@um.ac.ir

[DOI: 10.66224/JBUMS.33.60]

مقدمه

اختلالات کاردیومتابولیک [1] شامل دیابت نوع دو، بیماری عروق کرونر، فشارخون بالا و چاقی شکمی از عوامل اصلی بار بیماری جهانی و هزینه‌های سلامت هستند. گزارش‌های بین‌المللی نشان می‌دهند که افزایش عوامل متابولیک (شامل هایپرگلیسمی، دیس لیپیدمی، فشار خون بالا و چاقی شکمی)، جمعیت‌ها را به‌طور پیش‌رونده در معرض مرگ و ناتوانی طولانی‌مدت قرار داده و ضرورت اقدامات پیشگیرانه و مدیریت هدفمند را برجسته می‌کند (۱). شیوع بالای عوامل خطر متابولیک فشار قابل توجهی بر نظام‌های بهداشتی وارد کرده و نشان می‌دهد که رویکردهای صرفاً بالینی یا ورزشی مجزا برای مقابله با این بحران ناکافی‌اند (۲).

شواهد مولکولی، فیزیولوژیک و بالینی نشان داده‌اند که فعالیت بدنی و برنامه‌های ورزشی هدفمند موجب بهبود حساسیت به انسولین، کاهش التهاب سیستمیک، بهبود عملکرد اندوتلیال و افزایش ظرفیت میتوکندریال می‌شوند؛ این مکانیسم‌ها اساس اثرات مثبت ورزش بر شاخص‌های کاردیومتابولیک هستند و ضرورت نسخه‌نویسی ورزشی ساختارمند را روشن می‌کنند (۳,۴). اجرای مؤثر نسخه‌نویسی ورزشی در بالین نیازمند داده‌های دقیق، اندازه‌گیری مداوم و بازخورد پویا است تا شدت، فرکانس و نوع تمرین با وضعیت متابولیک و قلبی‌عروقی هر فرد تطبیق یابد (۳). تحول دیجیتال در سلامت، شامل پوشیدنی‌های هوشمند[2]، اینترنت اشیاء بالینی[3]، پلتفرم‌های ابری و الگوریتم‌های یادگیری ماشین[4] امکان پایش پیوسته پارامترهای فیزیولوژیک و رفتاری و تولید داده‌های لحظه‌ای را فراهم کرده است. این داده‌ها می‌توانند در ارزیابی خطر، تخصیص مداخلات و پایش پاسخ به درمان نقش کلیدی داشته باشند (۵,۶). بررسی‌های اخیر نشان داده‌اند که پوشیدنی‌ها قادر به جمع‌آوری داده‌های قلبی، فعالیت بدنی و الگوهای خواب در مقیاس جمعیتی هستند و می‌توانند برای مدل‌سازی خطر کاردیومتابولیک به‌کار روند، هرچند چالش‌های دقت، استانداردسازی و یکپارچگی بالینی هنوز پابرجا هستند (۵,۷).

ظهور مفهوم "دوقلوی دیجیتال بالینی[5]" و مدل‌های شبیه‌سازی بیمار محور این امکان را می‌دهد که پیش‌بینی‌های فردی‌شده و سنجش پاسخ به مداخلات ورزشی در محیط شبیه‌سازی‌شده امکان‌پذیر گردد (۸). با وجود این پیشرفت‌ها، شکاف مهمی میان داده‌های تولیدشده توسط اکوسیستم‌های ورزشی و نیازهای بالینی وجود دارد؛ بسیاری از مطالعات فنی به اعتبارسنجی سنسورها (حسگرها) و الگوریتم‌ها در شرایط کنترل‌شده پرداخته‌اند و داده‌های واقعی بالینی کمتر یکپارچه شده‌اند. چارچوب‌های مدیریتی موجود در ورزش عمدتاً بر عملکرد و نتایج مسابقه‌محور تمرکز دارند و کمتر به پیامدهای سلامت جمعیتی و فردی تعمیم یافته‌اند. همچنین مسائل حاکمیت داده، رازداری و قابلیت تفسیر مدل‌های سیاه‌جعبه BBML[6] مانع اعتماد بالینی شده است (۵,۶,۹). سیاست‌های سلامت عمومی نیز در بسیاری از کشورها هنوز برای پذیرش و حمایت عملی از مداخلات دیجیتال–ورزشی استانداردهای کافی ندارند و بنابراین مقیاس‌بخشی به سطح جمعیت با محدودیت مواجه است (۱۰).

برای پر کردن این شکاف‌ها، نیاز به چارچوب میان‌رشته‌ای وجود دارد که سه رکن اصلی را به هم پیوند دهد: (الف) نشانگرهای زیستی و بالینی حساس و معتبر برای رصد بیماری‌های کاردیومتابولیک[7]، (ب) لایه‌های فناوری برای جمع‌آوری و تحلیل مداوم داده‌های زیستی و رفتاری و (ج) ساختارهای بالینی سازمانی که قابلیت ترجمه خروجی داده‌ها به تصمیمات بالینی و مداخلات ورزشی هدفمند را داشته باشند. چنین اکوسیستمی امکان شناسایی زودهنگام روندهای خطر، نسخه‌نویسی ورزشی شخصی‌سازی‌شده و پایش پاسخ به مداخلات را فراهم می‌سازد و برای بیماران با خطر بالای متابولیک بسیار اثربخش خواهد بود (۳,۵,۸). با توجه به بار رو به رشد عوامل کاردیومتابولیک، پیشرفت سریع حسگرها و الگوریتم‌ها و خلا سیاست‌گذاری بالینی برای ترجمه داده‌ها به مداخلات اثربخش، سؤال کلیدی این مقاله این است: «چگونه می‌توان با طراحی یک اکوسیستم ورزشی هوشمند، چارچوب‌های مدیریت سلامت‌محور را به‌گونه‌ای ساخت که قابل استفاده و

[1] Cardiometabolic Disorders
[2] Wearables
[3] Clinical IoT
[4] Machine Learning – ML
[5] Clinical Digital Twin
[6] Black-box Machine Learning
[7] Cardiac Magnetic Resonance

[DOI: 10.66224/JBUMS.33.60]

مقیاس‌پذیر برای بهبود شاخص‌های کاردیومتابولیک باشد؟»(۸، ۲).

درسال‌های اخیر، مفهوم «اکوسیستم ورزشی هوشمند» به‌عنوان رویکردی نوین در مدیریت سلامت مطرح شده است. اکوسیستم ورزشی هوشمند به مجموعه‌ای یکپارچه از فناوری‌های دیجیتال، داده‌های فیزیولوژیک و رفتاری، زیرساخت‌های ارتباطی و مداخلات ورزشی مبتنی بر شواهد اطلاق می‌شود که با هدف پایش مستمر، تحلیل داده‌محور و بهینه‌سازی پیامدهای سلامت طراحی می‌گردد.

این مقاله صرفاً یک مرور فناوری نیست؛ بلکه از منظر بالینی–علمی، چارچوبی تلفیقی ارائه می‌دهد که معیارهای بالینی معتبر بیماری‌های کاردیومتابولیک را با جریان‌های داده پوشیدنی، الگوریتم‌های قابل تبیین و مسیرهای سیاستی قابل اجرا برای نظام سلامت پیوند می‌زند. هدف نوآورانه این کار ارائه راهنمای عملی برای بالینگران، مدیران سلامت و توسعه‌دهندگان فناوری است تا مداخلات ورزشی مبتنی بر داده را به‌صورت امن، مؤثر و قابل ارزیابی در بستر بالینی پیاده‌سازی کنند. این چارچوب برای خوانندگان علوم پزشکی ملموس و کاربردی بوده و الگویی برای پژوهش‌ها و پیاده‌سازی‌های آینده فراهم می‌آورد (۸،۱۰).

روش تحقیق

این مطالعه به‌صورت یک مرور روایتی تحلیلی طراحی شد تا امکان ترکیب و تبیین شواهد میان‌رشته‌ای را در حوزه پیچیده تلاقی ورزش، فناوری‌های هوشمند و سلامت کاردیومتابولیک فراهم آورد. انتخاب رویکرد روایتی به دلیل ماهیت توصیفی–تحلیلی مسئله، پراکندگی روش‌شناختی مطالعات موجود و نیاز به استخراج الگوهای مفهومی و راهبردی مناسب دیده شد؛ هدف اصلی فراهم‌سازی یک سنتز نظری و عملی برای تولید چارچوبی یکپارچه است که بتواند مبنای سیاست‌گذاری بالینی و پژوهشی قرار گیرد، نه انجام متاآنالیز یا برآوردهای کمّی یکپارچه. در این رویکرد، اولویت بر تفسیر انتقادی، استخراج مضامین محوری و تلفیق بینش‌های بالینی و فناورانه است تا خوانندگان علوم پزشکی بتوانند نتایج را در عمل بالینی و نظام سلامت به‌کار گیرند.

جستجو در پایگاه‌های معتبر بین‌المللی انجام شد تا شمول و نمایندگی مناسبی از ادبیات پزشکی، علوم ورزشی و فناوری‌های دیجیتال حاصل گردد؛ پایگاه‌های مورد نظر شامل PubMed، Scopus، Web of Science، IEEE Xplore و Embase بودند. دامنه زمانی مطالعات از سال ۲۰۱۰ تا ۲۰۲۵ تعیین شد با تمرکز ویژه بر شواهد نوظهور ۲۰۲۵–۲۰۱۹ تا تحولات اخیر فناوری و شواهد بالینی جدید را منعکس سازد. کلیدواژه‌ها به سه خوشه اصلی تقسیم شدند: (الف) سلامت کاردیومتابولیک (مثلاً "cardiometabolic health", "metabolic syndrome", "insulin resistance")، (ب) ورزش هوشمند و داده‌محور (مثلاً "exercise prescription", "physical activity", "wearable exercise monitoring")، و (ج) فناوری‌های دیجیتال (مثلاً "artificial intelligence", "internet of things", "wearables", "digital health ecosystem"). نمونهٔ ترکیب Boolean جهت جستجو به‌صورت زیر به‌کار گرفته شد: ("cardiometabolic health" OR "metabolic syndrome") AND ("wearable" OR "physical activity monitoring") AND ("artificial intelligence" OR "IoT")؛ معادل‌های فارسی در جستجوهای ثانویه برای جستجوی منابع فارسی یا اسناد ملی به کار رفت. فرایند جستجو شامل غربال اولیه عنوان و چکیده جهت حذف موارد نامربوط و سپس بررسی متن کامل برای مقالات منتخب بود.

معیارهای ورود مطالعات به‌گونه‌ای تعیین شد که تطابق روش‌شناختی و محتوایی با هدف مرور حفظ گردد: شامل مقالات پژوهشی تجربی و مشاهده‌ای، مقالات مروری و نقادانه، مطالعات مدل‌سازی نظری مرتبط، و اسناد سیاستی و راهنماهای معتبر (مانند اسناد سازمان‌های بین‌المللی و انجمن‌های علمی مرتبط). مطالعات باید محوریت مشخص بر سلامت کاردیومتابولیک، مداخلات ورزشی هدفمند یا کاربرد فناوری‌های هوشمند در پایش/مدیریت شاخص‌های متابولیک داشته باشند؛ تنها مقالات متن‌کامل به زبان‌های انگلیسی یا فارسی در نظر گرفته شدند و مجلات با مرتبه کیفی Q1–Q2 در اولویت قرار گرفتند. معیارهای خروج شامل مطالعات حیوانی یا آزمایشگاهی با تعمیم‌پذیری محدود به انسان، گزارش‌های غیرهمتا و مطالب فاقد داده مستند یا بدون فرآیند بررسی همتا و مداخلاتی که گزارش فیزیولوژیک قابل اتکا ندارند،

[DOI: 10.66224/JBUMS.33.60]

بود.

فرآیند انتخاب مطالعات در دو مرحله انجام شد: نخست غربال عنوان و چکیده جهت حذف موارد آشکاراً نامربوط و سپس بررسی متن کامل برای تعیین انطباق با معیارهای ورود. استخراج داده‌ها توسط دو پژوهشگر مستقل صورت گرفت؛ اطلاعات استخراج‌شده شامل مشخصات مطالعه، جمعیت هدف، نوع مداخله یا فناوری، شاخص‌های کاردیومتابولیک گزارش‌شده، نتایج کلیدی و محدودیت‌ها بودند. اختلافات بین بررسی‌کنندگان در تصمیم‌گیری درباره شمول یا تفسیر داده‌ها از طریق همفکری و مراجعه به یک داور سوم حل و فصل شد؛ این رویه تضمین‌کننده کاهش سوگیری انتخاب و افزایش اتحاد رویه‌ای در استخراج اطلاعات بود.

برای افزایش اعتبار و شفافیت، کیفیت مطالعات اولیه با استفاده از ابزارهای استاندارد سنجیده شد. مطالعات مشاهده‌ای و تجربی با ابزار AXIS[1] (ابزار ارزیابی کیفیت مطالعات مشاهده‌ای و مقطعی) و مطالعات کیفی یا مرورهای نقادانه با ابزار CASP[2] (ابزار ارزیابی کیفیت مطالعات کیفی و مرورهای نقادانه) ارزیابی شدند. معیارهای اصلی شامل وضوح روش‌شناسی، صحت داده‌ها، حجم نمونه، رعایت کنترل‌ها، شفافیت گزارش نتایج و ارتباط بالینی با محور سلامت کاردیومتابولیک بود. هر مطالعه توسط دو پژوهشگر مستقل ارزیابی شد و اختلاف نظرها با بحث گروهی و داور سوم حل شد. این رویکرد اطمینان می‌دهد که تحلیل نه تنها شامل منابع معتبر و با کیفیت است، بلکه توصیه‌های عملی و سیاستی بر پایه شواهد قابل اعتماد ارائه شود.

سنتز نتایج بر مبنای تحلیل مضمون سازماندهی شد که سه سطح تحلیلی متمایز را دربر می‌گیرد: (۱) محورهای بالینی سلامت کاردیومتابولیک — تمرکز بر شاخص‌های زیستی، مکانیزم‌های فیزیولوژیک و پیامدهای بالینی قابل‌سنجش؛ (۲) محورهای ورزشی–فیزیولوژیک — شامل اجزاء برنامه‌های تمرینی، دوز–پاسخ به فعالیت بدنی و چگونگی تعدیل فیزیولوژیک؛ و (۳) محورهای فناوری و اکوسیستم هوشمند — شامل حسگرها، روش‌های جمع‌آوری داده، الگوریتم‌های تحلیل و ملاحظات حاکمیتی. در هر سطح، داده‌ها به‌صورت توصیفی و مقایسه‌ای بررسی و الگوهای مشترک شناسایی شدند؛ سپس فرایند «ادغام تحلیلی» بر اساس همپوشانی موضوعی بین سطوح اجرا گردید تا الگوهای مبتنی بر شواهد و شکاف‌های مفهومی برای تولید چارچوب پیشنهادی استخراج شود. این رویکرد اجازه می‌دهد تا یافته‌های متنوع از مطالعات بالینی تا ارزیابی فناوری به‌صورت یکپارچه تفسیر شده و پیامدهای بالینی و سیاستی روشن و قابل استفاده برای جامعه پزشکی ارائه شوند.

برای تضمین شفافیت فرایند مرور روایتی، جریان جستجو و انتخاب مطالعات بر اساس یک الگوی ساده‌شده مشابه PRISMA تنظیم شد. این الگو، مراحل شناسایی شواهد، حذف موارد نامرتبط، بررسی متن کامل و انتخاب نهایی مطالعات را نشان می‌دهد. اگرچه مرور حاضر یک مرور روایتی تحلیلی است و ملزم به رعایت کامل PRISMA نیست، اما گزارش فرایند انتخاب مطالعات برای رعایت اصول شفافیت و بازتولیدپذیری ضروری است. روند انتخاب مطالعات در جدول یک نشان داده شده است.

مبانی نظری و چارچوب مفهومی سلامت کاردیومتابولیک

فیزیولوژی سلامت کاردیومتابولیک

سلامت کاردیومتابولیک [3] مجموعه‌ای از شاخص‌ها و جلوه‌های بالینی است که خطر ابتلا به بیماری‌های قلبی–عروقی و اختلالات متابولیک از جمله دیابت نوع دو را تعیین می‌کنند. این شاخص‌ها شامل اختلالات گلوکز، دیس‌لیپیدمی، فشار خون، مقاومت انسولینی و تجمع چربی احشایی است. شواهد اپیدمیولوژیک و بالینی نشان داده‌اند که فعالیت بدنی و ظرفیت هوازی نقش پیشگیرانه قدرتمندی در کاهش بار این بیماری‌ها دارند و به‌عنوان یکی از ارکان اصلاح خطر مطرح می‌شوند (۱۱). مسیرهای پاتوفیزیولوژیک کلیدی که ارتباط میان وضعیت رفتاری، مانند کم‌تحرکی و عوارض کاردیومتابولیک را توضیح می‌دهند؛ شامل مقاومت انسولینی در بافت‌های اسکلتی–ماهیچه‌ای و کبدی، التهاب سیستمیک خفیف و اختلال عملکرد میتوکندریایی در بافت‌های قلب و اسکلتی هستند. مطالعات بالینی و مرورهای نظام‌مند نشان داده‌اند که تمرین منظم

[1] Appraisal tool for Cross-Sectional Studies
[2] Critical Appraisal Skills Programme
[3] Cardiometabolic health

[DOI: 10.66224/JBUMS.33.60]

موجب افزایش حساسیت انسولینی، بهبود پروفایل لیپیدی، کاهش فشار خون میانگین و کاهش شاخص‌های التهابی می‌شود؛ این اثرات به‌واسطه تغییرات در مصرف گلوکز عضلانی، افزایش بیوژنز میتوکندری و تغییر در ترشح سیتوکاین‌های اکسیداتیو–التهابی تبیین شده‌اند (۱۳, ۱۲).

سلامت کاردیومتابولیک همچنین با اختلالات اتونومیک همراه است؛ کاهش متغیرهای هماهنگی سیستم عصبی خودمختار مانند HRV[1] پیش‌بینی‌کننده بدتر شدن پیامدهای قلبی–عروقی است و فعالیت بدنی منظم می‌تواند تعادل عصبی– قلبی را بهبود دهد (۱۴). ظرفیت هوازی (VO_2max) نه تنها شاخص عملکردی ورزشکاران است، بلکه پیش‌بینی‌کننده مستقل مرگ و میر و رویدادهای قلبی–عروقی در جمعیت‌های عمومی نیز محسوب می‌شود؛ بنابراین اندازه‌گیری و پایش VO_2max و معادل‌های قابل استفاده آن در محیط‌های بالینی و جمعیتی اهمیت بالایی دارد (۱۵).

ورزش و سازوکارهای اصلاح اختلالات بیماری‌های کاردیومتابولیک

ادبیات تحقیق نشان داده که انواع مداخلات فیزیکی—فعالیت هوازی پیوسته، تمرین مقاومتی و برنامه‌های ترکیبی—مسیرهای پاتوفیزیولوژیک کاردیومتابولیک را به شکل‌های مختلف تحت تأثیر قرار می‌دهند. فعالیت هوازی موجب افزایش مصرف گلوکز وابسته و غیروابسته به انسولین در بافت‌های اسکلتی، افزایش سنتز میتوکندری از طریق افزایش PGC-1α[2] و بهبود عملکرد اندوتلیال می‌شود؛ تمرین مقاومتی به ویژه در بزرگسالان مبتلا به دیابت یا سندرم متابولیک موجب افزایش توده عضلانی و در نتیجه افزایش ظرفیت ذخیره گلوکز و حساسیت انسولینی می‌شود (۱۲, ۱۶). شواهد همچنین نشان می‌دهند که تمرین با شدت بالا (HIIE/HIT[3,4]) حساسیت انسولینی را در کوتاه‌مدت بهبود می‌بخشد، اما برای جمعیت‌های پرخطر نیازمند پایش و راهنمایی بالینی دقیق است (۱۲). کاهش چربی احشایی (VAT[5]) به‌طور مستقیم با بهبود پروفایل متابولیک و کاهش شاخص‌های التهابی مرتبط است؛ بنابراین مداخلاتی که توانایی کاهش VAT دارند، از اولویت‌های بالینی محسوب می‌شوند (۱۷).

فناوری‌های هوشمند در پایش کاردیومتابولیک (IoT[6]، حسگرها، یادگیری ماشین)

در مورد سلامت دیجیتال و فناوری‌های هوشمند، به ویژه پوشیدنی‌ها و سامانه‌های IoT[6] پزشکی، امکان پایش مداوم پارامترهای فیزیولوژیک و رفتاری را در مقیاس جمعیتی فراهم کرده است؛ این ابزارها می‌توانند الگوهای نامطلوب را شناسایی، هشدارهای بلادرنگ ارائه و بازخوردهای مداخله‌ای تولید کنند و داده‌ای برای مدل‌سازی خطر فردی فراهم آورند (۱۹, ۱۸). با این وجود، چالش‌های فنی و علمی شامل دقت و اعتبار حسگرها، استانداردسازی داده‌های خروجی، مسائل حریم خصوصی و حاکمیت داده، و اعتباربخشی بالینی الگوریتم‌ها همچنان پابرجاست و بدون حل آن‌ها پذیرش بالینی محدود خواهد بود (۱۹).

روش‌های یادگیری ماشین و مدل‌های پیش‌بینی مبتنی بر داده‌کاوی می‌توانند تعامل پیچیده میان فعالیت بدنی، الگوهای خواب، سیگنال‌های فیزیولوژیک مانند HRV و ریتم قلب و شاخص‌های بیوشیمیایی را تحلیل کنند؛ با این حال، شفافیت، آزمون صحت خارجی و قابلیت تفسیر مدل‌ها ضروری است تا نتایج برای تصمیم‌گیری بالینی معتبر باشند. ترکیب داده‌های پوشیدنی با داده‌های بالینی (EHR[7]) و داده‌های جمعیتی امکان پزشکی پیش‌بین و مداخلات هدفمند مبتنی بر خطر واقعی کاردیومتابولیک را فراهم می‌کند، به شرطی که چارچوب حکمرانی داده‌ها و تضمین کیفیت در نظر گرفته شود (۱۹, ۱۸).

[1] Heart Rate Variability
[2] Peroxisome Proliferator-Activated Receptor Gamma Coactivator 1-alpha
[3] High-Intensity Training
[4] High-Intensity Interval Exercise
[5] Visceral Adipose Tissue
[6] Internet of Things
[7] Electronic Health Records

[DOI: 10.66224/JBUMS.33.60]

جدول ۱- خلاصه جریان فرایند جستجو

مرحله	توضیح	تعداد
شناسایی اولیه سوابق	مقالات یافت‌شده از پایگاه‌های PubMed ، Scopus، Web of Science، Embase و IEEE Xplore(۲۰۱۰-۲۰۲۵)	۱/۸۴۲
حذف موارد تکراری	حذف رکوردهای تکراری بین پایگاه‌ها	۳۱۲
غربال عنوان و چکیده	حذف مقالات نامرتبط با محورهای سلامت کاردیومتابولیک، ورزش داده‌محور یا فناوری‌های هوشمند	۱/۰۴۶
حذف به‌دلیل نبود متن کامل یا کیفیت پایین	شامل مقالات بدون متن کامل، مقالات کنفرانسی، گزارش‌های غیرهمتا	۱۲۸
بررسی متن کامل	مقالات ارزیابی‌شده برای مطابقت با معیارهای ورود	۳۵۶
حذف پس از بررسی کامل متن	مطالعات فاقد داده‌های فیزیولوژیک، مطالعات آزمایشگاهی حیوانی، عدم ارتباط موضوعی کافی	۲۷۱
مطالعات واردشده در سنتز روایی نهایی	مطالعات نهایی مورد استفاده در تحلیل مفهومی و ساخت چارچوب پیشنهادی	۸۵

جدول ۲- شاخص‌های کلیدی سلامت کاردیومتابولیک و روش‌های اندازه‌گیری

شاخص کاردیومتابولیک	حوزه فیزیولوژیک / متابولیک	روش اندازه‌گیری استاندارد	ابزار / فناوری	تفسیر و اهمیت بالینی
گلوکز ناشتا (FPG[1])	کنترل گلوکز و متابولیسم	نمونه‌گیری خون پس از ۱۲-۸ ساعت ناشتا	آزمایشگاه بیوشیمی	تشخیص دیابت/پیش‌دیابت؛ حساس به تغییرات رژیم و فعالیت (۲۱).
HbA1c[2]	کنترل طولانی‌مدت گلوکز	کروماتوگرافی مایع یا ایمونواسی	آزمایشگاه	شاخص ۳ماهه تنظیم گلوکز؛ پیش‌بینی‌کننده قوی عوارض میکروواسکولار (۲۱، ۲۲).
مقاومت انسولینی (HOMA-IR[3])	عملکرد انسولین	محاسبه از روی انسولین و گلوکز ناشتا	آزمایشگاه	نشانگر کلیدی خطر متابولیک و سندرم متابولیک (۲۲).
پروفایل چربی (TG/HDL/LDL[4])	لیپید و آترواسکلروز	آزمایش خون	آزمایشگاه	کنترل لیپید و خطر سکته/آنفارکتوس (۲۱).
فشار خون سیستولیک/دیاستولیک	همودینامیک قلبی	سنجش در حالت استراحت	فشارسنج دیجیتال/اتوماتیک	تشخیص فشار خون؛ پیش‌بینی‌کننده مستقل مرگ‌ومیر (۲۳).
ظرفیت هوازی (VO_2max)	عملکرد قلب–ریه	آزمون مستقیم یا تخمین‌شده	CPET، ساعت مچی ورزشی پیشرفته	قوی‌ترین شاخص تناسب اندام و پیش‌بینی‌کننده ی کاردیومتابولیک (۲۳، ۲۴).
واریابی ضربان قلب (HRV)	عملکرد سیستم عصبی خودمختار	اندازه‌گیری در استراحت یا خواب	ECG، پوشیدنی‌ها، PPG	شاخص تنش فیزیولوژیک؛ پایین بودن HRV مرتبط با خطر بالاتر (۲۴).
چربی احشایی (VAT[5])	چاقی مرکزی و التهاب	MRI/CT یا تخمین مبتنی بر آنتروپومتری	MRI، DEXA، ابزارهای هوشمند VAT	پیش‌بینی‌کننده ی قوی مقاومت انسولین و بیماری قلبی (۲۵).
شاخص توده بدنی(BMI[6])	وضعیت وزن	وزن/قد	ترازو، قدسنج	ابزار غربالگری؛ محدودیت‌ها در تشخیص چربی احشایی(۲۲).
دور کمر (WC[7])	چاقی مرکزی	اندازه‌گیری نواری	متر تخصصی	حساس‌تر از BMI برای خطر متابولیک (۲۵).
نشانگرهای التهابی (IL-6 ،hs-CRP)	التهاب سیستمیک	آزمایش خون	آزمایشگاه	پیش‌بینی وخامت متابولیک و آترواسکلروز (۲۲).
گام‌شماری و فعالیت روزانه	رفتار حرکتی	پایش ۲۴ساعته	شتاب‌سنج، پوشیدنی‌ها	شاخص رفتاری مهم در مدل‌های پیش‌بینی خطر (۲۳).

[1] Fasting Plasma Glucose
[2] Glycated Hemoglobin
[3] Homeostatic Model Assessment for Insulin Resistance
[4] Triglycerides/ High-Density Lipoprotein/ Low-Density Lipoprotein
[5] Visceral Adipose Tissue
[6] Body Mass Index
[7] Waist Circumference

[DOI: 10.66224/JBUMS.33.60]

در جمع‌بندی، سلامت کاردیومتابولیک نتیجه تعامل پیچیده میان مسیرهای بیولوژیک (انسولین، التهاب، میتوکندری)، رفتارهای فیزیکی–ورزشی (شدت، نوع و حجم تمرین) و فناوری‌های پایش و تحلیل داده است. چارچوب مفهومی پیشنهادی مقاله این سه حوزه را در لایه‌های بالینی، برنامه‌ریزی ورزشی و فناوری اطلاعات به‌صورت یکپارچه قرار می‌دهد و راهنمای طراحی اکوسیستم‌های ورزشی هوشمند و سیاست‌های مدیریت سلامت‌محور را فراهم می‌سازد.

پایش دقیق سلامت کاردیومتابولیک نیازمند شناسایی و اندازه‌گیری مجموعه‌ای از شاخص‌های فیزیولوژیک، بیوشیمیایی و رفتاری است که هر یک نمایانگر بخشی از وضعیت کاردیومتابولیک فرد هستند. انتخاب شاخص مناسب باید بر اساس پشتوانه شواهد بالینی، قابلیت اندازه‌گیری معتبر، امکان پایش طولی و ارزش پیش‌بینی‌کننده برای رویدادهای قلبی–عروقی انجام گیرد. به‌منظور یکپارچه‌سازی و استانداردسازی شاخص‌های مورد استفاده در این مقاله، جدول ۲ مجموعه‌ای از مهم‌ترین شاخص‌های کاردیومتابولیک را همراه با روش اندازه‌گیری، نوع ابزار، و تفسیر بالینی ارائه می‌کند که بر اساس جدیدترین مطالعات معتبر حوزه پزشکی ورزشی، غدد و کاردیومتابولیک استخراج شده‌اند (۲۵، ۲۴). این جدول مبنای تدوین چارچوب مفهومی مقاله بوده و در بخش تحلیل نیز به‌عنوان مرجع استخراج پیامدها مورد استفاده قرار می‌گیرد.

فناوری‌های ورزشی هوشمند و مدل‌های تحلیل داده

پوشیدنی‌ها و حسگرهای فیزیولوژیک

پایش پیوسته شاخص‌های کاردیومتابولیک در محیط‌های واقعی با استفاده از پوشیدنی‌ها و حسگرهای فیزیولوژیک در سال‌های اخیر امکان‌پذیر شده است. این ابزارها قادرند پارامترهایی مانند ضربان قلب، (HRV)، اشباع اکسیژن، فشار خون، سطح فعالیت بدنی و الگوهای خواب را ثبت کنند (۲۶). حسگرهای مبتنی بر فوتوپلتیسموگرافی (PPG)[1]، الکتروکاردیوگرافی (ECG)[2]، شتاب‌سنج، ژیروسکوپ و حسگرهای بیوالکتریکی داده‌های فیزیولوژیک لحظه‌ای و طولی تولید می‌کنند که امکان تحلیل دقیق وضعیت سلامت کاردیومتابولیک را فراهم می‌سازد (۲۷). مزیت اصلی این فناوری‌ها، ماهیت غیرتهاجمی، پایش ۲۴ ساعته و قابلیت اتصال به نرم افزارهای تلفن همراه و پلتفرم‌های ابری است که داده‌ها را به‌صورت بلادرنگ در اختیار کاربران و متخصصان قرار می‌دهد (۲۸). همزمان‌سازی داده‌های چندحسی نیز امکان تحلیل یکپارچه پارامترهای فیزیولوژیک و رفتاری را فراهم کرده و در طراحی مداخلات ورزشی فردمحور کاربرد بالینی مهمی دارد.

مدل‌سازی داده‌های ورزشی–زیستی

داده‌های حاصل از پوشیدنی‌ها از طریق مدل‌سازی داده‌های ورزشی–زیستی تحلیل می‌شوند تا الگوهای عملکرد و پاسخ فیزیولوژیک افراد شناسایی گردد. این مدل‌ها شامل تحلیل سری‌های زمانی، روش‌های خوشه‌بندی، شبکه‌های عصبی و مدل‌های ریاضی–فیزیولوژیک هستند (۲۹). چنین رویکردی امکان شناسایی پاسخ‌های غیرطبیعی، پیش‌بینی خستگی فیزیولوژیک یا استرس کاردیومتابولیک و تنظیم شدت، حجم و مدت تمرین را فراهم می‌کند. ادغام داده‌های چندمنبعی—مانند ترکیب HRV با شاخص حداکثر اکسیژن مصرفی (VO_2max) و فشار خون— ارزیابی جامع‌تری از سلامت کاردیومتابولیک ارائه می‌دهد (۳۰). این مدل‌ها همچنین پایه توسعه پلتفرم‌های هوشمند شخصی‌سازی‌شده بوده و امکان ارائه بازخورد لحظه‌ای برای افراد پرخطر را فراهم می‌کنند.

نقش هوش مصنوعی در پیش‌بینی خطر بیماری‌های کاردیومتابولیک

هوش مصنوعی (AI)[3] به‌عنوان یکی از ابزارهای کلیدی در پیش‌بینی خطر کاردیومتابولیک مطرح شده است. الگوریتم‌های یادگیری ماشین و یادگیری عمیق قادرند الگوهای پیچیده موجود در داده‌های فیزیولوژیک، رفتاری و بالینی را استخراج کنند (۳۱). کاربردهای AI شامل شناسایی زودهنگام مقاومت انسولینی، ارزیابی

[1] Photoplethysmography
[2] Electrocardiography
[3] Artificial Intelligence

[DOI: 10.66224/JBUMS.33.60]

خطر سندرم متابولیک، پیش‌بینی کاهش VO_2max و برآورد احتمال وقوع رویدادهای قلبی است (۳۲). همچنین سیستم‌های هشداردهی شخصی‌سازی‌شده با تحلیل داده‌های لحظه‌ای می‌توانند توصیه‌هایی برای اصلاح سبک زندگی یا تنظیم برنامه تمرینی ارائه دهند. الگوریتم‌های یادگیری تقویتی و مدل‌های ترکیبی نیز امکان بهینه‌سازی مداخلات ورزشی و طراحی مسیرهای فردمحور مدیریت سلامت را فراهم می‌کنند و در مراقبت پیشگیرانه نقش مهمی دارند.

امنیت و اخلاق داده‌ها

استفاده گسترده از داده‌های فیزیولوژیک و ورزشی هوشمند، مسائل امنیت و اخلاق داده‌ها را برجسته کرده است. داده‌های سلامت شخصی بسیار حساس هستند و نیازمند رمزگذاری، کنترل دسترسی و انطباق با مقررات حفاظت از داده‌ها هستند (۳۳). علاوه بر این، رعایت اصول اخلاقی شامل شفافیت در استفاده از داده‌ها، رضایت آگاهانه کاربران و جلوگیری از سوگیری الگوریتمی اهمیت دارد (۳۴). توسعه چارچوب‌های قانونی و استانداردهای بین‌المللی، تضمین‌کننده اعتماد کاربران و پذیرش گسترده فناوری‌های ورزشی هوشمند در جامعه پزشکی است.

چالش‌های کاربردی برای علوم پزشکی

با وجود پیشرفت‌های فناوری، چالش‌های عملی در ادغام این سیستم‌ها در رویه‌های پزشکی و ورزشی باقی است. محدودیت‌های تکنیکی شامل دقت حسگرها در شرایط واقعی، کیفیت داده‌های جمع‌آوری‌شده و قابلیت همگام‌سازی بین دستگاه‌ها است (۳۵). از منظر پزشکی، تفسیر داده‌ها برای بیماران با بیماری‌های زمینه‌ای، استانداردسازی شاخص‌ها و آموزش پرسنل ضروری است. علاوه بر این، ادغام داده‌ها در سامانه‌های سلامت الکترونیک و ایجاد پروتکل‌های بالینی مبتنی بر داده‌های لحظه‌ای، هنوز نیازمند توسعه و پژوهش‌های بیشتر است (۳۶). با رفع این چالش‌ها، فناوری‌های هوشمند ورزشی می‌توانند ابزار پیشرفته‌ای برای مدیریت سلامت کاردیومتابولیک در سطح فردی و جمعیتی باشند.

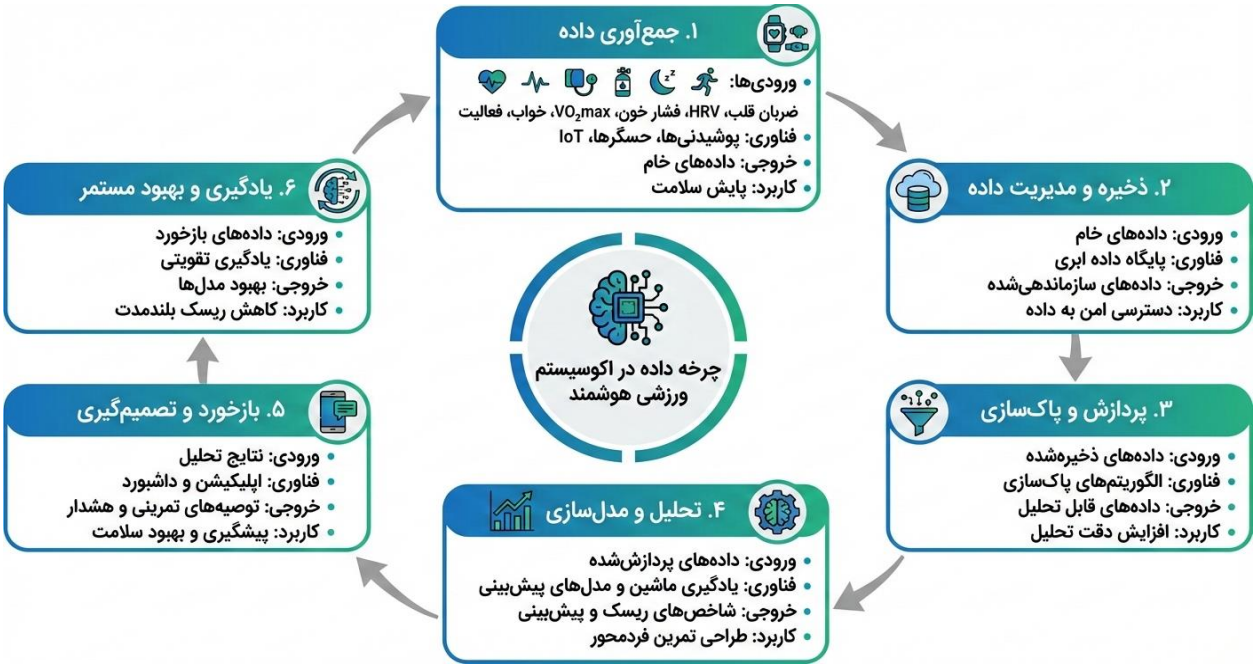
چرخه داده در اکوسیستم ورزشی هوشمند

چرخه داده در اکوسیستم ورزشی هوشمند، فرآیندی چندمرحله‌ای است که از جمع‌آوری داده‌های فیزیولوژیک و رفتاری آغاز شده، سپس از طریق مدیریت و ذخیره‌سازی داده‌ها، تحلیل هوشمند و الگوریتم‌های پیش‌بینی، به بازخورد به ورزشکار و تصمیم‌گیری بالینی منجر می‌شود. این چرخه امکان پایش پیوسته سلامت کاردیومتابولیک، طراحی تمرینات فردمحور و پیشگیری از خطرات کاردیومتابولیک را فراهم می‌کند. شکل یک مراحل کلیدی این چرخه را به همراه ورودی‌ها، خروجی‌ها و ابزارهای فناوری توضیح می‌دهد.

این شکل چرخه داده در اکوسیستم ورزشی هوشمند سلامت‌محور را نشان می‌دهد که شامل شش مرحله پیوسته از جمع‌آوری داده تا یادگیری و بهبود مستمر است. در مرحله نخست، داده‌های فیزیولوژیک و رفتاری شامل ضربان قلب، (HRV)، فشار خون، حرکت، VO_2max، الگوهای خواب و کالری مصرفی از طریق فناوری‌هایی مانند دستگاه‌های پوشیدنی، حسگرهای فیزیولوژیک، شتاب‌سنج‌ها، سامانه‌های ECG/PPG و اینترنت اشیا جمع‌آوری شده و به‌صورت داده‌های خام برای پایش مداوم وضعیت سلامت و عملکرد فرد ثبت می‌شوند (۳۷،۳۸). در مرحله دوم، این داده‌ها در زیرساخت‌های ذخیره‌سازی مانند پایگاه‌های داده ابری و نرم‌افزارهای مدیریت داده سازماندهی شده و امکان دسترسی امن و سریع برای تحلیل فراهم می‌شود (۳۹). در مرحله سوم، داده‌ها با استفاده از الگوریتم‌های پاک‌سازی، حذف نویز و استانداردسازی پردازش شده و به داده‌های قابل تحلیل تبدیل می‌شوند که نقش مهمی در افزایش دقت مدل‌های پیش‌بینی دارند (۴۰). در مرحله چهارم، داده‌های پردازش‌شده با بهره‌گیری از روش‌های یادگیری ماشین، یادگیری عمیق، تحلیل سری‌های زمانی و مدل‌های پیش‌بینی خطر کاردیومتابولیک تحلیل شده و خروجی‌هایی شامل شاخص‌های خطر، الگوهای پاسخ تمرینی و پیش‌بینی خطر تولید می‌شود که مبنای طراحی برنامه‌های تمرینی فردمحور و توصیه‌های سلامت قرار می‌گیرد (۴۱،۴۲). در مرحله پنجم، نتایج تحلیل از طریق ابزارهایی مانند نرم افزارهای تلفن همراه، داشبوردهای

[DOI: 10.66224/JBUMS.33.60]

تخصصی و گزارش‌های بالینی به کاربران و متخصصان ارائه شده و توصیه‌های تمرینی شخصی‌سازی‌شده، هشدارهای بالینی و راهکارهای پیشگیرانه برای کاهش حوادث کاردیومتابولیک ارائه می‌شود (۴۳). در نهایت، در مرحله یادگیری وبود مستمر، داده‌های بازخوردی حاصل از اجرای مداخلات ورزشی و نتایج سلامت با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری تقویتی و تحلیل داده‌های طولی مجدداً وارد چرخه شده و موجب بهبود مدل‌ها، افزایش سطح شخصی‌سازی و ارتقای کارایی تمرینات در کاهش خطر بلندمدت می‌شوند (۴۴). این چرخه پویا، بنیان تصمیم‌گیری مبتنی بر داده در اکوسیستم‌های ورزشی هوشمند سلامت‌محور را تشکیل می‌دهد.



Gimini

شکل ۱- چرخه داده در اکوسیستم ورزشی هوشمند سلامت‌محور برای مدیریت ریسک کاردیومتابولیک

HRV: Heart Rate Variability, VO2max: Maximal oxygen uptake, IOT: Internet of Things

یافته‌های تحلیلی

یافته‌های بالینی–فیزیولوژیک مرتبط با شاخص‌های بیماری‌های کاردیومتابولیک و ورزش

تحلیل مطالعات مرورشده نشان می‌دهد که مداخلات مبتنی بر فعالیت بدنی با حمایت فناوری‌های پوشیدنی، به‌ویژه در بیماران قلبی–عروقی، می‌توانند اثرات معنی‌داری بر شاخص‌های کاردیومتابولیک و ظرفیت عملکردی ایجاد کنند. یک متاآنالیز شامل ۱۶ کارآزمایی تصادفی‌شده نشان داد که استفاده از دستگاه‌های پوشیدنی همراه با بازخورد فعالیت، به‌ویژه در دوره‌های مداخله کمتر از سه ماه افزایش قابل توجهی در تعداد گام‌های روزانه نسبت به گروه کنترل ایجاد کرده است [1] (SMD=0.85)، این افزایش فعالیت بدنی کوتاه‌مدت با بهبود ظرفیت عملکردی، مانند نتایج آزمون شش دقیقه پیاده‌روی، همراه بوده است، اگرچه تغییرات درحداکثر VO_2maxدر برخی مطالعات محدودتر گزارش شده‌اند (۴۵).

مطالعات مشاهده‌ای طولی در بیماران مبتلا به بیماری‌های

[1] Standardized Mean Difference

[DOI: 10.66224/JBUMS.33.60]

قلبی—عروقی مزمن نیز نشان داده‌اند که پایش مداوم فعالیت بدنی موجب افزایش مشارکت بیماران در برنامه‌های ورزشی و حفظ سطح فعالیت در دوره‌های طولانی‌تر می‌شود (۴۶). مکانیسم‌های فیزیولوژیک احتمالی شامل کاهش مقاومت انسولینی، کاهش چربی احشایی و تعدیل پاسخ‌های التهابی است که همگی در بهبود وضعیت کاردیومتابولیک نقش دارند، همچنین، ارائه بازخورد فوری مبتنی بر داده‌های پوشیدنی می‌تواند انگیزه بیماران را افزایش داده و پایبندی به فعالیت بدنی را در برنامه‌های توانبخشی قلبی بهبود دهد (۴۷).

یافته‌های فناورانه—داده‌محور مرتبط با سیستم‌های هوشمند

از منظر فناوری، شواهد نشان می‌دهد که انواع مختلف پوشیدنی‌ها—از جمله ساعت‌های هوشمند، حسگرهای پوستی و کمربندهای فیزیولوژیک—قادر به ثبت داده‌های حیاتی مانند ضربان قلب، سطح فعالیت بدنی و سیگنال الکتروکاردیوگرافی هستند و می‌توانند در پایش بیماران قلبی مورد استفاده قرار گیرند (۴۸). مرور سیستماتیک دیگری در سال ۲۰۲۳ نیز نشان داد که استفاده از این فناوری‌ها در کارآزمایی‌های تصادفی‌شده منجر به بهبود سطح فعالیت بدنی و ظرفیت فیزیکی بیماران شده است (۴۹).

در حوزه تحلیل داده، مطالعات نشان داده‌اند که ترکیب داده‌های نظارت مداوم گلوکز (CGM)[1] با داده‌های ضربان قلب می‌تواند برای شناسایی فعالیت بدنی در بیماران دیابتی مورد استفاده قرار گیرد. در یک مطالعه، الگوریتم‌های یادگیری ماشین مانند Random Forest و AdaBoost توانستند فعالیت بدنی را با دقت حدود ۹۰٪ بر اساس داده‌های ترکیبی فیزیولوژیک تشخیص دهند (۴۶). این یافته نشان‌دهنده ظرفیت قابل توجه سیستم‌های داده‌محور برای توسعه ابزارهای پشتیبان تصمیم‌گیری در بیماران متابولیک است. علاوه بر این، مدل‌های پیش‌بینی خطر کاردیومتابولیک که داده‌های فیزیولوژیک پوشیدنی و متغیرهای رفتاری را ادغام می‌کنند، در مطالعات اولیه عملکرد امیدوارکننده‌ای نشان داده‌اند (۵۰).

با این حال، چالش‌هایی نیز گزارش شده است. یکی از مهم‌ترین مسائل، کاهش دقت الگوریتم‌ها در جمعیت‌های بالینی متفاوت است؛ مدل‌هایی که بر اساس داده‌های افراد سالم آموزش دیده‌اند ممکن است در بیماران مبتلا به بیماری‌های مزمن عملکرد ضعیف‌تری داشته باشند. همچنین محدودیت در قابلیت تفسیر مدل‌ها و نیاز به اعتبارسنجی بالینی گسترده، از موانع اصلی برای پذیرش بالینی این فناوری‌ها محسوب می‌شود (۵۱).

یافته‌های مرتبط با مدیریت سلامت‌محور

یافته‌های تحلیلی نشان می‌دهد که داده‌های جمعیتی (Population-level) پوشیدنی می‌توانند به‌صورت مؤثری در مدیریت سلامت‌محور مورد استفاده قرار گیرند. به‌عنوان مثال، در برخی پروژه‌های تحقیقاتی، داده‌های فعالیت بدنی جمع‌آوری شده از پوشیدنی‌ها همراه با داده‌های بالینی و آزمایشگاهی برای طراحی مدل‌های پیش‌بینی خطر متابولیک به‌کار رفته‌اند که می‌تواند به سیاستگذاران اجازه دهد مداخلاتی هدفمند برای جمعیت‌های پرخطر طراحی کنند (۵۲).

در سطح بومی‌سازی نیز، مطالعات در کشورهایی با منابع محدود نشان می‌دهند که امکان پیاده‌سازی چارچوب‌های مبتنی بر پوشیدنی و مدل‌سازی داده وجود دارد. برای نمونه، پروژه‌هایی که ترکیب داده‌های سلامتی جمعیتی، پوشیدنی‌ها و پایش طولی را انجام داده‌اند، نشان داده‌اند که می‌توان استراتژی‌های کارآمدتری برای پیشگیری از بیماری‌های کاردیومتابولیک طراحی کرد (۵۳).

تلفیق یافته‌ها نشان می‌دهد که یکپارچه‌سازی فناوری پوشیدنی، مدل‌های پیش‌بینی هوش مصنوعی و داده‌های جمعیتی می‌تواند به چارچوبی نوآورانه برای مدیریت سلامت کاردیومتابولیک منجر شود،چارچوبی که به‌صورت همزمان امکان افزایش فعالیت فردی، پیش‌بینی خطر و سیاست‌گذاری سلامت‌محور را فراهم کند. این چارچوب، نقطه تلاقی عملی بین ورزش، فناوری و مراقبت بالینی است و پتانسیل آن را دارد که با توسعه بومی در کشورهایی مانند ایران، تأثیر قابل‌توجهی در کنترل بار بیماری کاردیومتابولیک داشته باشد.

[1]Continuous Glucose Monitoring

[DOI: 10.66224/JBUMS.33.60]

برای درک بهتر نقش فناوری‌های هوشمند در مدیریت بیماری‌های کاردیومتابولیک، مطالعات اخیر نشان می‌دهند که هر دسته فناوری دارای قابلیت‌ها، داده‌های خروجی و محدودیت‌های ویژه‌ای است که می‌تواند در طراحی مداخلات بالینی و پیش‌بینی خطر، مورد استفاده قرار گیرد. جدول ۳ خلاصه‌ای از عملکرد فناوری‌های کلیدی، نوع داده خروجی، کاربرد بالینی و محدودیت‌های آن‌ها را ارائه می‌دهد. این جدول کمک می‌کند تا محققان، پزشکان و سیاستگذاران سلامت، دید جامعی نسبت به قابلیت‌ها و محدودیت‌های فناوری‌های پوشیدنی و مدل‌های داده‌محور داشته باشند.

جدول ۳- خلاصه عملکرد فناوری‌ها در مدیریت بیماری‌های کاردیومتابولیک

فناوری	داده خروجی	کاربرد بالینی	محدودیت
ساعت‌های هوشمند و پوشیدنی‌ها	ضربان قلب، تعداد گام، کالری مصرفی، HRV	پایش فعالیت بدنی، پایبندی به برنامه ورزشی، پیش‌بینی خطر قلبی	دقت متغیر در بیماران با بیماری مزمن، نیاز به کالیبراسیون فردی (۴۵،۴۷)
حسگرهای بیوفیدبک و چسب‌های پوستی	ECG، فشار خون، تنفس، دمای پوست	پایش فیزیولوژیک لحظه‌ای، تشخیص آریتمی، مدیریت فشار خون	نصب و نگهداری پیچیده، تداخل با فعالیت روزمره (۴۶،۴۸)
مدل‌های پیش‌بینی AI مبتنی بر	شاخص‌های خطر بیماری‌های کاردیومتابولیک ترکیبی، پیش‌بینی رخداد قلبی	شناسایی بیماران پرخطر، طراحی مداخلات شخصی‌سازی شده	نیاز به داده‌های گسترده و اعتبارسنجی بالینی، قابلیت تفسیر محدود (۵۰،۵۱)
داده‌های جمعیتی و پوشش جمعیتی	میانگین فعالیت، شاخص‌های جمعیتی و بالینی	طراحی سیاست‌های سلامت‌محور، برنامه‌های پیشگیری جمعیتی	کیفیت داده‌های جمعیتی محدود، مشکلات حریم خصوصی (۵۲،۵۳)
سیستم‌های IoT و شبکه‌های پایش مداوم	جریان داده چندحسگره، ارتباط بین دستگاه‌ها	مدیریت بلادرنگ خطر، هشدارهای فوری، پایش طولی	پیچیدگی فناوری، هزینه بالا، نیاز به اتصال مداوم (۴۵،۴۶)

مدل مفهومی پیشنهادی اکوسیستم ورزشی هوشمند سلامت‌محور

منطق طراحی مدل

طراحی مدل مفهومی پیشنهادی بر مبنای همگرایی ورزش علمی، پزشکی و فناوری‌های دیجیتال شکل گرفته است. شواهد روایی و تجربی نشان می‌دهد که مداخلات ورزشی تنها در صورتی اثرگذار هستند که با پایش دقیق فیزیولوژیک و داده‌محور همراه شوند (۵۴). از این رو، مدل پیشنهادی به گونه‌ای طراحی شده است که بنیان نظری سلامت کاردیومتابولیک با داده‌های بالینی و پوشیدنی ترکیب شود تا یک چارچوب یکپارچه برای مدیریت خطر فراهم گردد (۵۵). این منطق طراحی، ادغام داده‌های فیزیولوژیک، رفتاری و محیطی را تسهیل می‌کند و امکان سنتز چندمنظوره اطلاعات برای تولید توصیه‌های شخصی‌سازی شده ورزشی و پیشگیری از بیماری‌های کاردیومتابولیک را می‌دهد (۵۶). علاوه بر این، استفاده از الگوریتم‌های هوش مصنوعی و یادگیری ماشین، تحلیل داده‌های طولی و لحظه‌ای را ممکن می‌سازد و امکان پیش‌بینی خطر و شناسایی زودهنگام اختلالات کاردیومتابولیک را فراهم می‌آورد (۵۷).

این رویکرد از لحاظ علوم پزشکی ملموس است، زیرا داده‌ها و شاخص‌های بالینی (HRV، VO_2max، فشار خون، توده چربی احشایی) به شکل مستقیم وارد تصمیم‌گیری بالینی می‌شوند و مسیرهای مداخلات ورزشی و پایش سلامت به صورت شفاف و قابل اندازه‌گیری تعریف شده‌اند (۵۸). به عبارت دیگر، این مدل یکپارچگی نظری و عملی را تضمین می‌کند و محدودیت‌های سنتی مداخلات ورزشی مبتنی بر توصیه‌های عمومی را کاهش می‌دهد.

اجزای مدل

مدل مفهومی پیشنهادی شامل پنج لایه اصلی است که هر کدام نقش مشخصی در جریان داده، تحلیل و مداخله بالینی دارند:

۱. لایه ورودی داده: این لایه شامل تمام منابع داده‌ای است که می‌توانند بر مدیریت سلامت کاردیومتابولیک اثرگذار باشند. داده‌های پوشیدنی‌ها، حسگرهای فیزیولوژیک، داده‌های

[DOI: 10.66224/JBUMS.33.60]

جمعیتی، پرونده الکترونیک سلامت و شاخص‌های رفتاری بیماران در این لایه جمع‌آوری می‌شوند (۵۹). این تنوع داده امکان تحلیل دقیق و شخصی‌سازی شده را فراهم می‌کند.

۲. لایه پردازش هوشمند: داده‌های جمع‌آوری شده در این لایه با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین و تحلیل‌های پیش‌بینی، مورد پردازش قرار می‌گیرند. این لایه امکان شناسایی الگوهای خطر، تحلیل روندهای فیزیولوژیک و ارائه هشدارهای بالینی را فراهم می‌کند (۶۰).

۳. لایه مداخله ورزشی: بر اساس تحلیل داده‌ها، برنامه‌های ورزشی شخصی‌سازی شده ایجاد می‌شوند. شدت، زمان و نوع تمرین متناسب با شاخص‌های فردی بیماری‌های کاردیومتابولیک تنظیم می‌شود. این لایه امکان نسخه‌نویسی ورزشی مبتنی بر داده و پایش مداوم را فراهم می‌آورد (۶۱).

۴. لایه پیامدهایبیماری‌های کاردیومتابولیک: نتایج مداخلات و پایش طولی در این لایه ثبت می‌شوند. تغییرات شاخص‌های سلامت، پاسخ‌های فیزیولوژیک و اثرات کوتاه‌مدت و بلندمدت ورزش در این بخش تحلیل و به پزشک یا مربی منتقل می‌شوند (۶۲).

۵. لایه بازخورد بالینی: بازخوردهای بالینی و اصلاح برنامه‌های ورزشی در این لایه اعمال می‌شود. تعامل پزشک، متخصص ورزش و سیستم هوشمند، امکان اصلاح مستمر مداخلات و بهینه‌سازی عملکرد را فراهم می‌کند (۶۳).

مسیرهای علمی، سازوکارها

مدل مفهومی پیشنهادی اکوسیستم ورزشی هوشمند سلامت‌محور از طریق سه مسیر اصلی اثرگذاری، عملکرد خود را بهبود می‌بخشد. مسیر نخست، مسیر فیزیولوژیک است که تغییرات شاخص‌های کلیدی سلامت کاردیومتابولیک، شامل HRV، VO_2max، فشار خون و توده چربی احشایی را تحت تأثیر قرار می‌دهد. این مسیر با تمرینات هدفمند، پایش مستمر داده‌های فیزیولوژیک و تحلیل الگوریتمی، امکان شناسایی سریع بیماران پرخطر و پیش‌بینی رخدادهای کاردیومتابولیک را فراهم می‌کند (۵۴،۶۴). مسیر دوم، مسیر رفتاری است که شامل پایبندی فرد به برنامه‌های ورزشی، اصلاح سبک زندگی، بهبود کیفیت خواب و تغذیه و افزایش انگیزه برای مشارکت مستمر می‌باشد. داده‌های رفتاری جمع‌آوری‌شده از پوشیدنی‌ها و ابزارهای دیجیتال، از طریق الگوریتم‌های هوش مصنوعی تحلیل می‌شوند و بازخورد شخصی‌سازی شده برای ارتقای پایبندی و اصلاح رفتار ارائه می‌شود (۶۵). مسیر سوم، مسیر داده‌محور است که جریان اطلاعات پوشیدنی، فیزیولوژیک و جمعیتی را مدیریت و پردازش می‌کند تا امکان پیش‌بینی زودهنگام خطر و تصمیم‌گیری بالینی مبتنی بر شواهد فراهم گردد. این مسیر، به طور خاص برای ایجاد همگرایی میان داده‌های بالینی و ورزشی طراحی شده است و امکان شناسایی الگوهای خطر و مداخلات پیشگیرانه را فراهم می‌کند (۶۶).

مزیت‌های کلینیکی مدل برای علوم پزشکی

از منظر مزیت‌های کلینیکی، این مدل قابلیت ارائه ارزیابی دقیق و شخصی‌سازی شده خطر را دارد، به طوری که تحلیل داده‌های لحظه‌ای و طولی به شناسایی بیماران پرخطر و پیش‌بینی اختلالات کاردیومتابولیک کمک می‌کند (۶۷). علاوه بر این، مدل امکان نسخه‌نویسی ورزشی مبتنی بر داده را فراهم می‌آورد؛ برنامه‌های تمرینی با شدت، زمان و حجم مناسب و متناسب با وضعیت فیزیولوژیک هر فرد طراحی و پایش می‌شوند (۶۸). همچنین با استفاده از فناوری‌های پوشیدنی و سیستم‌های IoT، امکان پایش از راه دور بیماران و دریافت هشدارهای زودهنگام بدون نیاز به حضور فیزیکی در مراکز درمانی ایجاد شده است. این مدل همچنین می‌تواند به کاهش هزینه‌های سلامت کمک کند، زیرا با پیشگیری مؤثر از بیماری‌های کاردیومتابولیک و بهینه‌سازی منابع مراقبت، هزینه‌های مستقیم و غیرمستقیم سیستم سلامت کاهش می‌یابد (۶۹).

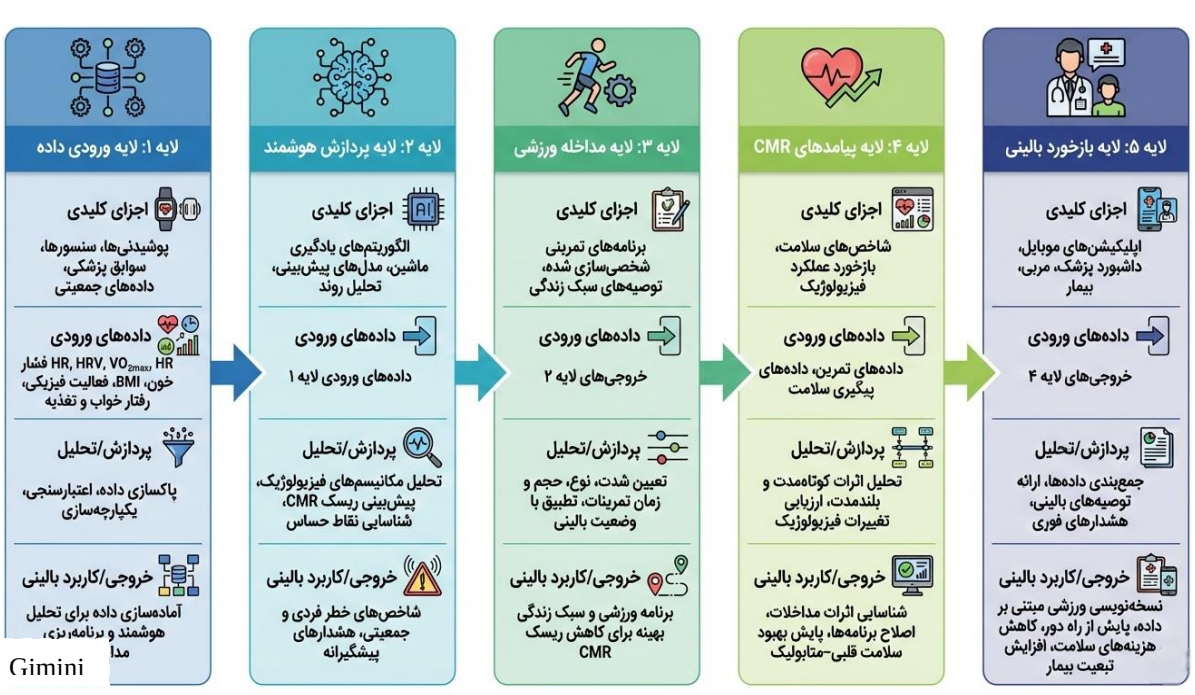
در مجموع، این سازوکارها و مسیرهای علمی، مدل پیشنهادی را به ابزاری عملی، دقیق و قابل اعتماد برای علوم پزشکی تبدیل می‌کند که توانایی ادغام ورزش، داده و پایش سلامت را در قالب یک چارچوب یکپارچه فراهم می‌آورد (۷۰).

[DOI: 10.66224/JBUMS.33.60]

برای ارائه واضح و یکپارچه از چارچوب نسل آینده اکوسیستم ورزشی هوشمند سلامت‌محور، مدل مفهومی نهایی در قالب پنج لایه طراحی شده است. این مدل جریان داده‌ها، پردازش هوشمند، مداخلات ورزشی، پیامدهای سلامت کاردیومتابولیک و بازخورد بالینی را به‌طور یکپارچه نمایش می‌دهد و مسیرهای علی و سازوکارهای فیزیولوژیک، رفتاری و داده‌محور را در ساختار خود ادغام می‌کند. شکل۲ نشان‌دهنده اجزای مدل، عملکرد هر لایه، داده‌های ورودی و خروجی، و نقش کلینیکی آن است.

برای درک بهتر کارکرد هر مؤلفه در مدل مفهومی اکوسیستم ورزشی هوشمند سلامت‌محور و ارتباط آن با شاخص‌های کاردیومتابولیک، جدول ۴ ارائه شده است. این جدول مؤلفه‌های اصلی مدل، متغیرهای ورودی مرتبط با هر مؤلفه، کارکردهای کلیدی در پردازش و تحلیل داده، و خروجی‌های سلامت ناشی از عملکرد صحیح هر لایه را نشان می‌دهد. چنین ارائه‌ای، شفافیت علمی مدل و مسیرهای اثرگذاری آن را برای پژوهشگران و متخصصان علوم پزشکی ملموس می‌کند.

با وجود ظرفیت‌های قابل توجه اکوسیستم‌های ورزشی هوشمند در بهبود شاخص‌های سلامت کاردیومتابولیک و ارتقای کیفیت مراقبت‌های پیشگیرانه و درمانی، انتقال و پیاده‌سازی عملی این رویکردها در کشورهای در حال توسعه لزوماً با همان سطح موفقیت کشورهای با زیرساخت‌های پیشرفته همراه نیست. تفاوت در زیرساخت‌های داده و فناوری، محدودیت منابع انسانی متخصص، چالش‌های اقتصادی، ملاحظات فرهنگی و اجتماعی و نبود چارچوب‌های سیاستی و قانونی یکپارچه، می‌تواند بر میزان اثربخشی و پذیرش این اکوسیستم‌ها تأثیرگذار باشد (۷۱). از این رو، تحلیل چالش‌های زمینه‌ای و موانع بومی‌سازی، به‌ویژه در کشورهایی مانند ایران، برای درک واقع‌بینانه ظرفیت‌های اجرایی مدل‌های پیشنهادی و ارائه راهکارهای قابل اجرا ضروری به نظر می‌رسد. در ادامه، مهم‌ترین چالش‌های پیاده‌سازی اکوسیستم‌های ورزشی هوشمند در کشورهای در حال توسعه با تأکید بر شرایط ایران مورد بررسی قرار می‌گیرد (۷۲).



شکل۲- مدل مفهومی نهایی اکوسیستم سلامت‌محور

HR: Heart Rate, BMI: Body Mass Index , CMR: Cardiometabolic Risk

[DOI: 10.66224/JBUMS.33.60]

جدول ٤- توصیف اجزای مدل و متغیرهای کلیدی

مؤلفه	متغیرهای ورودی	کارکرد	خروجی سلامت
ورودی داده	HR, HRV, VO_2max, ، BMI، فشار خون، فعالیت فیزیکی، کیفیت خواب، تغذیه	جمع‌آوری و اعتبارسنجی داده‌ها، یکپارچه‌سازی چندمنبعی	داده‌های آماده برای تحلیل هوشمند و شخصی‌سازی مداخلات
پردازش هوشمند	داده‌های جمع‌آوری‌شده، الگوریتم‌هایML، داده‌های جمعیتی	تحلیل روندهای فیزیولوژیک، پیش‌بینی خطر بیماری‌های کاردیومتابولیک، شناسایی نقاط حساس	شاخص‌های خطر فردی و جمعیتی، هشدارهای پیشگیرانه
مداخله ورزشی	شاخص‌های خطر، سطح توانایی فردی، سابقه بیماری	طراحی برنامه تمرینی شخصی، تعیین شدت، حجم و زمان تمرین	بهینه‌سازی فعالیت بدنی و سبک زندگی برای کاهش خطر بیماری‌های کاردیومتابولیک
پیامدهای سلامت	داده‌های تمرین، شاخص‌های فیزیولوژیک، پاسخ بدن	تحلیل اثرات کوتاه‌مدت و بلندمدت، پایش تغییرات فیزیولوژیک	ارزیابی اثربخشی مداخلات، اصلاح برنامه‌ها، بهبود شاخص‌های بیماری‌های کاردیومتابولیک
بازخورد بالینی	خروجی‌های لایه پیامدها، داده‌های بیمار	ارائه توصیه‌های بالینی و هشدارهای فوری، پایش مستمر	نسخه‌نویسی ورزشی مبتنی بر داده، پایش از راه دور، کاهش هزینه‌ها، افزایش تبعیت بیمار

HR: Heart Rate, BMI: Body Mass Index , VO_2max : Maximal oxygen uptake

چالش‌های پیاده‌سازی در کشورهای در حال توسعه با تأکید برکشور ایران

با وجود ظرفیت قابل توجه اکوسیستم‌های ورزشی هوشمند در بهبود سلامت کاردیومتابولیک، پیاده‌سازی عملی این چارچوب‌ها در کشورهای در حال توسعه با موانع ساختاری و زمینه‌ای متعددی مواجه است. این چالش‌ها به‌ویژه در کشورهایی مانند ایران که نظام سلامت در حال گذار دیجیتال است، اهمیت بیشتری پیدا می‌کند. تحلیل شرایط نشان می‌دهد که موانع پیاده‌سازی را می‌توان در چهار حوزه اصلی شامل زیرساخت فناوری، منابع انسانی، عوامل اقتصادی و زمینه‌های فرهنگی— سازمانی طبقه‌بندی کرد.

نخست، محدودیت‌های زیرساخت داده و فناوری یکی از موانع کلیدی محسوب می‌شود. یکپارچگی ناکامل سامانه‌های پرونده الکترونیک سلامت، نبود استانداردهای ملی تبادل داده و محدودیت در اتصال پایدار دستگاه‌های پوشیدنی به پلتفرم‌های سلامت، می‌تواند جریان داده در اکوسیستم‌های هوشمند را مختل کند. علاوه بر این، چالش‌های مرتبط با امنیت سایبری، حریم خصوصی داده‌ها و چارچوب‌های حقوقی حفاظت از اطلاعات سلامت، از عوامل مهمی هستند که پذیرش فناوری را در سطح نظام سلامت محدود می‌کنند.

دوم، کمبود نیروی انسانی متخصص در حوزه‌های میان‌رشته‌ای مانند پزشکی دیجیتال، علوم داده سلامت و فیزیولوژی ورزشی مبتنی بر فناوری، یکی از موانع اساسی توسعه این اکوسیستم‌ها محسوب می‌شود. پیاده‌سازی موفق مدل‌های سلامت‌محور نیازمند همکاری پزشکان، متخصصان ورزش، مهندسان داده و سیاست‌گذاران است؛ درحالی‌که در بسیاری از نظام‌های سلامت در حال توسعه، آموزش‌های میان‌رشته‌ای هنوز به‌طور کامل نهادینه نشده است.

سوم، عوامل اقتصادی و محدودیت منابع مالی می‌تواند مانع گسترش فناوری‌های پوشیدنی و سامانه‌های پایش هوشمند در مقیاس جمعیتی شود. هزینه تجهیزات، زیرساخت‌های فناوری و نگهداری سیستم‌ها ممکن است برای برخی مراکز درمانی یا جمعیت‌های کم‌برخوردار قابل تأمین نباشد. این موضوع می‌تواند به نابرابری در دسترسی به مداخلات پیشگیرانه منجر شود و اثربخشی برنامه‌های سلامت‌محور را کاهش دهد.

چهارم، عوامل فرهنگی و سازمانی نیز نقش مهمی در پذیرش فناوری دارند. سطح سواد سلامت دیجیتال، نگرش بیماران نسبت به فناوری‌های پوشیدنی، اعتماد به سیستم‌های داده‌محور و میزان پذیرش تغییر در رویه‌های بالینی سنتی، از جمله متغیرهایی هستند که می‌توانند موفقیت اجرای اکوسیستم‌های هوشمند را تحت تأثیر قرار دهند. در برخی موارد، مقاومت سازمانی در برابر تغییرات فناورانه یا نبود مشوق‌های سیاستی کافی نیز می‌تواند روند پیاده‌سازی را کند

[DOI: 10.66224/JBUMS.33.60]

کند.

با این حال، وجود این چالش‌ها لزوماً مانع توسعه اکوسیستم‌های سلامت‌محور نیست، بلکه نشان‌دهنده نیاز به راهبردهای بومی‌سازی است. توسعه زیرساخت‌های داده ملی، تدوین استانداردهای تبادل اطلاعات سلامت، آموزش نیروی انسانی میان‌رشته‌ای، حمایت سیاستی از فناوری‌های سلامت دیجیتال و طراحی مدل‌های کم‌هزینه بومی می‌تواند مسیر پیاده‌سازی را تسهیل کند. به‌ویژه در ایران، ظرفیت بالای نیروی متخصص در حوزه‌های پزشکی و مهندسی، همراه با رشد فناوری‌های سلامت دیجیتال، فرصت مناسبی برای توسعه تدریجی این اکوسیستم‌ها فراهم می‌آورد.

در مجموع، توجه به ملاحظات بومی‌سازی و طراحی راهبردهای سازگار با زمینه‌های اقتصادی، فرهنگی و زیرساختی کشورها، شرط اساسی برای پیاده سازی موفق مدل‌های اکوسیستم ورزشی هوشمند به عمل بالینی و سیاست‌گذاری سلامت محسوب می‌شود.

کاربردهای بالینی، مدیریتی و سیاستی

کاربرد برای پزشکان

مدل مفهومی پیشنهادی اکوسیستم ورزشی هوشمند سلامت‌محور، ظرفیت‌های گسترده‌ای برای بهبود مراقبت بالینی بیماران با خطر کاردیومتابولیک فراهم می‌کند. برای پزشکان، یکی از مهم‌ترین کاربردها، امکان نسخه‌نویسی ورزشی مبتنی بر داده است، که با استفاده از شاخص‌های فردی مانند HRV، VO_2max، توده چربی احشایی و سایر پارامترهای فیزیولوژیک، برنامه‌های تمرینی هدفمند و ایمن طراحی می‌شود. این رویکرد، به ویژه برای بیماران پرخطر مانند افراد با سندرم متابولیک یا سابقه بیماری قلبی، امکان تنظیم دقیق شدت، حجم و نوع تمرین را فراهم می‌کند و خطر عوارض ورزشی را به حداقل می‌رساند (۷۳). تحلیل‌های پیشرفته داده‌ای و الگوریتم‌های یادگیری ماشین به پزشکان اجازه می‌دهد تا تغییرات کوتاه‌مدت و بلندمدت پاسخ فیزیولوژیک بیماران را پایش کنند و برنامه‌های تمرینی را بر اساس پاسخ واقعی بدن تنظیم نمایند. این پایش مداوم نه تنها اثربخشی مداخلات را افزایش می‌دهد، بلکه زمینه‌ای برای پیش‌بینی خطرات آتی و مدیریت بهتر بیماری فراهم می‌آورد (۷۴).

کاربرد برای مدیران ورزشی و کلینیک‌ها

در سطح مدیریت ورزشی و کلینیک‌ها، مدل پیشنهادی به مدیران امکان می‌دهد مداخلات هدفمند را طراحی و اجرا کنند. داده‌های جمع‌آوری‌شده از پوشیدنی‌ها و حسگرهای فیزیولوژیک، اطلاعات ارزشمندی برای برنامه‌ریزی مداخلات گروهی و برنامه‌های جامعه‌محور ارائه می‌کند (۷۵). این داده‌ها، مدیران را قادر می‌سازد الگوهای فعالیت فیزیکی جمعیت را تحلیل کنند و مناطق با بالاترین نیاز به مداخلات ورزشی هدفمند را شناسایی نمایند (۷۶). در نتیجه، برنامه‌های ورزشی می‌توانند به صورت فردمحور و جمعیت‌محور همزمان پیاده‌سازی شوند، به طوری که اثربخشی مداخلات افزایش یافته و منابع محدود به صورت بهینه تخصیص یابند (۷۷). به علاوه، این سیستم امکان پایش پیوسته کیفیت مداخلات، ارزیابی دسترسی و تبعیت افراد از برنامه‌ها و اصلاح زمان‌بندی یا شدت فعالیت‌ها را فراهم می‌کند که برای کلینیک‌ها و سازمان‌های ورزشی اهمیت عملی بالایی دارد (۷۸).

کاربرد برای سیاست‌گذاران سلامت

برای سیاست‌گذاران حوزه سلامت، مدل اکوسیستم هوشمند، بستری مناسب برای توسعه نظام هوشمند پایش جمعیتی ارائه می‌دهد. اطلاعات جمعیتی و داده‌های کلینیکی جمع‌آوری‌شده توسط اکوسیستم، امکان رصد مستمر شاخص‌های سلامت کاردیومتابولیک در جمعیت‌های مختلف را فراهم می‌کند (۷۹). چنین پایشی به سیاست‌گذاران کمک می‌کند نقاط تمرکز برای برنامه‌های پیشگیری و آموزش سلامت را شناسایی کنند و از داده‌های واقعی برای اولویت‌بندی منابع استفاده نمایند. علاوه بر این، الگوریتم‌های هوش مصنوعی و تحلیل‌های پیش‌بینی، امکان طراحی خطوط راهنمای مبتنی بر شواهد و داده‌های بلادرنگ را فراهم می‌آورد که می‌تواند به استانداردسازی مراقبت، کاهش خطاهای بالینی و افزایش اثربخشی سیاست‌های ملی سلامت منجر شود (۸۰). این ادغام داده و سیاست‌گذاری به‌ویژه در کشورهایی با منابع محدود و جمعیت‌های

[DOI: 10.66224/JBUMS.33.60]

در معرض خطر، فرصت‌های بی‌سابقه‌ای برای پیشگیری از بیماری‌های کاردیومتابولیک و ارتقای سلامت عمومی ایجاد می‌کند (۸۱).

علاوه بر کاربردهای مستقیم بالینی و مدیریتی، مدل مفهومی توانایی ارتقای هماهنگی میان سه حوزه پزشکی، ورزش و فناوری را دارد. این هماهنگی باعث می‌شود اطلاعات فیزیولوژیک فردی و جمعیتی به سرعت به برنامه‌های عملیاتی و سیاستی تبدیل شود و واکنش به تغییرات سلامت جامعه به صورت پیشگیرانه و داده‌محور انجام گیرد (۸۲). برای پزشکان، این بدان معناست که مداخلات ورزشی می‌توانند بر اساس داده‌های واقعی و به‌روز تنظیم شوند و تصمیم‌گیری‌های بالینی مبتنی بر شواهد محکم صورت گیرد. برای مدیران، امکان اجرای برنامه‌های ورزشی هدفمند و پایش اثربخشی آن‌ها به صورت مستمر فراهم می‌شود و در نهایت برای سیاست‌گذاران، خطوط راهنمای مبتنی بر AI و پایش جمعیتی، یکپارچگی میان سلامت فردی و سلامت جامعه را تقویت می‌کند (۸۳).

در سطح عملیاتی، این مدل توانایی ارتقای کیفیت مراقبت بالینی و کاهش هزینه‌ها را نیز دارد. پایش مستمر و تحلیل پیشرفته داده‌ها به پزشکان امکان می‌دهد خطرات احتمالی را پیش از بروز عوارض شدید شناسایی کنند، که منجر به کاهش بستری‌های ناخواسته و بهینه‌سازی منابع درمانی می‌شود (۸۴). به همین ترتیب، مدیران می‌توانند برنامه‌ها را بر اساس نتایج واقعی تنظیم کنند و از اتلاف منابع جلوگیری کنند. سیاست‌گذاران نیز با داده‌های دقیق و سیستماتیک، امکان تدوین سیاست‌های بلندمدت و بهینه‌سازی بودجه‌های سلامت را خواهند داشت.

به‌طور خلاصه، اکوسیستم ورزشی هوشمند سلامت‌محور، یک چارچوب یکپارچه ارائه می‌دهد که با استفاده از داده‌های فردی و جمعیتی، یادگیری ماشین و ابزارهای پایش مستمر، امکان ارتقای سلامت کاردیومتابولیک، بهبود مدیریت بیماران پرخطر و بهینه‌سازی سیاست‌های سلامت عمومی را فراهم می‌کند. این مدل نشان‌دهنده ادغام موفق ورزش، پزشکی و فناوری در جهت تحقق مراقبت‌های پیشگیرانه و مبتنی بر داده است و می‌تواند راهنمای توسعه برنامه‌های آینده در سطح بالینی، مدیریتی و سیاست‌گذاری باشد (۸۵).

محدودیت‌ها

با وجود پیشرفت‌های قابل توجه در حوزه اکوسیستم‌های ورزشی هوشمند و مدیریت سلامت کاردیومتابولیک، مطالعه حاضر با چند محدودیت قابل توجه مواجه است. نخست، محدودیت داده‌ها یک چالش اساسی محسوب می‌شود؛ اغلب منابع اطلاعاتی شامل داده‌های پراکنده، با کیفیت متغیر و در بعضی موارد ناقص هستند که امکان تحلیل جامع و مقایسه مستقیم بین جمعیت‌ها و مداخلات مختلف را محدود می‌کند. این مسئله، به ویژه در ارزیابی پاسخ‌های فردی به مداخلات ورزشی هوشمند و پایش شاخص‌های کاردیومتابولیک، محدودیت‌های جدی ایجاد می‌کند و نیاز به استانداردسازی و همگام‌سازی داده‌ها را نشان می‌دهد. علاوه بر این، عدم یکپارچگی سیستم‌های پزشکی و ورزشی، هم در سطح نرم‌افزار و هم در سطح پروتکل‌های عملیاتی، محدودیت مهم دیگری است. بسیاری از ابزارهای هوشمند و پوشیدنی‌ها قادر به تبادل داده با سامانه‌های بالینی به شکل یکپارچه نیستند و این مسأله بر قابلیت استفاده داده‌ها در تصمیم‌گیری بالینی و سیاست‌گذاری جمعیتی تأثیر منفی دارد. چالش‌های اخلاقی نیز باید مورد توجه قرار گیرد؛ جمع‌آوری، ذخیره و تحلیل داده‌های حساس فیزیولوژیک و رفتاری بیماران، مستلزم رعایت دقیق اصول محرمانگی، رضایت آگاهانه و محافظت از داده‌ها است. عدم توجه کافی به این ملاحظات می‌تواند اعتماد کاربران و بیماران را کاهش دهد و اجرای گسترده اکوسیستم را محدود سازد.

در نهایت، محدودیت‌های انتقال یافته‌های پژوهشی به سطح ملی و جمعیت‌های بزرگ‌تر نیز قابل توجه است. بسیاری از مطالعات موجود بر نمونه‌های محدود و یا محیط‌های کنترل‌شده انجام شده‌اند و تعمیم آن‌ها به جمعیت‌های متنوع و زیرساخت‌های ملی با پیچیدگی‌های عملی و فرهنگی مواجه است. این مسئله نیازمند مطالعات طولی و برنامه‌های پیاده‌سازی پایلوت در مقیاس وسیع برای ارزیابی اثربخشی و پایداری مداخلات است. در مجموع، این

[DOI: 10.66224/JBUMS.33.60]

محدودیت‌ها نشان‌دهنده ضرورت توسعه استانداردهای داده‌ای، یکپارچگی سیستم‌ها و ارزیابی‌های اخلاقی و عملی برای تحقق کامل اکوسیستم‌های ورزشی هوشمند در مدیریت سلامت کاردیومتابولیک است.

نتیجه‌گیری

مطالعه حاضر با بررسی نظام‌مند و تحلیلی داده‌ها و شواهد موجود، چارچوبی یکپارچه برای اکوسیستم‌های ورزشی هوشمند سلامت‌محور ارائه می‌دهد که هدف آن بهبود شاخص‌های کاردیومتابولیک و ارتقای کیفیت زندگی جمعیت‌های مختلف است. یافته‌های تحلیلی نشان می‌دهد که همگرایی ورزش علمی، پایش فیزیولوژیک دقیق و فناوری‌های داده‌محور، می‌تواند توانمندی قابل توجهی در کاهش خطر بیماری‌های کاردیومتابولیک فراهم کند. ورزش هدفمند و داده‌محور، با اثرگذاری بر شاخص‌هایی مانند VO_2max، HRV، مقاومت انسولینی و ترکیب بدنی، علاوه بر کاهش عوامل خطر، پتانسیل شخصی‌سازی برنامه‌های مداخله‌ای را فراهم می‌آورد. همچنین، فناوری‌های هوشمند شامل پوشیدنی‌ها، حسگرهای فیزیولوژیک و الگوریتم‌های یادگیری ماشین، نه تنها دقت پایش را افزایش داده‌اند، بلکه در مطالعات اولیه ظرفیت پیش‌بینی خطر و مدیریت پویاتر بیماران پرخطر را نیز نشان داده‌اند. تحلیل یافته‌ها همچنین نشان می‌دهد که استفاده از داده‌های جمعیتی و پایش مستمر، امکان ایجاد الگوهای مبتنی بر شواهد در سطوح کلان و سیاست‌گذاری بهینه را تسهیل می‌کند و به این ترتیب، می‌تواند به تقویت پارادایم مدیریت سلامت‌محور در ورزش کمک کند.

تمرکز بر پارادایم سلامت‌محور، محور اصلی این مطالعه است؛ به‌گونه‌ای که ورزش دیگر صرفاً فعالیت بدنی یا تفریحی تلقی نمی‌شود، بلکه می‌تواند به‌عنوان یک ابزار پیشگیرانه و درمانی مبتنی بر داده برای کاهش خطر بیماری‌های کاردیومتابولیک و ارتقای سلامت جمعیت در نظر گرفته شود. این پارادایم، نیازمند همگرایی چندرشته‌ای بین پزشکی، علوم ورزشی و فناوری دیجیتال است و به‌ویژه برای جمعیت‌های مستعد بیماری‌های متابولیک و قلبی اهمیت دارد. چارچوب مفهومی پیشنهادی، امکان تلفیق مداخلات بالینی، ورزشی و دیجیتال را فراهم می‌آورد و مسیرهای علی متعدد از جمله مسیرهای فیزیولوژیک، رفتاری و داده‌محور را به هم پیوند می‌دهد؛ با این حال، اثربخشی عملی آن نیازمند ارزیابی‌های تجربی و مطالعات مداخله‌ای آینده است.

در زمینه آینده‌پژوهی، سه حوزه کلیدی شناسایی شده است. نخست، داده‌کاوی سلامت جمعیتی که با تحلیل گسترده داده‌های بالینی، رفتاری و فیزیولوژیک جمعیت‌ها، امکان شناسایی الگوهای خطر و پاسخ‌های فردی به مداخلات ورزشی را فراهم می‌کند. این داده‌کاوی نه تنها می‌تواند شاخص‌های خطر را دقیق‌تر مشخص کند، بلکه پایه‌ای برای تصمیم‌گیری سیاست‌گذاران سلامت و مدیران ورزشی فراهم می‌آورد و امکان پیش‌بینی روند بیماری‌ها و تخصیص منابع بهینه را ایجاد می‌کند. دوم، مدل‌های شخصی‌سازی‌شده نسخه ورزشی، که با ترکیب داده‌های فردی، ویژگی‌های فیزیولوژیک و سبک زندگی، امکان طراحی برنامه‌های ورزشی اختصاصی و پویا را فراهم می‌کنند. این مدل‌ها، با اعمال الگوریتم‌های هوش مصنوعی و یادگیری ماشین، قادرند شدت، مدت و نوع تمرین را متناسب با سطح خطرو ظرفیت فیزیولوژیک هر فرد تنظیم کنند و پایش مداوم نتایج را تضمین نمایند. سوم، سیاست‌گذاری مبتنی بر هوش مصنوعی در ایران، که با بهره‌گیری از داده‌های ملی و جمعیتی، امکان طراحی نظام‌های پایش و پیشگیری هوشمند را فراهم می‌آورد. ایجاد چنین سیاست‌هایی نیازمند تدوین استانداردهای ملی داده، زیرساخت‌های فناورانه، آموزش نیروی انسانی و چارچوب‌های اخلاقی است تا پیاده‌سازی مؤثر و پذیرش جمعیتی حاصل شود.

در مجموع، این مقاله نشان می‌دهد که تلفیق ورزش هدفمند، فناوری‌های هوشمند و داده‌های جمعیتی ظرفیت بالقوه‌ای برای تحول در مدیریت سلامت کاردیومتابولیک دارد. چارچوب پیشنهادی، امکان طراحی مداخلات شخصی‌سازی‌شده، پایش مستمر، پیش‌بینی خطر و ارزیابی اثربخشی را فراهم می‌آورد و می‌تواند زمینه را برای سیاست‌گذاری مبتنی بر شواهد و هوش مصنوعی در سطح ملی مهیا کند. با این حال، تحقق کامل این ظرفیت‌ها مستلزم مطالعات طولی، توسعه الگوریتم‌های پیش‌بینی دقیق، استانداردسازی داده‌ها و

[DOI: 10.66224/JBUMS.33.60]

ارزیابی‌های اخلاقی و عملیاتی اکوسیستم‌ها است. با تقویت همگرایی میان علوم پزشکی، ورزش و فناوری دیجیتال، نسل آینده مدل‌های مدیریت سلامت‌محور احتمالاً قادر خواهد بود به کاهش مؤثرتر بیماری‌های کاردیومتابولیک، بهینه‌سازی هزینه‌های سلامت و بهبود کیفیت زندگی جمعیت‌ها کمک کند.

تقدیر و تشکّر

نویسندگان مراتب قدردانی خود را از تمامی متخصصان و پژوهشگرانی که در مراحل بازبینی منابع، تحلیل داده‌ها و مشاوره علمی این مطالعه نقش داشتند، ابراز می‌دارند. به‌ویژه از همکاری اساتید حوزه‌های فیزیولوژی ورزشی، سلامت عمومی، مهندسی داده و سیاست‌گذاری سلامت که با ارائه دیدگاه‌های میان‌رشته‌ای، در غنای علمی این پژوهش سهم مؤثری داشتند، تشکر و قدردانی می‌شود.

ملاحظات اخلاقی

این مطالعه مروری با استفاده از منابع منتشرشده در پایگاه‌های علمی معتبر انجام شده است. از آنجا که مطالعه فاقد داده‌های اولیه انسانی یا حیوانی است، تأیید کمیته اخلاق الزامی نبود. با این حال، کلیه اصول اخلاقی در نگارش، شامل ارجاع دقیق به منابع اصلی، پرهیز از انتحال و تحریف نتایج، رعایت شده است.

حمایت مالی

این پژوهش هیچ‌گونه حمایت مالی از طرف سازمان‌های دولتی، خصوصی یا غیرانتفاعی دریافت نکرده است

مشارکت نویسندگان

تمامی نویسندگان در طراحی مطالعه، جستجوی منابع، تحلیل داده‌ها و نگارش مقاله مشارکت داشته‌اند.

تضاد منافع

نویسندگان مقاله اعلام می‌دارند که هیچ گونه تضاد منافعی در پژوهش حاضر وجود ندارد.

منابع

1. Guthold R, Stevens GA, Riley LM, Bull FC. Global trends in insufficient physical activity among adolescents: a pooled analysis of 298 population-based surveys with 1·6 million participants. Lancet Child Adolesc Health. 2020 Jan;4(1):23-35. DOI: 10.1016/S2352-4642(19)30323-2.
2. Vaduganathan M, Mensah GA, Turco JV, Fuster V, Roth GA. The Global Burden of Cardiovascular Diseases and Risk: A Compass for Future Health. J Am Coll Cardiol. 2022 Dec 20;80(25):2361-371. DOI: 10.1016/j.jacc.2022.11.005.
3. Belanger MJ, Rao P, Robbins JM. Exercise, Physical Activity, and Cardiometabolic Health: Pathophysiologic Insights. Cardiol Rev. 2022 May-Jun 01;30(3):134-44. DOI: 10.1097/CRD.0000000000000417.
4. Jin L, Diaz-Canestro C, Wang Y, Tse MA, Xu A. Exerkines and cardiometabolic benefits of exercise: from bench to clinic. EMBO Mol Med. 2024 Mar;16(3):432-44. DOI: 10.1038/s44321-024-00027-z.
5. Hughes A, Shandhi MMH, Master H, Dunn J, Brittain E. Wearable Devices in Cardiovascular Medicine. Circ Res. 2023 Mar 3;132(5):652-670. DOI: 10.1161/CIRCRESAHA.122.322389.
6. Bayoumy K, Gaber M, Elshafeey A, Mhaimeed O, Dineen EH, Marvel FA, et al. Smart wearable devices in cardiovascular care: where we are and how to move forward. Nat Rev Cardiol. 2021 Aug;18(8):581-99. DOI: 10.1038/s41569-021-00522-7.
7. Thangaraj PM, Benson SH, Oikonomou EK, Asselbergs FW, Khera R. Cardiovascular care with digital twin technology in the era of generative artificial intelligence. Eur Heart J. 2024 Dec 1;45(45):4808-21. DOI: 10.1093/eurheartj/ehae619.

[DOI: 10.66224/JBUMS.33.60]

8. Kvedar JC. Evidence for the effectiveness of digital health. NPJ Digit Med. 2020 Mar 10;3:34. DOI: 10.1038/s41746-020-0231-9.

9. World Health Organization. Global action plan on physical activity 2018–2030: more active people for a healthier world. Geneva: WHO; 2018. [cited 1 June 2018]. Available at: https://www.who.int/publications/i/item/9789241514187

10. Allen B. The Promise of Explainable AI in Digital Health for Precision Medicine: A Systematic Review. J Pers Med. 2024 Mar 1;14(3):277. DOI: 10.3390/jpm14030277.

11. Rao P, Belanger MJ, Robbins JM. Exercise, Physical Activity, and Cardiometabolic Health: Insights into the Prevention and Treatment of Cardiometabolic Diseases. Cardiol Rev. 2022 Jul-Aug 01;30(4):167-78. DOI: 10.1097/CRD.0000000000000416.

12. Kanaley JA, Colberg SR, Corcoran MH, Malin SK, Rodriguez NR, Crespo CJ, et al. Exercise/Physical Activity in Individuals with Type 2 Diabetes: A Consensus Statement from the American College of Sports Medicine. Med Sci Sports Exerc. 2022 Feb 1;54(2):353-68. DOI: 10.1249/MSS.0000000000002800.

13. Shah IA, Ishaq S, Lee SD, Wu BT. Effects of Exercise Training on Cardiac Mitochondrial Functions in Diabetic Heart: A Systematic Review. Int J Mol Sci. 2024 Dec 24;26(1):8. DOI: 10.3390/ijms26010008.

14. Zhang H, Zhang Y, Zhang J, Jia D. Exercise Alleviates Cardiovascular Diseases by Improving Mitochondrial Homeostasis. J Am Heart Assoc. 2024 Oct;13(19):e036555. DOI: 10.1161/JAHA.124.036555.

15. Speer KE, Naumovski N, McKune AJ. Heart rate variability to track autonomic nervous system health in young children: Effects of physical activity and cardiometabolic risk factors. Physiol Behav. 2024 Jul 1;281:114576. DOI: 10.1016/j.physbeh.2024.114576.

16. Wiecha S, Kasiak PS, Cieśliński I, Takken T, Palka T, Knechtle B,et al. External validation of VO2max prediction models based on recreational and elite endurance athletes. PLoS One. 2023 Jan 25;18(1):e0280897. DOI: 10.1371/journal.pone.0280897.

17. Ruiz-Castell M, Samouda H, Bocquet V, Fagherazzi G, Stranges S, Huiart L. Estimated visceral adiposity is associated with risk of cardiometabolic conditions in a population based study. Sci Rep. 2021 Apr 27;11(1):9121. DOI: 10.1038/s41598-021-88587-9.

18. Odeh VA, Adekanmbi V, Hsu JJ, Chitsazan M, Sayed A, Kassi M. Recent Advances in the Wearable Devices for Monitoring and Management of Heart Failure. Rev Cardiovasc Med. 2024 Oct 28;25(10):386. DOI: 10.31083/j.rcm2510386.

19. Bayoumy K, Gaber M, Elshafeey A, Mhaimeed O, Dineen EH, Marvel FA, Martin SS, Muse ED, Turakhia MP, Tarakji KG, Elshazly MB. Smart wearable devices in cardiovascular care: where we are and how to move forward. Nat Rev Cardiol. 2021 Aug;18(8):581-99. DOI: 10.1038/s41569-021-00522-7.

20. American Diabetes Association Professional Practice Committee. 2. Diagnosis and Classification of Diabetes: Standards of Care in Diabetes-2024. Diabetes Care. 2024 Jan 1;47(Suppl 1):S20-S42. DOI: 10.2337/dc24-S002.

21. Ridker PM, Everett BM, Thuren T, MacFadyen JG, Chang WH, Ballantyne C, et al. Antiinflammatory Therapy with Canakinumab for Atherosclerotic Disease. N Engl J Med. 2017 Sep 21;377(12):1119-31. DOI: 10.1056/NEJMoa1707914.

22. Ross R, Blair SN, Arena R, Church TS, Després JP, Franklin BA, et al. American Heart Association Physical Activity Committee of the Council on Lifestyle and Cardiometabolic Health; Council on Clinical Cardiology; Council on Epidemiology and Prevention; Council on Cardiovascular and Stroke Nursing; Council on Functional Genomics and Translational Biology; Stroke Council. Importance of Assessing Cardiorespiratory Fitness in Clinical Practice: A Case for Fitness as a Clinical Vital Sign: A Scientific Statement From the American Heart Association. Circulation. 2016 Dec 13;134(24):e653-e699. DOI: 10.1161/CIR.0000000000000461.

23. Shaffer F, Ginsberg JP. An Overview of Heart Rate Variability Metrics and Norms. Front Public Health. 2017 Sep 28;5:258. DOI: 10.3389/fpubh.2017.00258.

[DOI: 10.66224/JBUMS.33.60]

24. Lee MJ, Kim KK, Kim KH, Lee JH. The pathophysiology of visceral adipose tissues in cardiometabolic diseases. Biochem Pharmacol. 2024 Apr;222:116116. DOI: 10.1016/j.bcp.2024.116116.

25. Cadmus-Bertram LA, Marcus BH, Patterson RE, Parker BA, Morey BL. Randomized Trial of a Fitbit-Based Physical Activity Intervention for Women. Am J Prev Med. 2015 Sep;49(3):414-8. DOI: 10.1016/j.amepre.2015.01.020.

26. Dzobo K, Adotey S, Thomford NE, Dzobo W. Integrating Artificial and Human Intelligence: A Partnership for Responsible Innovation in Biomedical Engineering and Medicine. OMICS. 2020 May;24(5):247-63. DOI: 10.1089/omi.2019.0038.

27. Wang R, Blackburn G, Desai M, Phelan D, Gillinov L, Houghtaling P, Gillinov M. Accuracy of Wrist-Worn Heart Rate Monitors. JAMA Cardiol. 2017 Jan 1;2(1):104-6. DOI: 10.1001/jamacardio.2016.3340.

28. Mastalerz A, Hooshmand-Moghadam B, Moazamigoudarzi S, Golestani F, Hooshmand-Moghadam B, Johne M, et al. Changes in muscle quality and biomarkers of neuromuscular junctions and muscle protein turnover following 12 weeks of resistance training in older men. Biol Sport. 2024 Oct;41(4):285-92. DOI: 10.5114/biolsport.2024.141064.

29. Li X, Dunn J, Salins D, Zhou G, Zhou W, Schüssler-Fiorenza Rose SM, et al. Digital Health: Tracking Physiomes and Activity Using Wearable Biosensors Reveals Useful Health-Related Information. PLoS Biol. 2017 Jan 12;15(1):e2001402. DOI: 10.1371/journal.pbio.2001402.

30. Deo RC. Machine Learning in Medicine. Circulation. 2015 Nov 17;132(20):1920-30. DOI: 10.1161/CIRCULATIONAHA.115.001593.

31. Akkus Z, Cai J, Boonrod A, Zeinoddini A, Weston AD, Philbrick KA, Erickson BJ. A Survey of Deep-Learning Applications in Ultrasound: Artificial Intelligence-Powered Ultrasound for Improving Clinical Workflow. J Am Coll Radiol. 2019 Sep;16(9 Pt B):1318-28. DOI: 10.1016/j.jacr.2019.06.004.

32. Sanal MG, Paul K, Kumar S, Ganguly NK. Artificial Intelligence and Deep Learning: The Future of Medicine and Medical Practice. J Assoc Physicians India. 2019 Apr;67(4):71-3. PMID: 31309802.

33. Krajcer Z. Artificial Intelligence in Cardiovascular Medicine: Historical Overview, Current Status, and Future Directions. Tex Heart Inst J. 2022 Mar 1;49(2):e207527. DOI: 10.14503/THIJ-20-7527.

34. Flores-Castañeda RO, Olaya-Cotera S, Iparraguirre-Villanueva O. Exploring wearable technologies for health monitoring: a systematic review of applications, advantages and disadvantages. Neural Comput Appl. 2025 Nov;37(33):27957-83. DOI:10.1007/s00521-025-11605-8.

35. Han R, Acosta JN, Shakeri Z, Ioannidis JP, Topol EJ, Rajpurkar P. Randomised controlled trials evaluating artificial intelligence in clinical practice: a scoping review. The lancet digital health. 2024 May 1;6(5):e367-73. DOI: 10.1016/S2589750024000475

36. Smuck M, Odonkor CA, Wilt JK, Schmidt N, Swiernik MA. The emerging clinical role of wearables: factors for successful implementation in healthcare. NPJ Digit Med. 2021 Mar 10;4(1):45. DOI: 10.1038/s41746-021-00418-3.

37. Wang R, Blackburn G, Desai M, Phelan D, Gillinov L, Houghtaling P, et al. Accuracy of Wrist-Worn Heart Rate Monitors. JAMA Cardiol. 2017 Jan 1;2(1):104-6. DOI: 10.1001/jamacardio.2016.3340.

38. Dzobo K, Adotey S, Thomford NE, Dzobo W. Integrating Artificial and Human Intelligence: A Partnership for Responsible Innovation in Biomedical Engineering and Medicine. OMICS. 2020 May;24(5):247-63. DOI: 10.1089/omi.2019.0038.

39. Babu M, Lautman Z, Lin X, Sobota MHB, Snyder MP. Wearable Devices: Implications for Precision Medicine and the Future of Health Care. Annu Rev Med. 2024 Jan 29;75:401-15. DOI: 10.1146/annurev-med-052422-020437.

40. Alanazi HO, Abdullah AH, Qureshi KN. A Critical Review for Developing Accurate and Dynamic Predictive Models Using Machine Learning Methods in Medicine and Health Care. J Med Syst. 2017 Apr;41(4):69. DOI: 10.1007/s10916-017-0715-6.

[DOI: 10.66224/JBUMS.33.60]

41. Hannun AY, Rajpurkar P, Haghpanahi M, Tison GH, Bourn C, Turakhia MP, et al. Cardiologist-level arrhythmia detection and classification in ambulatory electrocardiograms using a deep neural network. Nat Med. 2019 Jan;25(1):65-9. DOI: 10.1038/s41591-018-0268-3.

42. Darcy AM, Louie AK, Roberts LW. Machine Learning and the Profession of Medicine. JAMA. 2016 Feb 9;315(6):551-2. DOI: 10.1001/jama.2015.18421.

43. Obermeyer Z, Powers B, Vogeli C, Mullainathan S. Dissecting racial bias in an algorithm used to manage the health of populations. Science. 2019 Oct 25;366(6464):447-53. DOI: 10.1126/science.aax2342.

44. Dafny HA, Champion S, Gebremichael LG, Pearson V, Hendriks JM, Clark RA,et al. Cardiac rehabilitation, physical activity, and the effectiveness of activity monitoring devices on cardiovascular patients: an umbrella review of systematic reviews. Eur Heart J Qual Care Clin Outcomes. 2023 Aug 7;9(5):451-62. DOI: 10.1093/ehjqcco/qcac069.

45. Cho S, Aiello EM, Ozaslan B, Riddell MC, Calhoun P, Gal RL,et al. Design of a Real-Time Physical Activity Detection and Classification Framework for Individuals With Type 1 Diabetes. J Diabetes Sci Technol. 2024 Sep;18(5):1146-56. DOI: 10.1177/19322968231153896.

46. Brickwood KJ, Watson G, O'Brien J, Williams AD. Consumer-Based Wearable Activity Trackers Increase Physical Activity Participation: Systematic Review and Meta-Analysis. JMIR Mhealth Uhealth. 2019 Apr 12;7(4):e11819. DOI: 10.2196/11819.

47. Topol EJ. High-performance medicine: the convergence of human and artificial intelligence. Nat Med. 2019 Jan;25(1):44-56. DOI: 10.1038/s41591-018-0300-7.

48. Fawcett E, Van Velthoven MH, Meinert E. Long-term weight management using wearable technology in overweight and obese adults: systematic review. JMIR mHealth uHealth. 2020;8(3):e13461. DOI: 10.2196/13461

49. Kaaya E. Biobank consent under the GDPR: are potential sample donors informed about all lawful uses of biobank data? Med Health Care Philos. 2024 Dec;27(4):567-77. DOI: 10.1007/s11019-024-10227-6.

50. Rumbold JM, Pierscionek B. The Effect of the General Data Protection Regulation on Medical Research. J Med Internet Res. 2017 Feb 24;19(2):e47. DOI: 10.2196/jmir.7108.

51. Piwek L, Ellis DA, Andrews S, Joinson A. The Rise of Consumer Health Wearables: Promises and Barriers. PLoS Med. 2016 Feb 2;13(2):e1001953. DOI: 10.1371/journal.pmed.1001953.

52. Fabbrizio A, Fucarino A, Cantoia M, De Giorgio A, Garrido ND, Iuliano E, et al. Smart Devices for Health and Wellness Applied to Tele-Exercise: An Overview of New Trends and Technologies Such as IoT and AI. Healthcare (Basel). 2023 Jun 20;11(12):1805. DOI: 10.3390/healthcare11121805.

53. Hammond-Haley M, Allen C, Han J, Patterson T, Marber M, Redwood S. Utility of wearable physical activity monitors in cardiovascular disease: a systematic review of 11 464 patients and recommendations for optimal use. Eur Heart J Digit Health. 2021 May 6;2(2):231-43. DOI: 10.1093/ehjdh/ztab035.

54. Dénes-Fazakas L, Siket M, Szilágyi L, Kovács L, Eigner G. Detection of Physical Activity Using Machine Learning Methods Based on Continuous Blood Glucose Monitoring and Heart Rate Signals. Sensors (Basel). 2022;22(21):8568. DOI: 10.3390/s22218568

55. Maddison R, Rawstorn JC, Stewart RAH, Benatar J, Whittaker R, Rolleston A, et al. Effects and costs of real-time cardiac telerehabilitation: randomised controlled non-inferiority trial. Heart. 2019 Jan;105(2):122-9. DOI: 10.1136/heartjnl-2018-313189.

56. Mojtahedi S, Hooshmand-Moghadam B, Rosenkranz S, Shourideh Z, Amirshaghaghi F, Shabkhiz F. Improvement of inflammatory status following saffron (Crocus sativus L.) and resistance training in elderly hypertensive men: A randomized controlled trial. Exp Gerontol. 2022 Jun 1;162:111756. DOI: 10.1016/j.exger.2022.111756.

57. Shabani M, Borry P. Rules for processing genetic data for research purposes in view of the new EU General Data Protection Regulation. Eur J Hum Genet. 2018 Feb;26(2):149-56. DOI: 10.1038/s41431-017-0045-7.

58. Dunn J, Runge R, Snyder M. Wearables and the medical revolution. Per Med. 2018 Sep;15(5):429-48. DOI: 10.2217/pme-2018-0044.

[DOI: 10.66224/JBUMS.33.60]

59. Dorsey ER, Topol EJ. State of Telehealth. N Engl J Med. 2016 Jul 14;375(2):154-61. DOI: 10.1056/NEJMra1601705.

60. Sandesara PB, Lambert CT, Gordon NF, Fletcher GF, Franklin BA, Wenger NK, et al. Cardiac rehabilitation and risk reduction: time to "rebrand and reinvigorate". J Am Coll Cardiol. 2015 Feb 3;65(4):389-95. DOI: 10.1016/j.jacc.2014.10.059.

61. Biswas D, Thangaraj P, Pedroso AF, Ogunniyi MO, Maddox TM, Ahmad FS, et al. Artificial Intelligence for Cardiovascular Care in Action: From Learning to Implementation in Health Systems. JACC Adv. 2025 Nov;4(11 Pt 2):102307. DOI: 10.1016/j.jacadv.2025.102307.

62. Armoundas AA, Narayan SM, Arnett DK, Spector-Bagdady K, Bennett DA, Celi LA, et al. Use of Artificial Intelligence in Improving Outcomes in Heart Disease: A Scientific Statement From the American Heart Association. Circulation. 2024 Apr 2;149(14):e1028-e1050. DOI: 10.1161/CIR.0000000000001201.

63. Banerjee T, Paçal İ. A systematic review of machine learning in heart disease prediction. Turk J Biol. 2025 Sep 11;49(5):600-34. DOI: 10.55730/1300-0152.2766.

64. Laffi A, Persiani M, Piras A, Meoni A, Raffi M. Effectiveness of Wearable Technologies in Supporting Physical Activity and Metabolic Health in Adults with Type 2 Diabetes: A Systematic-Narrative Hybrid Review. Healthcare (Basel). 2025 Sep 24;13(19):2422. DOI: 10.3390/healthcare13192422.

65. Steinhubl SR, Kim KI, Ajayi T, Topol EJ. Virtual care for improved global health. Lancet. 2018 Feb 3;391(10119):419. DOI: 10.1016/S0140-6736(18)30109-0.

66. Natarajan A, Pantelopoulos A, Emir-Farinas H, Natarajan P. Heart rate variability with photoplethysmography in 8 million individuals: a cross-sectional study. Lancet Digit Health. 2020 Dec;2(12):e650-e657. DOI: 10.1016/S2589-7500(20)30246-6.

67. Izquierdo M, Merchant RA, Morley JE, Anker SD, Aprahamian I, Arai H, et al. International Exercise Recommendations in Older Adults (ICFSR): Expert Consensus Guidelines. J Nutr Health Aging. 2021;25(7):824-53. DOI: 10.1007/s12603-021-1665-8.

68. Glisic M, Llane A, Stojic S, Llanaj E, Roa-Díaz ZM, Raguindin PF, et al. An umbrella review of systematic reviews of the impact of wrist-worn wearables on health outcomes. Physiol Rev. 2026 Apr 1;106(2):935-69. DOI: 10.1152/physrev.00049.2024.

69. Huang XM, Yang BF, Zheng WL, Liu Q, Xiao F, Ouyang PW, et al. Cost-effectiveness of artificial intelligence screening for diabetic retinopathy in rural China. BMC Health Serv Res. 2022 Feb 25;22(1):260. DOI: 10.1186/s12913-022-07655-6.

70. Masmoum MD, Khan S, Usmani WA, Chaudhry R, Ray R, Mahmood A, et al. The Effectiveness of Exercise in Reducing Cardiovascular Risk Factors Among Adults: A Systematic Review and Meta-Analysis. Cureus. 2024 Sep 8;16(9):e68928. DOI: 10.7759/cureus.68928.

71. Arem H, Moore SC, Patel A, Hartge P, Berrington de Gonzalez A, Visvanathan K, et al. Leisure time physical activity and mortality: a detailed pooled analysis of the dose-response relationship. JAMA Intern Med. 2015 Jun;175(6):959-67. DOI: 10.1001/jamainternmed.2015.0533.

72. Nystoriak MA, Bhatnagar A. Cardiovascular Effects and Benefits of Exercise. Front Cardiovasc Med. 2018 Sep 28;5:135. DOI: 10.3389/fcvm.2018.00135.

73. Bull FC, Al-Ansari SS, Biddle S, Borodulin K, Buman MP, Cardon G, et al. World Health Organization 2020 guidelines on physical activity and sedentary behaviour. Br J Sports Med. 2020 Dec;54(24):1451-62. DOI: 10.1136/bjsports-2020-102955.

74. Prieto-Avalos G, Cruz-Ramos NA, Alor-Hernández G, Sánchez-Cervantes JL, Rodríguez-Mazahua L, Guarneros-Nolasco LR. Wearable Devices for Physical Monitoring of Heart: A Review. Biosensors (Basel). 2022 May 2;12(5):292. DOI: 10.3390/bios12050292.

75. Perez MV, Mahaffey KW, Hedlin H, Rumsfeld JS, Garcia A, Ferris T, et al. Apple Heart Study Investigators. Large-Scale Assessment of a Smartwatch to Identify Atrial Fibrillation. N Engl J Med. 2019 Nov 14;381(20):1909-1917. DOI: 10.1056/NEJMoa1901183.

[DOI: 10.66224/JBUMS.33.60]

76. Fenton A, Baptiste D, Chepkorir J, Byiringiro S, Owusu B, Nmezi NA, et al. Digital Health Interventions for Cardiometabolic Risk Reduction in Serious Mental Illness: A Systematic Review. J Psychosoc Nurs Ment Health Serv. 2025 Dec 5:1-8. DOI: 10.3928/02793695-20251120-02.

77. Brand T, Pischke CR, Steenbock B, Schoenbach J, Poettgen S, Samkange-Zeeb F, Zeeb H. What works in community-based interventions promoting physical activity and healthy eating? A review of reviews. Int J Environ Res Public Health. 2014 May 30;11(6):5866-88. DOI: 10.3390/ijerph110605866.

78. Manuel DG, Tuna M, Bennett C, Hennessy D, Rosella L, Sanmartin C, et al. Development and validation of a cardiovascular disease risk-prediction model using population health surveys: the Cardiovascular Disease Population Risk Tool (CVDPoRT). CMAJ. 2018 Jul 23;190(29):E871-E882. DOI: 10.1503/cmaj.170914.

79. Krittanawong C, Zhang H, Wang Z, Aydar M, Kitai T. Artificial Intelligence in Precision Cardiovascular Medicine. J Am Coll Cardiol. 2017 May 30;69(21):2657-64. DOI: 10.1016/j.jacc.2017.03.571.

80. Hooshmand-Moghadam B, Johne M, Golestani F, Lorenz K, Asadi M, Maculewicz E, et al. Effects of soy milk ingestion immediately after resistance training on muscular-related biomarkers in older men: a randomized controlled trial. Biol Sport. 2023 Oct;40(4):1207-17. DOI: 10.5114/biolsport.2023.123894.

81. Boudreau R, Fu AYN, Barry QS, Clifford CR, Chow A, Tran U, et al; CAPITAL Investigators. Outcomes in Patients Stratified by PRECISE-DAPT Versus DAPT Scores After Percutaneous Coronary Interventions. Am J Cardiol. 2021 Dec 15;161: 19-25. DOI: 10.1016/j.amjcard.2021.08.055.

82. Wang L, Nielsen K, Goldberg J, Brown JR, Rumsfeld JS, Steinberg BA, et al. Association of Wearable Device Use With Pulse Rate and Health Care Use in Adults With Atrial Fibrillation. JAMA Netw Open. 2021 May 3;4(5):e215821. DOI: 10.1001/jamanetworkopen.2021.5821.

83. Pereira MA, Kottke TE, Jordan C, O'Connor PJ, Pronk NP, Carreón R. Preventing and managing cardiometabolic risk: the logic for intervention. Int J Environ Res Public Health. 2009 Oct;6(10):2568-84. DOI: 10.3390/ijerph6102568.

84. Nourse R, Dingler T, Kelly J, Kwasnicka D, Maddison R. The Role of a Smart Health Ecosystem in Transforming the Management of Chronic Health Conditions. J Med Internet Res. 2023 Dec 18;25:e44265. DOI: 10.2196/44265.

[DOI: 10.66224/JBUMS.33.60]