Journal of
Sport Biomechanics

Winter 2026. Vol 11. Issue 4

Research Paper

AI-Guided vs. Traditional Training in Adolescent Soccer Players: Effects on Performance and Injury Risk

Fatima Tus Johora Mukta[1], Jannatul Ferdaus Rickta[1], *Md. Yeasir Arafat[2]

1. Department of Physical Education & Sports Science, Jashore University of Science and Technology, Bangladesh.
2. Physical Education Office; Chittagong University of Engineering & Technology, Bangladesh.

Use your device to scan and read the article online

Citation: Mukta FTJ, Rickta JF, Arafat MY. AI-Guided vs. Traditional Training in Adolescent Soccer Players: Effects on Performance and Injury Risk. Journal of Sport Biomechanics.2026;11(4):392-409. https://doi.org/10.61882/JSportBiomech.11.4.392

https://doi.org/10.61882/JSportBiomech.11.4.392

Article Info:

Received: 12 August 2025

Accepted: 19 Sep. 2025

Available Online: 21 Sep. 2025

Keywords:

Artificial intelligence, Traditional methods, Adolescent athletes, Performance metrics, Injury risk

ABSTRACT

Objective Artificial intelligence (AI)-guided training methods provide a personalized approach, leveraging real-time physiological and biomechanical data to optimize performance and reduce injury risk. The present research compared a 12-week AI-guided personalized training program with traditional coach-led training on performance metrics and injury incidence in adolescent football players.

Methods A randomized controlled trial (RCT) was conducted with 60 adolescent athletes (ages 14–17 years) recruited from a football academy. Pre- and post-intervention performance was assessed using the Functional Movement Screen (FMS), 20 m sprint, T-test (agility), and countermovement jump (CMJ), while injury incidence was monitored by a certified physiotherapist.

Results The AI-guided group demonstrated significantly greater improvements than the control group in FMS scores (+20%), sprint time (−4.93%), agility (−6.48%), and CMJ height (+11.86%), with large effect sizes (d = 0.88–1.42). Injury incidence was significantly lower in the AI group (10%) compared with the control group (36.7%) (p = .034; risk ratio = 3.67; 95% Confidence Interval).

Conclusion These findings highlight the efficacy of AI-driven training in enhancing athletic performance and reducing injury risk among adolescent athletes, emphasizing the value of personalized, data-informed approaches over traditional methods. Further research with larger cohorts and extended follow-ups is recommended to validate these results across diverse sports populations.

Corresponding Author:
Md. Yeasir Arafat
Address: Physical Education Office; Chittagong University of Engineering & Technology, Bangladesh.
E-mail: arafat4232@cuet.ac.bd

This is an open access article under the terms of the Creative Commons Attribution License (CC BY 4.0), which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.
© 2026 The Author(s). Journal of Sport Biomechanics published by Islamic Azad University, Hamedan Branch.

1. Introduction

Sports injuries are a major concern because performance and injury are directly related. Injuries can negatively impact an athlete's ability to perform, while poor performance can also increase the risk of injury (1). Injuries often result in missed training sessions and games, reducing overall availability and participation (2). Moreover, injuries can cause physiological and psychological consequences such as anxiety, fear of re-injury, and reduced motivation, all of which affect an athlete's mental state, movement, strength, and endurance, ultimately impairing their ability to execute skills and perform effectively (3–4). Athletes with high performance demands and a history of intense training stress may be at greater risk for overuse injuries due to repetitive loading, poor movement patterns, and pain that can be associated with performance inefficiencies (5–7).

High-impact sports such as volleyball, handball, football, and basketball are among the most common contributors to overuse injuries, impaired motor control, and reduced performance in adolescent athletes, particularly when training programs are not personalized (8–9). While traditional group-based training methods provide benefits for young athletes, they may fail to account for biomechanical and neuromuscular differences or asymmetries (10–11). These asymmetries include differences in strength, power, or movement patterns between the left and right sides of the body or between different muscle groups (12). Therefore, integrating targeted neuromuscular training alongside traditional methods is crucial for optimizing athletic development and preventing injuries in youth populations (9). Identifying and addressing these asymmetries can help athletes improve performance across different sports, experience fewer injuries, and develop more balanced and efficient movement patterns (12).

In the modern era, Artificial Intelligence (AI) is increasingly integrated into sports, just as it is in many other aspects of human life. AI is revolutionizing sports training by enabling highly personalized programs based on extensive athlete data. Wearable sensors, movement analysis, and historical performance data can be analyzed by AI algorithms to tailor training regimens, optimize performance, and reduce injury risks (13–14). AI-driven approaches inspire personalized sports training by leveraging such data to create adaptive programs (15). By analyzing real-time inputs from athletes, AI-guided systems provide immediate feedback and adjustments to training regimens, helping to minimize injury risk and maximize performance (16–17). Traditional training methods in youth sports often rely on generalized programs designed for groups rather than individuals. Such approaches may overlook variations in biomechanics, neuromuscular control, and developmental stages among athletes (12,18). This one-size-fits-all strategy can fail to address asymmetries, imbalances, or individual needs, limiting performance gains and increasing the likelihood of overuse injuries (8). The principle of individual differences highlights that each athlete responds uniquely to training based on factors such as genetics, growth rate, prior experience, and physical maturity (9). Therefore, personalized training that considers these characteristics is critical for improving outcomes and reducing injury risks in adolescents (10,18).

Although AI is increasingly employed in elite sports for training and performance analysis, research specifically examining its effectiveness in youth populations is limited. Despite the growing adoption of AI-powered tools, their application and evaluation in adolescent athletes remain relatively underexplored. A research gap exists regarding whether AI-guided systems provide measurable benefits over conventional training methods for young athletes across multiple team sports.

Football is a high-intensity, multidirectional sport that demands speed, agility, jumping ability, and functional movement quality. Therefore, the present study specifically focused on adolescent football players (19). Given the high prevalence of overuse and acute injuries in youth football, this population is particularly relevant for evaluating the effectiveness of AI-guided training. By targeting adolescent football athletes, this research addresses a critical gap in the literature regarding personalized, data-driven training in a sport where performance and injury risk are closely interconnected. Based on the literature and proposed design, the hypothesis of the present research is that AI-guided athletes will demonstrate greater improvements in FMS scores, sprint speed, agility, and countermovement jump height compared with athletes in traditional training programs.

2. Methods

2.1. Study Design

The present study employed a computer-generated randomization sequence (simple randomization) over a 12-week period to compare the effects of an AI-guided personalized training program with traditional training on injury incidence and performance metrics in adolescent athletes. Baseline assessments included key performance measures and injury history. Allocation concealment was ensured by an independent researcher who prepared sealed, opaque envelopes to assign athletes to groups, thereby minimizing selection bias.

2.2. Participants

A priori power analysis was conducted using G*Power 3.1 software to determine the required sample size. Assuming a large effect size (Cohen's d = 0.8), an alpha level of 0.05, and a statistical power of 0.80 for independent-samples t-tests, the analysis indicated a minimum of 26 participants per group. To account for potential dropouts, 30 participants were recruited for each group, resulting in a total sample size of 60 athletes. All participants were residents of a football academy, where training is conducted daily throughout the year. The athletes were between 14 and 17 years old, lived in academy dormitories, and followed similar daily routines. Eligibility criteria required a minimum of two years of football training experience, active participation in competitive youth leagues, and no injury within the previous three months. Athletes were excluded if they had chronic illnesses limiting participation, existing musculoskeletal disorders, or used personal performance-monitoring systems. Before data collection, informed consent was obtained from all participants and their parents. Institutional ethical approval was also secured from the first author's institution.

2.3. Procedure of Data Collection

Athletes in the AI-guided training group (experimental group) followed a personalized training program designed through AI-based software that incorporated machine learning analysis and wearable sensor data. The system adjusted weekly training loads, mobility drills, strength and conditioning, and recovery timing based on heart rate variability, real-time movement feedback, fatigue index, and Functional Movement Screen (FMS) scores (Table 1). The AI-guided group completed three sessions per week (60–75 minutes per session) for 12 weeks. Each session included a warm-up (10–15 minutes), strength and conditioning (25–30 minutes), agility and sprint training (15–20 minutes), and recovery and flexibility (10 minutes). In parallel, the traditional training group (control group) trained with the same frequency (three sessions per week) and followed a training schedule provided by certified coaches. Their program included general and specific warm-ups, agility and sprint training, power training, and plyometric exercises that are standard for the sport.

2.3.1. Functional Movement Screen

Before conducting the Functional Movement Screen, the researcher measured each participant's tibial length (from the top center of the tibia to the floor) and hand length (from the tip of the longest digit to the distal wrist crease). Participants performed each of the seven fundamental movement patterns three times: deep squat, hurdle step, in-line lunge, shoulder mobility, rotary stability, active straight leg raise, and trunk stability push-up (20). A one-minute rest interval was provided between each movement pattern. Scoring was conducted by a certified FMS practitioner with two years of relevant experience, ensuring consistency and reliability across participants (21).

2.3.2. Agility

Agility tests measure an athlete's acceleration, deceleration, and balance control. We used Stagnoli photocells (Italy) for the T-test. Each participant completed two trials, and performance was recorded in seconds. The full procedure was followed according to previously published research (20–23).

2.3.3. Speed

A 20 m area was marked for the speed test. Each participant performed two trials with a four-minute interval between attempts. The same photocells were used for both the speed and agility tests. During the speed test, photocells were fixed at a height of 120 cm and measured top speed in seconds.

Table 1. All athletes were examined pre and post intervention using the following tests

Test	Measurement Tool	Description
Functional Movement Screen (FMS)	Seven movement battery	Max score 21
20 meter Sprint (Speed test)	Stagnoli photocells	Measure speed in seconds
T Test (Agility test)	Stagnoli photocells	Measures change of direction
Countermovement Jump (CMJ)	Vertical jump mat	Measure lower body power
Injury Incidence	Daily monitoring by certified physio	Any missed session or game due to pain/injury

2.3.4. Countermovement Jump

Initially, all participants stood upright with shoulders level and arms comfortably at their sides, with resistance bands placed around the knees and hips. They then performed vertical jumps. Each participant attempted three jumps, and the best two were analyzed (23).

2.3.5. Injury Incidence

During the entire training period, injury incidence was monitored, and the nature, location, and severity of any complaints were documented by a certified physiotherapist based permanently at the academy. All athletes were assessed before and after the training period at each session. An injury was recorded when an athlete reported pain or discomfort resulting from training or competition and missed a scheduled training session or game due to this issue. All reported injuries were categorized by type and rate, but for analysis, all injuries were converted into percentages. This monitoring process ensured early intervention and equal observation of both groups for injury-related outcomes.

2.4. Statistical Analysis

Data were organized using Microsoft Excel, and descriptive statistics were calculated as mean ± standard deviation (SD). Each group consisted of 30 participants. The normality of the data distribution was assessed using the Shapiro–Wilk test. Statistical analyses were performed using SPSS software (Version 25; IBM Corp., Armonk, NY, USA), with the significance level set at $p < 0.05$. Inferential statistics included paired t-tests for within-group comparisons (pre- vs. post-test), independent t-tests for between-group comparisons (AI vs. control group), and the Chi-square test for comparing injury incidence. Effect sizes were calculated using Cohen's d and interpreted as small (0.20–0.49), medium (0.50–0.79), and large (≥0.80).

3. Results

No significant baseline differences were observed between the AI-guided (experimental) and traditional (control) groups in age, sports experience, anthropometric characteristics, or BMI (Table 2).

The pre- and post-test results for the experimental (AI) and control groups across the measured performance variables, along with the corresponding p-values and effect sizes, are presented in Table 3. Fig. 1 graphically illustrates the pre- and post-test performance comparisons between the experimental and control groups for FMS scores, 20 m sprint time, agility test time, and CMJ height.

In Table 4, the experimental group of athletes demonstrated greater improvements in functional movement (FMS +20%), sprint speed (−4.93%), agility (−6.48%), and CMJ height (+11.86%). These performance gains were accompanied by a significantly lower injury incidence (10% vs. 36.7%), with a risk ratio of 3.37 and a number needed to treat (NNT) of just four athletes to prevent one injury. Table 4 presents the percentage changes and Cohen's d effect sizes (post-test) for between-group comparisons, while Fig. 2 illustrates the superior performance gains in the experimental group compared with the control group of adolescent athletes.

Table 2. Baseline characteristics of the research sample

Group	Number	age (years)	Sports age (years)	Body height (cm	Body weight (kg)	BMI (kg/m^2)
Experimental	30	15.76 ±1.09	2.91 ±1.27	167.76 ±3.29	51.41±7.87	18.3 ±1.12
Control	30	15.52 ±1.02	2.87 ±1.49	167.41 ±3.26	52.32±6.65	18.7 ±1.23

Table 3. Descriptive statistics and between-group comparisons of performance variables and injury incidence, with corresponding p-values and effect sizes

Variable	Experimental Pre (M ± SD)	Experimental Post (M ± SD)	Control Pre (M ± SD)	Control Post (M ± SD)	p-value	Effect Size (d)
FMS Score	13.5 ± 1.9	16.2 ± 1.6	13.2 ± 1.8	14.0 ± 1.5	.002	0.89 (Large)
20 m Sprint (s)	3.45 ± 0.13	3.28 ± 0.10	3.47 ± 0.14	3.40 ± 0.12	.015	0.64 (Moderate)
Agility Test (s)	10.8 ± 0.5	10.1 ± 0.4	10.7 ± 0.6	10.5 ± 0.5	.008	0.73 (Moderate)
CMJ Height (cm)	31.2 ± 2.7	34.9 ± 2.4	30.8 ± 2.5	32.0 ± 2.6	.020	0.61 (Moderate)
Injury Incidence (%)	—	10%	—	36.7%	.034*	Risk ratio = 3.67

Note: Significant difference between groups for injury incidence (Chi-square test, p < .05).

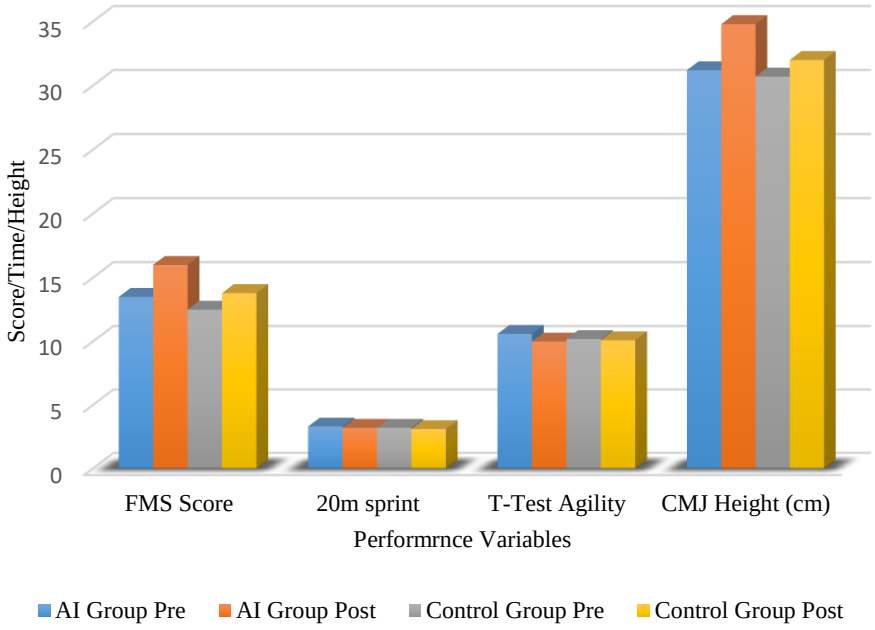


Fig. 1. Pre and Post Test performance comparison

Table 4. Changing rate in percentage and Cohen's d (post-Test) in between group

Variable	Experimental Group (Change in %)	Control Group (Change in %)	Cohen's d (Post-Test)	Effect size
FMS	20.00%	6.06%	1.42	Large
Sprint	-4.93%	-2.02%	-1.09	Large
Agility	-6.48%	-1.87%	-0.88	Large
CMJ	11.86%	3.90%	1.16	Large

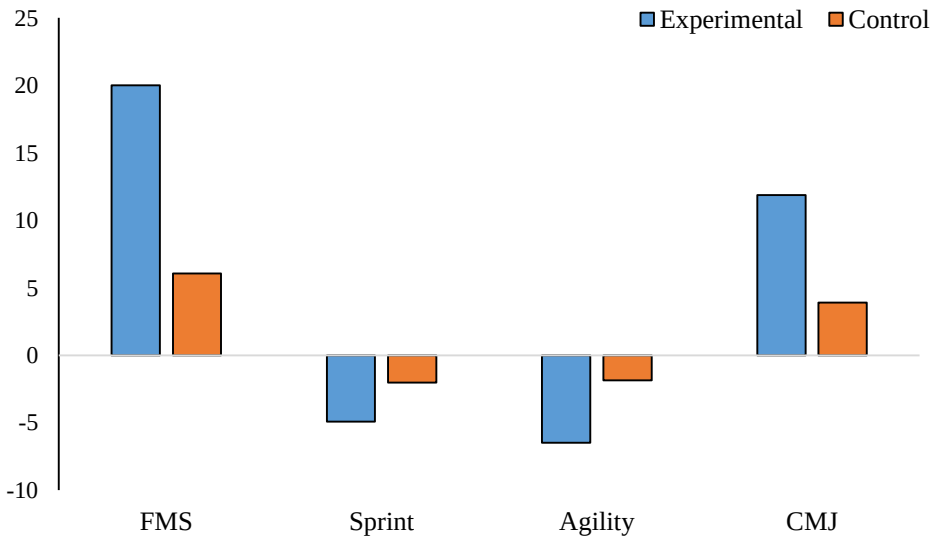


Fig. 2. Percent improvement comparison between experimental and control groups in FMS, sprint, agility, and CMJ tests

4. Discussion

The present study provides novel evidence that AI-guided training can enhance performance and reduce injury incidence in adolescent football players. The results confirmed significant improvements in functional movement, sprint performance, agility, and jump ability. These findings support our hypothesis and align with previous studies that highlight the effectiveness of individualized, data-driven training interventions in improving movement quality and neuromuscular efficiency (15, 24–26).

The experimental group demonstrated significantly greater improvements in FMS scores, including mobility, motor control, and movement symmetry. These improvements are particularly important during adolescence, a developmental period characterized by rapid growth and an increased risk of movement dysfunction and injury (8). A key observation of this study is the superior FMS improvement in the AI group, which is consistent with prior research showing that individualized neuromuscular training can correct asymmetries and enhance movement efficiency, thereby lowering injury risk (9, 12). Unlike coach-led training, the AI protocol dynamically adjusted training loads based on fatigue and asymmetry indices, which may explain the larger observed effect sizes. Recent systematic reviews have also emphasized the importance of individualized approaches for injury prevention in youth athletes (6, 8).

Improvements in sprint and agility performance are also noteworthy. Consistent with the findings of Alexe et al. (2024), who reported associations between functional movement quality and speed/agility in elite youth football players, our results suggest that AI-personalized training can accelerate these adaptations by optimizing neuromuscular load. The magnitude of improvement observed here may be attributed to the dynamic adjustment of training intensity informed by wearable sensor data. The AI system likely enhances neural efficiency by tailoring training intensity based on biomechanical responses and fatigue monitoring (10). This approach also helps optimize training load, prevent overtraining, and improve neural adaptations, contributing to better performance and recovery (27–28).

The experimental group of athletes demonstrated greater improvements in functional movement (FMS +20%), sprint speed (−4.93%), agility (−6.48%), and CMJ height (+11.86%). These gains were accompanied by a significantly lower injury incidence (10% vs. 36.7%), with a risk ratio of 3.37 and a number needed to treat (NNT) of just four athletes to prevent one injury. The reduction in injury incidence (10% vs. 36.7%) is particularly noteworthy. This finding supports emerging evidence that AI- and wearable-based monitoring can reduce overuse injuries by detecting early markers of fatigue and movement compensations (15, 25). The NNT of approximately four underscores strong practical value: for every four athletes trained with AI guidance, one injury is prevented. Such evidence has important implications for youth academies, where player availability is crucial and minimizing injury risk is a top priority (29). This approach included monitoring movement quality, fatigue index, and heart rate variability to tailor training adjustments for optimal performance and injury prevention (30–31). These findings further emphasize the concern that non-individualized training programs may enhance physical development and performance metrics but overlook underlying asymmetries or movement inefficiencies (32).

While the results are promising, several limitations should be acknowledged. First, the sample size was modest and drawn from a single academy, which may limit generalizability. Second, the follow-up period was restricted to 12 weeks, making it uncertain whether the improvements can be sustained long term. Third, although the AI system provided individualized load adjustments, adherence and qualitative feedback from players were not systematically assessed. Future research should evaluate AI-guided interventions across multiple sports, with larger sample sizes, extended intervention durations, and mixed-method designs that incorporate athlete and coach perspectives. Comparative cost-effectiveness analyses may also help determine the feasibility of large-scale implementation in youth sport academies. Overall, this study adds to the growing body of evidence that AI-supported training can yield superior outcomes compared with traditional methods, reinforcing the importance of adopting personalized, data-driven approaches in the development of youth athletes.

5. Conclusion

The key finding of this study is that AI-guided, personalized training programs are more effective for adolescent athletes than traditional training methods. Athletes in the experimental group demonstrated superior movement quality, physical performance, and injury prevention compared with those in the

control group. With notable improvements in sprint speed, agility, jump height, and a marked reduction in injury incidence, AI-powered training systems represent a promising strategy for youth sports development.

Ethical Considerations

Compliance with ethical guidelines

There were no ethical considerations to be addressed in this research.

Funding

This research did not receive any financial support from government, private, or non-profit organizations.

Authors' contributions

All authors contributed equally to preparing the article.

Conflicts of interest

The authors declare that there are no conflicts of interest associated with this article.

مقاله پژوهشی

تمرینات هدایت‌شده با هوش مصنوعی در مقایسه با تمرینات سنتی در بازیکنان نوجوان فوتبال: اثرات بر عملکرد و خطر آسیب‌دیدگی

فاطمه توس جهوره موکتا[۱]، جنت‌الفردوس ریکتا[۱]، *محمدیاسر عرفات[۲]

۱. گروه تربیت‌بدنی و علوم ورزشی، دانشگاه علوم و فناوری جسور، بنگلادش.

۲. دفتر تربیت‌بدنی، دانشگاه مهندسی و فناوری چیتاگونگ، بنگلادش.

Use your device to scan and read the article online

Citation: Mukta FTJ, Rickta JF, Arafat MY. AI-Guided vs. Traditional Training in Adolescent Soccer Players: Effects on Performance and Injury Risk. Journal of Sport Biomechanics.2026;11(4):392-409. https://doi.org/10.61882/JSportBiomech.11.4.392

https://doi.org/10.61882/JSportBiomech.11.4.392

اطلاعات مقاله:

تاریخ دریافت: ۲۱ مرداد ۱۴۰۴
تاریخ پذیرش: ۲۸ شهریور ۱۴۰۴
تاریخ انتشار: ۳۰ شهریور ۱۴۰۴

چکیده

هدف روش‌های تمرینی هدایت‌شده با هوش مصنوعی (AI) رویکردی شخصی‌سازی‌شده ارائه می‌دهند که با استفاده از داده‌های فیزیولوژیکی و بیومکانیکی در زمان واقعی، عملکرد را بهینه کرده و خطر آسیب‌دیدگی را کاهش می‌دهند. پژوهش حاضر یک برنامه تمرینی شخصی‌سازی‌شده ۱۲ هفته‌ای مبتنی بر هوش مصنوعی را با تمرینات سنتی هدایت‌شده توسط مربی در زمینه شاخص‌های عملکردی و بروز آسیب‌دیدگی در بازیکنان نوجوان فوتبال مقایسه کرد.

روش‌ها این مطالعه با طراحی کارآزمایی بالینی تصادفی‌شده (RCT) بر روی ۶۰ ورزشکار نوجوان (۱۴ تا ۱۷ سال) که به‌طور تصادفی از یک آکادمی فوتبال انتخاب شدند، انجام شد. ارزیابی عملکرد قبل و بعد از مداخله با استفاده از آزمون غربالگری حرکات عملکردی (FMS)، دوی سرعت ۲۰ متری، تست T (چابکی) و پرش کانترموومنت (CMJ) صورت گرفت و بروز آسیب‌ها توسط یک فیزیوتراپیست تأییدشده پایش شد.

یافته‌ها گروه هوش مصنوعی به‌طور معناداری بهبود بیشتری نسبت به گروه کنترل در نمرات FMS (٪ ۲۰+)، زمان دوی سرعت (٪ ۴/۹۳-)، چابکی (٪۶/۴۸-) و ارتفاع پرش CMJ (٪ ۱۱/۸۶+) نشان داد و اندازه اثر بزرگی نیز مشاهده شد (d = ۰/۸۸–۱/۴۲). میزان بروز آسیب در گروه هوش مصنوعی (٪ ۱۰) در مقایسه با گروه کنترل (٪ ۳۶/۷) به‌طور معناداری کمتر بود (p = ۰/۰۳۴، نسبت ریسک = ۳/۶۷؛ فاصله اطمینان ٪ ۹۵).

نتیجه‌گیری یافته‌های این پژوهش اثربخشی تمرینات مبتنی بر هوش مصنوعی را در ارتقای عملکرد ورزشی و کاهش خطر آسیب‌دیدگی در ورزشکاران نوجوان نشان می‌دهد و بر ارزش رویکردهای شخصی‌سازی‌شده و داده‌محور نسبت به روش‌های سنتی تأکید می‌کند. انجام پژوهش‌های بیشتر با نمونه‌های بزرگ‌تر و پیگیری‌های طولانی‌تر برای اعتبارسنجی این نتایج در جمعیت‌های ورزشی متنوع توصیه می‌شود.

کلید واژه‌ها:

هوش مصنوعی، روش‌های سنتی، ورزشکاران نوجوان، شاخص‌های عملکردی، خطر آسیب‌دیدگی

*نویسنده مسئول:
محمدیاسر عرفات
آدرس: دفتر تربیت‌بدنی، دانشگاه مهندسی و فناوری چیتاگونگ، بنگلادش.
ایمیل: arafat4232@cuet.ac.bd

مقدمه

آسیب‌های ورزشی یک موضوع نگران‌کننده محسوب می‌شوند، زیرا عملکرد ورزشی و آسیب‌دیدگی ارتباط مستقیم با یکدیگر دارند. آسیب‌ها می‌توانند توانایی ورزشکار را در اجرای عملکرد مطلوب کاهش دهند و در مقابل، عملکرد ضعیف نیز ممکن است خطر آسیب‌دیدگی را افزایش دهد (۱). آسیب‌ها معمولاً منجر به از دست رفتن جلسات تمرینی و مسابقات می‌شوند و در نتیجه میزان حضور و مشارکت کلی ورزشکار را کاهش می‌دهند (۲). علاوه بر این، آسیب‌ها پیامدهای فیزیولوژیکی و روان‌شناختی مانند اضطراب، ترس از آسیب مجدد و کاهش انگیزه ایجاد می‌کنند که وضعیت ذهنی، حرکت، قدرت و استقامت ورزشکار را تحت تأثیر قرار داده و در نهایت توانایی او را برای اجرای مهارت‌ها و عملکرد مطلوب کاهش می‌دهند (۳–۴). ورزشکارانی که با تقاضای عملکرد بالا و سابقه فشار تمرینی شدید مواجه‌اند، به دلیل بارگذاری تکراری، الگوهای حرکتی ضعیف و دردهای مرتبط با ناکارآمدی عملکرد، بیشتر در معرض آسیب‌های ناشی از استفاده بیش از حد قرار دارند (۵–۷).

رشته‌های ورزشی پرفشار مانند والیبال، هندبال، فوتبال و بسکتبال از شایع‌ترین عوامل آسیب‌های ناشی از استفاده بیش از حد، ضعف در کنترل حرکتی و کاهش عملکرد در ورزشکاران نوجوان هستند، به‌ویژه زمانی که برنامه‌های تمرینی شخصی‌سازی نشده باشند (۸–۹). اگرچه روش‌های تمرینی سنتی گروه‌محور برای ورزشکاران جوان مزایایی دارند، اما ممکن است تفاوت‌ها یا عدم تقارن‌های بیومکانیکی و عصبی‌عضلانی را نادیده بگیرند (۱۰–۱۱). این عدم تقارن‌ها شامل تفاوت در قدرت، توان یا الگوهای حرکتی بین سمت چپ و راست بدن یا بین گروه‌های عضلانی مختلف هستند (۱۲). بنابراین، ادغام تمرینات هدفمند عصبی‌عضلانی در کنار روش‌های سنتی برای بهینه‌سازی رشد ورزشی و پیشگیری از آسیب‌ها در ورزشکاران جوان ضروری است (۹). شناسایی و اصلاح این عدم تقارن‌ها می‌تواند باعث بهبود عملکرد در رشته‌های مختلف، کاهش آسیب‌دیدگی‌ها و توسعه الگوهای حرکتی متعادل‌تر و کارآمدتر شود (۱۲).

در عصر مدرن، هوش مصنوعی (AI) به همان اندازه که در سایر جنبه‌های زندگی انسان نقش دارد، در ورزش نیز دخالت روزافزون پیدا کرده است. هوش مصنوعی در حال متحول کردن تمرینات ورزشی است و امکان طراحی برنامه‌های کاملاً شخصی‌سازی‌شده را بر اساس حجم گسترده‌ای از داده‌های ورزشکاران فراهم می‌سازد. داده‌های دریافتی از حسگرهای پوشیدنی، تحلیل حرکت و سوابق عملکردی با الگوریتم‌های AI تحلیل می‌شوند تا برنامه‌های تمرینی متناسب طراحی شوند، عملکرد بهینه گردد و خطر آسیب‌ها کاهش یابد (۱۳–۱۴). رویکردهای مبتنی بر AI با بهره‌گیری از این داده‌ها، برنامه‌های تمرینی شخصی‌سازی‌شده ایجاد می‌کنند (۱۵). سیستم‌های هدایت‌شده با AI قادرند داده‌های لحظه‌ای ورزشکار را تحلیل کرده و بازخورد فوری و تنظیمات لازم را در برنامه‌های تمرینی ارائه دهند تا خطر آسیب به حداقل برسد و عملکرد بهینه شود (۱۶–۱۷). روش‌های سنتی تمرین در ورزش جوانان اغلب بر برنامه‌های کلی گروهی متکی‌اند تا بر ویژگی‌های فردی، و این رویکردها ممکن است تفاوت‌های بیومکانیکی، کنترل عصبی‌عضلانی و مراحل رشد ورزشکاران را نادیده بگیرند (۱۲،۱۸). چنین رویکرد یکسانی می‌تواند در رفع عدم تقارن‌ها، ناهماهنگی‌ها یا نیازهای خاص ناکام بماند و در نتیجه محدودیت در پیشرفت عملکرد و افزایش خطر آسیب‌های ناشی از استفاده بیش از حد ایجاد کند (۸). اصل تفاوت‌های فردی تأکید می‌کند که هر ورزشکار به دلیل عواملی مانند ژنتیک، سرعت رشد، تجربه قبلی و بلوغ جسمانی، به‌طور منحصر به‌فرد به تمرین پاسخ می‌دهد (۹). بنابراین، برنامه‌های تمرینی شخصی‌سازی‌شده که این ویژگی‌ها را در نظر بگیرند برای بهبود نتایج عملکردی و کاهش خطر آسیب در جمعیت نوجوانان ضروری هستند (۱۸، ۱۰).

اگرچه از هوش مصنوعی در ورزش‌های نخبه برای تمرین و تحلیل عملکرد به‌طور روزافزون استفاده می‌شود، اما پژوهش‌هایی که به‌طور خاص اثربخشی آن را در جمعیت جوانان بررسی کرده باشند، محدود است. با وجود گسترش استفاده از ابزارهای مبتنی بر AI، کاربرد و بررسی این فناوری‌ها در ورزشکاران نوجوان هنوز نسبتاً کمتر مورد مطالعه قرار گرفته است. یک شکاف پژوهشی در این زمینه وجود دارد که آیا سیستم‌های هدایت‌شده با AI واقعاً مزایای ملموسی نسبت به روش‌های تمرینی سنتی برای ورزشکاران نوجوان در رشته‌های تیمی مختلف فراهم می‌کنند یا خیر. فوتبال یک ورزش پرفشار و چندجهتی است که نیازمند سرعت، چابکی، توان پرش و کیفیت حرکت عملکردی بالاست. بنابراین، مطالعه حاضر به‌طور خاص بر روی بازیکنان نوجوان فوتبال متمرکز شد (۱۹). با توجه به شیوع بالای آسیب‌های ناشی از استفاده بیش از حد و آسیب‌های حاد در فوتبال نوجوانان، این جمعیت به‌ویژه برای ارزیابی اثربخشی مداخلات تمرینی مبتنی بر هوش مصنوعی مناسب است. با تمرکز بر ورزشکاران فوتبال نوجوان، این پژوهش قصد دارد شکاف مهمی در ادبیات علمی در زمینه به‌کارگیری تمرینات شخصی‌سازی‌شده و داده‌محور در ورزشی که عملکرد و خطر آسیب ارتباط نزدیکی دارند، پر کند. بر اساس ادبیات موجود و طرح پیشنهادی، فرضیه پژوهش حاضر این است که ورزشکاران تحت هدایت AI بهبود بیشتری در نمرات FMS، سرعت دو، چابکی و ارتفاع پرش کانترموومنت نسبت به ورزشکاران گروه تمرین سنتی نشان خواهند داد.

روش شناسی

شرکت‌کنندگان

در این مطالعه از یک توالی تصادفی‌سازی تولیدشده توسط رایانه (تصادفی‌سازی ساده) در یک بازه ۱۲ هفته‌ای استفاده شد تا اثر یک برنامه تمرینی شخصی‌سازی‌شده مبتنی بر هوش مصنوعی با تمرینات سنتی بر بروز آسیب‌دیدگی و شاخص‌های عملکردی در ورزشکاران نوجوان مقایسه شود. در ابتدا شاخص‌های کلیدی عملکرد و سابقه آسیب در ورزشکاران نوجوان ارزیابی شد. برای پنهان‌سازی تخصیص، یک پژوهشگر مستقل پاکت‌های مات و دربسته آماده کرد تا ورزشکاران به گروه‌ها تخصیص داده شوند و بدین ترتیب سوگیری انتخاب به حداقل برسد.

پیش از شروع مطالعه، برای تعیین حجم نمونه موردنیاز یک تحلیل توان آماری با نرم‌افزار G*Power 3.1 انجام شد. با در نظر گرفتن اندازه اثر بزرگ (Cohen’s d = ۰/۸)، سطح معناداری ۰/۰۵ و توان آماری ۰/۸۰ برای آزمون t مستقل، حداقل تعداد ۲۶ نفر برای هر گروه برآورد شد. به منظور پیشگیری از کاهش تعداد نمونه‌ها در اثر ریزش احتمالی، برای هر گروه ۳۰ شرکت‌کننده انتخاب گردید و در مجموع ۶۰ ورزشکار در پژوهش حضور یافتند. تمامی شرکت‌کنندگان ساکن آکادمی فوتبال بودند؛ جایی که تمرینات ورزشی به‌طور روزانه در طول سال برگزار می‌شود. ورزشکاران در بازه سنی ۱۴ تا ۱۷ سال قرار داشتند، در خوابگاه آکادمی زندگی می‌کردند و سبک زندگی مشابهی داشتند. شرایط ورود به مطالعه شامل داشتن حداقل دو سال سابقه تمرین فوتبال، حضور در لیگ‌های رقابتی نوجوانان و نداشتن آسیب‌دیدگی طی سه ماه گذشته بود. ورزشکارانی که دارای بیماری‌های مزمن محدودکننده فعالیت، اختلالات اسکلتی‌عضلانی موجود یا استفاده از سیستم‌های شخصی پایش عملکرد بودند، از مطالعه کنار گذاشته شدند. همچنین، پیش از گردآوری داده‌ها، رضایت‌نامه آگاهانه از تمامی ورزشکاران و والدین آنان اخذ شد و تأییدیه اخلاقی نیز از کمیته اخلاق مؤسسه نویسنده اول دریافت گردید.

روش جمع‌آوری داده‌ها

ورزشکاران گروه تمرین هدایت‌شده با هوش مصنوعی (گروه آزمایش) یک برنامه تمرینی شخصی‌سازی‌شده را دنبال کردند که توسط نرم‌افزار مبتنی بر هوش مصنوعی طراحی شده بود و تحلیل‌های یادگیری ماشین و داده‌های حسگرهای پوشیدنی را به کار می‌گرفت. این سیستم، بار تمرینی هفتگی، تمرینات حرکتی، تمرینات قدرتی، و زمان‌بندی ریکاوری را بر اساس تغییرپذیری ضربان قلب، بازخورد لحظه‌ای حرکت، شاخص خستگی و امتیاز آزمون غربالگری حرکات عملکردی (FMS) تنظیم می‌کرد (جدول ۱). گروه هوش مصنوعی طی ۱۲ هفته، سه جلسه تمرینی در هفته انجام دادند (هر جلسه ۶۰ تا ۷۵ دقیقه). ساختار هر جلسه شامل: گرم‌کردن (۱۰–۱۵ دقیقه)، تمرینات قدرتی و آمادگی جسمانی (۲۵–۳۰ دقیقه)، تمرینات چابکی و سرعت (۱۵–۲۰ دقیقه) و در پایان ریکاوری و تمرینات انعطاف‌پذیری (۱۰ دقیقه) بود. در همین زمان، گروه تمرین سنتی (گروه کنترل) نیز با همان تعداد جلسات (سه جلسه در هفته) تمرین کردند و برنامه تمرینی آن‌ها توسط مربیان تأییدشده ارائه شد. این برنامه شامل گرم‌کردن عمومی و اختصاصی، تمرینات چابکی و سرعت، تمرینات قدرتی و تمرینات پلیومتریک بود که مطابق با استانداردهای رایج رشته فوتبال طراحی شده بود.

غربالگری حرکات عملکردی

پیش از اجرای آزمون غربالگری حرکات عملکردی (FMS)، پژوهشگر طول استخوان درشت‌نی هر شرکت‌کننده (از مرکز فوقانی درشت‌نی تا سطح زمین) و طول دست (از نوک بلندترین انگشت تا چین دیستال مچ دست) را اندازه‌گیری کرد. سپس شرکت‌کنندگان هر یک از هفت الگوی حرکتی پایه را سه بار اجرا کردند: اسکوات عمیق، عبور از مانع، لانج در یک خط، تحرک شانه، پایداری چرخشی، بالا بردن فعال پای صاف و شنا با پایداری تنه (۲۰). بین هر الگوی حرکتی یک دقیقه استراحت در نظر گرفته شد. نمره‌دهی توسط یک متخصص معتبر FMS با دو سال تجربه مرتبط انجام شد تا ثبات و پایایی ارزیابی‌ها در بین شرکت‌کنندگان تضمین شود (۲۱).

چابکی

آزمون‌های چابکی به ارزیابی توانایی ورزشکار در شتاب‌گیری، کاهش سرعت و کنترل تعادل کمک می‌کنند. در این مطالعه از حسگرهای نوری Stagnoli (ساخت ایتالیا) برای اجرای تست T استفاده شد. هر شرکت‌کننده دو بار آزمون را اجرا کرد و زمان بر حسب ثانیه ثبت شد. در طول اجرای آزمون، پژوهشگر به‌طور کامل دستورالعمل‌های ذکرشده در مطالعات پیشین را دنبال کرد (۲۳–۲۰).

جدول ۱. تمام ورزشکاران قبل و بعد از مداخله با استفاده از آزمون‌های زیر ارزیابی شدند.

آزمون	ابزار اندازه‌گیری	توضیح
آزمون غربالگری حرکات عملکردی (FMS)	مجموعه‌ای از هفت حرکت	حداکثر امتیاز ۲۱
دوی سرعت ۲۰ متری (آزمون سرعت)	حسگرهای نوری Stagnoli	اندازه‌گیری سرعت بر حسب ثانیه
تست T (آزمون چابکی)	حسگرهای نوری Stagnoli	اندازه‌گیری تغییر جهت
پرش کانترموومنت (CMJ)	تشک پرش عمودی	اندازه‌گیری توان اندام تحتانی
بروز آسیب‌دیدگی	پایش روزانه توسط فیزیوتراپیست تأییدشده	هر جلسه تمرین یا بازی از دست‌رفته به‌دلیل درد یا آسیب

سرعت

برای آزمون سرعت، پژوهشگر مسافتی به طول ۲۰ متر علامت‌گذاری کرد. هر شرکت‌کننده دو بار با فاصله زمانی چهار دقیقه در این آزمون شرکت نمود. همان حسگرهای نوری برای این آزمون‌های هم استفاده شدند. در آزمون سرعت، حسگر نوری در ارتفاع ۱۲۰ سانتی‌متر نصب گردیدند و بیشترین سرعت ورزشکار بر حسب ثانیه اندازه‌گیری شد.

پرش کانترموومنت

در ابتدا، تمامی شرکت‌کنندگان در حالت ایستاده با شانه‌ها در سطح افقی و بازوها در کنار بدن قرار گرفتند، در حالی‌که نوار کشی دور زانوها و لگن بسته شده بود. سپس بلافاصله پرش عمودی انجام دادند. هر شرکت‌کننده سه بار پرش را تکرار کرد و بهترین دو تلاش برای تحلیل انتخاب شد (۲۳).

بروز آسیب‌دیدگی

در کل دوره تمرین، بروز آسیب در هر گروه توسط فیزیوتراپیست معتبر مقیم آکادمی پایش شد. ماهیت، محل و شدت هر شکایت ثبت گردید. تمامی ورزشکاران قبل و بعد از دوره تمرین و در هر جلسه ارزیابی شدند. وقوع آسیب زمانی ثبت می‌شد که ورزشکار درد یا ناراحتی ناشی از تمرین یا مسابقه را گزارش می‌کرد و به دلیل آن جلسه تمرین یا بازی را از دست می‌داد. تمامی آسیب‌ها بر اساس نوع و نرخ طبقه‌بندی شدند، اما برای تحلیل نهایی تمامی انواع آسیب‌ها به صورت درصدی محاسبه گردید. پژوهشگران اطمینان حاصل کردند که این روند پایش، امکان مداخله زودهنگام را فراهم آورد و همچنین هر دو گروه به‌طور برابر از نظر پیامدهای مرتبط با آسیب مورد ارزیابی قرار گرفتند.

تجزیه و تحلیل آماری

داده‌ها با استفاده از نرم‌افزار اکسل سازماندهی شدند و آمار توصیفی به‌صورت میانگین ± انحراف معیار محاسبه شد. هر گروه شامل ۳۰ شرکت‌کننده بود. برای بررسی نرمال بودن توزیع داده‌ها از آزمون شاپیروویلک استفاده گردید. تحلیل‌های آماری با استفاده از نرم‌افزار SPSS نسخه ۲۵ (IBM Corp., Armonk, NY, USA) انجام شد و سطح معناداری برابر با $p < ۰/۰۵$ در نظر گرفته شد. در بخش آمار استنباطی، برای مقایسه‌های درون‌گروهی (پیش‌آزمون در برابر پس‌آزمون) از آزمون t زوجی، برای مقایسه‌های بین‌گروهی (گروه هوش مصنوعی در برابر گروه کنترل) از آزمون t مستقل و برای مقایسه بروز آسیب‌دیدگی از آزمون کای‌اسکوئر استفاده شد. اندازه اثر نیز با استفاده از شاخص d کوهن محاسبه گردید و به‌صورت کوچک (۰/۲۰–۰/۴۹)، متوسط (۰/۵۰–۰/۷۹) و بزرگ (≥۰/۸۰) تفسیر شد.

نتایج

در آغاز مطالعه، بین دو گروه (هوش مصنوعی و سنتی) از نظر سن، سابقه ورزشی، ویژگی‌های آنتروپومتریک و شاخص توده بدنی هیچ‌گونه تفاوت معناداری مشاهده نگردید (جدول ۲).

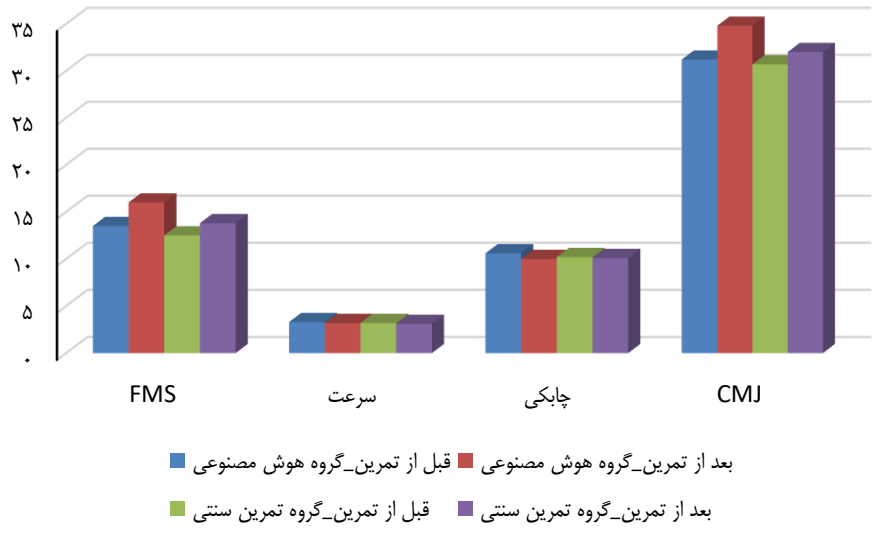
جدول ۲. ویژگی‌های پایه نمونه پژوهش

گروه	تعداد	سن (سال)	سن ورزشی (سال)	قد (سانتی‌متر)	وزن (کیلوگرم)	شاخص توده بدنی (کیلوگرم بر متر مربع)
آزمایش (هوش مصنوعی)	۳۰	۱۵/۷۶ ± ۱/۰۹	۲/۹۱ ± ۱/۲۷	۱۶۷/۷۶ ± ۳/۲۹	۵۱/۴۱ ± ۷/۸۷	۱۸/۳ ± ۱/۱۲
کنترل (سنتی)	۳۰	۱۵/۵۲ ± ۱/۰۲	۲/۸۷ ± ۱/۴۹	۱۶۷/۴۱ ± ۳/۲۶	۵۲/۳۲ ± ۶/۶۵	۱۸/۷ ± ۱/۲۳

نتایج پیش‌آزمون و پس‌آزمون گروه آزمایش (هوش مصنوعی) و گروه کنترل در متغیرهای عملکردی اندازه‌گیری‌شده، همراه با مقادیر p و اندازه اثر، در جدول ۳ ارائه شده است. شکل ۱ مقایسه عملکرد پیش‌آزمون و پس‌آزمون گروه آزمایش و گروه کنترل را در متغیرهای نمره FMS، زمان دوی سرعت ۲۰ متری، زمان تست چابکی و ارتفاع پرش CMJ به‌صورت نموداری نشان می‌دهد. در جدول ۴، گروه آزمایش بهبودهای بیشتری را در حرکت عملکردی (FMS به میزان ۲۰+ درصد)، دوی سرعت دو (۴/۹۳- درصد)، چابکی (۶/۴۸- درصد) و ارتفاع پرش CMJ (۱۱/۸۶+ درصد) نشان دادند. این بهبودها همراه با کاهش معنادار در بروز آسیب‌دیدگی بود (۱۰ درصد در مقابل ۳۶/۷ درصد)، با نسبت ریسک ۳/۳۷ و شاخص NNT معادل تنها چهار ورزشکار برای پیشگیری از یک مورد آسیب. جدول ۴ تغییرات درصدی و اندازه اثر کوهن را در مقایسه بین‌گروهی پس‌آزمون نشان می‌دهد، در حالی‌که شکل ۲ برتری بهبودهای عملکردی گروه آزمایش را نسبت به گروه کنترل در ورزشکاران نوجوان نشان می‌دهد.

جدول ۳. آمار توصیفی (میانگین ± انحراف معیار) و مقایسه بین‌گروهی متغیرهای عملکردی و بروز آسیب همراه با مقادیر p و اندازه اثر

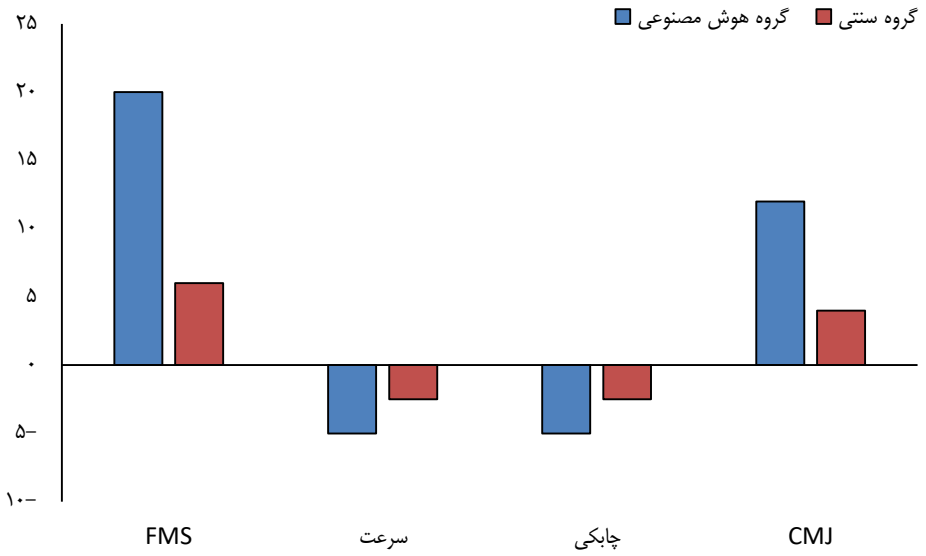
متغیر	گروه آزمایش (پیش‌آزمون)	گروه آزمایش (پس‌آزمون)	گروه کنترل (پیش‌آزمون)	گروه کنترل (پس‌آزمون)	مقدار p	اندازه اثر (d)
نمره FMS	۱۳/۵ ± ۱/۹	۱۶/۲ ± ۱/۶	۱۳/۲ ± ۱/۸	۱۴/۰۰ ± ۱/۵	۰/۰۰۲	۰/۸۹ (بزرگ)
دوی سرعت ۲۰ متری (ثانیه)	۳/۴۵ ± ۰/۱۳	۳/۲۸ ± ۰/۱۰	۳/۴۷ ± ۰/۱۴	۳/۴۰ ± ۰/۱۲	۰/۰۱۵	۰/۶۴ (متوسط)
تست چابکی (ثانیه)	۱۰/۸ ± ۰/۵	۱۰/۱ ± ۰/۴	۱۰/۷ ± ۰/۶	۱۰/۵ ± ۰/۵	۰/۰۰۸	۰/۷۳ (متوسط)
ارتفاع پرش CMJ (سانتی‌متر)	۳۱/۲ ± ۲/۷	۳۴/۹ ± ۲/۴	۳۰/۸ ± ۲/۵	۳۲/۰۰ ± ۲/۶	۰/۰۲۰	۰/۶۱ (متوسط)
بروز آسیب‌دیدگی (٪)	—	٪ ۱۰	—	٪ ۳۶/۷	٭ ۰/۰۳۴	نسبت ریسک = ۳/۶۷



شکل ۱. مقایسه عملکرد قبل و بعد از تمرین در دو گروه

جدول ۴. نرخ تغییرات (درصدی) و اندازه اثر کوهن در پس‌آزمون بین گروه‌ها

متغیر	گروه آزمایش (درصد تغییر)	گروه کنترل (درصد تغییر)	d کوهن (پس‌آزمون)	اندازه اثر
FMS	+۲۰/۰۰	+۶/۰۶۶	۱/۴۲	بزرگ
سرعت	−۴/۹۳	−۲/۰۲	−۱/۰۹	بزرگ
چابکی	−۴۸/۶	−۱/۸۷	−۰/۸۸	بزرگ



شکل ۲. مقایسه درصد بهبود بین گروه‌های تمرین مبتی بر هوش مصنوعی و سنتی در آزمون‌هایFMS ، سرعت، چابکی و پرش عمودی (CMJ)

بحث

مطالعه حاضر شواهد جدیدی ارائه می‌دهد که نشان می‌دهد تمرینات هدایت‌شده با هوش مصنوعی می‌توانند عملکرد را بهبود بخشند و میزان بروز آسیب‌دیدگی را در بازیکنان نوجوان فوتبال کاهش دهند. نتایج این پژوهش بهبودهای معناداری را در حرکت عملکردی، سرعت دو، چابکی و توان پرش تأیید کرد. این یافته‌ها فرضیه پژوهش را پشتیبانی کرده و با مطالعات پیشین همسو هستند که بر اثربخشی مداخلات تمرینی شخصی‌سازی‌شده و داده‌محور در بهبود کیفیت حرکت و کارایی عصبی‌عضلانی تأکید داشته‌اند (۱۵، ۲۴–۲۶). گروه آزمایش بهبودهای به‌طور معناداری بیشتری در نمرات FMS، شامل تحرک‌پذیری، کنترل حرکتی و تقارن حرکت، نشان دادند. این بهبودها به‌ویژه در دوران نوجوانی اهمیت دارند؛ دوره‌ای که با رشد سریع همراه است و خطر بالاتری برای اختلالات حرکتی و آسیب‌دیدگی دارد (۸). یکی از یافته‌های کلیدی این پژوهش، بهبود برتر نمرات FMS در گروه هوش مصنوعی است که با گزارش‌های پیشین مبنی بر اینکه تمرینات عصبی‌عضلانی شخصی‌سازی‌شده می‌توانند عدم تقارن‌ها را اصلاح کرده و کارایی حرکت را بهبود بخشند و در نتیجه خطر آسیب را کاهش دهند، همخوانی دارد (۹، ۱۲). برخلاف تمرینات هدایت‌شده توسط مربی، پروتکل هوش مصنوعی بار تمرینی را به‌طور پویا و بر اساس شاخص‌های خستگی و عدم تقارن تنظیم می‌کرد که این امر می‌تواند دلیل اندازه اثر بزرگ‌تر مشاهده‌شده باشد. مرورهای نظام‌مند اخیر نیز بر اهمیت رویکردهای شخصی‌سازی‌شده برای پیشگیری از آسیب در ورزشکاران جوان تأکید کرده‌اند (۶، ۸).

بهبودهای مشاهده‌شده در عملکرد سرعت و چابکی نیز قابل توجه است. نتایج ما مشابه با یافته‌های آلکس و همکاران (۲۰۲۴) است که ارتباط بین کیفیت حرکت عملکردی و سرعت/چابکی را در بازیکنان نخبه فوتبال نوجوان گزارش کردند. این نتایج نشان می‌دهد که تمرینات شخصی‌سازی‌شده با هوش مصنوعی می‌تواند این سازگاری‌ها را از طریق بهینه‌سازی بار عصبی‌عضلانی تسریع کند. بزرگی بهبود مشاهده‌شده در این مطالعه احتمالاً ناشی از تنظیم پویا در شدت تمرین بر اساس داده‌های حسگرهای پوشیدنی است. به نظر می‌رسد سیستم هوش مصنوعی با تنظیم شدت تمرین متناسب با پاسخ‌های بیومکانیکی و پایش خستگی، کارایی عصبی را ارتقا دهد (۱۰). این رویکرد همچنین به بهینه‌سازی بار تمرینی، پیشگیری از تمرین‌زدگی و بهبود سازگاری‌های عصبی کمک می‌کند و در نهایت موجب عملکرد و ریکاوری بهتر می‌شود (۲۷–۲۸).

گروه آزمایش بهبودهای بیشتری را در حرکت عملکردی، سرعت دو، چابکی و ارتفاع پرش CMJ نشان داد. این دستاوردها همراه با کاهش معنادار در بروز آسیب‌دیدگی (۱۰ در برابر ۳۶/۷ درصد) بودند؛ به‌طوری‌که نسبت ریسک ۳/۳۷ و شاخص NNT برابر با چهار ورزشکار برای پیشگیری از یک آسیب به دست آمد. کاهش بروز آسیب به‌ویژه قابل توجه است. این یافته با شواهد نوظهور همخوانی دارد که نشان می‌دهند پایش مبتنی بر هوش مصنوعی و حسگرهای پوشیدنی می‌تواند با شناسایی زودهنگام شاخص‌های خستگی و جبران‌های حرکتی، آسیب‌های ناشی از استفاده بیش‌ازحد را کاهش دهد (۱۵، ۲۵). شاخص NNT در حدود چهار نیز نشان‌دهنده ارزش عملی بالا است؛ به این معنا که به ازای هر چهار ورزشکاری که تحت تمرینات هدایت‌شده با AI قرار گیرند، از یک آسیب جلوگیری می‌شود. چنین شواهدی پیامدهای مهمی برای آکادمی‌های ورزشی نوجوانان دارد؛ جایی که در دسترس بودن بازیکنان حیاتی است و کاهش خطر آسیب اولویت دارد (۲۹). این رویکرد شامل پایش کیفیت حرکت، شاخص خستگی و تغییرپذیری ضربان قلب برای تنظیم تمرینات متناسب با عملکرد بهینه و پیشگیری از آسیب بود (۳۰–۳۱). یافته‌های این پژوهش همچنین بر این نگرانی تأکید دارند که برنامه‌های تمرینی غیرشخصی‌سازی‌شده ممکن است به بهبود شاخص‌های جسمانی و عملکردی منجر شوند، اما عدم تقارن‌های زیربنایی یا ناکارآمدی‌های حرکتی را نادیده بگیرند (۳۲).

با وجود نتایج امیدوارکننده، چند محدودیت باید مورد توجه قرار گیرد. نخست، حجم نمونه نسبتاً کم و از یک آکادمی منفرد انتخاب شد که می‌تواند تعمیم‌پذیری یافته‌ها را محدود کند. دوم، دوره پیگیری تنها ۱۲ هفته بود، بنابراین پایداری بلندمدت این بهبودها نامشخص باقی می‌ماند. سوم، اگرچه سیستم AI بار تمرینی را به‌طور فردی تنظیم می‌کرد، میزان پایبندی و بازخورد کیفی بازیکنان به‌طور نظام‌مند ارزیابی نشد. پژوهش‌های آینده باید مداخلات هدایت‌شده با هوش مصنوعی را در رشته‌های ورزشی مختلف، با حجم نمونه‌های بزرگ‌تر، دوره‌های مداخله طولانی‌تر و طراحی‌های روش ترکیبی (شامل دیدگاه‌های ورزشکاران و مربیان) بررسی کنند. همچنین تحلیل‌های مقایسه‌ای هزینه–اثربخشی می‌توانند در تعیین امکان‌پذیری اجرای گسترده این رویکرد در آکادمی‌های ورزشی نوجوانان مفید باشند. در مجموع، این مطالعه به شواهد رو به رشدی می‌افزاید که نشان می‌دهند تمرینات پشتیبانی‌شده با AI می‌توانند نتایجی برتر نسبت به روش‌های سنتی داشته باشند و بر ضرورت به‌کارگیری رویکردهای شخصی‌سازی‌شده و داده‌محور در توسعه ورزشکاران نوجوان تأکید می‌کنند.

نتیجه‌گیری نهایی

یافته کلیدی این پژوهش آن است که برنامه‌های تمرینی شخصی‌سازی‌شده و هدایت‌شده با هوش مصنوعی برای ورزشکاران نوجوان اثربخش‌تر از روش‌های تمرینی سنتی هستند. ورزشکاران گروه آزمایش در مقایسه با گروه کنترل، کیفیت حرکت، عملکرد جسمانی

و پیشگیری از آسیب بهتری را نشان دادند. با توجه به بهبودهای چشمگیر در سرعت دو، چابکی، ارتفاع پرش و کاهش محسوس در بروز آسیب‌دیدگی، سیستم‌های تمرینی مبتنی بر هوش مصنوعی می‌توانند به‌عنوان راهبردی امیدبخش برای توسعه ورزش نوجوانان مطرح شوند.

ملاحظات اخلاقی

پیروی از اصول اخلاق پژوهش

پیروی از اصول اخلاق پژوهش تمامی اصول اخلاقی در این پژوهش رعایت شده است. همه شرکت‌کنندگان با رضایت کامل در مطالعه شرکت کردند و به آن‌ها اطمینان داده شد که تمام اطلاعات مربوط به آن‌ها محرمانه باقی خواهد ماند.

حامی مالی

این پژوهش هیچ‌گونه کمک مالی از سازمان‌های دولتی، خصوصی و غیرانتفاعی دریافت نکرده است.

مشارکت نویسندگان

تمام نویسندگان در طراحی، اجرا و نگارش همه بخش‌های پژوهش حاضر مشارکت داشته‌اند.

تعارض

بنابر اظهار نویسندگان، این مقاله تعارض منافع ندارد.

Reference

1. Rogers DL, Tanaka MJ, Cosgarea AJ, Ginsburg RD, Dreher GM. How mental health affects injury risk and outcomes in athletes. Sports Health. 2024;16(2):222-229. [DOI:10.1177/19417381231179678] [PMID]

2. Drew MK, Raysmith BP, Charlton PC. Injuries impair the chance of successful performance by sportspeople: a systematic review. British Journal of Sports Medicine. 2017;51(16):1209-1214. [DOI:10.1136/bjsports-2016-096731] [PMID]

3. Forelli F, Moiroux-Sahraoui A, Nielsen-Le Roux M, Miraglia N, Gaspar M, Stergiou M, Bjerregaard A, Mazeas J, Douryang M, MOIROUX A, Bjerregaard Sr A. Stay in the Game: Comprehensive Approaches to Decrease the Risk of Sports Injuries. Cureus. 2024;16(12):1-11. [DOI:10.7759/cureus.76461] [PMID]

4. Kelley S, Martin K, Perlmuter M, Sofla M. Psychological Injury Rehabilitation: The Link Between Body and Mind. Imagine: A Promise Scholars & McNair Scholars Journal. 2024;2(1):1-22.

5. Aicale R, Tarantino D, Maffulli N. Overuse injuries in sport: a comprehensive overview. Journal of Orthopaedic Surgery and Research. 2018;13(1):1-11. [DOI:10.1186/s13018-018-1017-5] [PMID]

6. Paterno MV, et al. Prevention of overuse sports injuries in the young athlete. Orthopedic Clinics of North America. 2023;44(4):545-552. [DOI:10.1016/j.ocl.2013.06.009] [PMID]

7. Hamoongard M, Hadadnezhad M, Mohammadi Orangi B. A Narrative Review on the Effect of Variability-Based Motor Learning Approaches on Kinetic and Kinematic Factors Related to Anterior Cruciate Ligament Injury in Athletes. Journal of Sport Biomechanics. 2025;10(4):276-93. [DOI:10.61186/JSportBiomech.10.4.276]

8. Faude O, Rößler R, Junge A. Football injuries in children and adolescent players: are there clues for prevention? Sports Medicine. 2013;43(9):819-37. [DOI:10.1007/s40279-013-0061-x] [PMID]

9. Myer GD, Faigenbaum AD, Ford KR, Best TM, Bergeron MF, Hewett TE. When to initiate integrative neuromuscular training to reduce sports-related injuries and enhance health in youth? Current Sports Medicine Reports. 2011;10(3):155-66. [DOI:10.1249/JSR.0b013e31821b1442] [PMID]

10. Oliver JL, Lloyd RS, Read PJ, Myer GD,. Developing the foundations of movement competency in youth. Strength and Conditioning Journal. 2020:42(6):15-23.

11. Zemková E, Hamar D. Sport-specific assessment of the effectiveness of neuromuscular training in young athletes. Frontiers in Physiology. 2018;9:264. [DOI:10.3389/fphys.2018.00264] [PMID]

12. Bishop C, Read P, Chavda S, Turner A. Inter-limb asymmetries: Understanding how to calculate them and influence training prescription. Strength and Conditioning Journal. 2018;40(4):1-6. [DOI:10.1519/SSC.0000000000000371]

13. Zhou D, Keogh JW, Ma Y, Tong RK, Khan AR, Jennings NR. Artificial intelligence in sport: A narrative review of applications, challenges and future trends. Journal of Sports Sciences. 2025;16:1-6. [DOI:10.1080/02640414.2025.2518694] [PMID]

14. Du T, Bi N. Application of Artificial Intelligence Advances in Athletics Industry: A Review. Concurrency and Computation: Practice and Experience. 2025;37(3):e8372. [DOI:10.1002/cpe.8372]

15. Claudino JG, Capanema DD, de Souza TV, Serrão JC, Machado Pereira AC, Nassis GP. Current approaches to the use of artificial intelligence for injury risk assessment and performance prediction in team sports: a systematic review. Sports Medicine-Open. 2019;5(1):1-12. [DOI:10.1186/s40798-019-0202-3] [PMID]

16. Liu H, Gómez MA, Gonçalves B, Sampaio J. Technical performance and match-to-match variation in elite football teams. Journal of Sports Sciences. 2016;34(6):509-18. [DOI:10.1080/02640414.2015.1117121] [PMID]

17. Owen R, Owen JA, Evans SL. Artificial intelligence for sport injury prediction. Artificial intelligence in sports, movement, and health. 2024;69-79. Cham: Springer Nature Switzerland. [DOI:10.1007/978-3-031-67256-9_5]

18. Williams, C. A., & Armstrong, N. The influence of growth and maturation on physical performance. In N. Armstrong & W. van Mechelen (Eds.), Oxford textbook of children's sport and exercise medicine. 2019;(3rd ed.,pp. 35-50). Oxford University Press.

19. Rickta JF, Arafat MY, Mukta FT. A Study on Correlation among Physique, Motor fitness and Performance of Soccer Player. International Journal of Physical Education Sports Management and Yogic Sciences. 2021;11(1):28-33. [DOI:10.5958/2278-795X.2021.00004.7]

20. Alexe DI, Čaušević D, Čović N, Rani B, Tohănean DI, Abazović E, Setiawan E, Alexe CI. The relationship between functional movement quality and speed, agility, and jump performance in elite female youth football players. Sports. 2024;12(8):214. [DOI:10.3390/sports12080214] [PMID]

21. McCunn R, aus der Fünten K, Fullagar HH, McKeown I, Meyer T. Reliability and association with injury of movement screens: a critical review. Sports Medicine. 2016;46(6):763-781. [DOI:10.1007/s40279-015-0453-1] [PMID]

22. Mukta FT, Rickta JF, Arafat MY. Monitoring of athletes condition: Male handball players body part pain in handball performance. Journal of Sports Research. 2025;12(1):24-32. [DOI:10.18488/90.v12i1.4334]

23. Mukta FT, Rickta JF, Islam MZ, Arafat MY. Correlation between Functional Movement Patterns and Performance Metrics in National level Female Handball players. International Journal of Kinesiology and Sport Science. 2025;13(3):81-86. [DOI:10.7575/aiac.ijkss.v.13n.3p.81]

24. Kadhim JH, Hamzah FM, Hussain LM. A Review of the Use of Artificial Intelligence Algorithms for Predicting Injuries and Performance in Football Players. Mustansiriyah Journal of Sports Science. 2025;7(2):148-161. [DOI:10.62540/mjss.2025.2.7.12]

25. Bianchi F, Soligard T, Eirale C, Zwiers R, Bahr R. Injury surveillance and workload monitoring in youth sports: The role of emerging technologies. Sports Medicine. 2021;51(4):639-652.

26. Qeysari S F, Emamrezaii S, Eslamizad A, Qeysari S K. Comparison of External Focus Instructions Based on Mechanics and Performance in the Vertical jump: Examining the constrained action hypothesis. Journal of Sport Biomechanics. 2023;9(3):178-191 [DOI:10.61186/JSportBiomech.9.3.178]

27. Huang Z, Wang W, Jia Z, Wang Z. Exploring the Integration of Artificial Intelligence in Sports Coaching: Enhancing Training Efficiency, Injury Prevention, and Overcoming Implementation Barriers. Journal of Computer and Communications. 2024;12(12):201-217. [DOI:10.4236/jcc.2024.1212012]

28. Nazari F, Fatahi A. Football Biomechanics and Performance Enhancement: A Systematic Review. Journal of Sport Biomechanics. 2023;9(3):252-270 [DOI:10.61186/JSportBiomech.9.3.252]

29. Mateus N, Abade E, Coutinho D, Gómez MÁ, Peñas CL, Sampaio J. Empowering the sports scientist with artificial intelligence in training, performance, and health management. Sensors. 2024;25(1):1-12. [DOI:10.3390/s25010139] [PMID]

30. Chen Z, Dai X. Utilizing AI and IoT technologies for identifying risk factors in sports. Heliyon. 2024;10(11):1-15. [DOI:10.1016/j.heliyon.2024.e32477] [PMID]

31. Ghorbani M, Varmaziar M, Heydarian M. A Review of Training Protocols for Preventing Anterior Cruciate Ligament Injuries in Soccer Players. Journal of Sport Biomechanics. 2025;11(1):46-62 [DOI:10.61186/JSportBiomech.11.1.46]

32. Silva A, Ferraz R, Branquinho L, Dias T, Teixeira JE, Marinho DA. Effects of applying a multivariate training program on physical fitness and tactical performance in a team sport taught during physical education classes. Frontiers in Sports and Active Living. 2023;5:1291342. [DOI:10.3389/fspor.2023.1291342] [PMID]