University of Tehran Press

Journal of
Sports and Motor Development and Learning

Online ISSN: 2676-4547

Design and Development of the Intelligent Sports Talent Identification Model Based on Artificial Neural Network Algorithm

Mostafa Haj Lotfalian[1]✉, Faeze Heydari[2], and Elham Dehghan Niri[3]

1. Corresponding Author, Department of Physical Education and Sports Sciences, Faculty of Psychology and Educational Sciences, Yazd University, Yazd, Iran. E-mail: M.hajlotfalian@yazd.ac.ir
2. Department of Physical Education, Technical and Vocational University (TVU), Tehran, Iran. E-mail: F-heydari@tvu.ac.ir
3. Department of Behavioral and Cognitive Sciences in Sports, Faculty of Sport Sciences and Health, University of Tehran, Tehran, Iran.E-mail: Elham.dehghan@ut.ac.ir

Article Info

Article type: Research

Article history:
Received:
25 December 2024
Received in revised form:
2 March 2025
Accepted:
4 March 2025
Published online :
21 March 2026

Keywords:
Artificial Neural Network,
Ball Sports,
Martial Arts,
Sports Talent Identification,
Water Sports.

ABSTRACT

Introduction: Sports talent identification (STI) is a complex process that benefits from insights across various scientific fields to enhance its credibility. Nowadays, artificial intelligence (AI) has proven effective in prediction and classification tasks. Given that talent identification revolves around accurately predicting and classifying individuals, leveraging AI can be truly transformative. This study aimed to explore how artificial intelligence can be used for STI.

Methods: Despite the diversity of sports disciplines, four categories were selected: ball sports, racket sports, martial arts, and aquatic sports. The expert opinion method was used to prioritize the selected indicators, which included anthropometric characteristics, physical abilities, perceptual-motor skills, fitness-related abilities, and psychological factors. A total of 310 participants (boys and girls aged 6 to 16 years) were evaluated and labeled based on their scores. To assess the relationship between each component and the labels, independent t-tests were conducted, resulting in the selection of six key components for each category. Finally, a perceptron 6-1-1 neural network was used to evaluate the accuracy and validity of the STI results.

Results: The neural network results showed that the classification accuracy for ball sports, racket sports, martial arts, aquatic sports, and other sports was 97.9%, 97.9%, 87.2%, 91.5%, and 80.8%, respectively, which represent high and desirable accuracy levels.

Conclusion: Finally, it can be concluded that identifying the principal components specific to each sport category and designing an artificial neural network can help researchers and coaches recognize the important indicators for each sport and use them for sports talent identification in their respective fields.

Cite this article: Haj Lotfalian, M., Heydari, F., & Dehghan Niri, E. (2026). Design and Development of The Intelligent Sports Talent Identification Model Based on Artificial Neural Network Algorithm. *Journal of Sports and Motor Development and Learning*, 18 (1), 45-63.
https://doi.org/10.22059/jsmdl.2025.387595.1817

Journal of Sports and Motor Development and Learning by the University of Tehran Press is licensed under CC BY-NC 4.0| web site: https://jsmdl.ut.ac.ir/ | Email: jsmdl@ut.ac.ir.

© The Author(s). Publisher: University of Tehran Press.

University of Tehran Press

Journal of
Sports and Motor Development and Learning

Online ISSN: 2676-4547

Extended Abstract

Introduction

Achieving success in sports necessitates substantial resources dedicated to the identification and development of athletic talent. This process typically follows a five-stage model encompassing potential discovery, specialized identification, talent development, selection, and transition. In the initial stage, the focus is on identifying talented children and nurturing their enthusiasm, while the subsequent stages concentrate on evaluating and further developing these young athletes. Employing artificial intelligence-based methods can enhance data processing and situational analysis, thereby improving the talent identification process. A significant challenge in this arena is the insufficient attention given to all influential parameters, which can undermine the accuracy of identification. For this reason, the use of scientific and systematic approaches is crucial. Recent research suggests that integrating historical data with advanced statistical techniques can yield more precise identification of athletic talents. As scientific advancements progress, the demand for accurate talent identification has become increasingly evident. Selecting effective components and accurately evaluating them through artificial neural network algorithms facilitates the processing, weighting, and clustering of various sports disciplines. Consequently, this study aimed to develop an artificial intelligence-based talent identification algorithm for clustering four general categories: ball sports, racket sports, martial arts, and aquatic sports, and to assess its accuracy.Achieving success in sports requires significant resources dedicated to the identification and development of athletic talent. This process generally follows a five-stage model that includes potential discovery, specialized identification, talent development, selection, and transition. In this model, the first stage focuses on identifying talented children and fostering their enthusiasm, while the subsequent stages are dedicated to evaluating and developing these young athletes. The use of artificial intelligence-based methods can assist in data processing and situational analysis, thereby enhancing the talent identification process. One challenge in this field is the insufficient attention given to all influential parameters, which can compromise identification accuracy. Therefore, employing scientific and systematic methods is essential. Recent research indicates that combining historical data with advanced statistical techniques can lead to more accurate identification of athletic talents. As scientific advancements continue, the need for precise talent identification has become increasingly apparent. Selecting effective components and accurately assessing them using artificial neural network algorithms aids in processing, weighting, and clustering various sports disciplines. Accordingly, this study aimed to develop an artificial intelligence-based talent identification algorithm for clustering four general categories—ball sports, racket sports, martial arts, and aquatic sports—and to examine its accuracy.

Methods

This research is descriptive in nature, focusing on a statistical population of children and adolescents in Yazd. A total of 310 boys and girls participated in the study, all of whom had engaged in a sport for at least three months prior. All necessary permissions and consent forms were obtained, and the study received approval from the Yazd University Research Committee under ethics code IR.YAZD.REC.1403.078.

The artificial neural network utilized in this study was a multilayer perceptron, employing the sigmoid function as the activation function. The data were divided into two groups: 85% for training and 15% for testing. Components of the study were extracted across five domains: anthropometry, physical abilities, perceptual-motor skills, fitness-related abilities, and psychological factors. To assess the importance of these components, the opinions of coaches and experts in each field were gathered, and the analytic hierarchy process was applied. Ultimately, participants were categorized based on their scores in each domain, and the relationships between components and group labels were analyzed using independent t-tests.

Results

This study analyzed the weights of each sub-variable and the overall variable across five sports categories: ball sports, racket sports, martial arts, aquatic sports, and others. The findings indicated that anthropometric variables, such as height and arm span, played a more significant role in ball and aquatic sports, while lower body length and coordination were highlighted as important in martial arts. Body composition emerged as a critical factor across all sports disciplines. Furthermore, static balance and upper body coordination were found to be significant across various sports domains. Agility, strength, and upper body power, particularly in ball and aquatic sports, received positive weights. Ultimately, the accuracy of the developed neural network in identifying talented athletes reached 97.9% in ball and racket sports, while it achieved 87.2%, 91.5%, and 80.8% in martial arts, aquatic sports, and other disciplines, respectively. These results demonstrate the model's high efficacy in distinguishing between talented and non-talented individuals across a range of sports.

Journal of
Sports and Motor Development and Learning
University of Tehran Press
Online ISSN: 2676-4547

Table 1. Main components and their weight in a neural network designed for different fields

Variable	Ball	Racket	Martial	Water	Others
Height	3.018		-0.509		1.078
Sitting Height	-0.351				
Arm Span	0.636			-1.955	1.156
Upper Body Power	0.218			0.076	0.536
Lower Body Coordination	0.204	-0.428	0.132		1.025
Focus	-0.301	-0.609			
Agility		-0.736			
Confidence		-0.565		0.562	
Upper Body Length		-0.766			
Lower Body Flexibility		-0.302	0.193		
Balance			0.803	-0.468	0.123
Body Composition			1.077		
Upper Body Coordination			0.304		0.521
Lower Body Power				-0.355	
Reaction				-0.490	

Conclusion

This study investigated the development of an artificial intelligence-based algorithm for talent identification across various sports, including ball sports, racket sports, martial arts, and aquatic sports. The results indicated that by selecting and weighting the primary components of each domain, it is possible to predict individuals' athletic talents with an accuracy ranging from 80% to 97%. The proposed model enables the exploration of a diverse range of sports, rather than limiting selection to a specific discipline. These findings suggest that the algorithm can effectively assist in identifying suitable athletic activities and offers greater efficiency in the early stages of talent identification compared to traditional methods.

Overall, this study demonstrates that artificial intelligence algorithms can play a significant role in recognizing athletic talent and enhancing the talent identification process. By analyzing the core components of each sport and allowing for comparisons among disciplines, the algorithm yields more accurate results in recommending appropriate sports for individuals.

Ethical Considerations

Compliance with ethical guidelines: All methods utilized in this study received approval from the Research Ethics Committee at Yazd University (IR.YAZD.REC.1403.078).

Funding: This research did not receive any grant from funding agencies in the public, commercial, or non-profit sectors.

Authors' contribution: All authors contributed equally to this work.

Conflict of interest: The authors declare no conflict of interest.

Acknowledgments: We sincerely thank all the esteemed participants for their involvement in this research.

رشد و یادگیری حرکتی ورزشی
شاپا الکترونیکی: ۲۶۷۶-۴۵۴۷
انتشارات دانشگاه تهران

استعدادیابی حیطه‌های مختلف ورزش با استفاده از روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی

مصطفی حاج لطفعلیان[۱]✉، فائزه حیدری[۲]، و الهام دهقان نیری[۳]

۱. نویسندهٔ مسؤول، گروه تربیت بدنی و علوم ورزشی، دانشکده روانشناسی و علوم تربیتی، دانشگاه یزد، یزد، ایران. رایانامه: M.hajlotfalian@yazd.ac.ir
۲. گروه تربیت بدنی و علوم ورزشی، دانشگاه ملی مهارت، تهران، ایران. رایانامه: F-heydari@tvu.ac.ir
۳. گروه علوم رفتاری و شناختی ورزشی، دانشکدهٔ علوم ورزشی و تندرستی، دانشگاه تهران، تهران، ایران. رایانامه: Elham.dehghan@ut.ac.ir

اطلاعات مقاله

نوع مقاله: پژوهشی

تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۱۰/۰۵
تاریخ بازنگری: ۱۴۰۳/۱۲/۱۲
تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۱۲/۱۴
تاریخ انتشار: ۱۴۰۵/۰۱/۰۱

کلیدواژه‌ها:
استعدادیابی ورزشی،
رشته‌های آبی،
رشته‌های توپی،
رشته‌های رزمی،
شبکهٔ عصبی مصنوعی.

چکیده

مقدمه: استعدادیابی ورزشی برای بهبود نتایج و اعتبار نیازمند جنبه‌های مختلف علوم است. امروزه هوش مصنوعی در مسائل مربوط به پیش‌بینی و طبقه‌بندی به‌خوبی عمل می‌کند و از آنجا که استعدادیابی چیزی جز پیش‌بینی صحیح و طبقه‌بندی افراد نیست، استفاده از آن می‌تواند راه‌گشا باشد. بر این اساس هدف تحقیق حاضر استفاده از هوش مصنوعی به‌منظور استعدادیابی در حیطه‌های مختلف ورزش بود.

روش پژوهش: با وجود پراکندگی رشته‌های ورزشی، چهار دسته رشتهٔ توپی، راکتی، رزمی و آبی انتخاب و از روش نظر متخصص برای اولویت‌بندی شاخص‌های منتخب پیکری، جسمانی، ادراکی – حرکتی، آمادگی بدنی و روانشناختی استفاده شد. ۳۱۰ آزمودنی (پسر و دختر ۶ تا ۱۶ سال) ارزیابی و بر اساس امتیازها برچسب‌زنی شدند. در ادامه برای بررسی میزان ارتباط بین هرکدام از مؤلفه‌ها با برچسب‌ها، از آزمون تی مستقل استفاده و شش مؤلفهٔ اصلی برای هر یک از دسته رشته‌ها انتخاب شد. در نهایت از شبکهٔ عصبی پروسپترون ۶-۱-۱ برای بررسی دقت و اعتبار نتایج استفاده شد.

یافته‌ها: نتایج حاصل از شبکه‌های عصبی نشان داد که دقت برای دسته‌بندی افراد در رشته‌های توپی، راکتی، رزمی، آبی و سایر رشته‌ها به‌ترتیب ۹۷٫۹، ۹۷٫۹، ۸۷٫۲، ۹۱٫۵ و ۸۰٫۸ درصد است که دقت مطلوب و بالایی است.

نتیجه‌گیری: در نهایت می‌توان گفت که تعیین مؤلفه‌های اصلی هر رشته به تفکیک و طراحی و برنامه‌ریزی شبکهٔ عصبی مصنوعی کمک می‌کند تا محققان و مربیان شاخص‌های مهم هر رشته را بشناسند و برای استعدادیابی ورزشی در رشته‌های موردنظر از آن استفاده کنند.

استناد: حاج لطفعلیان، مصطفی؛ حیدری، فائزه؛ و دهقان نیری، الهام (۱۴۰۵). استعدادیابی حیطه‌های مختلف ورزش با استفاده از روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی. *نشریهٔ رشد و یادگیری حرکتی ورزشی*، (۴) ۱۸، ۶۳-۴۵.
https://doi.org/10.22059/jsmdl.2025.387595.1817

این نشریهٔ علمی رایگان است و حق مالکیت فکری خود را بر اساس لایسنس کریتیو کامنز CC BY-NC 4.0 به نویسندگان واگذار کرده است.
تارنما: https://jsmdl.ut.ac.ir | رایانامه : jsmdl@ut.ac.ir

ناشر: انتشارات دانشگاه تهران. © نویسندگان

مقدمه

امروزه کسب مدال در مسابقات جهانی و المپیک، یکی از مهم‌ترین روش‌ها برای معرفی و نمادی از توسعه‌یافتگی کشورهاست. برای این منظور بیشتر کشورهای جهان با تخصیص منابع بسیار زیاد، برای توسعهٔ ساختارهای شناسایی ورزشکاران بااستعداد تلاش می‌کنند (باکر، جوهنستون و تیل[1] ۲۰۲۴). در کشورهای توسعه‌یافته، پایگاه‌های استعدادیابی بر قابلیت‌های افراد مستعد و پتانسیل آنها در آینده متمرکز می‌شوند و در قالب طرح‌های شناسایی و توسعهٔ استعداد، پیشرفت آنها را در رشته‌های ورزشی خاص افزایش می‌دهند (مندز[2] و همکاران، ۲۰۲۲). برای مثال انگلستان مبلغ ۳۰۰ میلیون یورو برای المپیک و پارالمپیک توکیو اختصاص داد که ۷۰ میلیون یوروی آن صرف پرورش افراد مستعد برای رسیدن به عملکرد عالی شد (تراسول[3] ۲۰۲۱).

مدل شناسایی و توسعهٔ استعداد[4] که امروزه مدنظر بسیاری از متخصصان قرار دارد، شامل پنج مرحله است (ویلیامز و ریلی[5] ۲۰۲۰؛ ویلیامز، فورد و دراست[6] ۲۰۲۰). مرحلهٔ اول کشف و شناخت پتانسیل استعدادهای جوان است که مبادرت چندانی به فعالیت خاص ورزشی ندارند. بیشترین تأکید در این مرحله حفظ نشاط و شادی کودکان است و ارزیابی‌های سلامت جسمانی و ساختاری کودکان در این مرحله صورت می‌پذیرد تا ریسک آسیب و مشکلات جسمانی در آینده به حداقل برسد. در مرحلهٔ بعدی فرایند شناسایی ورزشکارانی که در آینده ظرفیت نخبه شدن را دارند، انجام می شود. به‌عبارتی استعدادیابی تخصصی در این مرحله صورت می‌پذیرد. این مرحله اصلی‌ترین و پیچیده‌ترین بخش از فرایند استعدادیابی است و به‌طور معمول از طریق ارزیابی‌های جسمانی، آنتروپومتریکی، زیست حرکتی، روانشناختی و مهارتی انجام می‌گیرد. پرورش استعداد از طریق فراهم‌سازی محیط آموزشی مناسب برای رساندن افراد مستعد به حداکثر ظرفیت خود، سومین مرحلهٔ این مدل است. مرحلهٔ چهارم شامل انتخاب افراد طی یک چرخهٔ انتخابی و عقد قرارداد حرفه‌ای با آنهاست. در نهایت پنجمین مرحله موسوم به مرحلهٔ انتقال است که اخیراً به این مدل اضافه شده است. این مرحله فرصتی را برای ورزشکار به‌منظور انتقال از یک رشته به رشتهٔ ورزشی دیگر که در آن مستعد است، فراهم می‌کند (ویلیامز، فورد و دراست[7] ۲۰۲۰).

از آنجا که نگاه همزمان و موازی به چندین متغیر برای انسان پیچیده و همراه با خطا خواهد بود، استفاده از الگوهای مبتنی بر هوش مصنوعی[8] به‌سبب توانایی در پردازش حجم بالایی از داده‌ها و قدرت تحلیل موقعیت‌ها مانند مغز انسان پیشنهاد می‌شود (اولتا[9] و همکاران، ۲۰۲۳). این روش‌ها کمک می‌کنند تا وحدت رویه‌ای متکی بر اصول علمی استعدادیابی بین مربیان و متخصصان استعدادیابی ایجاد شود. معضل اساسی در استعدادیابی ورزشی عدم ملاحظه و در نظر گرفتنِ سهم همهٔ پارامترهای اساسی و تأثیرگذار در نتیجهٔ استعدادیابی است. همچنین بسیاری از کارشناسان و مربیان، استفاده از نورم‌ها و ارزشیابی علمی را سخت و وقت‌گیر می‌دانند و بیشتر از طریق قضاوت شخصی اقدام به شناسایی افراد مستعد می‌کنند. این روش وحدت رویه را در فرایند استعدادیابی خدشه‌دار می‌کند. طبیعی است که روش یا الگویی کارامد و همه‌جانبه می‌تواند وحدت رویه‌ای علمی و معتبر برای شناسایی صحیح استعدادهای ورزشکاران ایجاد کند. صرفه‌جویی در زمان، افزایش بازدهی مربیان، افزایش کیفیت ورزشکاران و علمی شدن تمرینات پیامدهای مثبت روش‌ها و الگوهای علمی استعدادیابی است (نوری و صادقی، ۲۰۱۸؛ ولنزی و گال[10] ۲۰۱۱).

---

1. Baker, Johnston & Till
2. Mendes
3. Truswell
4. Talent Identifcation and Development in Sport
5. Williams, Reilly
6. Ford, Drust
7. Ford, Drust
8. Artificial intelligence algorithms
9. Auletta
10. Velenczei, Gál

در سالیان گذشته تلاش‌هایی در جهت استفاده از روش‌های محاسباتی نوین و سیستماتیک برای پردازش اطلاعات در جهت شناسایی استعداد ورزشی صورت گرفته است (اندرسون، گوتوالد و لاورنس[1] ۲۰۲۲؛ بارس، امریچ و گولیچ[2] ۲۰۱۹؛ ریلی[3] و همکاران، ۲۰۰۰). در این زمینه مدل شناسایی استعداد در فوتبال که توسط ریلی و همکاران (۲۰۰۰) ارائه شد، با استفاده از روش‌های آماری توانست گروه‌های نخبگان و زیرنخبگان را با دقت مطلوبی تفکیک کند در رشتهٔ بسکتبال، کندریک[4](۱۹۹۶) نیز با استفاده از روش‌های آماری، به شناسایی استعدادهای جوان پرداختند و نتایج شایان توجهی را در این زمینه به‌دست آوردند (کندریک، ۱۹۹۵). شاه[5](۲۰۱۷) روشی جدید برای کمی‌سازی کیفیت امتیازات بازیکنان کریکت ارائه کرده و به شناسایی دقیق‌تر عملکرد آن‌ها پرداخته است (شاه، ۲۰۱۷). نتایج این تحقیق نشان می‌دهد که استفاده از داده‌های تاریخی و روش‌های آماری می‌تواند به بهبود شناسایی استعداد کمک کند. در تحقیق دیگری محققان با استفاده از الگوریتم‌های ماشین بردار پشتیبان، به شناسایی تیراندازان با استعداد پرداختند و دقت شناسایی را بالای ۸۵ درصد گزارش کردند (طاها و همکاران، ۲۰۱۸). در پژوهشی دیگر فالک[6] و همکاران (۲۰۰۴) یک مدل پیش‌بینی برای استعدادیابی واترپلو معرفی کردند که ۶۷ درصد توافق با انتخاب نهایی بازیکنان را نشان داد. این مدل به شناسایی استعدادهای جوان و بهبود فرایند انتخاب کمک کرد (فالک و همکاران، ۲۰۰۴). همچنین در تحقیقی روی شناگران، با استفاده از روش‌های خوشه‌بندی آماری نظیر آنالیز متمایزکننده[7] دقت شناسایی ۹۱/۷ درصد برای مردان و ۹۵ درصد برای زنان اعلام شد (رزی و همکاران، ۲۰۱۹). این نتایج نشان می‌دهند که استفاده از روش‌های مدرن و تحلیل‌های چندبعدی می‌تواند به شناسایی بهتر استعدادهای ورزشی کمک کند. در مجموع، تحقیقات نشان می‌دهند که شناسایی استعداد ورزشی نیازمند ترکیب داده‌های تاریخی، تکنیک‌های پیشرفتهٔ آماری و تحلیل‌های دقیق یادگیری ماشین و هوش مصنوعی است تا بتوان به نتایج قابل قبولی دست یافت.

با علمی‌تر شدن ورزش در سالیان گذشته، لزوم استعدادیابی ورزشی دقیق و نظام‌مند به‌منظور کاهش هدر رفتن انرژی، هزینه و زمان احساس می‌شود. انتخاب مؤلفه‌های مؤثر، ارزیابی دقیق و کمی آن و در نهایت پردازش، وزن‌دهی و خوشه‌بندی رشته‌ها با استفاده از روش‌های نوین پردازش داده مانند الگوریتم شبکه‌های عصبی مصنوعی لازم به‌نظر می‌رسد (شیرزاد، ۲۰۲۱). همچنین انتخاب مؤلفه‌های اصلی استعدادیابی در مراحل ابتدایی کشف استعداد به‌منظور ارزیابی یک جمعیت وسیع در مدت زمان کم بسیار بااهمیت است (کولینز[8] و همکاران، ۲۰۱۴). در مرحلهٔ کشف برخلاف مرحلهٔ شناسایی استعداد، یک رشتهٔ ورزشی خاص برای کودک انتخاب نمی‌شود. در این مرحله با جهت‌دهی صحیح به کودک، زمینهٔ لازم به‌منظور شناسایی رشتهٔ ورزشی در سالیان بعد و در مرحلهٔ شناسایی استعداد فراهم می‌شود (هارتن[9] و همکاران، ۲۰۲۱).

بر همین اساس، هدف از این پژوهش ایجاد یک الگوریتم استعدادیابی بر پایهٔ هوش مصنوعی به‌منظور خوشه‌بندی چهار حیطهٔ کلی نظیر رشته‌های توپی، راکتی، رزمی و آبی و بررسی دقت آن بود. در راستای رسیدن به این هدف، مؤلفه‌های اصلی شناسایی استعداد و وزن آنها در این چهار حیطه بیان خواهد شد.

---

1. Anderson, Gottwald, Lawrence
2. Barth, Emrich & Gulich
3. Reilly
4. Kondric
5. SHAH
6. Falk
7. Discriminant
8. Collins
9. Harten

روش‌شناسی پژوهش

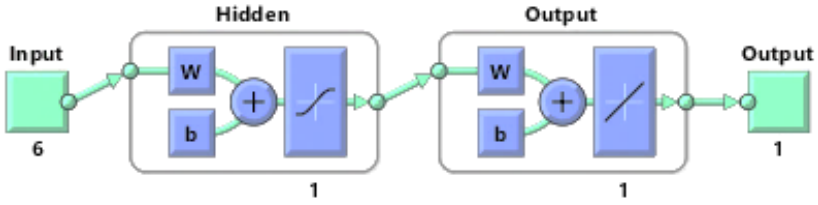
روش جمع‌آوری اطلاعات، جامعهٔ آماری و نمونهٔ تحقیق

پژوهش حاضر از نوع توصیفی است و جامعهٔ آماری آن را کودکان و نوجوانان یزدی تشکیل دادند. روش نمونه‌گیری با توجه به محدودیت‌های موجود، به‌صورت نمونه‌گیری در دسترس بود. با توجه به استفاده از یادگیری ماشین و نیاز این روش به پایگاه دادهٔ مناسب، ۳۱۰ پسر و دخترِ ۷ تا ۱۶ سال فعال (سن: ۲/۲ ± ۸/۷ سال؛ قد: ۱۴/۴ ± ۱۳۰/۴ سانتی‌متر و وزن ۱۴/۴ ± ۲۹/۵ کیلوگرم) که در سه ماه گذشته در یک رشتهٔ ورزشی مشغول به فعالیت بودند، به‌عنوان نمونه در این تحقیق شرکت کردند و داده‌برداری آزمایشی از آنها صورت پذیرفت. معیارهای ورود به تحقیق شامل قرارگیری در محدودهٔ سنی موردنظر و انجام یک فعالیت ورزشی برای حداقل سه ماه به‌منظور داشتن توانایی اولیه برای اجرای آزمون‌ها بود. همچنین ناتوانی در درک و اجرای آزمون‌ها و پاسخ به پرسش‌های روانشناختی توسط آزمودنی یا والدین وی، و عدم تمایل آزمودنی مبنی بر اجرای کامل آزمون‌ها، معیارهای خروج از پژوهش بودند. در ابتدا تمامی مجوزها و رضایت‌نامه از خانواده‌ها اخذ شد. طرح مذکور پس از ارزیابی‌های اولیه و نگارش پروپوزال، در کمیسیون پژوهشی دانشگاه یزد با کد اخلاق IR.YAZD.REC.1403.078تأیید شد.

شبکهٔ عصبی

شبکهٔ عصبی مورد استفاده در این تحقیق از نوع پرسپترون[1]چندلایه بود. برای آماده‌سازی داده‌ها، تجزیه‌وتحلیل و پیاده‌سازی شبکهٔ عصبی مصنوعی از نرم‌افزار متلب استفاده شد. این دسته از شبکه‌ها، از چندین لایه شامل واحدهای محاسباتی که اغلب به‌صورت پیش‌خور (در جهت روبه‌جلو) به یکدیگر متصل‌اند، تشکیل شده است. هر نورون در یک لایه، به‌طور مستقیم به نورون‌های لایهٔ بعدی متصل است. در این مدل از تابع سیگموید به‌عنوان تابع فعال‌سازی استفاده شد. تابع فعال‌سازی هر گره، خروجی آن گره را با توجه به ورودی یا ورودی‌هایی که دریافت کرده است، تعریف کرد. هر تابع فعال‌سازی یک عدد را به‌عنوان ورودی گرفت و عملیات ریاضی معین و ثابتی روی آن انجام داد.

برای اجرای شبکهٔ عصبی، داده‌ها به دو دسته تقسیم شدند؛ یک دسته به‌عنوان نمونه‌های تعلیم (نمونه‌هایی که به‌منظور آموزش شبکه استفاده می‌شود) و یک دسته به‌عنوان نمونهٔ تست (نمونه‌هایی که برای آزمایش شبکه از آنها استفاده می‌شود)؛ بنابراین برای اینکه امکان ارزیابی متقابل روی عملکرد شبکه وجود داشته باشد، از روش تصادفی به‌منظور تفکیک داده‌ها به دو دسته آموزش و تست استفاده شد. ۸۵ درصد از اطلاعات افراد برای آموزش شبکه و ۱۵ درصد دیگر به‌عنوان نمونه‌های تست جهت آزمایش شبکه استفاده شد.



شکل ۱. معماری شبکهٔ عصبی پرسپترون مورد استفاده

استخراج مؤلفه‌ها

مؤلفه‌های این تحقیق در پنج حیطهٔ پیکرسنجی، جسمانی، توانایی‌های ادراکی – حرکتی، توانایی‌های مرتبط با آمادگی بدنی و روانشناختی استخراج شد. برای محاسبهٔ فاکتورهای پیکری از آنالیز حرکت و نشان‌گذاری نشانه‌های آناتومیکی استفاده شد. سیستم ثبت حرکتی که در

[1]. Perceptron

این بخش استفاده شد، دوربین سه‌بعدی اوپتی تراک (Optitrack) مدل **Duo** **V**۱۲۰ ساخت آمریکا با رزولوشن **VGA** (۶۴۰*۴۸۰) بود. خطای اندازه‌گیری این سیستم کمتر از ۰/۱ میلی‌متر گزارش شده است (اوراند، دوفور و مارس[1] ۲۰۱۷). برای محاسبهٔ فاکتورهای آنتروپومتریکی، از سه مارکر بازتابی متصل به سر و نوک انگشت‌های وسط دست استفاده شد. بدین ترتیب افراد در سه پاسچر ایستادن آناتومیکی، نشسته با پاهای کشیده روی زمین و ایستادن تی قرار گرفتند. چهار مؤلفهٔ قد، طول بالاتنه، طول پایین‌تنه و گسترهٔ دست‌ها با استفاده از سیستم موشن کپچر و کد نوشته‌شده در نرم‌افزار متلب[2] برای محاسبهٔ فاصلهٔ بین مارکرها به‌دست آمد (سایمون[3] ۲۰۰۱). شاخص چاقی (Fatness) که از طریق محاسبهٔ درصد انحراف وزن با وزن ایدئال فرد به‌دست می‌آید، تنها مؤلفهٔ جسمانی بود که برای محاسبهٔ آن از سیستم آنالیز ترکیب بدن Jawon مدل Zeus9 ساخت کرهٔ جنوبی استفاده شد (کیم[4] و همکاران، ۲۰۱۶). هماهنگی بالاتنه و پایین‌تنه و تعادل مؤلفه‌های منتخب مرتبط با توانایی‌های ادراکی – حرکتی بودند که در تحقیق حاضر بررسی شد. آزمون کنترل حرکتی پایین‌تنه[5] روی صفحهٔ نیرو اجرا شد. برای اجرای این آزمون، آزمودنی روی صندلی قرار می‌گرفت و با حداکثر سرعت خود، ضرباتی متوالی را بین دو دایرهٔ مشخص‌شده روی صفحه می‌زدد. تعداد ضربات با در نظر گرفتن دقت آن، در مدت زمان آزمون ثبت می‌شد (مندز[6] و همکاران، ۲۰۱۵). برای محاسبهٔ هماهنگی بالاتنه از آزمون پرتاب متوالی تنیس به دیوار در مدت زمان ۱ دقیقه استفاده شد (چو[7] و همکاران، ۲۰۲۰). همچنین ارزیابی تعادل ایستا از طریق جمع نوسانات پاسچر در دو راستای مدیولترال و آنتریورپستروبیور با استفاده از صفحهٔ نیرو، و در مدت زمان ۲۰ ثانیه به‌صورت ایستادن تک پا به‌دست آمد (رامارکز[8] و همکاران، ۲۰۰۵). برای محاسبهٔ فاکتورهای منتخب مرتبط با توانایی آمادگی بدنی، از توپ مدیسن‌بال یک‌کیلویی، متر نواری و سیستم ثبت نیرو و سنجش فاکتورهای آمادگی جسمانی، ساخت شرکت راسا پژوهان، ایران با خطای حداکثر ۱۰۰ گرم برای نیرو و ۴ میلی‌متر برای مرکز فشار استفاده شد. در این بخش فاکتورهای سرعت، چابکی و توان پایین‌تنه از طریق اجرای آزمون‌های استمپینگ و آنالیز پرش کانترموومنت به‌دست آمد. در آزمون استمپینگ تعداد ضربات پا به صفحه نیرو در مدت زمان ۱۰ ثانیه ثبت شد (برهوت[9] و همکاران، ۲۰۱۸) و در آزمون آنالیز پرش، ارتفاع پرش از طریق انتگرال نیروی عکس‌العمل زمین به دست آمد (لاک[10] و همکاران، ۲۰۱۸). از آزمون پرتاب توپ مدیسن‌بال یک کیلویی در حالت ایستاده برای محاسبهٔ توان بالاتنه استفاده شد (مارووویچ[11] و همکاران، ۲۰۲۲). انعطاف بالاتنه و پایین‌تنه، دو فاکتور دیگر مرتبط با آمادگی بدنی را تشکیل دادند. برای محاسبهٔ انعطاف بالاتنه از آزمون موبیلیتی شانه که یکی از تکالیف آزمون سلامت حرکتی (FMS) است (کوک[12] و همکاران، ۲۰۱۴) و برای محاسبهٔ انعطاف پایین‌تنه از آزمون (Sit and Reach) پا باز استفاده شد(لمینک[13] و همکاران، ۲۰۰۳). در این تحقیق پنج مؤلفهٔ انگیزه، اعتمادبه‌نفس، تمرکز، کنترل احساس و تصویرسازی ذهنی به‌عنوان مؤلفه‌های روانشناختی انتخاب شدند. برای محاسبهٔ این مؤلفه‌ها از پرسشنامهٔ برای این منظور استفاده شد (موریس[14] ۱۹۹۵).

وزن‌دهی به مؤلفه‌ها

برای وزن‌دهی به مؤلفه‌های ا ستعدادیابی از مربیان و صاحب‌نظران هر ر شته نظرخواهی شد. بدین ترتیب از روش تحلیل سلسله‌مراتبی[15] که یکی از روش‌های تحلیل در هوش مصنوعی است، استفاده شد تا وزن هر یک از متغیرها در هریک از دسته رشته‌ها به‌دست آید (نوری و صادقی، ۲۰۱۸). برای وزن‌دهی به متغیرها در ر شته‌های توپی از پنج متخ صص ر شته‌های والیبال، بسکتبال و هندبال و در ر شته‌های

1. Aurand, Dufour & Marras
2. Matlab
3. Simmons
4. Kim
5. Lower Extremity Motor Coordinaton Test
6. Menezes
7. Cho
8. Raymakers
9. Boerhout
10. Lake
11. Marovic
12. Cook
13. Lemmink
14. Morris
15. Analytical Hierarchy Process

راکتی از پنج متخ صص تنیس، پینگ‌پونگ و بدمینتون نظرخواهی شد. همچنین برای ر شته‌های رزمی از پنج متخ صص کاراته، جودو و تکواندو نظرخواهی شد. وزن متغیرها در ر شته‌های آبی نیز از طریق نظرهای پنج مربی این عر صه به‌د ست آمد. متخ ص صان هر ر شته میزان اهمیت هر یک از ۱۹ مؤلفهٔ اولیهٔ مطالعه (پیکری: چهار مؤلفه، جســمانی: یک مؤلفه، ادراکی – حرکتی: ســه مؤلفه، آمادگی بدنی: شش مؤلفه و روانشناختی: پنج مؤلفه) را به‌صورت دوبه‌دو در دسته‌های خودشان مقایسه می‌کردند و بسته به میزان اهمیت، امتیازی بین ۱ تا ۹ می‌دادند. برای مثال برای وزن‌هی به سه مؤلفهٔ کنترل حرکتی، سه مقایسهٔ دوبه‌دو شامل مقایسهٔ تعادل با هماهنگی بالاتنه، تعادل با هماهنگی پایین‌تنه و هماهنگی بالا و پایین‌تنه شکل گرفت و متخصص باید به این سه مقایسه امتیاز می‌داد. در خصوص سایر مؤلفه‌ها نیز همین روند لحاظ شد. در مجموع در گام نخست متخصصان شش مقایسهٔ دوبه‌دو برای مؤلفه‌های پیکری، سه مقایسه برای ادراکی – حرکتی، ۱۵ مقایسه برای آمادگی بدنی و ۱۰ مقایسه برای مؤلفه‌های روانشناختی انجام دادند. برای مؤلفهٔ جسمانی با توجه به وجود صرفاً یک مؤلفه، مقایســه‌ای شــکل نگرفت. در گام بعدی متخصــصــان، پنج دســته مؤلفهٔ پیکری، جســمانی، ادراکی حرکتی، آمادگی بدنی و روانشناختی را نیز در قالب ۱۰ مقایسه‌های دوبه‌دو وزن‌دهی کردند. تجمیع نتایج مقایسه‌ها و بیان وزن هر مؤلفه به‌صورت درصدی از وزن کل مؤلفه‌ها در قالب کدی در نرم‌افزار متلب به‌دست آمد. میانگین نظر پنج کارشناس در هر رشته، وزن مؤلفه‌های هر رشته را تشکیل داد. علاوه بر این چهار دسته و گروه، یک گروه دیگر نیز در این تحقیق تشکیل شد. دستهٔ پنجم شامل ورزشکارانی بود که از نظر ملاک‌های ورز شی ا ستعداد دا شتند، ولی در هیچ‌یک از چهار د ستهٔ ابتدایی جای نگرفتند. برای تفکیک این افراد از چهار گروه ا صلی، وزن و اهمیت ۱۹ مؤلفهٔ اولیهٔ آنها یکسان در نظر گرفته شد.

برچسب‌زنی به آزمودنی‌ها

با ضرب وزن هر زیرمؤلفه (جدول ۱) در ضریب کلی خود، می‌توان میزان اهمیت آن را در هر یک از چهار دسته رشتهٔ توپی، راکتی، رزمی و آبی محاسبه و اولویت‌بندی کرد. برای اجرای مدل یادگیری ماشین به شیوهٔ نظارت‌شده، می‌بایست آزمودنی‌ها لیبل‌گذاری شوند. برای این منظور پس از تعیین وزن هر یک از مؤلفه‌ها از طریق نظر افراد نخبه، امتیاز آزمودنی‌ها در هر یک از ۱۹ آزمون ثبت و به‌صورت درصد بیان شد. در ادامه امتیاز کلی افراد طبق رابطهٔ یک در پنج دسته رشتهٔ توپی، راکتی، رزمی، آبی و سایر محاسبه شد:

$$score_k = \sum(test_i . \alpha_i . \beta_j) \qquad \text{رابطهٔ ۱}$$

در این رابطه عملکرد افراد در هر آزمون ابتدا در وزن زیرمؤلفه‌ها (α) و سپس در وزن کلی (β) ضرب می‌شود. در این رابطه شمارندهٔ i مربوط به ۱۹ وزن هر زیرمؤلفه، شمارندهٔ j مربوط به وزن پنج مولفهٔ کلی و شمارندهٔ k مربوط به پنج حیطهٔ ورزشی بود. در نهایت زیگمای این روابط، امتیاز فرد را در پنج حیطه مشخص کرد. بیشترین امتیاز کسب‌شده توسط هر فرد در هر یک از پنج حیطهٔ توپی، راکتی، رزمی، آبی و سایر، همان برچسب را به وی اختصاص داد. بدین ترتیب بر اساس وزندهی که توسط افراد نخبه صورت گرفت، آزمودنی‌ها در پنج حیطهٔ مدنظر تقسیم شدند و پنج برچسب مربوط را دریافت کردند (شکل ۲).

شناسایی مؤلفه‌های اصلی

مدل‌های یادگیری ماشین به‌شدت تحت تأثیر تعداد مؤلفه‌ها و حجم نمونه هستند. در تحقیق حاضر ۱۹ مؤلفه، ورودی‌های شبکهٔ عصبی را تشکیل می‌دهند. از آنجا که هرچه تعداد پارامترهای تنظیم شبکه بیشتر شود، تعداد نمونه‌های آموزشی لازم برای تعیین بهینهٔ آنها هم بیشتر می‌شود، اگر تعداد نمونه‌های آموزشی در مقایسه با تعداد مؤلفه‌های شبکه زیاد نباشد، در اصطلاح شبکه دچار تطبیق بیش از اندازه می‌شود

و تعمیم‌پذیری لازم را نخواهد داشت. برای جلوگیری از این موضوع، باید تعداد آزمودنی‌ها را افزایش داد و یا تعداد مؤلفه‌ها را کاهش داد. همان‌طور که ذکر شد، انتخاب مناسب‌ترین مؤلفه‌ها از بین ۱۹ مؤلفهٔ مذکور و کاهش تعداد آنها، روش دیگری برای جلوگیری از تطبیق بیش از اندازهٔ شبکهٔ عصبی است. انتخاب مؤلفه‌ها برای آموزش شبکهٔ عصبی، به دو صورت امکان‌پذیر است؛ روش اول، استناد به مطالعات قبلی و توجه به مؤلفه‌هایی که ارتباط آنها با استعداد در رشته‌های موردنظر تأیید شده است (نوری و صادقی، ۲۰۱۹) و روش دوم تجزیه‌وتحلیل آماری روی داده‌ها (رزی و همکاران، ۲۰۱۹). در این تحقیق برای بررسی دقیق‌تر میزان ارتباط بین هر کدام از مؤلفه‌ها با برچسب گروه‌های پنج‌گانه، از آزمون آماری t مستقل استفاده شد. برای این منظور لازم بود نتایج حاصل از بررسی هر ۳۱۰ آزمودنی حاضر در مطالعه، که قبلاً با استفاده از تحلیل سلسله‌مراتبی در گروه‌های پنج‌گانه جای گرفته بودند، تغییر کند و دوگروهی شود. برای مثال افرادی که قبلاً برچسب ورزش‌های توپی را دریافت کرده‌اند، یک گروه را تشکیل و مابقی افراد که در این گروه جای نگرفتند، گروه دیگر را تشکیل دادند و t-test مستقل بین هر ۱۹ متغیر این دو گروه اجرا شد. این فرایند برای چهار گروه دیگر نیز انجام گرفت. هرچه برای یک مؤلفه، مقدار قدر مطلق t بزرگ‌تر باشد، یعنی آن مؤلفه ارتباط بیشتری با برچسب دارد و احتمالاً وزن بیشتری در آن گروه خواهد داشت. بر این اساس بهتر است از مؤلفه‌هایی که این ویژگی را دارند به‌عنوان ورودی شبکهٔ عصبی استفاده شود. با توجه به حجم نمونهٔ تحقیق حاضر، شش مؤلفهٔ برتر به‌عنوان ورودی شبکهٔ عصبی انتخاب شد.

یافته‌های پژوهش

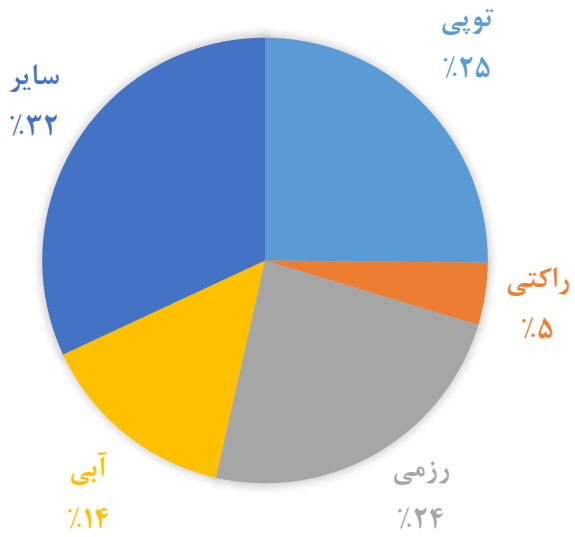
جدول ۱، وزن هر یک از ۱۹ زیرمتغیر مورد استفاده در تحقیق را، در پنج حیطهٔ ورزش‌های توپی، راکتی، رزمی، آبی و سایر رشته‌ها نشان می‌دهد. همچنین ضرایب کلی که میزان اهمیت هر یک از پنج متغیر کلی را در حیطه‌های مختلف نسبت به یکدیگر مشخص می‌کند، دیده می‌شود. این ضرایب از طریق فرایند تحلیل سلسله‌مراتبی و با استفاده از نظر افراد متخصص به‌منظور برچسب‌زنی به شرکت‌کنندگان صورت پذیرفت.

جدول ۱. وزن هر یک از زیر متغیرها و متغیرهای کلی در رشته‌های مختلف

متغیر کلی	زیر متغیرها	توپی	راکتی	رزمی	آبی	سایر
پیکرسنجی	قد	۵۴/۰۲	۳۲/۳۶	۲۵/۲۴	۲۳/۰۳	۲۵
	قد نشسته	۷/۳۸	۲۰/۶۲	۶/۷	۱۹/۴۶	۲۵
	طول پایین‌تنه	۶/۹۲	۱۳/۹۸	۳۱/۴۱	۶/۲۸	۲۵
	گسترهٔ دست‌ها	۳۱/۶۸	۳۳/۰۵	۳۶/۶۵	۵۱/۲۳	۲۵
جسمانی	ترکیب بدنی	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰
ادراکی - حرکتی	تعادل ایستا	۱۵/۷۴	۳۰	۴۰/۶۵	۲۲/۲۲	۳۳/۳
	هماهنگی بالاتنه	۴۶/۳	۵۰	۲۶/۲	۴۴/۴۴	۳۳/۳
	هماهنگی پایین‌تنه	۳۷/۹۶	۲۰	۳۳/۱۵	۳۳/۳۳	۳۳/۳
آمادگی بدنی	چابکی	۱۷/۰۳	۲۸/۳۳	۱۳/۰۳	۱۲/۵	۱۶/۶
	قدرت و توان بالاتنه	۲۴/۳۶	۱۳/۴۷	۱۱/۹۲	۲۵	۱۶/۶
	قدرت و توان پایین‌تنه	۲۴/۵۴	۸/۶۱	۱۳/۰۳	۱۲/۵	۱۶/۶
	سرعت واکنش	۹/۷۱	۲۴/۰۳	۲۹/۹	۰	۱۶/۶
	انعطاف بالاتنه	۱۷/۰۳	۱۹/۰۳	۱۰/۵۱	۲۵	۱۶/۶
	انعطاف پایین‌تنه	۷/۳۳	۶/۵۳	۲۱/۶۲	۲۵	۱۶/۶

روانشناختی	انگیزه	۱۸/۴۴	۲۱/۶۷	۱۸/۸۹	۲۰	۲۰
	تمرکز	۲۵/۳۴	۳۱/۶۷	۳۱/۱۱	۴۰	۲۰
	کنترل احساس	۲۵/۳۴	۲۱/۶۷	۱۵/۵۶	۳۰	۲۰
	اعتمادبه‌نفس	۲۰/۳۹	۲۵	۲۵/۵۶	۱۰	۲۰
	تصویرسازی ذهنی	۱۰/۵	۰	۸/۸۹	۰	۲۰
ضرایب کلی	پیکرسنجی	۵۸/۳۲	۲۷/۸۶	۱۰/۵۱	۵۱/۴۶	۲۰
	آمادگی بدنی	۸/۸۱	۲۴/۲۷	۲۳/۴۶	۱۶/۳۱	۲۰
	ادراکی - حرکتی	۱۸/۴۷	۲۷/۴۷	۳۳/۴۱	۲۱/۸۵	۲۰
	روانشناختی	۴/۴۹	۱۴/۳۹	۱۴/۷۷	۶/۸۶	۲۰
	جسمانی	۹/۹۱	۶/۰۱	۱۷/۸۵	۳/۵۲	۲۰

شکل ۲، برچسب‌های اختصاص داده‌شده به ۳۱۰ آزمودنی حاضر در تحقیق را نشان می‌دهد. همان‌طور که مشاهده می‌شود، بر اساس وزندهی که توسط افراد نخبه صورت گرفت، آزمودنی‌ها در پنج حیطهٔ مدنظر تقسیم شدند.



شکل ۲. نحوهٔ توزیع برچسب‌های اختصاص داده‌شده به آزمودنی‌ها از بین ۳۱۰ آزمودنی حاضر در مطالعه

شناسایی مؤلفه‌های اصلی هر رشته با استفاده از آمارهٔ t در جدول ۲ قابل مشاهده است. هرچه برای یک مؤلفه، مقدار قدر مطلق t بزرگ‌تر باشد، یعنی آن مؤلفه ارتباط بیشتری با برچسب داشته و وزن بیشتری نیز در آن گروه خواهد داشت. در ادامه شش مؤلفهٔ برتر از نظر مقدار قدر مطلق آمارهٔ t به‌عنوان متغیرهای ورودی هر یک از حیطه‌ها انتخاب شدند.

جدول ۲. مقادیر آمارهٔ t حاصل از مقایسهٔ افراد با برچسب‌های مختلف با سایر نفرات

متغیر کلی	زیر متغیرها	توپی	راکتی	رزمی	آبی	سایر
پیکرسنجی	قد	-۱۷/۴۷	۰/۲۹	۳/۶۴	۰/۸۴	۱/۳۲
	قد نشسته	۴/۶	-۲/۸۸	-۱/۶۲	-۲/۳۵	۰/۳۶
	طول پایین‌تنه	-۴/۶	۲/۸۸	۱/۶۲	۲/۳۵	-۰/۳۶
	گسترهٔ دست‌ها	-۲/۵۲	۰/۸۳	۲/۹۸	-۱۰/۱۹	۲/۶۹
جسمانی	ترکیب بدنی	۰/۳۸	۰/۷۲	-۷/۵۷	۱/۸۸	۵/۴۷

ادراکی - حرکتی	تعادل ایستا	۱/۱	-۰/۲۷	-۵/۸۷	-۲/۲۱	۴/۳
	هماهنگی بالاتنه	-۰/۹۸	۰/۵۷	-۳/۵۹	-۲/۱۴	۳/۱۹
	هماهنگی پایین‌تنه	-۲/۶۴	-۲/۴۷	-۲/۶	-۱/۴۸	۳
آمادگی بدنی	چابکی	-۱/۲۶	-۴/۲۲	-۱/۳۱	-۰/۱۸	۲/۸۱
	قدرت و توان بالاتنه	-۵/۸	-۰/۵۵	۱/۴۷	-/۰۳	۲/۵۳
	قدرت و توان پایین‌تنه	۰/۸۲	-۰/۰۹	-۲/۳۸	-۳/۱۵	۵/۶۴
	سرعت واکنش	۰/۹	۰/۱۹	-۲/۴۴	-۲/۷۷	۲/۵۷
	انعطاف بالاتنه	-۰/۴۲	-۲/۳	-۱/۹۳	-۱/۳۵	۲/۷۵
	انعطاف پایین‌تنه	۱/۴۵	-۲/۵۶	-۳/۲	-۱/۹۳	۳/۳۵
روانشناختی	انگیزه	۰/۷۵	-۱/۸۸	-۱/۰۴	۱/۰۲	۲/۱۷
	تمرکز	۱/۹۹	-۲/۸۴	-۱/۶۹	-۱/۸۷	۱/۷۸
	کنترل احساس	۰/۱	-۰/۶۵	۰/۴	۰/۲۹	۱
	اعتمادبه‌نفس	-۱/۳۹	-۲/۹۲	-۱/۱۲	۳/۰۳	۱/۵۴
	تصویرسازی ذهنی	۰/۷۸	-۲/۱۴	-۱/۸۷	-۱/۸۷	۱/۲

جدول ۳ وزن هر یک از شش ورودی را در پنج حیطهٔ مختلف نشان می‌دهد. متغیرهای با وزن مثبت، باعث تحریک یا فعال کردن گره غیرفعال بعدی می‌شوند و متغیرهای با وزن منفی گره متصل بعدی را غیرفعال یا مهار می‌کنند. در رشته‌های توپی، چهار عامل قد، پهنای دست، توان بالاتنه و هماهنگی پایین‌تنه مقادیری مثبت دارند که این بدان معناست که این چهار عامل در گروه ورزشکاران مناسب برای رشته‌های توپی، مقادیری مطلوب‌تر و بالاتر دارند. ضمن اینکه مقادیر قد نشسته و تمرکز منفی شده است که نشان از فراوانی بیشتر این مؤلفه‌ها در گروه افراد نامناسب برای ورزش‌های توپی دارد. همین روند برای زمینه‌های راکتی، رزمی، آبی و سایر قابل مشاهده است.

جدول ۳. مؤلفه‌های اصلی و وزن آنها در شبکهٔ عصبی طراحی‌شده برای رشته‌های مختلف

توپی	متغیر	قد	قد نشسته	پهنای دست	توان بالاتنه	هماهنگی پایین‌تنه	تمرکز
	وزن	۳/۰۱۸	-۰/۳۵۱	۰/۶۳۶	۰/۲۱۸	۰/۲۰۴	-۰/۳۰۱
راکتی	متغیر	چابکی	اعتمادبه‌نفس	طول بالاتنه	تمرکز	انعطاف پایین‌تنه	هماهنگی پایین‌تنه
	وزن	-۰/۷۳۶	-۰/۵۶۵	-۰/۷۶۶	-۰/۶۰۹	-۰/۳۰۲	-۰/۴۲۸
رزمی	متغیر	ترکیب بدنی	تعادل	قد	هماهنگی بالاتنه	انعطاف پایین‌تنه	هماهنگی پایین‌تنه
	وزن	۱/۰۷۷	۰/۸۰۳	-۰/۵۰۹	۰/۳۰۴	۰/۱۹۳	۰/۱۳۲
آبی	متغیر	پهنای دست	توان پایین‌تنه	اعتمادبه‌نفس	سرعت	توان بالاتنه	تعادل
	وزن	-۰/۹۵۵	-۰/۳۵۵	۰/۵۶۲	-۰/۴۹۰	۰/۰۷۶	-۰/۴۶۸
سایر	متغیر	قد	هماهنگی پایین‌تنه	پهنای دست	توان بالاتنه	هماهنگی بالاتنه	تعادل
	وزن	۱/۰۷۸	۱/۰۲۵	۱/۱۵۶	۰/۵۳۶	۰/۵۲۱	۰/۱۲۳

دقت شبکهٔ عصبی، از طریق اطلاعات ۱۵ درصد از شرکت‌کنندگان که معادل ۴۷ نفر بود، ارزیابی شد. در رشته‌های توپی شبکهٔ طراحی‌شده تنها یک مورد از افرادی را که می‌بایست در گروه نامناسب برای ورزش‌های توپی قرار گیرد، مناسب تشخیص داد و در شناسایی ورزشکاران مناسب برای رشته‌های توپی هیچ خطایی نداشت. بر این اساس دقت شبکهٔ عصبی طراحی‌شده به‌منظور ایجاد افتراق بین افراد مستعد و غیر مستعد در رشته‌های توپی ۹۷/۹ درصد بود. در خصوص رشته‌های راکتی، شبکهٔ عصبی تمام افرادی را که می‌بایست در گروه نامناسب برای رشته‌های راکتی قرار گیرند، درست تشخیص داد و تنها یک نفر از افراد با برچسب مناسب را به‌اشتباه نامناسب تشخیص داد. بر این اساس شبکهٔ عصبی در رابطه با رشته‌های راکتی نیز دقتی ۹۷/۹ درصدی را نشان داد. در رشته‌های رزمی از مجموع ۴۷ دادهٔ آزمایش، ۴۱ مورد به‌درستی برچسب‌گذاری شد و دقتی ۸۷/۲ درصدی مشاهده شد. دقت رشته‌های آبی و سایر رشته‌ها نیز در تفکیک داده‌های آزمون به‌ترتیب ۹۱/۵ و ۸۰/۸ درصد بود.

بحث و نتیجه‌گیری

هدف از این پژوهش ایجاد یک الگوریتم استعدادیابی بر پایهٔ هوش مصنوعی به‌منظور خوشه‌بندی چهار حیطهٔ کلی نظیر رشته‌های توپی، راکتی، رزمی و آبی و بررسی دقت آن بود. نتایج نشان داد که با انتخاب مؤلفه‌هایی اصلی هر حیطه، و وزن‌دهی به آنها می‌توان استعداد افراد را در چهار حیطهٔ ورزش‌های توپی، آبی، راکتی و رزمی با دقتی بین ۸۰ تا ۹۷ درصد پیش‌بینی کرد. استعدادیابی در ورزش به‌دلیل نیاز به نرم‌ها و ملاک‌های مشخص برای تأیید دقت نتایج، چالش‌برانگیز است. برای دستیابی به نتایج معتبر، باید متغیرهای منتخب بر روی گروه‌های بزرگ از آزمودنی‌ها که قرار است در آینده ارزیابی شوند، بررسی شوند. این فرایند امکان شناسایی نُرم‌های مربوط را فراهم می‌آورد که می‌توان از آنها برای طبقه‌بندی و امتیازدهی به افراد جدید استفاده کرد. در سال‌های اخیر، تحقیقات متعددی در رشته‌های مختلف ورزشی انجام شده است که محققان با استفاده از نُرم‌های ورزشکاران نخبه، عملکرد ورزشکاران خود را مقایسه کرده‌اند. برای مثال، نوری و صادقی (۱۳۹۶) از نُرم فوتبالیست‌های نوجوان برزیلی و پرتغالی برای ارزیابی صحت نتایج خود در استعدادیابی فوتبال استفاده و عملکرد فوتبالیست‌های ایرانی را با آنها مقایسه کردند. این دو محقق در بخش دیگری از تحقیق خود برای بررسی اعتبار و پایایی نتایج استعدادیابی بسکتبال خود، از نُرم بسکتبالیست‌های صربستانی استفاده کردند (صادقی و نوری، ۲۰۱۸). با این حال، یکی از نقاط ضعف این تحقیقات، محدودیت در انتخاب شاخص‌های ارزیابی استعداد است (کاینر و بیلیسی[1] ۲۰۱۹). محققان به‌طور معمول مجبور به پیروی از روش‌های قبلی هستند که این امر خلاقیت و نوآوری را محدود می‌کند. برای مثال، اگر چابکی به‌عنوان شاخصی در استعدادیابی فوتبال معرفی شود و نُرم آن از طریق آزمون خاصی به‌دست آید، امکان تغییر روش ارزیابی برای محققان بعدی وجود ندارد. همچنین ویژگی‌های جسمانی افراد با گذشت نسل‌ها تغییر می‌کند و این تفاوت‌ها می‌تواند نتایج را تحت تأثیر قرار دهد. به همین دلیل، استفاده از نُرم افرادی با نژاد متفاوت نسبت به جامعه هدف می‌تواند نتایج را دچار خطا کند (اوتینو[2] ۲۰۱۹). برای حل این مشکلات، انجام ارزیابی‌ها به‌صورت مستقیم توسط خود محققان پیشنهاد می‌شود که در این صورت، دست آنها برای بررسی شاخص‌های مختلف باز خواهد بود و دیگر به شاخص‌های بررسی‌شده در تحقیقات گذشته محدود نمی‌شوند. با این حال، دسترسی به حجم کافی از ورزشکاران نخبه با ویژگی‌های مشابه، یک چالش بزرگ است. به همین دلیل، روش‌هایی مانند تحلیل سلسله مراتبی و نظرخواهی از افراد نخبه به‌عنوان راه‌حل‌های جایگزین مطرح می‌شود (ناریجا[3] و همکاران، ۲۰۲۰؛ یاسین[4] و همکاران، ۲۰۲۰). این روش‌ها به محققان کمک می‌کنند تا فاکتورهای مهم هر رشتهٔ ورزشی را

[1]. Kaynar, Bilici
[2]. Otieno
[3]. Nurjaya
[4]. Yasin

به‌صورت دوبه‌دو اولویت‌بندی کنند و در نهایت وزن هر مؤلفه را بر اساس نظر تخصصی این افراد نخبه تعیین کنند. برای اینکه نتایج حاصل از تحلیل سلسله‌مراتبی از اعتبار لازم برخوردار باشد، می‌بایست از تعداد قابل قبولی از افراد نخبه نظرخواهی شود.

استعدادیابی فرایند پیچیده و شامل سه مرحلهٔ مقدماتی، میانی و پیشرفته است. جیم براون (۲۰۰۱) این مراحل را به‌طور زیر معرفی می‌کند (برون، ۲۰۰۱). مرحلهٔ مقدماتی شامل سنین ۳ تا ۱۰ سالگی است. در این دوره، سلامت عمومی، رشد بدنی و توانایی‌های جسمانی–حرکتی ارزیابی می‌شوند. در این مرحله، تمرینات تخصصی وجود ندارد و حضور در برنامه‌های عمومی تربیت بدنی توصیه می‌شود (جوهانستون[1] و همکاران، ۲۰۱۸). مرحلهٔ میانی بین سنین ۹ تا ۱۵ سالگی برای دختران و ۱۰ تا ۱۷ سالگی برای پسران قرار دارد. در این مرحله، عوامل بدنی، فیزیولوژیکی، پزشکی، روانشناختی و اجتماعی مورد توجه قرار می‌گیرند. تمرینات در سطح آموزشگاهی یا باشگاهی انجام می‌شوند و هنوز از تمرینات پیشرفته تخصصی استفاده نمی‌شود. مرحلهٔ پیشرفته از ۱۶ سالگی به بعد آغاز می‌شود. در اینجا، عواملی نظیر سلامتی کامل، سازگاری فیزیولوژیکی، ظرفیت پیشرفت، توانایی غلبه بر فشارهای بدنی و روانی، و بلوغ ذهنی و اجتماعی ارزیابی می‌شوند. در مراحل ابتدایی، انتخاب رشتهٔ ورزشی تخصصی صورت نمی‌گیرد و بیشتر به جهت‌دهی برای حضور در رشته‌های مناسب پرداخته می‌شود. متأسفانه در تحقیقات مربوط به استعدادیابی، کمتر به مراحل ابتدایی توجه شده است. در بیشتر موارد، محققان تلاش کردند تا روشی برای انتخاب بهترین‌های یک رشتهٔ خاص بیابند (هان[2] و همکاران، ۲۰۲۳؛ جوهانستون و همکاران، ۲۰۱۸؛ سارمنتون[3] و همکاران؛ ۲۰۱۸). با این حال، در پژوهش حاضر، رشته‌های ورزشی مرتبط با یکدیگر ادغام شدند و چهار دسته رشتهٔ ورزشی توپی (والیبال، هندبال و بسکتبال)، راکتی (تنیس، بدمینتون و تنیس روی میز)، رزمی (کاراته، تکواندو، جودو و دفاع شخصی) و آبی تشکیل شد. این رویکرد به‌جای انتخاب مطلق یک رشته، امکان معرفی مجموعه‌ای از رشته‌ها را فراهم می‌آورد تا فرد بتواند تمرینات پایه را انجام دهد و با افزایش مهارت، رشتهٔ ورزشی مناسب را در مراحل پیشرفته انتخاب کند.

اولین مرحله از مدل تشخیص و پرورش استعداد، کشف استعداد است (برون، ۲۰۰۱). در این مرحله رشتهٔ ورزشی برای افراد انتخاب نمی‌شود و تنها توانایی موفقیت در ورزش (برخورداری از استعداد ورزشی و یا عدم برخورداری از استعداد ورزشی) و جهت‌گیری فرد ارزیابی می‌شود (ژائو[4] و همکاران، ۲۰۲۴). از ویژگی‌های این مرحله، تعداد زیاد شرکت‌کنندگان است که نه‌تنها رشتهٔ ورزشی برای آن‌ها انتخاب نشده، بلکه وجود و یا نبود استعداد ورزشی نیز در آنها کشف نشده است. بدین ترتیب دسترسی به شاخص‌هایی اصلی استعدادیابی هر رشته ضرورت پیدا می‌کند. با استفاده از شاخص‌های اصلی، دسته‌بندی افراد و تعیین جهت‌گیری ورزشی آنها دقیق‌تر و البته بسیار سریع‌تر اتفاق می‌افتد (اسچورر[5] و همکاران، ۲۰۱۷). استفاده از یادگیری ماشین و شبکهٔ عصبی مصنوعی این امکان را فراهم می‌کند تا ابتدا مؤلفه‌های بااهمیت استعدادیابی رشته‌های موردنظر شناسایی و سپس میزان دقت آنها در طبقه‌بندی افراد بررسی شود. ضرورت استفاده از شبکهٔ عصبی مصنوعی در این تحقیق در وهلهٔ اول کاهش تعداد مؤلفه‌ها و افزایش سرعت عمل در مراحل ابتدایی فرایند استعدادیابی، و در وهلهٔ بعدی انتخاب مؤلفه‌های اصلی هر دسته بود (ریاض[6] و همکاران، ۲۰۲۲).

نتایج تحقیق حاکی از دقت بالا و قابل قبول الگوریتم در پیش‌بینی خوشه‌های مختلف ورزشی بود. در خصوص استعدادیابی ورزشی، محققین دقت‌های مختلفی را برای الگوریتم‌های خود گزارش کردند که این اعداد تحت تأثیر پایگاه داده و الگوریتم مورد استفاده قرار دارد. برای نمونه رزی و همکاران (۲۰۱۹) در تحقیقی بر روی شناگران، دقت شناسایی ۹۱/۷ درصد برای مردان و ۹۵ درصد برای زنان را اعلام کرده‌اند. طاها و همکاران (۲۰۱۸) دقت شناسایی تیراندازان بااستعداد را بالای ۸۵ درصد گزارش کرد و مطالعات دیگریک مدل پیش‌بینی

---

1. Johnston
2. Han
3. Sarmento
4. Zhao
5. Schorer
6. Reyaz

برای استعدادیابی واترپلو معرفی کردند که ۶۷ درصد دقت پیش‌بینی را نشان داد (فالک و همکاران، ۲۰۰۴). مقایسهٔ این مطالعات با نتایج تحقیق حاضر، نشان از دقت قابل قبول الگوریتم شبکهٔ عصبی در خوشه‌بندی افراد در حیطه‌های مختلف دارد. بر این اساس به‌نظر می‌رسد که استفاده از آمارهٔ t برای انتخاب مؤلفه‌های اصلی توانسته عملکرد مناسبی مثل روش‌های استفاده از آنالیز متمایزکننده و آنالیز مؤلفه‌های اصلی داشته باشد (اندرسون، گوتوالد و لاورنس، ۲۰۲۲؛ رزی و همکاران، ۲۰۱۹).

در این پژوهش، استفاده از مدل هوشمند استعدادیابی در رشته‌های ورزشی توپی، راکتی، رزمی و آبی بررسی شد. نتایج نشان می‌دهد که این مدل برخلاف روش‌های رایج استعدادیابی که به‌طور معمول به‌دنبال شناسایی برترین فرد در هر رشته هستند، می‌تواند به افراد در شناسایی زمینهٔ فعالیت مناسب خود کمک کند. درحالی‌که روش‌های متداول بیشتر برای مراحل پایانی استعدادیابی مناسب‌اند، مدل پیشنهادی این تحقیق برای مراحل ابتدایی کارامدتر است. همچنین تعیین مؤلفه‌های اصلی هر رشته به تفکیک و طراحی و برنامه‌ریزی شبکهٔ عصبی مصنوعی کمک می‌کند تا محققان و مربیان شاخص‌های مهم هر رشته را بشناسند و برای استعدادیابی ورزشی در رشته‌های موردنظر از آن استفاده کنند. بر این اساس دو نتیجهٔ بارز این مطالعه، ارائهٔ چهار حیطهٔ مختلف برای استعدادیابی در مراحل ابتدایی و شناسایی مؤلفه‌های اصلی هر یک از این حیطه‌ها بود که الگوریتم مطرح‌شده در این پژوهش توانست با دقت مطلوبی آن را تأیید نماید.

علی‌رغم نتایج کاربردی، پژوهش حاضر محدودیت‌هایی نیز داشت. از جمله محدودیت‌های پژوهش حاضر می‌توان به محدودهٔ سنی نسبتاً گستردهٔ آزمودنی‌ها و تأثیرگذاری فرایند بلوغ بر عملکرد برخی افراد اشاره کرد. اگرچه این فرایند به‌طور مستقیم بر نتایج تحقیق چندان مؤثر نبود، اما توجه به این دو مسئله در تحقیق بعدی توصیه می‌شود. دیگر محدودیت این تحقیق، عدم کنترل دقیق برخی متغیرهای تأثیرگذار از جمله رژیم غذایی، وضعیت روانشناختی در هنگام آزمون و انگیزهٔ فرد بود که ممکن است بر روی عملکرد تأثیرگذار باشد. نتایج تحقیقحاضر اگرچه دقت مطلوب و بالای هر پنج شبکهٔ طراحی‌شده برای طبقه‌بندی افراد در گروه‌های مختلف را نشان داد، اما استفاده از شبکه‌های طراحی‌شده برای رشته‌های راکتی و آبی می‌بایست با احتیاط انجام شود. دلیل این مسئله تعداد نسبتاً اندک افراد با برچسب‌های ورزش‌های راکتی و آبی است که جامعیت ویژگی‌های انتخاب‌شده به‌عنوان مؤلفه‌های اصلی این دو رشته را کاهش می‌دهد و لازم است برای افزایش جامعیت این دو رشته، حجم افراد با برچسب ورزش‌های راکتی و آبی را در پایگاه داده افزایش داد.

تقدیر و تشکر

بدینوسیله از همه عزیزانی که در این پژوهش به ما یاری رساندند ،کمال تشکر را داریم.

References

Anderson, D. N. J., Gottwald, V. M., & Lawrence, G. P. (2022). Capturing the holistic profile of high-performance Olympic weightlifting development. *Frontiers in Sports and Active Living, 4*. https://doi.org/10.3389/fspor.2022.986134

Auletta, F., Kallen, R. W., di Bernardo, M., & Richardson, M. J. (2023). Predicting and understanding human action decisions during skillful joint-action using supervised machine learning and explainable-AI. *Scientific Reports, 13*(1), 1–14. https://doi.org/10.1038/s41598-023-31807-1

Aurand, A. M., Dufour, J. S., & Marras, W. S. (2017). Accuracy map of an optical motion capture system with 42 or 21 cameras in a large measurement volume. *Journal of Biomechanics*, *58*, 237–240. https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2017.05.006

Baker, J., Johnston, K., & Till, K. (2024). Is it time to retire 'talent' from discussions of athlete development? *High Ability Studies*, *35*(1), 93–105. https://doi.org/10.1080/13598139.2023.2295320

Barth, M., Emrich, E., & Güllich, A. (2019). A Machine Learning Approach to "Revisit" Specialization and Sampling in Institutionalized Practice. *Sage Open*, *9*(2). https://doi.org/10.1177/2158244019840554

Boerhout, C., van Busschbach, J. T., Vermerris, S. M., Troquete, N. A. C., Hof, A. L., & Hoek, H. W. (2018). Force production parameters as behavioural measures for anger expression and control: The Method of Stamp Strike Shout. *PLOS ONE*, *13*(11), e0206494. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0206494

Brown, J. (2001). Sports talent. Human kinetics

Collins, R., Collins, D., MacNamara, Á., & Jones, M. I. (2014). Change of plans: an evaluation of the effectiveness and underlying mechanisms of successful talent transfer. *Journal of Sports Sciences*, *32*(17), 1621–1630. https://doi.org/10.1080/02640414.2014.908324

Cho, E. H., Yun, H. J., & So, W. Y. (2020). THE validity of alternative hand wall toss tests in Korean children. *Journal of Men's Health*, *16*(1), e10–e18. https://doi.org/10.15586/jomh.v16i1.166

Cook, G., Burton, L., Hoogenboom, B. J., & Voight, M. (2014). Functional movement screening: the use of fundamental movements as an assessment of function-part 2. *International Journal of Sports Physical Therapy*, *9*(4).

Falk, B., Lidor, R., Lander, Y., & Lang, B. (2004). Talent identification and early development of elite water-polo players: a 2-year follow-up study. *Journal of Sports Sciences*, *22*(4), 347–355. https://doi.org/10.1080/02640410310001641566

Han, M., Gómez-Ruano, M.-A., Calvo, A. L., & Calvo, J. L. (2023). Basketball talent identification: a systematic review and meta-analysis of the anthropometric, physiological and physical performance factors. *Frontiers in Sports and Active Living*, *5*. https://doi.org/10.3389/fspor.2023.1264872

Johnston, K., Wattie, N., Schorer, J., & Baker, J. (2018). Talent Identification in Sport: A Systematic Review. *Sports Medicine*, *48*(1), 97–109. https://doi.org/10.1007/s40279-017-0803-2

Kaynar, Ö., & Bilici, F. (2019). Examination of Talent Selection Methods in Different Sports Branches. *Journal of Education and Training Studies*, *6*(12a), 44. https://doi.org/10.11114/jets.v6i12a.3925

Kim, B.-M., Lee, B.-E., Park, H.-S., Kim, Y.-J., Suh, Y.-J., Kim, J., Shin, J.-Y., & Ha, E.-H. (2016). Long working hours and overweight and obesity in working adults. *Annals of Occupational and Environmental Medicine*, *28*(1), 36. https://doi.org/10.1186/s40557-016-0110-7

Kondric, M. (1995). *The expert system for orientation of children into table tennis in the Republic of Slovenia*. *January 1996*, 10.

Lake, J., Mundy, P., Comfort, P., McMahon, J. J., Suchomel, T. J., & Carden, P. (2018). Concurrent Validity of a Portable Force Plate Using Vertical Jump Force–Time Characteristics. *Journal of Applied Biomechanics*, *34*(5), 410–413. https://doi.org/10.1123/jab.2017-0371

Lemmink, K. A. P. M., Kemper, H. C. G., Greef, M. H. G., Rispens, P., & Stevens, M. (2003). The Validity of the Sit-and-Reach Test and the Modified Sit-and-Reach Test in Middle-Aged to Older Men and Women. *Research Quarterly for Exercise and Sport*, *74*(3), 331–336. https://doi.org/10.1080/02701367.2003.10609099

Marovic, I., Janicijevic, D., Knežević, O. M., Garcia-Ramos, A., Prebeg, G., & Mirkov, D. M. (2022). Potential use of the medicine ball throw test to reveal the upper-body maximal capacities to produce force, velocity, and power. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part P: Journal of Sports Engineering and Technology*. https://doi.org/10.1177/17543371221113127

Mendes, D., Travassos, B., Carmo, J. M., Cardoso, F., Costa, I., & Sarmento, H. (2022). Talent Identification and Development in Male Futsal: A Systematic Review. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, *19*(17). https://doi.org/10.3390/ijerph191710648

Menezes, K., Scianni, A., Faria-Fortini, I., Avelino, P., Faria, C., & Teixeira-Salmela, L. (2015). Measurement properties of the lower extremity motor coordination test in individuals with stroke. *Journal of Rehabilitation Medicine*, *47*(6), 502–507. https://doi.org/10.2340/16501977-1963

Mohammadhossein Noori, & Sadeghi, H. (2018). Designing smart model in volleyball talent identification via fuzzy logic based on main and weighted criteria resulted from the analytic hierarchy process. *Journal of Advanced Sport Technology*, *1*(1), 16–24. Retrieved from https://www.magiran.com/paper/2116640 LK - https://www.magiran.com/paper/2116640. (In Persian).

Morris, T. (1995). Sport psychology in Australia: A profession established. *Australian Psychologist*, *30*(2), 128–134. https://doi.org/10.1080/00050069508258917

Noori, M., & Sadeghi, H. (2018). A Review of Sport Talent Identification Studies. *Sport Management Journal*, *10*(2), 387–400. https://doi.org/10.22059/jsm.2017.219155.1716. (In Persian).

Noori, M., & Sadeghi, H. (2019). Validation and reliability of football talent identification software based on fuzzy logic TT. *Research-in-Sport-Medicine-and-Technology*, *17*(17), 1–10. https://doi.org/10.29252/jsmt.17.17.1.(In Persian).

Nurjaya, D. R., Abdullah, A. G., Ma'Mun, A., & Rusdiana, A. (2020). Rowing talent identification based on main and weighted criteria from the Analytic Hierarchy Process (AHP). *Journal of Engineering Science and Technology*, *15*(6), 3723–3740.

Otieno, M. D. (2019). *Influence of socio-cultural environment on talent identification for rugby players in rugby clubs in Kenya*.

Raymakers, J. A., Samson, M. M., & Verhaar, H. J. J. (2005). The assessment of body sway and the

choice of the stability parameter(s). *Gait & Posture*, *21*(1), 48–58. https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2003.11.006

Reilly, T., Williams, A. M., Nevill, A., & Franks, A. (2000). A multidisciplinary approach to talent identification in soccer. *Journal of Sports Sciences*, *18*(9), 695–702. https://doi.org/10.1080/02640410050120078

Reyaz, N., Ahamad, G., Khan, N. J., & Naseem, M. (2022). Machine Learning in Sports Talent Identification: A Systematic Review. *2022 2nd International Conference on Emerging Frontiers in Electrical and Electronic Technologies (ICEFEET)*, 1–6. https://doi.org/10.1109/ICEFEET51821.2022.9848247

Rozi, F., Setijono, H., & Kusnanik, N. W. (2019). THE IDENTIFICATION MODEL ON SWIMMING ATHLETES SKILL. *Теорія і Методика Фізичного Виховання і Спорту*, *4*, 30–35. https://doi.org/10.32652/tmfvs.2019.4.30-35

Sarmento, H., Anguera, M. T., Pereira, A., & Araújo, D. (2018). Talent Identification and Development in Male Football: A Systematic Review. *Sports Medicine*, *48*(4), 907–931. https://doi.org/10.1007/s40279-017-0851-7

Schorer, J., Wattie, N., Cobley, S., & Baker, J. (2017). Concluding, but definitely not conclusive, remarks on talent identification and development. In Routledge handbook of talent identification and development in sport (pp. 466-476). Routledge.

Shirzad, E. (2021). A new model for talent identification in karate based on artificial intelligence algorithms. *Research in Sport Medicine and Technology*, *19*(21). https://doi.org/10.29252/jsmt.19.1.37

Shah, D. P. (2017). New performance measure in Cricket. *IOSR Journal of Sports and Physical Education*, *04*(03), 28–30. https://doi.org/10.9790/6737-04032830

Simmons, K. (2001). *Body measurement techniques: a comparison of three-dimensional body scanning and physical anthropometric methods*.

Taha, Z., Musa, R. M., P.P. Abdul Majeed, A., Alim, M. M., & Abdullah, M. R. (2018). The identification of high potential archers based on fitness and motor ability variables: A Support Vector Machine approach. *Human Movement Science*, *57*, 184–193. https://doi.org/10.1016/j.humov.2017.12.008

Truswell, D. (2021). Tokyo 2020 team shows importance of investment in talent.

Van Harten, K., Bool, K., Van Vlijmen, J., & Elferink-Gemser, M. (2021). Talent transfer: A systematic review. *Current Issues in Sport Science (CISS)*, *6*, 006. https://doi.org/10.36950/2021ciss006

Velenczei, A., & Gál, A. (2011). New Challenges, Old Answers in Hungarian Sport:The Case of Talent Management. *European Journal for Sport and Society*, *8*(4), 281–297. https://doi.org/10.1080/16138171.2011.11687883

Williams, A. M., & Reilly, T. (2000). Talent identification and development in soccer. *Journal of Sports Sciences*, *18*(9), 657–667. https://doi.org/10.1080/02640410050120041

Williams, A. Mark, Ford, P. R., & Drust, B. (2020). Talent identification and development in soccer since the millennium. *Journal of Sports Sciences*, *38*(11–12), 1199–1210. https://doi.org/10.1080/02640414.2020.1766647

Yasin, S. N., Ma'mun, A., Rusdiana, A., Abdullah, A. G., & Nur, L. (2020). The Talent Identification of Kayak Athletes: A Research-based on Analytic Hierarchy Process. *International Journal of Human Movement and Sports Sciences*, *8*(6), 395–402. https://doi.org/10.13189/saj.2020.080611

Zhao, J., Xiang, C., Kamalden, T. F. T., Dong, W., Luo, H., & Ismail, N. (2024). Differences and relationships between talent detection, identification, development and selection in sport: A systematic review. *Heliyon*, *10*(6), e27543. https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e27543