DOI prefix: 10.33170, 2025, Vol (18), Issue (6): 226-252

Sciences Journal Of Physical Education

P-ISSN: 1992-0695, O-ISSN: 2312-3619

https://joupess.uobabylon.edu.iq/

Building a predictive model for classifying skill level in fencing effectiveness using artificial neural networks based on some biomotor abilities of students

Asst. Lec. Badr Hamdan Kadhim Karim*

Kerbala. Department of Regional and Provincial Affairs. Sports Talent Section,Iraq.

*Corresponding author:

Received: 02-07-2025 Publication: 28-12-2025

Abstract

This study aimed to develop a predictive classification model based on artificial neural networks to classify students according to their biodynamic abilities, thereby selecting the most suitable athletes to participate in foil fencing competitions and effectively guiding the training process. The study aimed to identify the most important biodynamic abilities of high-level fencing students. The study also aimed to design a classification model to help predict performance levels based on these abilities. Furthermore, it sought to provide a database to assist coaches in designing training programs tailored to their players' characteristics, thereby improving their competitive performance. Based on these objectives, the researcher observed significant differences in dynamic biomechanical abilities among the students. This could affect the accuracy and level of achievement in fencing competitions, and the use of artificial intelligence technology will provide a more accurate and objective classification than traditional methods. Given its alignment with the nature of the problem and the study's objectives. The researcher used the descriptive survey method. This method enabled the researchers to conduct a precise scientific analysis of the current state of the dynamic vital abilities of the study sample, and to do so in a way that facilitated the construction of an objective classification model to support the selection and training process in fencing competitions.

Keywords: Artificial networks, biomotor capabilities, fencing weapon.

https://doi.org/10.33170/jocope.v16i7.3-23

بناء أنموذج تنبؤي لتصنيف المستوى المهاري في فعالية سلاح الشيش باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية بدلالة بعض القابليات البيوحركية لدى الطلاب

م.م. بدر حمدان كاظم كريم

العراق. كربلاء. دائرة شؤون الأقاليم والمحافظات. قسم الموهبة الرياضية

تاريخ استلام البحث 2025/7/2 تاريخ نشر البحث 2025/12/28

الملخص

المبارزة رياضة تتطلب قدرات بدنية ورياضية عالية جدًا، إذ يعتمد الأداء على السرعة والدقة والتوازن والقدرة على التكيف مع متغيرات المنافسة. وتكمن أهمية هذه الرياضة في العناصر الحيوية الديناميكية الفريدة المطلوبة، والتي تُسهم في أداء ممتاز من خلال ردود فعل حركية دقيقة ومهارات معقدة تحت ضغط عالٍ. وتكمن مشكلة هذه الدراسة في عدم وجود مناهج علمية دقيقة تعتمد على تحليل القدرات الحيوية الديناميكية لتصنيف الطلاب وتوجيههم إلى الأنشطة المناسبة لقدراتهم، مما يؤثر سلبًا على جودة الأداء ونتائج التدريب. لذلك، هدفت هذه الدراسة إلى تطوير نموذج تصنيف تنبؤي قائم على الشبكة العصبية الاصطناعية لتصنيف الطلاب وفقًا لقدراتهم الحيوية الديناميكية، وبالتالي اختيار العناصر الأنسب للمشاركة في منافسات سلاح الشيش وتوجيه عملية التدريب بفعالية. هدفت هذه الدراسة إلى تحديد أهم القدرات الحيوية الديناميكية لطلاب المبارزة ذوي المستوى العالي، وتصميم نموذج تصنيف للمساعدة في التنبؤ بمستويات الأداء بناءً على هذه القدرات. علاوة على ذلك، هدفت هذه الدراسة إلى توفير قاعدة بيانات لمساعدة المدربين على تصميم برامج تدريبية مصممة خصيصًا لخصائص لاعبيهم، وبالتالي تحسين أدائهم التنافسي. بناءً على هذه الأهداف، رأى الباحث وجود فروق جوهرية في القدرات الحيوية الديناميكية بين الطلاب، مما قد يؤثر على دقة ومستوى الإنجاز في مسابقات الشيش، وأن استخدام تقنية الذكاء الاصطناعي سيوفر تصنيفًا أكثر دقة وموضوعية من الطرق التقليدية. ونظرًا لتوافقه مع طبيعة المشكلة وأهداف الدراسة، استخدم الباحث منهج المسح الوصفي. مكّن هذا المنهج الباحثين من إجراء تحليل علمي دقيق للوضع الحالي للقدرات الحيوية الديناميكية لدى عينة الدراسة، والقيام بذلك بطريقة سهّلت بناء نموذج تصنيف موضوعي لدعم عملية الاختيار والتدريب في مسابقات الشيش.

الكلمات المفتاحية: الشبكات الاصطناعية، القابليات البيوحركية، سلاح الشيش.

1- المقدمة:

المبارزة رياضة تنافسية تتطلب، بطبيعتها، لياقة بدنية ومهارة عالية، تجمع بين الدقة والسرعة وردود الفعل واتخاذ القرارات في لحظة. يُعدّ التحليل الحركي الحيوي الأساس العلمي لتقييم وتصنيف الأداء الرياضي، مما يساعد على تحديد نقاط القوة والضعف لدى الرياضيين وتحسين فعالية برامج التدريب. وقد أتاح التقدم التكنولوجي في الرياضة استخدام أدوات الذكاء الاصطناعي، وخاصةً الشبكات العصبية الاصطناعية، لتصنيف الرياضيين بناءً على خصائصهم البدنية والحركية، مما فتح آفاقًا جديدة لاختيار الرياضة والتدريب. تُعد مرحلة رد الفعل والمهارة في المبارزة من أكثر المراحل حساسية، إذ تعتمد بشكل كبير على التنسيق العصبي العضلي، وسرعة اتخاذ القرارات، ودقة التنفيذ تحت الضغط. وقد وجد الباحث، من خلال البحث الميداني، فروقًا كبيرة في مستويات الأداء المهاري لدى طلاب السنة الثانية في كلية التربية البدنية وعلوم الرياضة بجامعة كربلاء. ويُعزى ذلك إلى اختلافات في القدرات الحركية الحيوية التي تؤثر على اكتساب المهارات في مبارزة الشيش. لذلك، تمحورت هذه الدراسة حول تطوير نموذج تصنيف تنبؤي قائم على الشبكات العصبية الاصطناعية، يُمكّن من تصنيف الطلاب بناءً على مهاراتهم البدنية والحركية، مما يُرشدهم نحو مسار التطور الصحيح وتحسين أدائهم في مبارزة الشيش. وانطلاقًا من هذه الرؤية، هدفت هذه الدراسة إلى تحديد أهم القدرات الحيوية الحركية المرتبطة بأداء المبارزة، وتحليل الفروق الفردية في هذه القدرات ضمن العينة، وتطوير نموذج تصنيف دقيق قائم على الشبكات العصبية الاصطناعية لتحديد كفاءة الرياضيين، وتوفير أساس علمي لتطوير برامج تدريبية متوافقة مع نتائج التصنيف. كما افترض الباحث وجود فروق ذات دلالة إحصائية بين الطلاب في بعض القدرات الحيوية الحركية التي تؤثر على أداء المبارزة، كما ينعكس ذلك في كفاءة الأداء ودقة الاستجابة الحركية، وبالتالي يُمكن استخدام هذه المؤشرات للتنبؤ بكفاءة الرياضيين.

ويهدف البحث الى:

1- تطوير نموذج تصنيف تنبؤي قائم على الشبكة العصبية الاصطناعية لتصنيف الطلاب وفقًا لقدراتهم الحيوية الديناميكية.

2- تحديد أهم القدرات الحيوية الديناميكية لطلاب المبارزة ذوي المستوى العالي، وتصميم نموذج تصنيف للمساعدة في التنبؤ بمستويات الأداء بناءً على هذه القدرات.

2- إجراءات البحث:

2-1 منهج البحث: استخدم الباحث المنهج الوصفي بأسلوب المسح لملائمته لطبيعة ومشكلة البحث.

2-2 مجتمع البحث وعينته:

تم تحديد مجتمع البحث من طلاب المرحلة الثانية في كلية التربية البدنية وعلوم الرياضة – جامعة كربلاء، حيث تم اختيار عينة البحث بالطريقة العمدية وشملت (70) طالبًا ممن استوفوا شروط المشاركة في الدراسة وأظهروا استعدادًا للتطبيق العملي ضمن الجدول الزمني المحدد وقد تم تنفيذ اختبارات القابليات البيوحركية وتحليل الأداء المهاري وفقًا للمتطلبات الفنية المعتمدة في رياضة المبارزة (سلاح الشيش) في قاعة المبارزة المغلقة التابعة للأكاديمية للفترة من 15 يناير 2024 إلى 12 مارس 2024.

2-3 الأدوات والأجهزة والوسائل المستخدمة في البحث

- المصادر العربية والأجنبية
- وشبكة الأنترنيت
- المقابلات الشخصية
- أدوت مكتبية

2-4 الاختبارات الخاصة بالبحث:

اسم الاختبار: اختبار القوة الانفجارية للجزء العلوي من الجسم باستخدام رمي الكرة الطبية بيد واحدة من وضع الوقوف.

الغرض من الاختبار: يهدف هذا الاختبار إلى قياس القوة الانفجارية للذراعين والكتفين والجذع والساقين من خلال أداء قذف أقصى باستخدام كرة طبية خفيفة بيد واحدة، انطلاقًا من وضع الوقوف.

الأدوات المستخدمة:

- كرة طبية وزن (3 كغم).
- شريط قياس مدرج بوحدات السنتيمتر أو المتر.
- أرضية مستوية وخط بداية واضح.

وصف الأداء:

- يقف المفحوص خلف خط البداية في وضع الوقوف الطبيعي، ممسكًا الكرة الطبية بإحدى اليدين.
- عند الاستعداد، يقوم المفحوص بتحريك الكرة من جانب الجسم إلى الخلف ثم إلى الأمام بقوة، مشابهًا لحركة قذف الجلة، مع الحفاظ على القدمين في وضع ثابت وعدم تجاوز خط البداية أثناء القذف.
- يتم تنفيذ الرمية باستخدام القوة الانفجارية للجسم، مع تفعيل عضلات الساقين، الجذع، والذراع لتحقيق أقصى مدى للقذف.

شروط الأداء:

- يجب على المفحوص الحفاظ على ثبات القدمين وعدم تجاوز خط البداية خلال تنفيذ الرمية.
- يتم رفض أي محاولة يحدث فيها اختلال في التوازن أو تجاوز للخط.

طريقة تسجيل النتائج:

- يُمنح المفحوص ثلاث محاولات متتالية، وتُسجل المسافة التي تقطعها الكرة من خط البداية إلى نقطة ارتطامها الأولى بالأرض.
- تُحتسب أفضل محاولة من بين المحاولات الثلاث بوصفها النتيجة النهائية للاختبار، وتقاس المسافة بوحدة المتر لأقرب سنتيمتر.

الشكل(1) يوضح اختبار قذف الكرة الطبية بيد واحدة من الوقوف

اسم الاختبار:الاستناد الأمامي (ثني ومد الذراعين) (20 ثا):

الغرض من الاختبار:

- يُستخدم هذا الاختبار لقياس عنصر من عناصر القوة العضلية في الذراعين، وذلك حسب مدة الأداء:
- عند التنفيذ لفترة 10 أو 20 ثانية: يُقاس عنصر القوة المميزة بالسرعة لعضلات الذراعين.
- عند التنفيذ حتى استنفاد الجهد تمامًا: يُقاس عنصر مطاولة القوة العضلية للذراعين.

الأدوات المستخدمة:

- ساعة توقيت دقيقة.
- مسجل لتدوين عدد التكرارات الصحيحة.

وصف الأداء:

- يبدأ المفحوص في وضع الاستناد الأمامي بحيث تكون اليدان بمحاذاة الصدر، وأصابع الكفين موجهة إلى الأمام، مع ضم الساقين ومد الجسم في وضع مستقيم دون تقوس أو ارتخاء.
- عند إشارة البدء، يقوم المفحوص بثني الذراعين لغاية ملامسة الصدر للأرض تقريبًا، ثم يمدّهما للعودة إلى الوضع الأصلي، مع المحافظة على استقامة الجسم خلال الأداء.

شروط الأداء:

- تُحسب فقط التكرارات التي يُحافظ فيها المفحوص على الاستقامة الكاملة للجسم.
- يُرفض أي تكرار فيه انحناء مفرط في الجذع أو عدم ملامسة الصدر لنقطة مرجعية قريبة من الأرض.

طريقة التسجيل:

- في أداء الـ 10 أو 20 ثانية: يُسجل عدد التكرارات الصحيحة التي ينفذها المفحوص خلال الزمن المحدد.
- في الأداء حتى الإرهاق التام: يُسجل العدد الإجمالي للتكرارات الصحيحة التي يتمكن المفحوص من تنفيذها قبل التوقف.

شكل(2) يوضح الاستناد الأمامي (ثني ومد الذراعين) (20 ثا)

اسم الاختبار: الحجل أقصى مسافة في (18) م حجل بالرجل اليمين و(18) م حجل بالرجل

الغرض من الاختبار:

- يهدف هذا الاختبار إلى قياس القوة الممزة بالسرعة لكل من الطرفين السفليين (الرجل اليمنى والرجل اليسرى) بشكل مستقل، من خلال أداء الحجل لأقصى مسافة ممكنة خلال فترة زمنية ثابتة، مما يتيح إمكانية تقييم التوازن العضلي بين الطرفين، والكشف عن أي فروق في الأداء بينهما.

الأداء الفني ومواصفات التنفيذ:

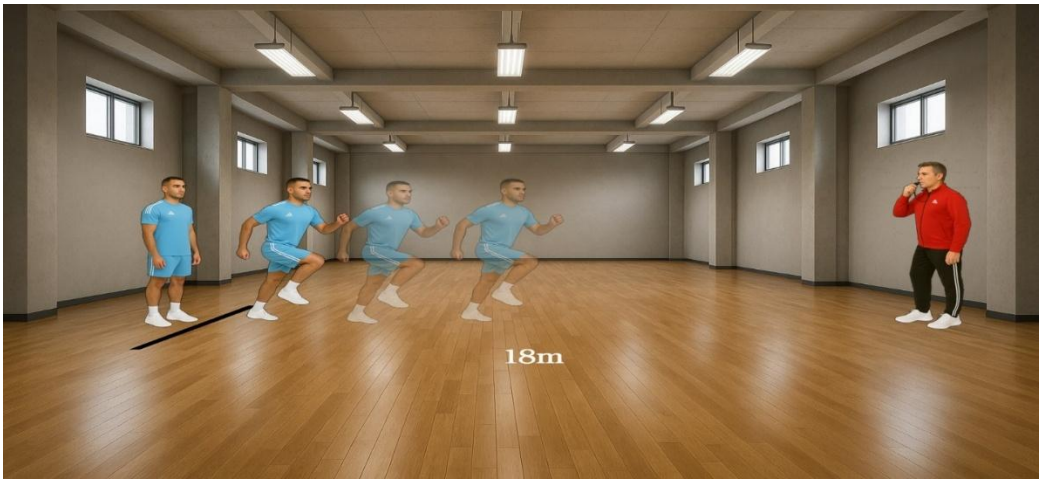
- يبدأ المختبر بالوقوف خلف خط البداية في وضع الاستعداد، مع اختيار الرجل التي سيبدأ بها (اليمنى أو اليسرى).
- عند إعطاء إشارة البدء الصوتية من قبل الفاحص، يبدأ المختبر بالحجل على الرجل المحددة فقط، محاولًا التقدم لأقصى مسافة ممكنة دون استخدام الرجل الأخرى.
- يتم الاستمرار في الحجل حتى سماع إشارة التوقف التي تُعطى بعد مرور (30) ثانية كاملة.
- بعد استراحة مناسبة، يُعاد الاختبار باستخدام الرجل الأخرى بنفس الطريقة.
- يجب على المختبر الحفاظ على التوازن والاتجاه المستقيم قدر الإمكان، وتُلغى المحاولة في حال استخدام الرجل غير المطلوبة أو السقوط.

الأدوات والأجهزة المطلوبة:

- ساعة توقيت دقيقة لضبط الزمن (30 ثانية).
- مسجل لتوثيق النتائج بدقة.
- طباشير أو علامات أرضية لتحديد المسافة المقطوعة.
- شريط قياس بطول لا يقل عن (75 مترًا) لقياس المسافة الإجمالية المقطوعة بدقة.
- منطقة اختبار مستوية وخالية من العوائق لضمان سلامة الأداء.

طريقة التسجيل والنتائج:

- يتم تسجيل المسافة الكلية التي قطعها المختبر أثناء الحجل على كل رجل على حدة، منذ لحظة إشارة البدء وحتى نهاية الـ (30) ثانية، وتُقاس بالمتر.
- تُسجل نتيجتان منفصلتان: واحدة للرجل اليمنى، وأخرى للرجل اليسرى.
- يمكن مقارنة المسافتين لتحديد مستوى القوة المميزة بالسرعة لكل طرف، وكذلك تحليل التوازن العضلي بين الطرفين السفليين.



شكل (3) يوضح الحجل أقصى مسافة في (18) م حجل بالرجل اليمين و(18) م حجل بالرجل

اسم الاختبار: اختبار العدو المتكرر لمسافة 30 مترًا – خمس محاولات (× 5 Repeated Sprint Test 30m)

الغرض من الاختبار: يقيس هذا الاختبار تحمل السرعة (Speed Endurance) والقوة اللاهوائية من خلال أداء عدو متكرر لمسافة قصيرة (30 م) بعدد محدد من المحاولات، مع فواصل راحة قصيرة بين كل محاولة .

الأدوات والمستلزمات:

- ساعة توقيت إلكترونية دقيقة
- شريط قياس بطول لا يقل عن 50 مترًا
- أقماع أو علامات أرضية لتحديد خط البداية والنهاية
- صافرة أو إشارة صوتية للبدء
- سجل تسجيل النتائج
- مساعدون/ لضبط الزمن بدقة

وصف الأداء الفني:

- يقف المختبر خلف خط البداية في وضع الاستعداد للانطلاق.
- عند سماع إشارة البدء، يبدأ المختبر بالعدو بأقصى سرعة ممكنة لمسافة 30 مترًا.
- بعد إكمال العدو الأول، يُمنح راحة زمنية محددة (عادةً 20 إلى 30 ثانية).
- يكرر المختبر نفس العدو لمسافة 30 مترًا خمس مرات متتالية، مع الحفاظ على زمن الراحة بين كل محاولة ثابتًا.
- يتم تسجيل زمن كل محاولة بشكل منفصل.
- عدد التكرارات:
- 5 مرات × 30 مترًا = 150 مترًا إجماليًا
- زمن الراحة بين التكرارات:
- يُوصى براحة ثابتة تتراوح بين 20 إلى 30 ثانية بين كل تكرار، وتُحدد مسبقًا

شروط الأداء:

- يجب أن يبدأ العدو من وضع ثابت خلف خط البداية.
- يُمنع الانطلاق قبل الإشارة.
- يجب أن يُكمل المختبر الـ 30 مترًا كاملة دون تقليل المسافة.
- أي تكرار ناقص أو غير مكتمل يُسجل كمحاولة خاطئة.

طريقة التسجيل والنتائج:

- يُسجل زمن كل محاولة على حدة (مثلًا: العدو الأول = 4.75 ث، الثاني = 4.89 ث...).

شكل (4) يوضح اختبار العدو المتكرر لمسافة 30 مؤا –خمس محاولات (Repeated Sprint Test 5× 30m)

اسم الاختبار : اختبار الركض 20 م بداية متحركة:

الغرض من الاختبار:

- يهدف هذا الاختبار إلى قياس تحمل السرعة للطرفين السفليين، من خلال أداء سلسلة من الركضات المتكررة لمسافات قصيرة بزمن متواصل، مما يُظهر قدرة الفرد على المحافظة على الأداء السريع تحت تأثير التعب العضلي.

الأدوات والأجهزة المطلوبة:

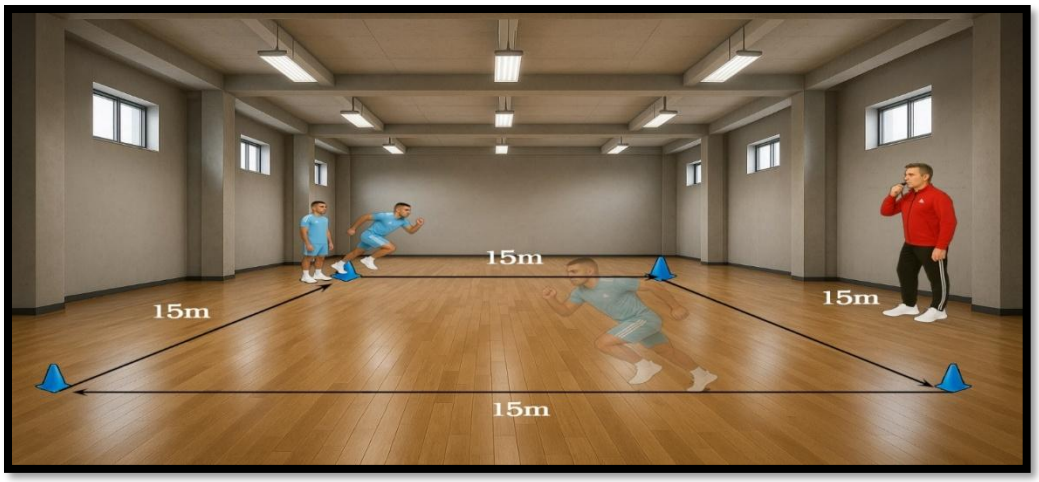
- ساعة إيقاف دقيقة (كرونومتر).
- أربعة شواخص (أقماع أو علامات بارزة).
- شريط قياس لتحديد المسافات بدقة.
- مساحة مناسبة بطول لا يقل عن 60 مؤا.

مواصفات الأداء:

- يتم تثبيت الشواخص الأربعة على التوالي، بحيث تكون المسافة بين كل شاخص والذي يليه (15) مترًا.
- يقف المختبر خلف الشاخص الأول في وضع الاستعداد.
- عند إعطاء إشارة البدء، يبدأ المختبر بالجري من الشاخص الأول إلى الشاخص الثاني (15م)، ثم يعود إلى الشاخص الأول (الموقع الابتدائي).
- بعد العودة، يجري إلى الشاخص الثالث (30م) ويعود مرة أخرى إلى نقطة البداية.
- أخيرًا، يجري إلى الشاخص الرابع (45م) ثم يعود إلى نقطة البداية.
- عند الانتهاء من هذه المراحل، يكون المختبر قد قطع مسافة إجمالية قدرها (180 مترًا).

طريقة التسجيل:

- يتم تسجيل الزمن الذي استغرقه المختبر منذ لحظة البدء وحتى عودته الأخيرة إلى الشاخص الأول، ويُسجّل الزمن بوحدة الثانية لأقرب 100/1 من الثانية.
- تُعتبر المحاولة باطلة إذا لم يلمس المختبر خط الشاخص في كل مرحلة أو إذا لم يُكمل المسافة كاملة.



شكل(5) يوضح اختبار الركض 20 م بداية متحركة

اسم الاختبار: اختبار التوازن الثابت باستخدام جهاز توازن محلي الصنع:

الغرض من الاختبار:

يهدف هذا الاختبار إلى قياس قدرة الفرد على الحفاظ على التوازن الثابت من خلال التحكم في مركز الثقل أثناء الوقوف على سطح غير مستقر.

الأدوات المطلوبة:

جهاز توازن محلي الصنع: يتكون من لوح خشبي بقياس (80 سم طولاً × 50 سم عرضاً)، مثبت في مركزه مكعب خشبي بأبعاد (10 × 10 × 10 سم) يعمل كقاعدة غير مستقرة.

ساعة توقيت لقياس مدة الاتزان.

وصف الأداء:

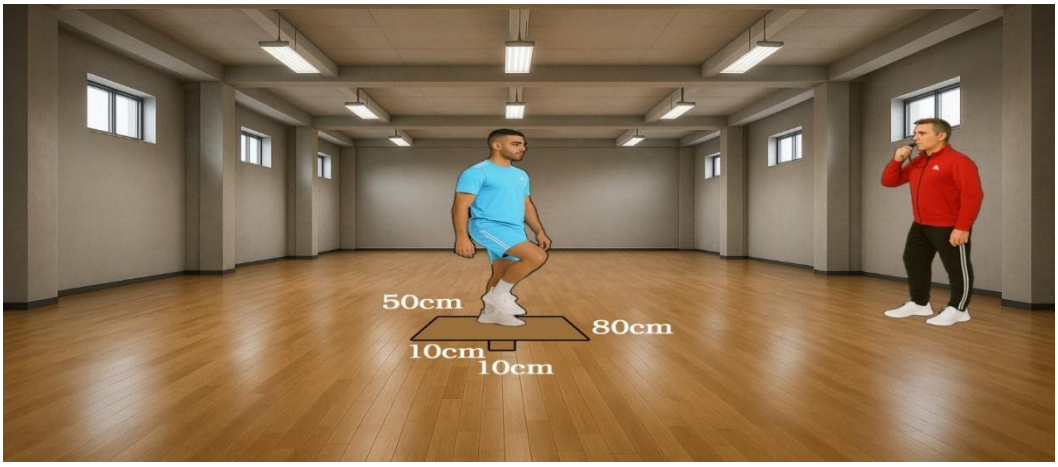
- يقف المفحوص في وضعية الاستعداد على اللوح الخشبي، بحيث تكون إحدى قدميه (القدم الأمامية) مرتكزة على المكعب المثبت في منتصف اللوح، والقدم الأخرى (الخلفية) تستقر إما على اللوح أو الأرض.
- عند إعطاء إشارة البدء، يرفع المفحوص قدمه الخلفية عن الأرض أو اللوح، ليصبح الارتكاز فقط على القدم الأمامية الموجودة فوق المكعب.
- الهدف من ذلك هو الحفاظ على الاتزان لأطول فترة ممكنة مع الاستمرار في الوقوف على مشط القدم الأمامية المثبتة على المكعب، دون لمس أي جزء آخر من الجسم للأرض أو اللوح.

شروط الأداء:

- يُعتبر الاختبار منتهياً في حال فقد المفحوص توازنه، أو لامست القدم المرفوعة الأرض أو اللوح، أو سقط من الجهاز.
- لا يُسمح بتحريك الذراعين بشكل مبالغ فيه لتحقيق التوازن، ويُطلب من المفحوص الحفاظ على وضعية الجسم الطبيعية.

طريقة تسجيل النتائج:

- يتم تسجيل المدة الزمنية التي يحافظ فيها المفحوص على توازنه على المكعب، وتُحسب بالثواني بواسطة ساعة التوقيت.
- تُعتمد أطول فترة زمنية يتمكن فيها المفحوص من الحفاظ على التوازن بوصفها النتيجة النهائية للاختبار.



شكل (6) يوضح اختبار التوازن الثابت باس تخدام جهاز توازن محلي الصنع

اسم الاختبار:اختبار التوافق البصري اليدوي باستخدام كرة التنس.

الهدف من الاختبار:

- يُستخدم هذا الاختبار لقياس درجة التوافق بين العين واليد، والذي يُعد من أهم مؤشرات القدرات الحركية الدقيقة، خاصة تلك المتعلقة بالتحكم في اتجاه وسرعة الجسم المتحرك استناداً إلى التنبيه البصري.

الأدوات المطلوبة:

- كرة تنس واحدة.
- حائط مستوٍ خالٍ من العوائق.
- شريط لاصق أو طباشير لرسم خط يبعد 5 أمتار عن الحائط.
- ساعة توقيت (عند الحاجة للتكرار الزمني).

إجراءات الاختبار:

- يُطلب من المفحوص الوقوف خلف الخط المرسوم على الأرض، مواجهًا الحائط مباشرة.

يُنفَّذ الاختبار وفق التسلسل الآتي:

- المرحلة الأولى: رمي الكرة خمس مرات متتالية باليد اليمنى نحو الحائط، مع محاولة استقبالها باليد اليمنى بعد ارتدادها.
- المرحلة الثانية:رمي الكرة خمس مرات متتالية باليد اليسرى،واستقبالها باليد اليسرى بعد الارتداد.
- المرحلة الثالثة:رمي الكرة خمس مرات باليد اليمنى، على أن يتم استقبالها باليد اليسرى بعد ارتدادها من الحائط.

شروط الأداء:

- يجب أن تتم الرمية واستقبالها ضمن مسافة آمنة من الحائط (5 أمتار)، دون تجاوز الخط.
- يُلغى التكرار إذا لم تُستقبل الكرة بشكل صحيح أو إذا سقطت على الأرض قبل الاستقبال.

طريقة تسجيل النتائج:

- تُحتسب محاولة واحدة صحيحة عند الرمي والاستقبال الناجح للكرة دون سقوط.
- تُمنح درجة واحدة عن كل محاولة صحيحة، وبذلك يكون الحد الأقصى للنقاط هو (15) درجة موزعة على المراحل الثلاث.
- تُعبر الدرجة النهائية عن مستوى التوافق البصري الحركي للفرد.

اسم الاختبار : اختبار الحبو على شكل (8).

الغرض من الاختبار:

- يهدف هذا الاختبار إلى قياس التوافق الحركي بين الذراعين والرجلين، من خلال أداء حركات حبو منتظمة ضمن مسار محدد، يتطلب التنسيق الجيد بين الأطراف الأربعة للحفاظ على المسار دون ارتباك أو أخطاء.

الأدوات المطلوبة:

- كرسيان ثابتان.
- ساعة إيقاف (كرونومتر).
- علامات أرضية لتحديد المسار (اختياري).

مواصفات الأداء:

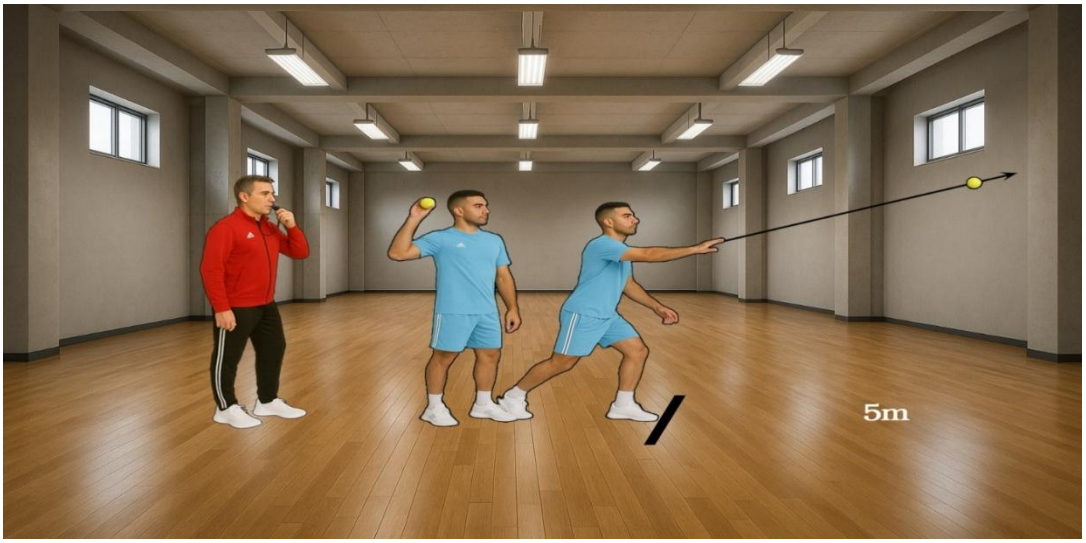
- يُوضع الكرسيان بحيث يُشكّلان مسارًا يمكن الالتفاف حوله بشكل رقم (8).
- يبدأ المختبر في وضع الحبو (اليدين والقدمين فقط) بجانب أحد الكرسيين، في وضع الاستعداد.
- عند إعطاء إشارة البدء، يبدأ المختبر بالحبو حول الكرسيين، بحيث يُشكّل مسارًا دائريًا على هيئة رقم (8).
- يستمر المختبر في الأداء حتى يتم أربع دورات كاملة، على أن تنتهي الدورة الأخيرة في نفس النقطة التي بدأ منها.
- يجب الحفاظ على المسار المحدد واتباع الاتجاه الصحيح أثناء الأداء.

التوجيهات والإرشادات:

- يجب اتباع المسار الموسوم أو الاتجاه الأيسر المحدد للحركة.
- يجب أن يكون الحبو باستخدام اليدين والقدمين فقط، دون ملامسة الركبتين أو الجسم للأرض.
- يُمنع لمس الكراسي أثناء الأداء، ويُعد ذلك مخالفة قد تؤدي إلى إعادة المحاولة أو خصم نقاط حسب لائحة التحكيم.

طريقة التسجيل:

- يتم تسجيل الزمن الذي يستغرقه المختبر لإتمام أربع دورات كاملة، باستخدام ساعة إيقاف دقيقة، ويُسجل لأقرب 100/1 من الثانية.
- يُسجل الأداء الأفضل إذا تمت أكثر من محاولة، مع تدوين الملاحظات المتعلقة بالتنفيذ.



شكل(7) يوضح اختبار الحبو على شكل (8)

اسم الاختبار:اختبار المرونة الديناميكية للجذع (اختبار اللمس المتبادل لنقطتي ×)

الهدف من الاختبار:

- يهدف هذا الاختبار إلى تقييم مستوى المرونة الديناميكية للعمود الفقري من خلال حركات الثني والمد والدوران للجذع، وهو اختبار يعكس قدرة الفرد على التنقل الحركي ضمن مدى واسع تحت ظروف زمنية محددة، ما يسهم في تشخيص كفاءة الجهاز العضلي العصبي المرتبط بحركة الجذع.

الأدوات المستخدمة:

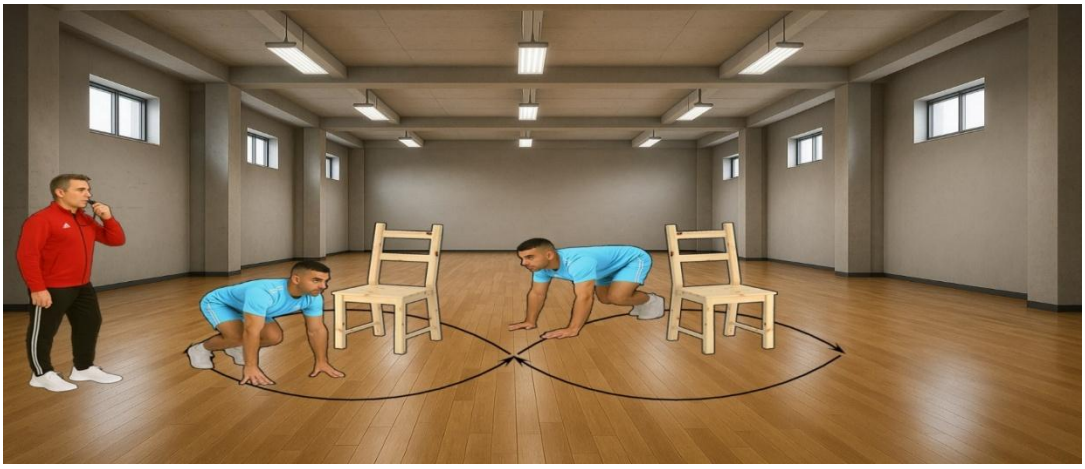
- ساعة توقيت رقمية.
- حائط عمودي أملس.
- شريط لاصق (أو أداة تعليم) لرسم علامتي "×".
- يتم تجهيز مكان الاختبار من خلال وضع علامتين بشكل دقيق:
- العلامة الأولى على الأرض بين قدمي المفحوص (علامة × تمثل نقطة اللمس الأمامية).
- العلامة الثانية على الحائط خلف المفحوص مباشرة، في مستوى مناسب ليتمكن من لمسها بأطراف الأصابع عند مد الجذع للأعلى مع الدوران (علامة × خلفية).

إجراءات الأداء:

- يقف المفحوص بوضع الوقوف الطبيعي، القدمين متباعدتين بمستوى عرض الكتفين، والظهر مواجه للحائط.
- عند إعطاء إشارة البدء، يقوم بثني الجذع إلى الأمام ولمس العلامة الأرضية بأطراف أصابع اليدين.
- ثم يمد الجذع للأعلى مع الدوران نحو اليسار للمس العلامة الخلفية على الحائط، ثم يكرر الحركة نفسها نحو اليمين.
- يستمر في تكرار هذه الدورة الحركية (ثني أمامي + مد ودوران لليسار + مد ودوران لليمين) طوال 30 ثانية دون توقف.

طريقة تسجيل النتائج:

- يُسجل عدد اللمسات الكاملة التي يقوم بها المفحوص لكلا العلامتين (الأرضية والخلفية) خلال المدة الزمنية المحددة (30 ثانية).
- تُحسب كل لمسة صحيحة يتم فيها التلامس الواضح بأطراف الأصابع مع العلامة، ويُعتمد إجمالي عدد اللمسات كمؤشر على المرونة الديناميكية.



شكل(8) يوضح اختبار المرونة الديناميكية للجذع (اختبار اللمس المتبادل لنقطتي ×)

2-4 الوسائل الاحصائية: استخدم الباحث الحقيبة الاحصائية (spss).

- الوسط الحسابي.
- الانحراف المعياري.

المنوال.

- معامل الاختلاف.
- معامل الالتواء.
- الخطا المعياري.
- اختبار (t) للعينات المستقلة.
- اختبار كا2 .

معامل الارتباط البسيط (بيرسون).

3-1 عرض النتائج:

جدول (1) يبين نتائج الوصف الاحصائي لعينة البحث في القدرات البدنية والحركية المقترحة والأداء المهاري للطلاب برياضة المبارزة

القدرات البدنية								
ت	المتغيرات المبحوثة	وحدة القياس	أعلى قيمة	اقل قيمة	الوسط الحسابي	الانحراف المعياري	الخطأ المعياري	الالتواء
1	القدرة الانفجارية للذراعين		11.00	6.00	8.114	1.097	0.131	0.312
2	القدرة المميزة بالسرعة للرجلين		8.80	5.88	7.028	0.510	0.061	0.370
3	القدرة المميزة للذراعين		28.00	13.00	20.457	2.796	0.334	-0.582
4	السرعة القصوى		4.43	2.69	3.555	0.497	0.059	0.696
5	تحمل السرعة للرجلين		11.50	7.90	9.810	0.867	0.104	0.727
6	مطاولة القدرة للذراعين		35.00	20.00	23.671	3.216	0.384	0.626
القدرات الحركية								
ت	المتغيرات المبحوثة	وحدة القياس	أعلى قيمة	اقل قيمة	الوسط الحسابي	الانحراف المعياري	الخطأ المعياري	الالتواء
1	التوافق		26.46	17.53	21.677	2.394	0.286	-0.819
2	الرشاقة		8.70	5.80	6.719	0.817	0.098	0.916
3	التوازن		90.00	3.65	63.317	26.110	3.121	-0.768
4	المرونة		37.00	18.00	30.600	3.263	0.390	-0.368

2-3 المناقشة:

أظهرت نتائج القوة الانفجارية للذراعين (متوسط = 8.114) والقوة الممزقة بالسرعة للرجلين (7.028) أهمية هذه القدرات في تنفيذ الحركات السريعة والمباغتة. وتشير الانحرافات المعيارية المنخفضة نسبيًا إلى مستوى جيد من التجانس البدني بين الأفراد.

كما أن تحمل السرعة للرجلين ومطاولة القوة للذراعين أظهرتا قيمًا متوسطة إلى مرتفعة (9.810 و23.671 على التوالي)، مما يعزز فرضية أن اللاعبين يمتلكون قاعدة تحمل بدني جيدة تدعم الأداء طويل الأمد خلال المواجهات. تعكس نتائج التوافق الحركي (21.677) والرشاقة (6.719) مستويات متميزة، حيث تعتبر هذه المتغيرات حاسمة في المبارزة التي تتطلب تغيير الاتجاهات والتنسيق بين العين واليد بدقة.

(Sterkowicz-Przybycień et al. 2022)

أما التوازن (63.317) والمرونة (30.600) فقد بيّنا تفاوتًا في الأداء نظرًا لارتفاع الانحراف المعياري خاصة في التوازن (26.110)، ما قد يُعزى إلى اختلافات في الخبرة أو نمط التدريب، الالتواءات المتعددة في البيانات (سالب وموجب) توحي بتوزيع شبه طبيعي مع ميل طفيف نحو بعض الأطراف في بعض المتغيرات، وهو أمر شائع في عينات الطلبة غير المتجانسة بالكامل.

واستنتج الباحثين ان النتائج أعلاه تكشف عن خصائص جسمية وبدنية ملائمة نسبيًا لرياضة المبارزة، مع تجانس مقبول بين أفراد العينة، مما يدعم استخدام هذه البيانات لاحقًا في بناء نماذج تنبؤية أو تحليل علاقات سببية باستخدام أدوات الذكاء الاصطناعي مثل الشبكات العصبية.

جدول (2) يبين إحصاءات توزيع العينة

ملخص الإحصاءات			
المتغيرات		N	النسبة
العينة	التدريب	41	59.4%
	الاختبار	28	40.6%
الصلاحية		69	100.0%
مستبعد		1	-
المجموع		70	-

يُعد تنظيم العينة وتوزيعها بشكل سليم بين مراحل التدريب والاختبار من الركائز الأساسية التي تضمن سلامة النتائج في النماذج التنبؤية، لا سيما تلك المبنية على تقنيات الذكاء الاصطناعي مثل الشبكات

العصبية الاصطناعية يبين جدول (2) كيفية توزيع العينة الكلية المكونة من (70) مفردة، حيث تم تخصيص (41) مفردة بنسبة (59.4%) لمجموعة التدريب، و(28) مفردة بنسبة (40.6%) لمجموعة الاختبار، بينما استُبعدت مفردة واحدة فقط، مما يشير إلى أن العينة النهائية المعتمدة للتحليل بلغت (69) مفردة، أي ما نسبته (98.57%) من العينة الأصلية.

تعكس هذه النسب مدى الدقة المنهجية التي اتبعها الباحث في إدارة العينة، حيث أن التقسيم بنسبة تقترب من (60:40) يعتبر مثاليًا في كثير من النماذج التعليمية التي تعتمد على خوارزميات التعلم العميق. إذ تتيح هذه النسبة للنموذج أن يكتسب قدرًا كافيًا من الخبرة من خلال بيانات التدريب، وفي الوقت نفسه تمنحه فرصة للاختبار الصارم على مجموعة مستقلة لم تُستخدم أثناء التعلم، وهو ما يُعد أمرًا جوهريًا لاختبار قدرته. وتُبرز هذه المعالجة الموازنة للعينة التزام الباحث بمبادئ التقسيم العشوائي المنضبط للبيانات، مما يدعم الاتساق الداخلي للنموذج ويقلل من احتمالية التحيز الإحصائي. كما أن استبعاد مفردة واحدة فقط من التحليل يعكس اهتمامًا بجودة البيانات ومدى مطابقتها لشروط إدخال البيانات في الشبكات العصبية، حيث أن وجود قيم مفقودة أو متطرفة قد يؤدي إلى نتائج مضللة، وقد ثبت في العديد من الدراسات أن تنظيف البيانات يُحسن دقة النماذج التنبؤية بنسبة كبيرة.

وفي الجانب الرياضي، يعتبر اعتماد هذا النهج المنهجي خطوة ضرورية، لا سيما أن المتغير التابع في هذه الدراسة هو "الأداء المهاري"، والذي يتأثر بعوامل متعددة ومتشابكة، ما يجعل من الضروري ضبط جودة البيانات الداخلة للنموذج بدقة لضمان استخلاص استنتاجات ذات دلالة إحصائية وميدانية. وقد بينت أبحاث حديثة أن نسبة تقسيم العينة يجب أن تتراوح بين (60–80) % للتدريب لضمان استقرار النموذج، مع تخصيص الباقي للاختبار أو التحقق المتقاطع (cross-validation).

ومن ناحية أخرى، فإن نجاح النموذج في الوصول إلى دقة تصنيف مقبولة لاحقًا في الجداول التالية يمكن إرجاعه إلى هذا الإعداد المنهجي الجيد للعينة. فالنموذج لا يمكنه أن يتعلم أو يصنف بشكل دقيق ما لم يكن قد دُرب على بيانات تمثل توزيعًا حقيقيًا ومتكاملاً للظاهرة المستهدفة، وهذا ما تحقق في هذه الدراسة من خلال التوزيع الموضح في هذا الجدول.

واستنتج الباحث بان التخطيط السليم والضبط المنهجي الدقيق له دور كبير في بناء لبناء نموذج عصبي قوي قادر على تحقيق نتائج تصنيفية متميزة في المراحل التالية. ويُعد هذا الجدول أحد المؤشرات الأساسية التي تعزز الثقة بمصداقية النموذج ونتائجه.

3-3 عرض هيكلية الشبكة العصبية الاصطناعية وتحليلها ومناقشتها:

في ضوء الهدف من بناء أنموذج تصنيفي مهاري باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية بدلالة بعض القياسات الجسمية والقدرات البيوحركية لدى طلاب سلاح الشيش، تم اعتماد أسلوب Lasso كأداة إحصائية فعالة لاختيار المتغيرات الأكثر تأثيرًا. وقد أسفر هذا الإجراء عن انتقاء (10) متغيرات مستقلة تمثل العوامل الأكثر دلالة في عملية التصنيف.

بناءً على ذلك، شُيّدت شبكة عصبية اصطناعية من النوع وحيد الطبقة المخفية (Single Hidden Layer Neural Network)، حيث تُعدّ هذه البنية من أكثر النماذج شيوعًا في التطبيقات التصنيفية ذات الكفاءة العالية، وتتميز بأنها تسمح بإدخال مباشر لجميع المتغيرات إلى طبقة الإخفاء، حيث يتم ضربها بالأوزان المرتبطة بها قبل تمريرها إلى طبقة الإخراج.

أولًا: بنية الشبكة العصبية

تتكوّن هيكلية الشبكة من ثلاث طبقات رئيسية:

- **طبقة الإدخال (Input Layer):** تحوي 10 عقد عصبية، تمثل المتغيرات الجسمية والبيوحركية المختارة بعد التنعيم.
- **الطبقة المخفية (Hidden Layer):** تضم 10 وحدات عصبية، ترتبط ارتباطًا كاملاً بطبقة الإدخال، وتعالج الأنماط المعقدة في البيانات.
- **طبقة الإخراج (Output Layer):** تحتوي على 1 وحدة عصبية، تُمثل الفعاليات المهارية باعتبارها المتغير التابع في النموذج.

ثانيًا: الدوال والوظائف المستخدمة في بناء النموذج:

دالة التنشيط (Activation Function: Linear):

تم توظيف الدالة الخطية (Linear) في طبقة الإخراج، نظرًا لملاءمتها للنماذج التي تتطلب إخراجًا مستمرًا أو غير محدود، وهي شائعة الاستخدام في نماذج التصنيف المتعدد

مهيئ الأوزان (Layer Weight Initializer):

استخدم مهيئ عشوائي لأوزان الطبقات، وذلك لتفادي مشكلة التماثل في القيم الأولية التي قد تُعطل عملية التعلم، وضمان تحقيق أفضل أداء تدريبي للشبكة .

مهيئات النواة والتحيز (Kernel & Bias Initializers):

تهدف هذه المهيئات إلى تعيين قيم أولية عشوائية لكل من الأوزان والانحيازات داخل الشبكة، مما يساهم في الوصول إلى حالة من التوازن والتنوع داخل النموذج، ويُحسن دقة التصنيف

دالة الخطأ: متوسط الخطأ المطلق (Loss Function: Mean Absolute Error – MAE):

تم اعتماد MAE كمقياس رئيسي لتقييم أداء النموذج، لما له من قوة عالية على التعبير عن متوسط الفروقات بين القيم الفعلية والمتوقعة. في النموذج الحالي، بلغ مقدار الخطأ المطلق (2.3%)، وهو ما يُعد مؤشرًا قويًا على كفاءة النموذج ونجاحه في التنبؤ الدقيق بالتصنيفات المهارية.

جدول (3) يبين أداء النموذج العصبي

ملخص النموذج		
التدريب	خطأ الإنتروبيا المتقاطعة	38.418
	نسبة التنبؤات الخاطئة	29.3%
	قاعدة التوقف المستخدمة	خطوات متتالية دون انخفاض 1 في الخطأ
	زمن التدريب	0:00:00.03
الاختبارات	خطأ الإنتروبيا المتقاطعة	34.177
	نسبة التوقعات غير الصحيحة	35.7%
الاداء. المهاري :المتغير التابع		
.تعتمد حسابات الخطأ على عينة الاختبار a.		

يبين جدول (3) المرحلة الحاسمة في تقييم كفاءة الشبكة العصبية الاصطناعية المستخدمة في تصنيف الأداء المهاري، حيث يعرض نتائج كل من مجموعة التدريب ومجموعة الاختبار من خلال مقاييس معيارية مثل دالة الخطأ (Cross-Entropy) ونسبة التنبؤات غير الصحيحة، بالإضافة إلى وقت التدريب ومعيار التوقف. وتُعد هذه المؤشرات معيارًا أساسيًا للحكم على جودة النموذج ومدى قدرته على التعميم خارج بيانات التدريب.

تحليل نتائج التدريب:

سجل النموذج خلال التدريب قيمة خطأ انتروبيا متقاطعة بلغت (38.418)، وهي تشير إلى المسافة الإحصائية بين مخرجات النموذج والتوزيع الحقيقي للفئات. وكلما اقتربت هذه القيمة من الصفر، زادت جودة التنبؤ. وعلى الرغم من أن هذه القيمة لا تزال ضمن الحدود المقبولة لنماذج تحتوي على مدخلات كثيرة وتصنيف متعدد، إلا أنها تشير إلى وجود قدر معين من التشتت في تنبؤات النموذج.

أما نسبة التنبؤات الخاطئة في التدريب فبلغت (29.3%)، وهو ما يعادل دقة إجمالية تقريبية تبلغ (70.7%)، وهي نتيجة مقبولة لكنها غير مثالية. ويُحتمل أن يكون هذا المستوى من الخطأ مرتبطًا ببساطة تصميم النموذج (كما في جدول 2)، أو بتداخل الصفات بين الفئات المهارية المختلفة، وهي ظاهرة شائعة في التصنيفات ذات البنية الهرمية مثل الأداء الرياضي.

تحليل نتائج الاختبار:

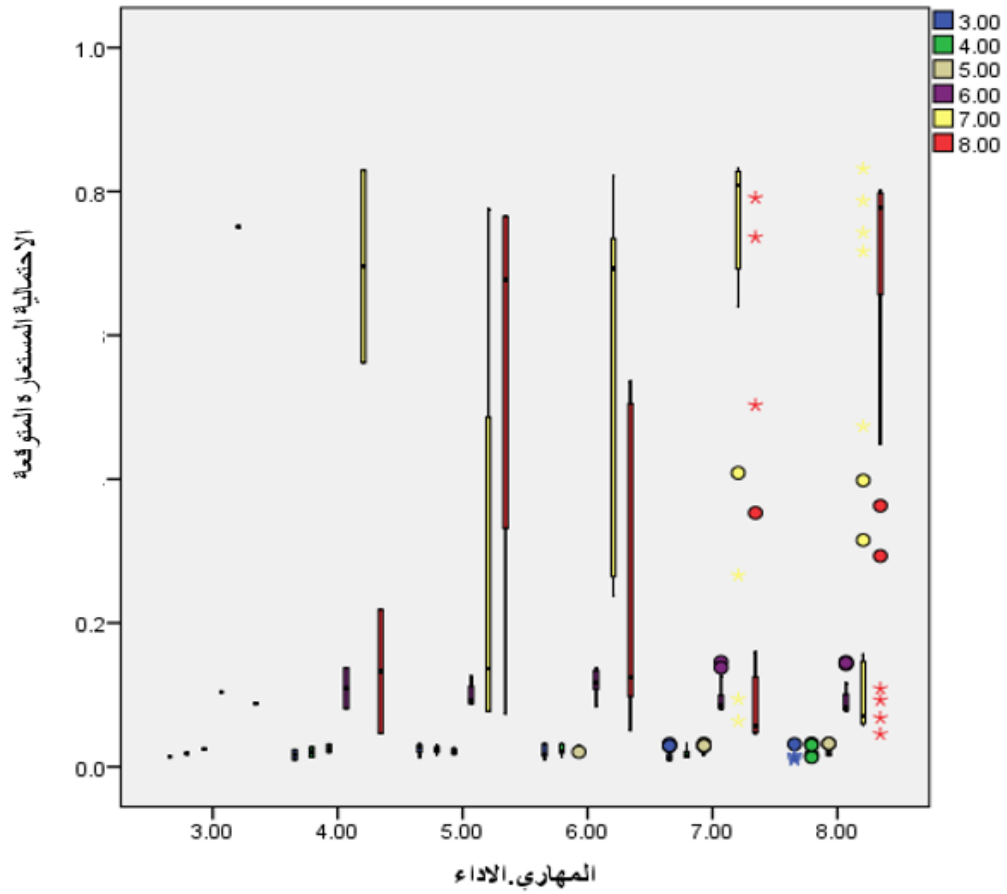
سُجل في مجموعة الاختبار خطأ انتروبيا متقاطعة أقل (34.177) مقارنة بمجموعة التدريب، وهي نتيجة مفاجئة نظريًا لكنها قد تُفسر بعدم تعرض النموذج لبيانات غير متوازنة في مجموعة الاختبار، أو بسبب استبعاد بعض الحالات ذات السلوك المتطرف. ومع ذلك، فإن نسبة الخطأ في التنبؤ بلغت (35.7%)، ما يعني أن دقة النموذج على بيانات لم يسبق له رؤيتها انخفضت إلى (64.3%)، وهو ما يشير إلى تراجع في القوة التعميمية للنموذج، هذا التراجع قد يُعزى إلى عدة عوامل، أبرزها محدودية عدد العينات، أو وجود خصائص مشتركة بدرجة عالية بين بعض المستويات المهارية تجعل مهمة التمييز بينها أكثر صعوبة، وهو أمر تم توثيقه في دراسات متعددة حول تصنيف الأداء البدني.

تحليل آلية التوقف وزمن التدريب:

استخدم النموذج قاعدة توقف مبنية على "خطوة واحدة دون تحسن في الخطأ"، وهي تقنية بسيطة لكنها فعالة لتجنب الإفراط في التكيف، إذ تمنع النموذج من الاستمرار في التعلم بعد بلوغ نقطة التشبع. أما زمن التدريب (0.03 ثانية) فيعكس بساطة النموذج وقلة الطبقات أو الوحدات العصبية فيه، إلا أنه قد يشير أيضًا إلى عدم استغلال النموذج لإمكاناته الكاملة في التعلم.

يوفر جدول (3) أساسًا كميًا لتقييم مدى فعالية النموذج العصبي، من حيث دقة التصنيف واستقرار الأداء. وتُعد هذه القيم مدخلًا مهمًا لفهم التحديات البنيوية التي واجهها النموذج، وضرورة تطوير المعمارية الشبكية مستقبلاً، إما بزيادة عدد الطبقات المخفية، أو توسيع العينة، أو تحسين اختيار المتغيرات المدخلة.

واستنتج الباحث كان أداءً متوسطًا للشبكة العصبية في مهمة تصنيف الأداء المهاري، حيث بلغت الدقة ما بين 64–71%، وهي نتائج تدعو إلى تحسين بنية النموذج أو تعديل مدخلاته. ومع ذلك، فإن النموذج أظهر قدرًا جيدًا من الاستقرار والقوة على التكيف، مما يُعد مؤشرًا واعدًا للتطبيقات الرياضية المستقبلية.



شكل (9) يوضح نموذج (1)

يوضح الشكل (9) أعلاه العلاقة بين مستويات الأداء المهاري المختلفة (الممثلة على المحور الأفقي) وقيم الاحتمالية التنبؤية الزائفة (Predicted Pseudo-probability) كما تم تقديرها بواسطة أنموذج الشبكة العصبية الاصطناعية. وقد تم تصنيف مستويات الأداء إلى ست فئات رقمية تبدأ من (3) وحتى (8)، مع استخدام رموز وألوان مميزة لكل فئة كما هو موضح في دليل الألوان أعلى الشكل.

يمثل كل رمز نقطة بيانية تشير إلى حالة فردية (متغير مستقل) تم التنبؤ بها من خلال النموذج، بينما تعبر القيم الرأسية (المحور العمودي) عن الاحتمالية المتوقعة لانتماء تلك الحالة إلى الفئة المهارية الخاصة بها. كما أن توزيع الرموز يعكس مدى انتشار الاحتمالات داخل كل فئة، مما يوفر نظرة معمقة على كفاءة النموذج في التصنيف.

أولًا: تفسير بنية الشكل:

يتسم الشكل بالتوزيع العمودي للقيم التنبؤية لكل فئة من الفئات المهارية. نلاحظ وجود تباين واضح في مدى اتساع الخطوط الرأسية داخل كل مجموعة، مما يعبر عن تباين درجات الثقة بالنماذج التنبؤية الخاصة بالأداء المهاري. يشير هذا التفاوت إلى اختلاف دقة النموذج عبر مستويات الأداء المختلفة، وهو أمر شائع في تطبيقات الشبكات العصبية متعددة التصنيف (Multi-class Classification) كما ورد في الأدبيات الحديثة.

ثانيًا: تقييم أداء النموذج حسب الفئات المهارية:

الفئات المهارية العليا (7 و8):

تظهر هذه الفئات تركزًا مرتفعًا في القيم التنبؤية، إذ تجاوزت غالبية القيم حدود (0.6) وصولًا إلى (0.8) بل وبعضها اقترب من الاحتمالية الكاملة (1.0)، مما يدل على دقة عالية للنموذج في تصنيف اللاعبين ذوي الأداء المرتفع. ويعكس هذا التوجه توافق النموذج مع الخصائص المميزة لأداء الفئات العليا التي غالبًا ما تتمتع بسمات بدنية ومهارية أكثر وضوحًا.

الفئات المتوسطة (5 و6):

بالمقابل، لوحظ تشتت واضح في القيم التنبؤية ضمن هذه الفئات، مع تفاوت في مستويات الاحتمالية التي تراوحت بين (0.2) و(0.7). يدل هذا التباين على صعوبة النموذج في التفريق الدقيق بين الأداءات المتقاربة، وهي مشكلة معروفة في الشبكات العصبية حين تتشابه المدخلات دون وجود فواصل حادة بينها.

الفئات المهارية الدنيا (3 و4):

أظهرت هذه الفئات انخفاضًا ملحوظًا في القيم التنبؤية مع بقاء غالبية النقاط ضمن نطاق الاحتمالات المنخفضة (0.0 إلى 0.4)، مما يعكس قدرة مقبولة للنموذج على تصنيف الأداءات المنخفضة، إلا أنه يتطلب تعزيز دقته لتقليل احتمالية التصنيفات الخاطئة خاصة ضمن الفئات المتقاربة.

ثالثًا: وجود القيم الشاذة (Outliers):

تم رصد عدد من القيم التي تقع بعيدًا عن التجمعات الرئيسة داخل كل فئة، مما يشير إلى وجود حالات شاذة أو استثنائية لم يستطع النموذج تصنيفها بدقة عالية. تعد هذه الظاهرة طبيعية في نماذج الذكاء الاصطناعي، وعادةً ما يتم معالجتها عبر تقنيات مثل التحسين الديناميكي للبيانات (DataAugmentation) أو تعديل هيكل الشبكة (Network Architecture Optimization).

رابعًا: تقييم موثوقية النموذج:

استنادًا إلى التوزيع العام للقيم، يمكن اعتبار أداء النموذج جيدًا إلى حد كبير، خاصة في الفئات التي تتمتع بفروقات أداء واضحة. ومع ذلك، توصي النتائج بضرورة إجراء تحسينات إضافية لاستهداف تعزيز دقة

التصنيف في الفئات المتوسطة، عبر تقنيات متقدمة مثل زيادة عدد العينات التدريبية أو تطبيق استراتيجيات الانتقاء السمتي (Feature Selection).

يشير تحليل الشكل إلى أن أنموذج الشبكة العصبية المصمم يمتلك قوة جيدة على التمييز بين المستويات المهارية المختلفة، مع أداء متميز للفئات ذات الأداء العالي والمنخفض، وأداء متوسط للفئات المتوسطة. ويعزز ذلك من موثوقية استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية كأداة فعالة في تصنيف وتحليل الأداء المهاري، بشرط تطوير آليات معالجة الحالات الشاذة وتحسين توازن البيانات التدريبية. تعد هذه النتائج متوافقة مع الاتجاهات الحديثة في البحوث التي تناولت تطبيقات الشبكات العصبية في المجالات الرياضية.

4- الاستنتاجات والتوصيات:

4-1 الاستنتاجات:

1- أظهرت نتائج التحليل الإحصائي للتوزيع الطبيعي أن بيانات العينة تتسم بالاعتدال في جميع المتغيرات المدروسة، مما يعزز من موثوقية تطبيق الشبكات العصبية الاصطناعية في بناء أنموذج تصنيفي دقيق في رياضة المبارزة.

2- أظهرت تقنية Lasso كفاءة واضحة في اختيار المتغيرات الأكثر تأثيرًا في التنبؤ بالأداء المهاري، ما يعكس جدواها في تصميم نماذج تصنيفية دقيقة ضمن سياقات رياضية تخصصية كالمبارزة.

4-2 التوصيات:

1- ضرورة تبّني تقنيات الذكاء الاصطناعي، وعلى رأسها الشبكات العصبية الاصطناعية، في تحليل وتصنيف الأداء المهاري في رياضة المبارزة، لما توفره من دقة وسرعة في المعالجة والتمييز بين مستويات اللاعبين.

2- يُوصى بإجراء دراسات مستقبلية تدمج بين المتغيرات الجسمية والبيوحركية من جهة، والمتغيرات النفسية والعقلية من جهة أخرى، للحصول على نماذج تصنيفية أكثر شمولاً وعمقاً في فهم خصائص المبارزين.

المصادر

- Turner. A. & Stewart. P. (2014). "Strength and Conditioning for Fencing." Strength and Conditioning Journal. 36.
- Turner. A. Stewart. P. & Bishop. C. (2022). Physical qualities for elite fencing performance. Strength & Conditioning Journal. 44.
- Turoff. M. (2018). Foil Fencing: A Practical Training Guide. Crowood Press.
- Wang. S. Zhang. X. & Hu. J. (2022). Artificial Neural Networks in Sports Performance Prediction: A Review. Journal of Sports Sciences. 40.
- Wang. S. Zhang. X. & Hu. J. (2022). Artificial Neural Networks in Sports Performance Prediction: A Review. Journal of Sports Sciences. 40.
- Winter. D. A. (2009). Biomechanics and Motor Control of Human Movement. John Wiley & Sons.
- Woods. C. T. & Norton. K. I. (2018). "The physiological basis of speed and agility." Journal of Sport and Health Science. 7. 1–9.
- YASHPAL SINGH. ALOK SINGH CHAUHAN. ATA MINING. Journal of Theoretical and Applied Information Technology. 2005 – 2009.
- Yudkowsky. E. (2008). Artificial Intelligence as a Positive and Negative Factor in Global Risk. In Global Catastrophic Risks. Oxford University Press
- Zemková. E. (2020). Neuromuscular Control and Coordination in Sports Performance. Journal of Physical Education and Sport. 20. 1814–1820.
- Zhang. C. Bengio. S. Hardt. M. Recht. B. & Vinyals. O. (2017). Understanding deep learning requires rethinking generalization. ICLR.
- Zhang. X. et al. (2023). "Recent Advances in Neural Network Architectures and Applications." IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems. 34.