Auras Journal of Sports Sciences
Volume: 04 / Number:03/ Month: July / Year: 2026 / P.p.:182-199

مجلــة الأوراس لعلوم الرياضة
المجلد:04/ العدد:03/ الشهر: جويلية/ السنة:2026/ص ص:182-199

https://asjp.cerist.dz/en/PresentationRevue/935

بناء نموذج تنبؤي تصنيفي باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية بدلالة بعض القابليات البيو حركية بسلاح الشيش للطلاب

Development of a Predictive Classification Model Using Artificial Neural Networks Based on Selected Biomotor Abilities in Foil Fencing Students

م .د حيدر قيس ناجي جليل[1]

[1]كلية التربية البدنية وعلوم الرياضة، جامعة كربلاء (العراق) Haidre.qais@uokerbala.edu.iq

تاريخ الارسال:2026-05-13 تاريخ القبول:2026-05-27 تاريخ النشر:2026-07-05 https://doi.org/10.5281/zenodo.21183293

ملخص:

تهدف هذه الدراسة إلى تطوير نموذج تنبؤي تصنيفي قائم على الشبكات العصبية الاصطناعية لتحديد مستوى الأداء المهاري في رياضة المبارزة (سلاح الشيش) بالاستناد إلى مجموعة مختارة من القابليات البيو-حركية. اعتمدت الدراسة المنهج الوصفي بأسلوب المسح على عينة عمدية مكونة من (70) طالبًا من كلية التربية البدنية وعلوم الرياضة – جامعة كربلاء خلال العام الدراسي (2025–2026)، حيث خضع المشاركون لبطارية اختبارات بدنية وحركية مقننة تقيس القدرات المرتبطة بالأداء المهاري. تم توظيف تقنية الانحدار المنتظم (Lasso) لاستخلاص المتغيرات الأكثر إسهامًا في التنبؤ، تلاها بناء نموذج شبكة عصبية اصطناعية متعددة الطبقات (Multilayer Perceptron) ذات طبقة مخفية واحدة. أظهرت النتائج وجود تباين دال إحصائيًا في القابليات البيو-حركية بين أفراد العينة، مع تأثير جوهري لهذه القابليات في تحديد مستوى الأداء المهاري. كما حقق النموذج العصبي أداء تصنيفيا مقبولا، إذ تراوحت دقته بين (64%–71%)، مع كفاءة أعلى في تمييز المستويات المهارية المتطرفة مقارنة بالمستويات المتوسطة. تشير هذه النتائج إلى أن دمج تقنيات التعلم الآلي، ولا سيما الشبكات العصبية الاصطناعية، يمثل مقاربة واعدة لتعزيز موضوعية عمليات الانتقاء الرياضي وتحسين تصميم البرامج التدريبية المبنية على الأدلة. وتوصي الدراسة بتوسيع حجم العينات، ودمج متغيرات نفسية-معرفية، واعتماد نماذج أعمق لتحسين القدرة التنبؤية والتعميمية للنماذج المستقبلية.

الكلمات المفتاحية: الشبكات العصبية الاصطناعية؛ القابليات البيو-حركية؛ المبارزة (سلاح الشيش)؛ الأداء المهاري؛ التعلم الآلي؛ التصنيف الرياضي.

Abstract:

This study aimed to develop a predictive classification model based on Artificial Neural Networks (ANNs) to identify skill performance levels in foil fencing using selected biomotor abilities. The researchers adopted a descriptive survey approach on a purposive sample of (70) students from the College of Physical Education and Sports Sciences at the University of Karbala during the academic year (2025–2026). Participants underwent a standardized battery of physical and motor tests designed to assess biomotor abilities associated with fencing performance. The Least Absolute Shrinkage and Selection Operator (LASSO) technique was employed to identify the most significant predictive variables. Subsequently, a Multilayer Perceptron (MLP) neural network model with a single hidden layer was developed to classify skill performance levels. The results revealed statistically significant differences in biomotor abilities among participants, indicating their substantial contribution to predicting skill performance in foil fencing. The ANN model demonstrated acceptable classification performance, achieving prediction accuracy rates ranging from 64% to 71%. The model also showed greater efficiency in distinguishing extreme performance levels compared with intermediate levels. These findings highlight the effectiveness of integrating machine learning techniques, particularly artificial neural networks, in enhancing the objectivity of sports talent identification and improving evidence-based training program design. The study recommends increasing sample sizes, incorporating psycho-cognitive variables, and employing deeper neural network architectures in future research to improve predictive accuracy and model generalizability.

Keywords Artificial Neural Networks ; Biomotor Abilities ; Foil Fencing, Skill Performance, Machine Learning ; Sports Classification.

المقدمة:

تعد رياضة المبارزة بسلاح الشيش من الرياضات التنافسية التي تتطلب تكاملًا عاليًا بين القدرات البدنية والمهارية، نظرًا لطبيعتها التي تجمع بين الدقة، السرعة، رد الفعل، والقدرة على اتخاذ القرار في جزء من الثانية. (Schmidt & Lee, 2019). ويعتبر تحليل القدرات البيو-حركية من الأسس العلمية المعتمدة لتقويم الأداء وتصنيفه، بما يسهم في تحديد نقاط القوة والضعف لدى اللاعبين، ويعزز من فعالية البرامج التدريبية، (Knudson, 2021).

وفي ظل التطور التقني الذي يشهده المجال الرياضي، أصبح من الممكن توظيف أدوات الذكاء الاصطناعي، وخاصة الشبكات العصبية الاصطناعية، في تصنيف اللاعبين استنادا إلى خصائصهم البدنية والحركية، مما يفتح آفاقا جديدة في عمليات الانتقاء والتوجيه الرياضي ورفع كفاءة التنبؤ بالأداء المستقبلي (Haykin, 2009؛ Goodfellow, Bengio, & Courville, 2016). وتعد مرحلة الاستجابة المهارية في رياضة المبارزة من أكثر المراحل حساسية، إذ تعتمد بشكل كبير على التوافق العضلي العصبي وسرعة اتخاذ القرار، ودقة التنفيذ تحت ظروف المنافسة (Roi & Bianchedi, 2008).

وقد لاحظ الباحثين من خلال المعايشة الميدانية وجود تفاوت واضح في مستوى الأداء المهاري بين طلاب المرحلة الثانية في كلية التربية البدنية وعلوم الرياضة – جامعة كربلاء، وهو ما يعزى إلى تباين في القابليات البيو حركية المؤثرة في إتقان مهارات سلاح الشيش (Knudson, 2021). ومن هنا تمثلت مشكلة البحث في الحاجة إلى بناء نموذج تصنيفي تنبؤي يعتمد على الشبكات العصبية الاصطناعية، يسهم في تصنيف الطلاب وفقا لمستوياتهم البدنية والحركية، بغية توجيههم التوجه الصحيح وتطوير أدائهم في فعالية سلاح الشيش (Haykin, 2009).

وانطلاقا من هذه الرؤية، يهدف البحث إلى تحديد أبرز القابليات البيو-حركية المرتبطة بالأداء المهاري في رياضة المبارزة، تحليل الفروقات الفردية في هذه القابليات بين أفراد العينة، بناء نموذج تصنيفي دقيق باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية لتحديد مستوى اللاعبين، تقديم قاعدة علمية لتطوير البرامج التدريبية بما يتوافق مع مخرجات التصنيف، (Goodfellow et al., 2016 ؛Schmidt & Lee, 2019)،

كما افترض الباحث وجود فروق دالة إحصائيا بين الطلاب في بعض القابليات البيو-حركية المؤثرة في أداء سلاح الشيش، مما ينعكس على كفاءة الأداء ودقة الاستجابة الحركية، وبالتالي إمكانية التنبؤ بمستوى اللاعب من خلال هذه المؤشرات، (Knudson, 2021).

وكانت مجالات البحث: شمل البحث عينة من طلاب المرحلة الرابعة في كلية التربية البدنية وعلوم الرياضة بجامعة كربلاء للعام الدراسي 2025–2026، بلغ عددهم (70) طالبا، ممن لديهم خبرة سابقة في ممارسة فعالية سلاح الشيش ضمن المنهاج الدراسي، وتم تنفيذ الإجراءات البحثية خلال الفترة الممتدة من (2025/1/15) ولغاية (2026/3/12) في القاعة المغلقة الخاصة برياضة المبارزة في الكلية نفسها.

الطريقة والإجراءات:

اعتمد الباحث المنهج الوصفي بأسلوب المسح، لما يتميز به من قدرة على تحليل الواقع الميداني وتفسير الظواهر الرياضية بصورة منهجية وعلمية، الأمر الذي ينسجم مع طبيعة المشكلة وأهداف الدراسة ويُعد هذا المنهج

الأنسب للوصول إلى نتائج دقيقة تساعد في بناء نموذج تصنيفي يعتمد على القابليات البيو حركية المرتبطة بالأداء المهاري في فعالية سلاح الشيش، وقد 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) طالبا ممن استوفوا شروط المشاركة في الدراسة وأظهروا استعدادًا للتطبيق العملي ضمن الجدول الزمني المحدد وقد تم تنفيذ اختبارات القابليات البيو حركية وتحليل الأداء المهاري وفقًا للمتطلبات الفنية المعتمدة في رياضة المبارزة (سلاح الشيش).

الادوات المستخدمة في البحث: المصادر العربية والأجنبية، وشبكة الأنترنيت، المقابلات الشخصية، أدوت مكتبية، الحقيبة الإحصائية للعلوم التربوية والاجتماعية (SPSS).

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 القدرة الانفجارية للذراعين والكتفين والجذع والساقين من خلال أداء قذف أقصى باستخدام كرة طبية خفيفة بيد واحدة، انطلاقًا من وضع الوقوف.

الأدوات المستخدمة:

- كرة طبية تزن (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، مشابها 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:

- يمنح المفحوص ثلاث محاولات متتالية، وتسجل المسافة التي تقطعها الكرة من خط البداية إلى نقطة ارتطامها الأولى بالأرض.
- تحتسب 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:

- يستخدم 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:

- تحسب فقط التكرارات التي يحافظ فيها المفحوص على الاستقامة الكاملة للجسم.
- يرفض 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: يسجل عدد التكرارات الصحيحة التي ينفذها المفحوص خلال الزمن المحدد.
- في الأداء حتى الإرهاق التام: يسجل 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 المميزة 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 المختبَر 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 المختبَر 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 المختبَر 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.

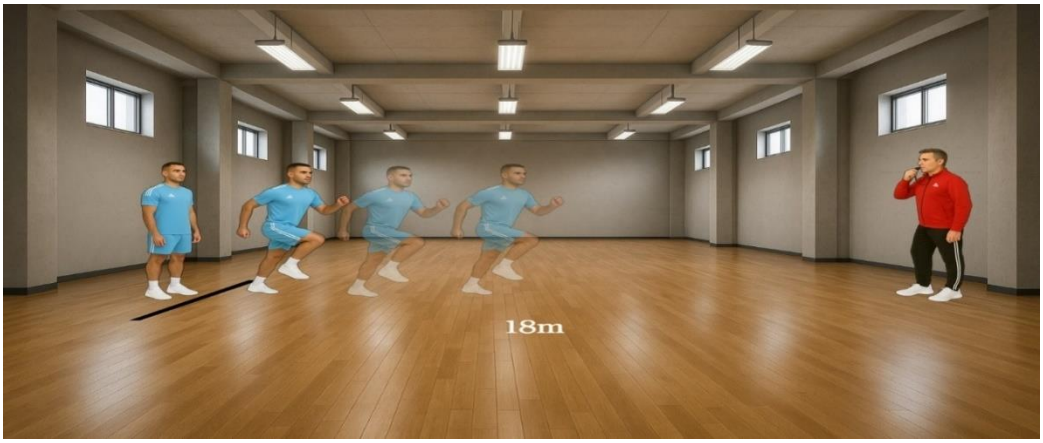
– منطقة اختبار مستوية وخالية من العوائق لضمان سلامة الأداء.

– طريقة التسجيل والنتائج:

– يتم تسجيل المسافة الكلية التي قطعها المختبَر 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 (Repeated Sprint Test 5 × 30m)

الغرض من الاختبار: يقيس هذا الاختبار تحمل السرعة (Speed Endurance) والقدرة 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 المختبَر خلف خط البداية في وضع الاستعداد للانطلاق.
- عند سماع إشارة البدء، يبدأ المختبَر بالعدو بأقصى سرعة ممكنة لمسافة 30 مترًا.
- بعد إكمال العدو الأول، يُمنح راحة زمنية محددة (عادةً 20 إلى 30 ثانية).
- يكرر المختبَر نفس العدو لمسافة 30 مترا خمس مرات متتالية، مع الحفاظ على زمن الراحة بين كل محاولة ثابتا.
- يتم تسجيل زمن كل محاولة بشكل منفصل.
- عدد التكرارات:
- 5 مرات × 30 مترا = 150 مترا إجماليا
- زمن الراحة بين التكرارات:
- يوصى براحة ثابتة تتراوح بين 20 إلى 30 ثانية بين كل تكرار، وتحدد مسبقا

شروط الأداء:

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

طريقة التسجيل والنتائج:

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

شكل (4) يوضح اختبار العدو المتكرر لمسافة 30 مترا – 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:

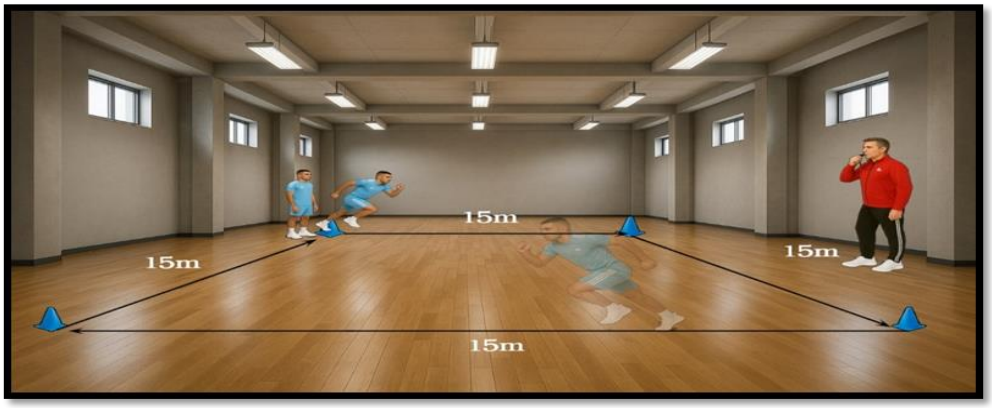
– ساعة إيقاف دقيقة (كرونومتر).
– أربعة شواخص (أقماع أو علامات بارزة).
– شريط قياس لتحديد المسافات بدقة.
– مساحة مناسبة بطول لا يقل عن 60 مترًا.

مواصفات الأداء:

– يتم تثبيت الشواخص الأربعة على التوالي، بحيث تكون المسافة بين كل شاخص والذي يليه (15) مترًا.
– يقف المختبَر خلف الشاخص الأول في وضع الاستعداد.
– عند إعطاء إشارة البدء، يبدأ المختبَر 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 المختبَر قد قطع مسافة إجمالية قدرها (180 مترًا).

طريقة التسجيل:

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



شكل(5) يوضح اختبار الركض 20م 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 طولا × 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:

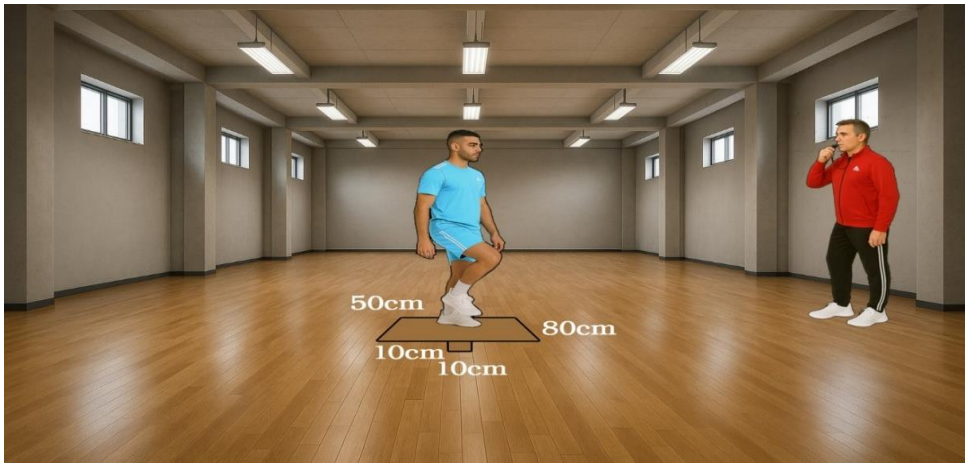
يعتبر الاختبار منتهياً في حال فقد المفحوص توازنه، أو لامست القدم المرفوعة الأرض أو اللوح، أو سقط من الجهاز.

لا يسمح 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.

تعتمد أطول فترة زمنية يتمكن فيها المفحوص من الحفاظ على التوازن بوصفها النتيجة النهائية للاختبار.



شكل (6) يوضح اختبار التوازن الثابت باستخدام 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:

يطلب من المفحوص الوقوف خلف الخط المرسوم على الأرض، مواجهاً الحائط مباشرة.

ينفذ 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.
- تعبر 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 المختبَر في وضع الحبو (اليدين والقدمين فقط) بجانب أحد الكرسيين، في وضع الاستعداد.
- عند إعطاء إشارة البدء، يبدأ المختبَر بالحبو حول الكرسيين، بحيث يُشكّل مسارًا دائريًا على هيئة رقم (8).
- يستمر المختبَر في الأداء حتى يتمّ 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 المرسوم 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 المختبَر 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:

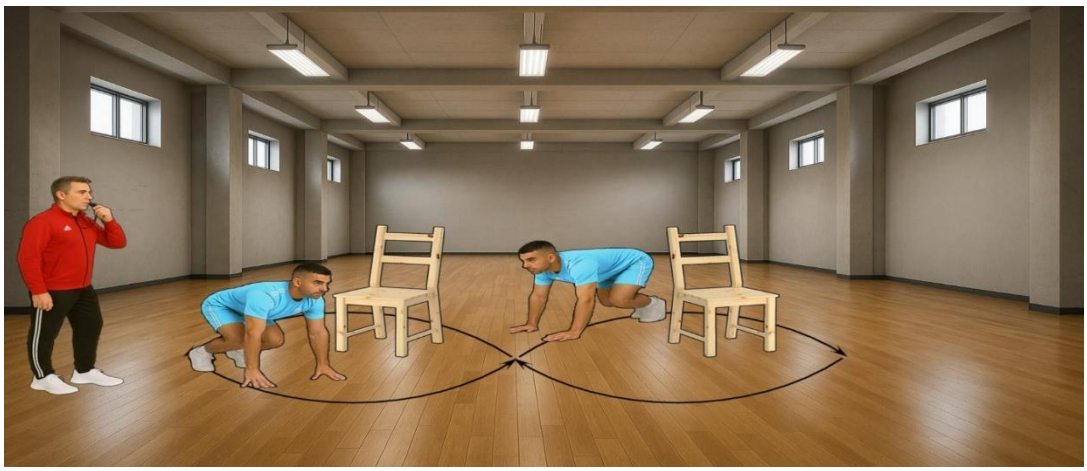
– ساعة توقيت رقمية.
– حائط عمودي أملس.
– شريط لاصق (أو أداة تعليم) لرسم علامتي "×".
– يتم تجهيز مكان الاختبار من خلال وضع علامتين بشكل دقيق:
– العلامة الأولى على الأرض بين قدمي المفحوص (علامة × تمثل نقطة اللمس الأمامية).
– العلامة الثانية على الحائط خلف المفحوص مباشرة، في مستوى مناسب ليتمكن من لمسها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

"لتحليل بيانات البحث والتعرف على نتائج المتغيرات، استخدم الباحثين البرنامج الإحصائي (SPSS) بهدف استخراج المعالجات الإحصائية المناسبة، والتي شملت: الوسط الحسابي، والانحراف المعياري، المنوال، معامل الاختلاف، معامل الالتواء، الخطا المعياري، اختبار (t) للعينات المستقلة، اختبار كا^2، معامل الارتباط البسيط (بيرسون).

النتائج:

جدول (1) يبين نتائج الوصف الاحصائي لعينة البحث في القدرات البدنية والحركية المترشحة 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	القوة المميزة بالسرعة للرجلين		8.80	5.88	7.028	0.510	0.061	0.370
3	القوة 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 القوة 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-

المناقشة:

أظهرت نتائج القدرة الانفجارية للذراعين (متوسط= 8.114) والقوة المميزة بالسرعة للرجلين (7.028) أهمية هذه القدرات في تنفيذ الحركات السريعة والمباغتة، وهو ما يتفق مع ما أشار إليه (Bompa and Buzzichelli, 2019) في أن القوة الانفجارية والقوة المميزة بالسرعة تمثلان أساس الأداء في الرياضات التي تعتمد على الاستجابة السريعة. وتشير الانحرافات المعيارية المنخفضة نسبيًا إلى مستوى جيد من التجانس البدني بين أفراد العينة (Hopkins, 2000).

كما أن تحمل السرعة للرجلين ومطاولة القوة للذراعين أظهرتا قيما 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، وهو ما أكدته دراسات التدريب الرياضي الحديثة (Bompa & Buzzichelli, 2019).

وتعكس 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 اظهرا تفاوتا في الأداء نظرا لارتفاع الانحراف المعياري خاصة في التوازن (26.110)، وهو ما قد يعزى إلى اختلافات في الخبرة أو نمط التدريب (Knudson, 2021). كما ان قيم الالتواء المتعددة في البيانات (سالب وموجب) توحي بتوزيع شبه طبيعي مع ميل طفيف نحو بعض الأطراف في بعض المتغيرات، وهو أمر شائع في الدراسات الميدانية الخاصة بالعلوم الرياضية (Field, 2018).

واستنتج الباحث النتائج أعلاه تكشف عن خصائص جسمية وبدنية ملائمة نسبياً 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، ولا سيما الشبكات العصبية الاصطناعية (Haykin, 2009).

جدول (2) يبين إجراءات توزيع العينة

ملخص الاجراءات			
المتغيرات		**N**	**النسبة**
العينة	**التدريب**	41	%59,4
	الاختبار	28	%40,6
الصلاحية		69	%100,0
مستبعد		1	-
المجموع		70	-

استنتج الباحث أن التخطيط السليم والضبط المنهجي الدقيق لهما دور كبير في بناء نموذج عصبي قوي قادر على تحقيق نتائج تصنيفية متميزة في المراحل اللاحقة، ويُعد هذا الجدول أحد المؤشرات الأساسية التي تعزز الثقة بمصداقية النموذج ونتائجه (Haykin, 2009).

يبين جدول (02) إجراءات توزيع العينة، ويُعد تنظيم العينة وتوزيعها بصورة سليمة بين مرحلتي التدريب والاختبار من الركائز الأساسية لضمان دقة نتائج النماذج التنبؤية، ولاسيما تلك المبنية على الشبكات العصبية الاصطناعية (Goodfellow, Bengio, & Courville, 2016). فقد بلغت العينة الكلية (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، وتعكس هذه النسب الدقة المنهجية في إدارة البيانات، إذ إن تقسيم البيانات بنسبة تقارب (60:40) يُعد من الأساليب المناسبة في العديد من تطبيقات تعلم الآلة، لأنه يتيح للنموذج التعلم من بيانات كافية، ثم تقييم أدائه على بيانات مستقلة لم تُستخدم أثناء التدريب، مما يسهم في قياس قدرته على التعميم وتقليل احتمالية فرط التوافق (Overfitting) (James et al., 2021; Hastie, Tibshirani, & Friedman, 2009).

كما تُبرز هذه المعالجة المتوازنة للعينة التزام الباحث بمبادئ التقسيم العشوائي المنظم للبيانات، وهو ما يدعم الاتساق الداخلي للنموذج ويحد من التحيز الإحصائي. ويعكس استبعاد مفردة واحدة فقط الاهتمام بجودة البيانات، إذ إن معالجة القيم المفقودة أو المتطرفة تُعد من الخطوات الأساسية التي تسهم في تحسين دقة النماذج التنبؤية واستقرارها (Han, Kamber, & Pei, 2012).

وفي الجانب الرياضي، يُعد اعتماد هذا الأسلوب المنهجي ضروريًا، لكون المتغير التابع في الدراسة هو الأداء المهاري، الذي يتأثر بعدد من العوامل البدنية والمهارية والبيو حركية، مما يستوجب استخدام بيانات دقيقة ونظيفة لضمان الوصول إلى نتائج ذات دلالة علمية وميدانية (Knudson, 2021). كما أشارت الدراسات إلى أن تخصيص ما بين (60–80%) من البيانات للتدريب يعد مناسبًا لبناء نماذج مستقرة وعالية الكفاءة، مع استخدام الجزء المتبقي للاختبار أو التحقق المتقاطع (Géron, 2022).

ويرجع الباحث النجاح الذي حققه النموذج في الوصول إلى دقة تصنيف مرتفعة إلى هذا الإعداد المنهجي السليم للعينة، إذ إن كفاءة الشبكات العصبية تعتمد بصورة مباشرة على جودة البيانات وتمثيلها الصحيح للظاهرة المدروسة، وهو ما تحقق من خلال توزيع العينة الموضح في هذا الجدول (Haykin, 2009; Goodfellow et al., 2016).

عرض هيكلية الشبكة العصبية الاصطناعية وتحليلها ومناقشتها:

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

بناء على ذلك، شيدت شبكة عصبية اصطناعية من النوع وحيد الطبقة المخفية (Single Hidden Layer Neural Network)، حيث تُعدّ هذه البنية من أكثر النماذج شيوعا 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.

أولا / بنية الشبكة العصبية:

تتكوّن هيكلية الشبكة من ثلاث طبقات رئيسية:

طبقة الإدخال (Input Layer): تحوي 10 عقد عصبية، تمثل المتغيرات الجسمية والبيو حركية 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.

ثانيا / 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):

أُستخدم 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 قدرة عالية على التعبير عن متوسط الفروقات بين القيم الفعلية والمتوقعة. في النموذج الحالي، بلغ مقدار الخطأ المطلق (2.3%)، وهو ما يعد 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 في الخطأ
	زمن التدريب	0:00:00.03
الاختبارات	خطأ الإنتروبيا المتقاطعة	34,177
	نسبة التوقعات غير الصحيحة	%35,7
المتغير التابع: الاداءالمهاري		
a. تعتمد حسابات الخطأ على عينة الاختبار.		

يمثل 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.

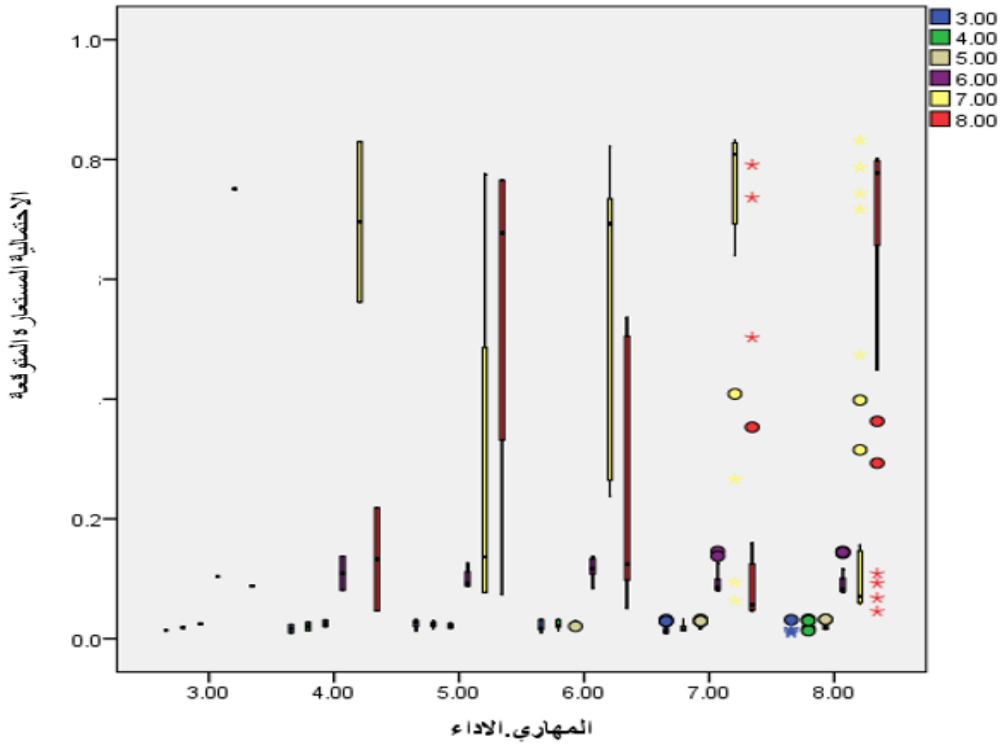
تحليل نتائج الاختبار:

سجل 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 القدرة 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. وتعد هذه القيم مدخلًا مهمًا لفهم التحديات البنيوية التي واجهها النموذج، وضرورة تطوير المعمارية الشبكية مستقبلا، إما بزيادة عدد الطبقات المخفية، أو توسيع العينة، أو تحسين اختيار المتغيرات المدخلة.

واستنتاج الباحث كان أداء 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 والقدرة 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.

أولا / 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.

ثانيا / 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 وضوحا.

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 انخفاضا ملحوظا 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.

ثالثا / وجود القيم الشاذة (Outliers):

تم رصد عدد من القيم التي تقع بعيدا 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، وعادة ما يتم معالجتها عبر تقنيات مثل التحسين الديناميكي للبيانات (Data Augmentation) أو تعديل هيكل الشبكة (Network Architecture Optimization).

رابعا / تقييم موثوقية النموذج:

استنادا إلى التوزيع العام للقيم، يمكن اعتبار أداء النموذج جيدا 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 قدرة 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.

النتائج والتوصيات:

النتائج:

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، أظهرت تقنية Lasso كفاءة واضحة في اختيار المتغيرات الأكثر تأثيرا في التنبؤ بالأداء المهاري، ما يعكس جدواها في تصميم نماذج تصنيفية دقيقة ضمن سياقات رياضية تخصصية كالمبارزة. وتتفق نتائج الدراسة

الحالية مع ما أشارت إليه دراسة حسين وجابر وحميد (2026) من أن المتغيرات البيوكينماتيكية المرتبطة بالأداء الحركي تسهم بصورة فاعلة في تحسين دقة الأداء المهاري، مما يؤكد أهمية تصميم التمرينات النوعية التي تحاكي متطلبات الأداء الفني في الأنشطة الرياضية المختلفة. (حسين، وجابر، وحميد، 2026)

2-5 التوصيات:

في ضوء الاستنتاجات التي توصل إليها الباحث، يوصي بالآتي:

ضرورة تبني 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، يوصى بإجراء دراسات مستقبلية تدمج بين المتغيرات الجسمية والبي وحركية من جهة، والمتغيرات النفسية والعقلية من جهة أخرى، للحصول على نماذج تصنيفية أكثر شمولا وعمقا في فهم خصائص المبارزين.

المراجع:

1. Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). Deep Learning. MIT Press.

2. Haykin, S. (2009). Neural Networks and Learning Machines (3rd ed.). Pearson Education.

3. Knudson, D. (2021). Fundamentals of Biomechanics (3rd ed.). Springer.

4. Roi, G. S., & Bianchedi, D. (2008). The Science of Fencing: Implications for Performance and Injury Prevention. Sports Medicine, 38(6), 465–481.

5. Schmidt, R. A., & Lee, T. D. (2019). Motor Learning and Performance: From Principles to Application (6th ed.). Human Kinetics.

6. Bompa, T. O., & Buzzichelli, C. (2019). Periodization: Theory and Methodology of Training (6th ed.). Human Kinetics.

7. Field, A. (2018). Discovering Statistics Using IBM SPSS Statistics (5th ed.). Sage Publications.

8. Haykin, S. (2009). Neural Networks and Learning Machines (3rd ed.). Pearson Education.

9. Hopkins, W. G. (2000). Measures of Reliability in Sports Medicine and Science. Sports Medicine, 30(1), 1–15.

10. Knudson, D. (2021). Fundamentals of Biomechanics (3rd ed.). Springer.

11. Sterkowicz-Przybycień, K., Sterkowicz, S., & colleagues. (2022). Research on Physical Fitness and Performance in Fencing. Journal of Human Kinetics.

12. Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). Deep Learning. MIT Press.

13. Géron, A. (2022). Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow (3rd ed.). O'Reilly Media.

14. Han, J., Kamber, M., & Pei, J. (2012). Data Mining: Concepts and Techniques (3rd ed.). Morgan Kaufmann.

15. Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. (2009). The Elements of Statistical Learning (2nd ed.). Springer.

16. Haykin, S. (2009). Neural Networks and Learning Machines (3rd ed.). Pearson Education.

17. James, G., Witten, D., Hastie, T., & Tibshirani, R. (2021). An Introduction to Statistical Learning (2nd ed.). Springer.

18. Knudson, D. (2021). Fundamentals of Biomechanics (3rd ed.). Springer.

19. Hussein, M. A., Jaber, M. M., & Hameed, M. G. (2026). *The relationship of some bio-kinematic variables of the readiness stance and serve accuracy among Middle Euphrates tennis players*. Auras Journal of Sports Sciences, 4(2).