دراسة مقارنة للقدرة التنبؤية لزمن السباحة من القياسات البدنية بإستخدام نموذجين للإنحدار ونموذج تحليل الشبكة العصبية

أ.م.د. كارم احمد ابوزيد حشيش
استاذ مساعد بقسم اصول التربية الرياضيه
كلية التربية الرياضية للبنين
جامعة الإسكندرية

أ.م.د. خالد مصطفى اسماعيل الشبكي
أستاذ مساعد بقسم اصول التربيه الرياضيه
كلية التربية الرياضية للبنين
جامعة الإسكندرية

م.د. سارة محمد بسيوني مصطفي
مدرس بقسم نظريات وتطبيقات الرياضة المدرسية
كلية التربية الرياضية للبنات
جامعة الإسكندرية

المقدمة ومشكلة الدراسة :

يتعامل علم الإحصاء من خلال نواتج القياس الرقمية للوصول الى نتائج محددة تتمثل في أهداف البحث العلمى التي تشمل الوصف والمقارنة والتتبع أو دراسة التأثيرات والتحكم فيها وأخيراً دراسة العلاقات والتنبؤ والتي تحتل أهمية كبيرة في كافة المجالات من خلال تحليل البيانات لتحقيق هذه الأهداف.

حيث يذكر طاهر دست **Taher doost** (٢٠٢٠) أن تحليل البيانات هو ببساطة عملية تحويل البيانات التي تم جمعها إلى معلومات ذات معنى؛ حيث يتم إستخدام تقنيات مختلفة للوصول إلى الإتجاهات والعلاقات، وبالتالي الإستنتاجات لمعالجة عملية صنع القرار. ويجب إعداد البيانات قبل إستخدام ها في عملية تحليل البيانات من خلال عدد كبير من المعالجات حيث يوضح أن الأنواع الرئيسية لطرق تحليل البيانات تنقسم إلى الطرق الست الرئيسية التالية وهي :-

● وصفي Descriptive ● إستكشافي Exploratory ● إستنتاجي Inferential● تنبؤي Predictive● توضيحي أو سببي Explanatory or Causal ● ميكانيكي Mechanistic . حيث تعد الدراسات التنبؤية من أهم الأنواع وأكثرها شيوع. **العباسى، عبد الحميد ٢٠١٣**

ويعرض هالتون Halton (٢٠٢٤) في مقاله بعنوان التحليلات التنبؤية: بعنوان التعريف وأنواع النماذج والإستخدامات تعريفة عن ماهي التحليلات التنبؤية حيث يوضح أن التحليلات التنبؤية هي إستخدام الإحصائيات وتقنيات النمذجة للتنبؤ بالنتائج المستقبلية حيث يتم فحص أنماط البيانات الحالية والتاريخية وتخطيطها لتحديد إحتمالية تكرار تلك الأنماط

حيث توضح تايكود Ticong (٢٠٢٤) أن التحليلات التنبؤية هي نوع من تحليلات البيانات المتقدمة التي تستخدم البيانات التاريخية والخوارزميات الإحصائية والتعلم الآلي (ML) للتنبؤ بالنتائج المستقبلية بدقة عالية ؛ حيث تقوم التحليلات التنبؤية بتقييم البيانات والأنماط السابقة لإكتشاف المخاطر، وإيجاد الفرص، وتوقع التغييرات ، والتنبؤ بالإتجاهات، حيث يتم إستخدام مجموعة واسعة من التقنيات في التحليلات التنبؤية، بما في ذلك الإنحدار، وإستخراج البيانات، ونمذجة التصنيف، والشبكات العصبية، وتحليل السلاسل الزمنية. إن معرفة ما هو المناسب لمختلف التطبيقات والأهداف المختلفة أمر ضروري لإستخدامها بنجاح في عملك.

بينما يوضح طاهردست (٢٠٢٠) أن التحليل التنبؤى يعتمد على الحقائق التاريخية والحالية للوصول إلى التنبؤات المستقبلية ، كما يمكنه أيضاً إستخدام البيانات من موضوع للتنبؤ بقيم موضوع آخر ، فهناك نماذج تنبؤية مختلفة. ومع ذلك، يمكن أن يعمل نموذج بسيط يحتوي على المزيد من البيانات بشكل أفضل.

شكل(١) يوضح أساليب التحليلات التنبؤية المختلفة عن وتعرض تايكود ٢٠٢٤

حيث يشير موقع Qlik® (٢٠٢٤) الى أن أكثر الطرق إستخداماً هما الإنحدار، حيث تُستخدم نماذج الإنحدارللتنبؤ بقيمة عددية مستمرة بناءً على واحد أو أكثر من متغيرات الإدخال. الهدف من نموذج الإنحدار هو تحديد العلاقة بين متغيرات المدخلات ومتغير المخرجات ، وإستخدام تلك العلاقة لعمل تنبؤات حول متغير المخرجات. تُستخدم نماذج الإنحدار بشكل شائع في مجالات مختلفة، بما في ذلك التحليل المالي والإقتصاد والهندسة، للتنبؤ بالنتائج مثل المبيعات وأسعار الأسهم ودرجات الحرارة. حيث تفترض نماذج الإنحدار الخطي وجود علاقة خطية بين متغيرات الإدخال ومتغير الإخراج. وتفترض نماذج الإنحدار متعدد الحدود وجود علاقة غير خطية بين المدخلات والمخرجات. بينما تُستخدم نماذج الإنحدار اللوجستي لمشاكل التصنيف الثنائي، حيث يكون متغير الإخراج إما ٠ أو ١. أما الطريقة الثانية هي نماذج الشبكة العصبية هي نوع من تقنيات النمذجة التنبؤية المستوحاة من بنية ووظيفة الدماغ البشري. الهدف من هذه النماذج هو تعلم العلاقات المعقدة بين متغيرات المدخلات ومتغيرات المخرجات، وإستخدام تلك المعلومات لإجراء التنبؤات. غالبًا ما تُستخدم نماذج الشبكة العصبية في مجالات مثل التعرف على الصور، ومعالجة اللغة الطبيعية، والتعرف على الكلام، لإجراء تنبؤات

يتضح مما سبق أن دراسات التنبؤ تلعب دوراً هاماً كمجال للدراسة لما له من أهمية علمية وتطبيقية هامة في جميع المجالات ومنها التربية البدنية والرياضة ، وتعتمد دراسات التنبؤ على نمط خاصة من المعالجات الإحصائية يحقق هذا التنبؤ وهى كما يتضح من الشكل (١) التنقيب في البيانات والإنحدار وتحليل السلاسل الزمنية ونماذج التصنيف والشبكة العصبية وهى الأحدث من هذه التطبيقات كما تم تطوير بعض أساليب المعالجات الأخربإستخدام تطبيقات الذكاء الاصطناعى وخاصة الإنحدار والتصنيف فظهر نمط متقدم منها خلاف الأنماط التقليدية.

ومجال التربية البدنية والرياضة يستخدم التنبؤ لتحقيق العديد من الأهداف وخاصة في التدريب والانتقاء ومع النظرة الحديث للأداء البدنى كظاهرة معقدة ومع تعدد نوعيات النواتج من هذا الأداء تعددت الأساليب الإحصائية وصلاحيتها في التنبؤ ولذا فقد عمدت الدراسة الى إستخدام بيانات فعلية لإحدى الأنشطة الرقمية (السباحة) لتطبيق أكثر أساليب الإنحدار إستخداماً والمقارنة بينها في قدرتها على تحقيق هذا التنبؤ لتحديد أكثرها دقة .

الدراسة النظرية :

وهو ما تم في عدة مجالات آخري فقد قام مونيوز وفيليسيمو **Muñoz & Felicísimo, (٢٠٠٤)** دراسة بعنوان مقارنة بين الأساليب الإحصائية المستخدمة بشكل شائع في النمذجة التنبؤية في البيانات الجغرافية حيث إستخدام

كل من الإنحدار المتعدد اللوجستي ، والإنحدار والتصنيف الرئيسي والإنحدار التحليلي لشجرة الإنحدار (CART) ، على نفس البيانات الجغرافية حيث ان هذه الطرق الأكثر شيوعا في هذا المجال حيث اتضح ان نموذج MARS وRegression Tree Analysis حقق أفضل نجاح في التنبؤ ، على الرغم من صعوبة إستخدام نموذج CART لأغراض رسم الخرائط بسبب تعقيد النموذج.

كما تعرضت هونغوي يانغ Hongwei Yang (٢٠١٣) في مقالة منشورة بعنوان إدخال إجراء النمذجة الخطية التلقائية (LINEAR) في إحصائيات SPSS تستعرض هذه المقالة إجراء النمذجة الخطية التلقائية (LINEAR) الجديد التي بدأت تظهر إعتباراً من النسخة SPSS 25 وتقدمه كأداة تحليلية جديدة للباحثين الذين يستخدمون الإنحدار الخطي بانتظام . تحقيقاً لهذه الغاية، تستخدم المقالة تطبيقات معيارية لفحص إثنتين من ميزاتها الرئيسية هما الإعداد التلقائي للبيانات بالتحويل للبيانات حسب نوعها والإختيار التلقائي للمجموعة الفرعية ، بالإضافة إلى ذلك، تناقش المقالة قيود الإجراء الخطي، وطرق تحسينه

ويشير جينك وميندیز Genç and Mendeş (٢٠٢٤) من خلال مقارنة أداء الإنحدار الخطي المتعدد والنمذجة الخطية التلقائية لأحجام العينات المختلفة وعدد المتنبئات. وأُجريت لهذا الغرض دراسة شاملة وعلى الرغم من أن كلتا الطريقتين أعطتا نتائج متشابهة جداً خاصة عند دراستها بأحجام عينات كبيرة ($n\geq100$) ، إلا أن النمذجة الخطية التلقائية مفضلة لتحليل مجموعات البيانات نظراً لبساطتها في تحليل البيانات وتفسير النتائج ، والقدرة على تقديم النتائج بصرياً وتوفير معلومات أكثر تفصيلاً خاصة دراسة مجموعات البيانات المعقدة الكبيرة. **بدراسة بعنوان مقارنة بين نماذج ML** المختلفة للتنبؤ بنتائج مباريات كرة القدم حيث قارن ثلاثة نماذج ML تستخدم للتنبؤ بنتائج مباريات كرة القدم. هذه النماذج من ثلاثة أطر زمنية مختلفة، وتم إجراء مراجعة شاملة لتحديد النموذج الأفضل ونموذج التنبؤ الأكثر دقة ، بدءاً من الخوارزميات مثل الإنحدار اللوجستي والشبكات العصبية والغابة العشوائية بدقة تبلغ حوالي ٦٠٪. تأخذ بعض الخوارزميات أيضاً في الإعتبار شكل الفرق في المباريات الخمس الأخيرة.

بينما يؤكد فردريك Fredrik (٢٠٢٣) من خلال رسالة الماجستير أن التعلم الآلي هو وسيلة ممتازة لعمل التنبؤات. في هذه الأطروحة، تتم مقارنة وتحليل العديد من خوارزميات التعلم الآلي ومجموعات البيانات للعثور على أفضل نهج. كلما زادت دقة التنبؤ التي يحققها النموذج، زادت دقة تنبؤاته. عند التنبؤ بنتائج مباريات كرة القدم، هناك ثلاث نتائج محتملة: الفوز للفريق المضيف ، أو التعادل ، أو الفوز للفريق الضيف. لمعالجة مشاكل التصنيف هذه بإستخدام التعلم الآلي، يمكن إستخدام التصنيف متعدد الفئات

في دراسة ماسيزياك وآخرون Maszczyk et-al (٢٠١٤) بعنوان تطبيق النماذج العصبية والإنحدار في التنبؤ بالنتائج الرياضية حيث كان الهدف من التحقيق هو مقارنة الإنحدار والنماذج العصبية فيما يتعلق بدقتها في التنبؤ بالنتائج الرياضية. شملت الدراسة الحالية مجموعة من ١١٦ قاذف الرمح ، تتراوح أعمارهم بين ١٨±٥.٠ سنة. تم إجراء التحليل الإحصائي في البداية عن طريق اختبار الاعتدالية Shapiro-Wilk واختبار التجانس. كشفت مصفوفة الإرتباط وتحليل الإنحدار عن أربعة متنبئات (خطوة متقاطعة ، قوة محددة للذراعين والجذع ، قوة محددة لعضلات البطن وقوة القبضة). بعد ذلك ، تم بناء نماذج الإنحدار غير الخطي وكذلك النماذج العصبية. وبالتالي ، للتحقق من نماذجنا ، تم توقع النتائج الرياضية لمجموعة من ٢٠ قاذف رمح من المنتخب الوطني البولندي وإختبارها من خلال مقارنة التنبؤات التي تم إنشاؤها بواسطة النموذج مع بياناتهم الفعلية. أظهرت نماذج الإنحدار غير الخطي وشبكات الإدراك المنظمة على شكل ٤-٣-١ قدرتها على إجراء التعميمات والتنبؤ بالنتائج الرياضية. علاوة على ذلك ، كان الفرق في قيمة الأخطاء المطلقة ١٢.٦٨ م (بين الأداء الحقيقي والمقدر في مجموعة من ٢٠ رماة الرمح البولنديين) ، وبالتالي تفضيل النماذج العصبية. يظهر تحليل البيانات المذكورة أعلاه بوضوح أن النموذج العصبي يعمل بشكل أفضل في التنبؤ بالنتائج الرياضية من نموذج الإنحدار . لذلك ، أظهر التحقيق دقة أكبر بكثير في التنبؤ بنماذج الإدراك.

كما قام هيزلوود Heazlewood (٢٠٠٦) بدراسة بعنوان التنبؤ مقابل الواقع: إستخدام النماذج الرياضية للتنبؤ بأداء النخبة في السباحة وألعاب القوى في الألعاب الأولمبية حيث حاول عدد من الدراسات التنبؤ بالأداء الأولمبي المستقبلي في ألعاب القوى والسباحة بناء على الاتجاهات المعروضة في الألعاب الأولمبية السابقة. إستخدام البعض نماذج خطية لرسم التغيير والتنبؤ به ، بينما إستخدام البعض الآخر طرقا متعددة لتقدير المنحنى بناء على الدوال العكسية والسيني والتربيعي والمكعب والمركب واللوجستي والنمو والأسي. عرضت النماذج غير الخطية بشكل أقرب إلى البيانات الفعلية

وإستخدامها للتنبؤ بتغيرات الأداء ١٠ و١٠٠ و١٠٠٠ سنة في المستقبل. تنبأت بعض النماذج أنه في بعض الأحداث، ستتقاطع الأوقات والمسافات بين الذكور والإناث وأن الإناث سيظهرن في النهاية أداء متفوقاً على الذكور. تم تقييم التنبؤاتبإستخدام النماذج الرياضية القائمة على ألعاب القوى قبل عام ١٩٩٦ وعروض السباحة قبل عام ١٩٩٨ بناء على مدى توقعهم للعدو السريع والقفزات، وأداء السباحة الحرة لكل من الذكور والإناث في الألعاب الأولمبية لعامي ٢٠٠٠ و٢٠٠٤. وكشفت التحليلات أن التوقعات كانت أقرب بالنسبة لأحداث السباحة الأقصر حيث كانت الأوقات الفعلية لمسافة ٥٠ مترا للرجال و٥٠ مترا و ١٠٠ متر للسيدات متطابقة تقريبا مع الأوقات المتوقعة. بالنسبة لكل من الرجال والنساء، مع زيادة مسافات السباحة ، إنخفضت دقة النموذج التنبئي ، حيث كانت الأوقات المتوقعة أسرع بنسبة ٤.٥-٧٪ من الأوقات الفعلية المحققة. لم تكن الإتجاهات الحقيقية في بعض الأحداث التي تظهر حاليا انخفاضاً في الأداء متوقعة من خلال النماذج الرياضية، التي تنبأت بتحسينات متسقة في جميع الأحداث الرياضية والسباحة المختارة في هذه الدراسة.

هدف البحث :

دراسة مقارنة للقدرة التنبؤية لزمن السباحة من القياسات البدنية بإستخدام نموذجين للإنحدار ونموذج تحليل الشبكة العصبية ؛حيث أن الأساس في فكرة الدراسة هو تحديد أفضل طرق التنبؤ في المجال الرياضى من خلال ٣ نماذج هي الأكثر إستخدام اً وقد عمد الباحثين إلى تحقيق هدف البحث من خلال مجموعة بيانات فعلية في المجال الرياضى على السباحين لتحقيق الأغراض التالية:-

١- بناء نموذج تنبؤى بإستخدام الإنحدار المتعدد المتزايد وتطبيقه.
٢- بناء نموذج تنبؤى بإستخدام الإنحدار الآلى المبنى على الذكاء الإصطناعى وتطبيقة.
٣- بناء نموذج تنبؤى بإستخدام الشبكة العصبية متعددة الطبقات وتطبيقة.
٤- المقارنة بين النماذج الثلاثة في القدرة التنبؤية.

تساؤلات البحث :

١- ماالنموذج التنبؤى بإستخدام الإنحدار المتعدد المتزايد وتطبيقه.
٢- هل يمكن بناء نموذج تنبؤى بإستخدام الإنحدار الآلى المبنى على الذكاء الإصطناعى وتطبيقة.
٣- ما هو النموذج تنبؤى بإستخدام الشبكة العصبية متعددة الطبقات وتطبيقة.
٤-هل يمكن المقارنة بين النماذج الثلاثة في القدرة التنبؤية.

الإجـــــراءات :

مجتمع البحث:

إشتمل مجتمع البحث علي سباحين أندية وأكاديميات السباحة بالإسكندرية والبحيرة.

عينة البحث :

تم إختيار عينة البحث بالطريقة العشوائية من السباحين والسباحات من مرحلة ١٤ و١٥ سنة من أندية وأكاديميات السباحة الإسكندرية والبحيرة **وقد بلغ عددهم ٩٠ سباح وسباحة والجدول التالى يوضح توزيع العينة حسب الجنس والمرحلة السنية .**

جدول (١)

توصيف عينة البحث ككل في متغيرات النمو (السن - الطول -الوزن- العمر التدريبي)

(ن= ٩٠)

المتغيرات	مقاييس النزعة المركزية			الإنحراف المعيارى	مقاييس شكل التوزيع		اختبار شابيرو ويلك للإعتدالية
	الوسط الحسابى	الوسيط	المنوال		الإلتواء	التفلطح	
السن	14,85	14,00	14,00	2,18	1,43-	1,36-	0.93
الطول	153.84	153.00	153.00	7.36	0.28	0.40	0.96
الوزن	45.39	44.00	39.00	7.06	1.14	1.19	0.94
العمر التدريبى	3.69	4.00	4.00	0.97	1.15	2.16	0.89

يتضح من نتائج الجدول (١) المتوسط الحسابى والوسيط والإنحراف المعيارى ومعامل الإلتواء لمتغيرات (السن ، الطول ، الوزن ، العمر التدريبي) لعينة البحث ، حيث أن قيم معاملات الإلتواء تقترب من الصفر ، كما يتضح أيضاً من إختبار شابيرو إعتدالية البيانات مما يؤكد إعتدالية البيانات لأفراد عينة البحث في المتغيرات الأولية .

جدول (٢)

عينة البحث من حيث النوع والسن

النوع	التكرارات / النسب	السن		الاجمالى
		١٤ سنة	١٥ سنة	
ذكر	العدد	20	42	62
	النسبة %	%22.2	%46.7	%68.9
انثى	العدد	22	6	28
	النسبة %	%24.4	%6.7	%31.1
الاجمالى	العدد	42	48	90
	النسبة %	%46.7	%53.3	%100.0

يوضح جدول (٢) أعداد ونسب العينة من حيث نوعها وجنسها .

طرق جمع البيانات :

إختار الباحثين القياسات التي تمثل أهمية في اللياقة البدنية العامة والخاصة للاعبين في أغلب الأنشطة كنموذج للمتغيرات المستقلة ، وقد تمت القياسات وفق القواعد والأسس المتعارف عليها في تطبيق الإختبارات على جميع أفراد العينة المختارة وجميع الإختبارات لها معاملات علمية في أغلب الدراسات التي إستخدام تها وجدول (٣) يوضح الإختبارات

جدول (٣)

إختبارات القدرات البدنية والمستوي الرقمي والأجهزة المستخدمة

م	الإختبار	هدف القياس	وحده القياس	الاجهزة و الادوات	رقم الملحق
١	الوثب العمودي لسارجنت	القدرة العضلية للرجلين	سم	طباشير	المتغيرات التابعة
٢	الانبطاح المائل وثنى الذراعين خلال دقيقه	تحمل القوه لعضلات الذراعين و الكتفين	عدد	صفاره	
٣	اختبار ١٥٠٠م جرى	التحمل	الثانية	ساعه إيقاف	
٤	التعلق بالعقلة الشد لأعلى	تحمل القوه لعضلات الذراعين و الكتفين	عدد	عقلة	
٥	الجلوس من الرقود وضع ثني الركبتين	تحمل القوه لعضلات البطن	عدد	صفاره	
٦	الوثب العريض من الثبات	القدرة العضلية للرجلين	سم	شريط قياس	
٧	٥٠م سباحه حره	مستوى رقمي	ثانيه	ساعه إيقاف	المتغير المستقل

يتضح من جدول (٣) المتغيرات التابعة (المتغيرات البدنية) والمستقلة (٥٠م سباحه حره)

التصميم الاحصائى :

يعتمد تحقيق أهداف البحث على إستخدام النماذج الأكثر إستخدام ا في التنبؤ والذي قد تم اختيارهم بناء على الدراسات النظرية على نفس مجموعة البيانات الفعلية والتي تشمل رقم السباحة المحقق كمتغير تابع أو مخرج لمجموعة البيانات البدنية كمتغيرات مستقلة أو مدخلات من النوع المتصل وقد راعَ الباحثين إضافة جنس السباح كمتغير لزيادة صعوبة بناء النموذج باعتباره متغير إسمى Binomial.

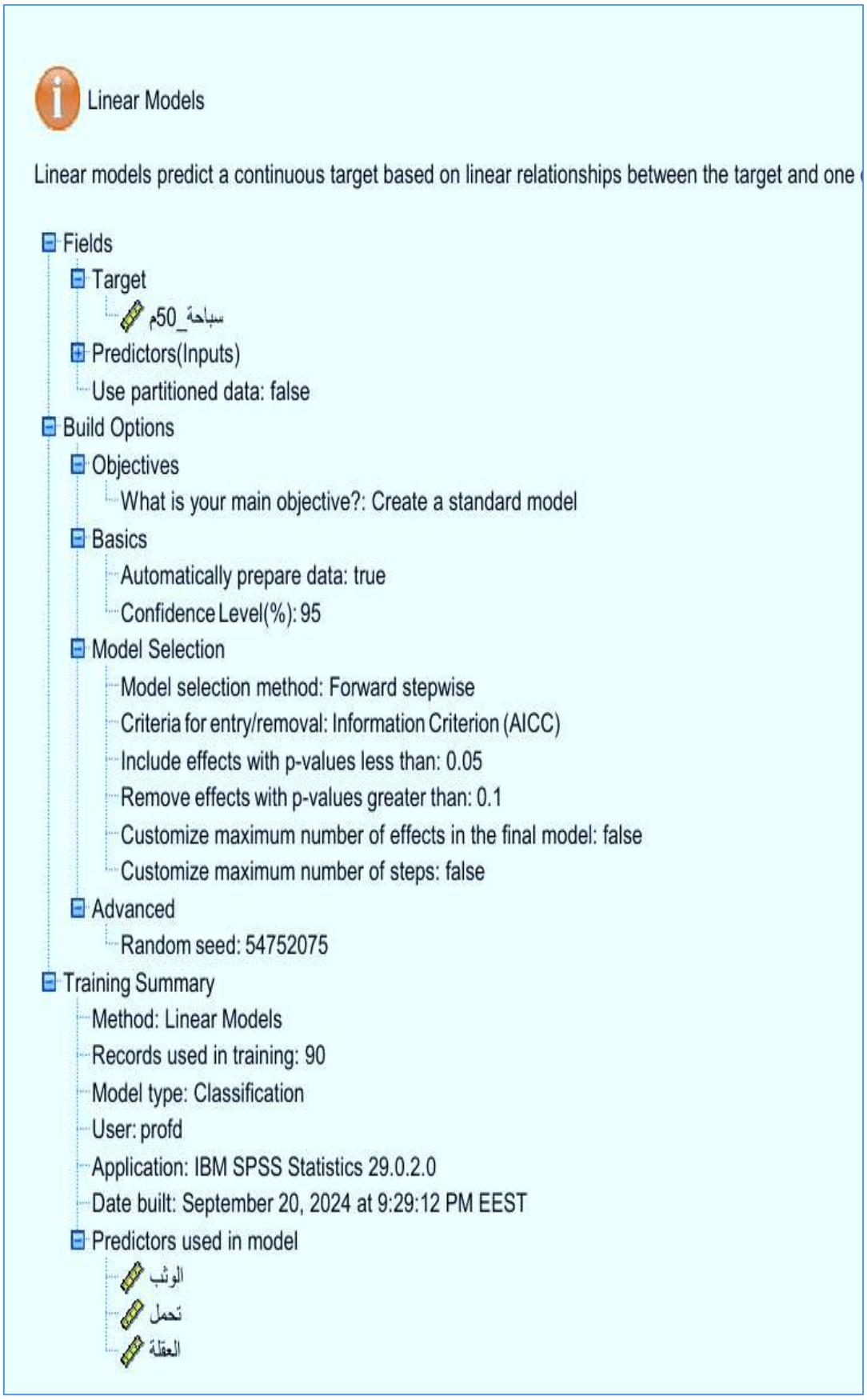
وقد تم إستخدام المعالجات الإحصائية التالية:

١- تحليل الإنحدار بطريقة الإنحدار المتعدد المتزايد وفق المعطيات الأساسية لنموذج الإنحدار المتعدد في قبول المتغيرات وإستخلاص النموذج التنبؤى وتطبيق المعادلة التنبؤية لتحديد قدرة النموذج على التنبؤ.

٢- تحليل الإنحدار الآلى المبنى على الذكاء الاصطناعى للوصول إلى معادلة الإستخلاص وتطبيقها وذلك بعد تحويل البيانات وفق المعطيات التالية في الشكل (٢).

٣- تحليل الشبكة العصبية متعددة الطبقات للوصول الى المعادلة التنبؤية وتطبيقها.

٤- المقارنة بين نواتج التنبؤ في النماذج الثلاثة بإستخدام قياس التماثل بين المتغيرات الخاصة بالتنبؤ من النماذج الثلاثة مع الرقم الفعلى بإستخدام تحليل المسافات للتماثل بين المتغيرات والتي تتمثل في الرقم الفعلى والأرقام المتنبئ بها من النماذج المختلفة.



شكل رقم (٢) معطيات نموذج الإنحدار الآلى المستخدم في بناء النموذج

عرض ومناقشة النتائج :

جدول (٤)

التوصيف الإحصائي للمتغيرات البدنية وسباجة (٥٠م) حره قيد البحث

(ن =٩٠)

المتغيرات		مقاييس النزعة المركزية			الإنحراف المعيارى	مقاييس شكل التوزيع		الإعتدالية اختبار شبيرو-ويلك
		الوسط الحسابى	الوسيط	المنوال		الإلتواء	التقلطح	
المتغيرات البدنية (المتغير التابع)	الوثب العريض	56.44	56.00	53،٠٠	5.18	0.07-	0.02-	0.98
	الوثب العمودى	25.67	26.00	27.00	3.95	0.08	0.75-	0.98
	الضغط	38.33	39.00	40.00	7.24	0.31-	0.13-	0.99
	١٥٠٠م جرى	427.22	430.00	390،٠٠	33.98	0.02	1.03-	0.97
	الشد على العقلة	19.20	20.00	23.00	5.92	0.73-	0.14	0.96
	بطن	64.77	64.50	62.00	11.67	0.50-	1.23	0.97
المتغير المستقل	سباحة_٥٠م حرة	40.16	39.62	31،56	7.58	0.89	0.62	0.93

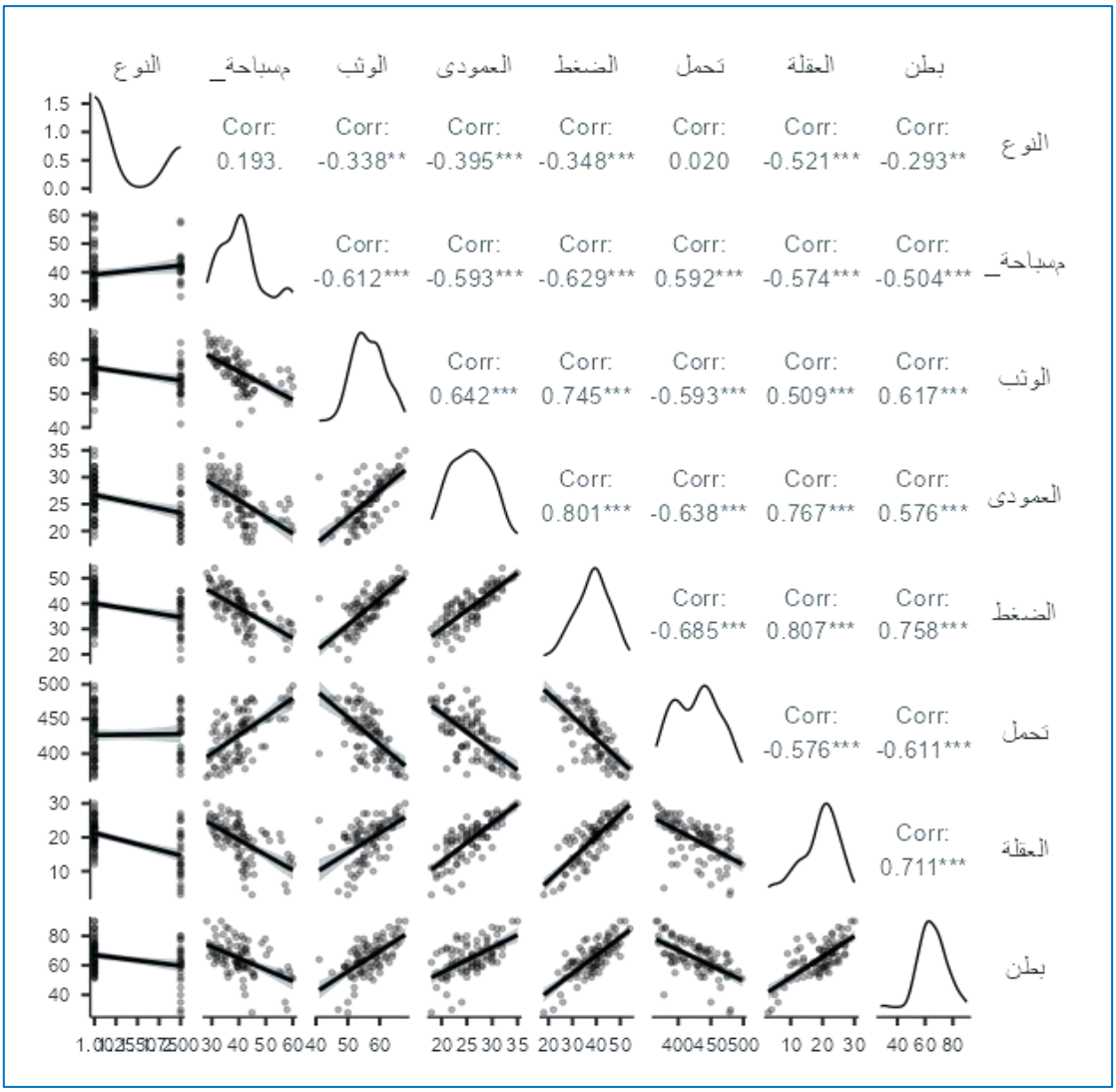
يتضح من جدول (٤) المتوسط الحسابي والإنحراف المعياري ومعامل الإختلاف للمتغيرات البدنية وسباحة (٥٠م) حرة أن معاملات الإلتواء تراوحت بين (-0.73: 0.89) ، حيث أن قيم معاملات الإلتواء تقترب من الصفر ، كما يتضح أيضاً من إختبار شابيرو إعتدالية البيانات مما يؤكد إعتدالية البيانات لأفراد عينة البحث فى المتغيرات البدنية وسباحة (٥٠م) حرة قيد البحث .

جدول (٥)

مصفوفة الإرتباط البسيط للمتغيرات البدنية والمتغير المستقل

الدلالات الإحصائية / التكرار	الوثب العريض	العمودى الوثب	الضغط	١٥٠٠م جرى	الشد على العقلة	بطن	سباحة_٥٠م حرة
الوثب العريض	1						
الوثب العمودى	,٦٤٢**	1					
الضغط	,٧٤٥**	,٨٠١**	1				
١٥٠٠م جرى	-,٥٩٣**	-,٦٣٨**	-,٦٨٥**	1			
الشد على العقلة	,٥٠٩**	,٧٦٧**	,٨٠٧**	-,٥٧٦**	1		
بطن	,٦١٧**	,٥٧٦**	,٧٥٨**	-,٦١١**	,٧١١**	1	
سباحة_٥٠م حرة	-,٦١٢**	-,٥٩٣**	-,٦٢٩**	,٥٩٢**	-,٥٧٤**	-,٥٠٤**	1

يتضح من الجدول (٥) أن هناك علاقة بين جميع المتغيرات وبعضها وفقاً لمعنوية معامل الإرتباط البسيط مما يشير إلى وجود علاقة خطية بين المتغيرات وبعضها وهو ما يظهر في الشكل (٣) وهو أحد شروط الإنحدار المتعدد مما يمكنا من إستخدام ه مع المتغيرات ما عدا النوع وهو متغير ثنائى.



شكل (٣) (يجمع بين شكل التوزيع والإعتدالية والعلاقة الخطية بين المتغيرات)

أولاً: نموذج الإنحدار المتعدد المتزايد Multiple Stepwise Regression Model

جدول (٦)

ملخص معطيات نموذج الإنحدار المتعدد المتزايد

Model Summary						
Change Statistics		الخطأ المعيارى للتبؤ	الإرتباط المصحح	مربع الإرتباط المتعدد	الإرتباط المتعدد	نموذج الإستخلاص
التغير في ف	التغير في الإرتباط					
**57.560	0.395	5.93	0.389	0.395	,٦٢٩	1
**7.685	0.049	5.71	0.432	0.445	,٦٦٧	2
*5.299	0.032	5.58	0.458	0.477	,٦٩٠	3

يتضح من الجدول (٦) والخاص ملخص النموذج المستخلص بإستخدام الإنحدار المتعدد المتزايد أنه أمكن إستخلاص النموذج من خلال ٣ خطوات ، وتم الإعتماد على النموذج لتصل إلى إرتباط متعدد (٠,٦٩٠) بنسبة إسهام (٤٥.٨%) .

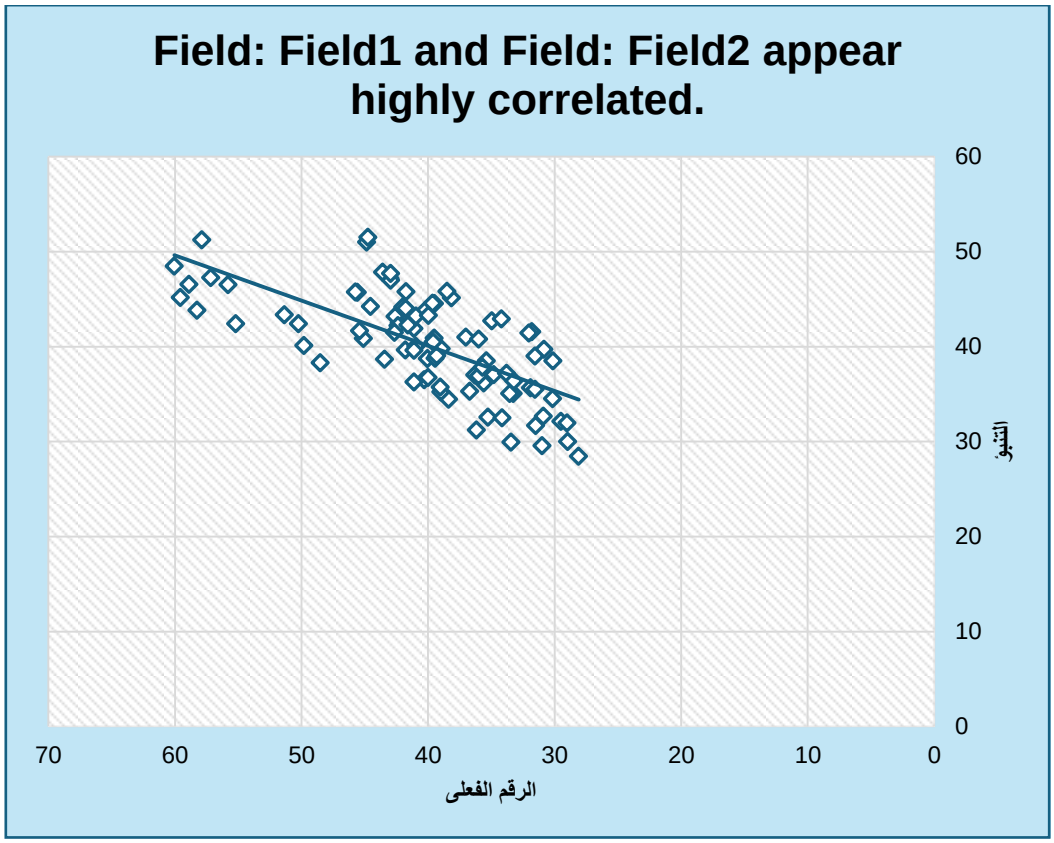
جدول (٧)

تحليل الإنحدار الخطى المتعدد المتزايد لمساهمة المتغيرات البدنية وسباحة (٥٠م) حره

ن=٩٠

نموذج الإستخلاص		القيم اللامعيارية للإنحدار Unstandardized Coefficients		القيم المعيارية Unstandardized Coefficients	اختبار ت ومعنويتها	المعنوية
		الثابت	الخطأ المعيارى	Beta		
1	الرقم القاطع (Constant)	65.392	3.384	0.629-	**19.325	0.000
	الضغط	0.658-	0.087		**7.587	0.000
2	الرقم القاطع (Constant)	28.030	13.867	—	*2.021	0.046
	الضغط	0.440-	0.115	0.420-	**3.830	0.000
	١٥٠٠م جرى	0.068	0.024	0.304	**2.772	0.007
3	الرقم القاطع (Constant)	47.642	15.994	—	**2.979	0.004
	الضغط	0.257-	0.137	0.246-	1.872	0.065
	١٥٠٠م جرى	0.058	0.024	0.262	*2.409	0.018
	الوثب العريض	0.400-	0.174	0.273-	*2.302	0.024
المعادلة التنبؤية	زمن سباحة ٥٠ متر حرة = ٤٧.٦٤٢-٠.٢٥٧ × الضغط +٠.٠٥٨ × زمن جرى ١٥٠٠ متر-٠.٤٠٠ × مسافة الوثب العريض ±٥.٥٧٧ ث					

يتضح من جدول (٧) نتائج تحليل الإنحدار المتعدد المتزايد لمساهمة المتغيرات البدنية وسباحة (٥٠م) حره لدى السباحين ، حيث تم الاعتماد على خصائص النموذج الثالث بإستخدام المعادلة التنبؤية للحصول على زمن سباحة ٥٠ متر حرة في المرحلة الثالثة وقيم الثوابت الخاصة بمعادلة التنبؤ الناتجة من نموذج الإنحدار المتعدد المتزايد .



شكل (٤) يوضح العلاقة بين الرقم الفعلى والرقم من خلال معادلة التنبؤ بالنموذج الأول

وقد تم إستخدام النموذج على البيانات الفعلية بإستخدام معادلة التنبؤ الناتجة للتنبؤ بالرقم والشكل (٤) وهو يوضح العلاقة الخطية بين الرقم الفعلى والرقم الناتج من معادلة التنبؤ رغم المشكلات الخاصة بالتنبؤ من خلال نموذج الإنحدار المتعدد.

ولذا يؤكد جينك وميندیز Genç and Mendeş (٢٠٢٤) على الرغم من أن الإنحدار المتعدد يستخدم على نطاق واسع في الممارسة العملية وأداة رائعة للتحقيق في علاقات المتغيرات التابعة والمستقلة ، إلا أنه لا يوصى به في كثير من الحالات بسبب الإفراط في تبسيط مشاكل العالم الحقيقي من خلال افتراض وجود علاقة خطية بين المتغيرات.

ولذا يوضح هونغوي يانغ Hongwei Yang (٢٠١٣) ويتم تنفيذ نمذجة الإنحدار الخطي في برنامج الحزمة الإحصائية للعلوم الاجتماعية (SPSS)بإستخدام إجراء الإنحدار ، وهو قادر على ملاءمة النماذج الخطية وحساب مجموعة متنوعة من إحصائيات ملاءمة النموذج. ومع ذلك ، فإن هذا الجانب من البرنامج له أيضاً قيود حيث يقتصر على الطريقة التدريجية فقط مع عدم القدرة على إجراء إنحدار المجموعات الفرعية الممكنة ومحدودية تحويل البيانات وإستخدامها من حيث الإحصاءات المثلى لإختيار المتغيرات والمعايير الحالية كما انه غير قادر على تحديد الحالات المتطرفة ومعالجتها تلقائياً، وغير قادر على إجراء مجموعة نموذجية لتحسين التنبؤات ، غير قادر على التفاعل مع خادم SPSS برنامج للعمل مع بيانات كبيرة جداً ولذا تقدم هذه المقالة التطور الجديد في SPSS المتعلق بالنمذجة الخطية الآلية، والذي يسرع عملية تحليل البيانات من خلال عدة آليات تلقائية . الإجراء الجديد هو تحسين على التقنية التقليدية في القيود الموضحة أعلاه. على وجه الخصوص، هناك مجالان رئيسيان للتحسين هما الإختيار التلقائي للمتغير وإعداد البيانات تلقائياً بصرف النظر عن نوعها. وهو ما سوف تستخدم في المرحلة الثانية من البحث .

ثانيا : النمذجة الخطية الاليه المعتمدة على الذكاء الاصطناعى

Automatic Linear Regression Modeling

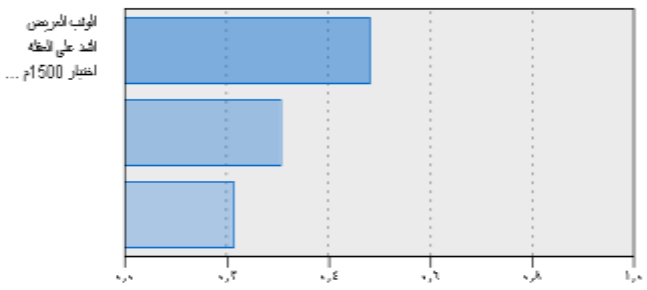
نماذج الإنحدار التلقائي هي فئة من نماذج التعلم الآلي (ML) التي تتنبأ تلقائياً بالمكون التالي في التسلسل عن طريق أخذ قياسات من المدخلات السابقة في التسلسل .

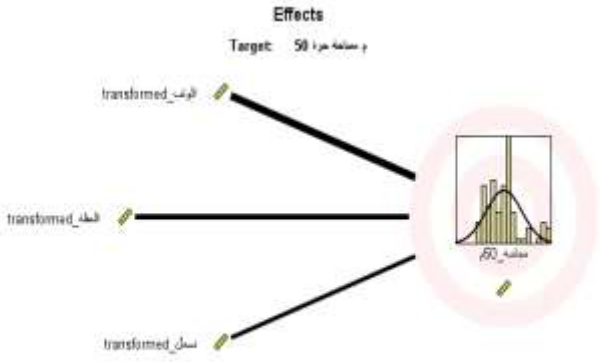
تفترض كلتا طريقتي الإنحدار أن المتغيرات السابقة تشترك في علاقة خطية مع القيم المستقبلية . يتنبأ الإنحدار الخطي بنتيجة تعتمد على عدة متغيرات مستقلة ضمن نفس الإطار الزمني. وفي الوقت نفسه، يستخدم الإنحدار الذاتي نوعًا واحدًا فقط من المتغيرات ولكنه يوسعه على عدة نقاط للتنبؤ بالنتيجة المستقبلية. على سبيل المثال، يمكنك إستخدام الإنحدار الخطي للتنبؤ بوقت تنقلاتك إستنادًا إلى الطقس وحجم حركة المرور وسرعة المشي. وبدلاً من ذلك، يستخدم نموذج الإنحدار التلقائي أوقات تنقلاتك السابقة لتقدير وقت الوصول لهذا اليوم.

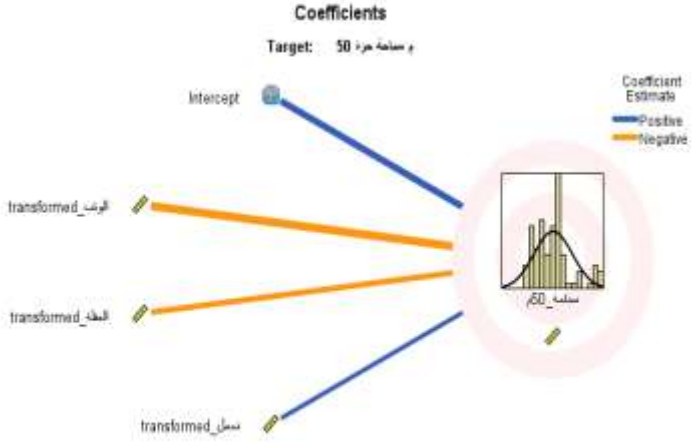
ونواتج تطبيق هذا النموذج في تحليل البيانات والمبنى على بعض معطيات الذكاء الصناعى قد يكون أكثر دقة وهو ما يعرضه الباحثين فيما يلى :-

جدول (٨)
مخرجات تطبيق النموذج الآلي وتفسيره

نواتج التحليل	التفسير
Model Summary Target: 50 م سباحة حره Automatic Data Preparation: On Model Selection Method: Forward Stepwise Information Criterion: ٣٠٩,٤٤٣ The information criterion is used to compare to models. Models with smaller information criterion values fit better. Worse — Better ٤٨,٤% ٠% ٢٥% ٥٠% ٧٥% ١٠٠% Accuracy	***ملخص النموذج** **التنبؤ بزمن ٥٠ متر سباحة حرة** **بالتحويل والاعداد للبيانات اليا بالطريقة المتعدد المتزايد بالإضافة** **معلومات المحك** ***دقة النموذج ٥٠%**

نواتج التحليل	التفسير
Automatic Data Preparation **Target:** م سباحة حرة 50 	Field	Role	Actions Taken
---	---	---
(transformed_الضغط)	Predictor	Trim outliers
(transformed_العقلة)	Predictor	Trim outliers
(transformed_العمودى)	Predictor	Trim outliers
(transformed_الوثب)	Predictor	Trim outliers
(transformed_بطن)	Predictor	Trim outliers
(transformed_تحمل)	Predictor	Trim outliers | If the original field name is X, then the transformed field is displayed as (X_transformed). The original field is excluded from the analysis and the transformed field is included instead.	**اعداد البيانات** تعرض طريقة العرض هذه معلومات حول الحقول التي تم استبعادها وكيفية اشتقاق الحقول المحولة في خطوة الإعداد التلقائي للبيانات (ADP). بالنسبة لكل حقل تم تحويله أو استبعاده، يسرد الجدول اسم الحقل ودوره في التحليل والإجراء الذي اتخذته خطوة ADP. يتم فرز الحقول حسب الترتيب الأبجدي التصاعدي لأسماء الحقول.
Predictor Importance **Target:** م سباحة حرة 50  Least Important Most Important	**متغيرات التنبؤ حسب درجة أهميتها (القيمة العظمى =١)** - الوثب العريض ٤.٨٢ - الشد على العقلة ٣.٠٥ - ١٥٠٠ متر جرى ٢.١٣ يُظهر هذا العرض المتنبئين في النموذج النهائي حسب ترتيب الأهمية. ويتم ضبطها بحيث يكون مجموع قيم الأهمية هو ١. لاحظ أن ترتيب ترتيب المتنبئ من حيث الأهمية ليس بالضرورة هو الترتيب الذي تمت إضافته به إلى النموذج .

التفسير	نواتج التحليل
جدول يوضح درجة الأهمية ومعنويتها لتوضيح الشكل السابق الوثب العقلة التحمل	**Effects** **Target: 50 م سباحة حرة** **Source / Sig. / Importance** Corrected Model ▼ — ,٠٠٠ transformed_الوثب — ,٠٠١ — ٠,٤٨٢ transformed_العقلة — ,٠٠٨ — ٠,٣٠٥ transformed_تحمل — ,٠٢٥ — ٠,٢١٣ Residual Corrected Total
رسم يوضح المتغيرات التي يشملها النموذج للتنبؤ بزمن ٥٠ متر سباحة حرة عرض بيانى لجدول ANOVA التقليدي. يتم ترتيب المتنبئين من الأعلى إلى الأسفل حسب الأهمية، ويعتمد سمك كل خط متصل على الأهمية الإحصائية للتأثير.	

نواتج التحليل	التفسير
Effects Target: م سباحة حرة 50 Source | Sum of Squares | df | Mean Square | F Corrected Model ▼ | ٢,٥٦١,٩٧٦ | ٣ | ٨٥٣,٩٩٢ | ٢٨,٧٩٩ transformed_الوثب | ٣٤٩,٥٢٤ | ١ | ٣٤٩,٥٢٤ | ١١,٧٨٧ transformed_العظة | ٢٢١,١٤٦ | ١ | ٢٢١,١٤٦ | ٧,٤٥٨ transformed_تحمل | ١٥٤,٨٠٩ | ١ | ١٥٤,٨٠٩ | ٥,٢٢١ Residual | ٢,٥٥٠,٢٤٣ | ٨٦ | ٢٩,٦٥٤ | Corrected Total | ٥,١١٢,٢١٩ | ٨٩ | |	تحليل التباين لعناصر النموذج ومستوى معنوية ف عند ٠.٠١ ما عدا التحمل عند ٠.٠٥
	رسم يوضح الاتجاهات السالبة والموجبة لعناصر النموذج المستخلص واتجاه القاطع انقر فوق الصورة المصغرة لعرض المعاملات. هذا شكل لجدول تقديرات المعلمات التقليدية. يقوم بفرز التأثيرات من أعلى إلى أسفل عن طريق تقليل أهمية التوقع. يتم تلوين خطوط التوصيل في الرسم التخطيطي بناءً على علامة المعامل (انظر مفتاح الرسم التخطيطي) ويتم ترجيحها بناءً على أهمية المعامل، مع عرض أكبر للخط يتوافق مع معاملات أكثر أهمية

نواتج التحليل	التفسير
Coefficients Target: م سباحة حرة 50 Model Term | Coefficient | Std.Error | t | Sig. | 95% Confidence Interval Lower | Upper | Importance Intercept | ٥٢,٥٢٠ | ١٥,٨٠١ | ٣,٣٢٢ | ,٠٠١ | ٢١,٠٨٩ | ٨٣,٩٥٠ | transformed_الوثب | -,٥٠٢٠ | -,١٤٦ | ٣,٤٣٣- | ,٠٠١ | -,٧٩٢٠ | -,٢١١٠ | ,١٨٢ transformed_العقلة | -,٣٤١٠ | -,١٤٠ | ٢,٤٣٤- | ,٠١٨ | -,٦٥١٠ | -,٠٣٢٠ | ,٣٠٥ transformed_تحمل | -,٠٥٣ | -,٠٢٢ | ٢,٤٨٥- | ,٠١٥ | -,٠٩٧ | -,٠٠٩ | ,١٢٤	التعبير الرقمى للشكل السابق موضحا قيم الثوابت للمتغيرات والقاطع
معادلة التنبؤ زمن سباحة ٥٠ متر حرة = ٥٢.٥٢٠ – ٠.٥٠٢ × الوثب – ٠.٣٤١ × العقلة + ٠.٠٥٣ × التحمل ± ١٥.٨٠١	
Predicted by Observed Target: م سباحة حرة 50 Predicted Value ٦٠,٠٠ ٥٠,٠٠ ٤٠,٠٠ ٣٠,٠٠ ٣٠,٠٠ ٤٠,٠٠ ٥٠,٠٠ ٦٠,٠٠ 50 م سباحة حرة	
رسم بيانى (٥) للمقارنة بين الرقم الفعلى الرقم من خلال معادلة التنبؤ لزمن سباحة ٥٠ م حرة بالنموذج الثانى	

يوضح الجدول (٧) نتائج بناء النموذج ومعادلة التنبؤ الناتجة وقيم الثوابت الخاصة بمعادلة التنبؤ الناتجة من نموذج الإنحدار الآلى. وقد تم إستخدام النموذج على البيانات الفعلية بما فيها النوع وهو المتغير الأسمى في البيانات بإستخدام معادلة التنبؤ الناتجة للتنبؤ من النموذج لتوليد رقم السباحة من خلال التنبؤ

والشكل (٥) يوضح العلاقة الخطية بين الرقم الفعلى والرقم الناتج من معادلة التنبؤ.

ويوضح العباسى (٢٠٢٣) تعتبر الشبكات العصبية من أهم مجالات الذكاء الاصطناعى وتعرف بأنها نظام لبناء المعلومات لها خصائص معينة في الأداء متشابه مع الشبكات العصبية البيولوجية وقد زاد الإهتمام بها في السنوات الأخيرة وتطوير إستخدامها كبديل عن النماذج الإحصائية التقليدية وقد اثبتت قدرتها على التنبؤ بدقة وسهولة مقارنة بالطرق التقليدية للتنبؤ ويرجع إلى المعالجة العصبية المبنى على الذكاء الاصطناعى والتي تتيح تعليم الأله حيث أن الشبكات يتم تدريبها وإختبارها من خلال البيانات المخزنة ومن ثم فإن إستخدام الشبكات العصبية ليس هدفا في حد ذاته إنما أداه فعالة ووسيلة مضمونة للتنبؤ

ثالثا: نموذج الشبكة العصبية متعددة الطبقات Multilayer Perceptron Neural Network Model.

يمكن للشبكة العصبية متعددة الطبقات أن تنتج نموذجاً تنبؤياً للمتغير التابع على أساس وظيفة المتغيرات المستقلة. في إطار هذه الدراسة ، المتغير التابع هو مجموعة من المتغيرات التي تؤثر في الأداء بصفة عامة وفى السباحة بصفة خاصة وهو ما يوضحه جدول المعلومات الأساسية للشبكة .

جدول (٩)

توزيع العينة المستخدم في بناء النموذج مقسم على التدريب والاختبار

Case Processing Summary			
توزيع العينة		العدد	النسبة
توزيع العينة	للتدريب	70	%77.8
	للاختبار	20	%22.2
المرجعية		90	%100.0
مستبعد		0	—
الاجمالى		90	—

لتطبيق تقنية الشبكة العصبية، يجب تقسيم مجموعة البيانات إلى ثلاث مجموعات. التدريب والاختبار والرفض. إختار الباحثين "تعيين الحالات عشوائياً بناءاً على العدد النسبي للحالات حيث يتضح من الجدول (٩) ملخص أعداد البيانات بتوزيع العينة على تشغيل النموذج حيث تم إستخدام (٧٧.٨%) من اجمالى العينة لتدريب النموذج ثم (٢٢.٢%) من إجمالى العينة لإختبار النموذج .

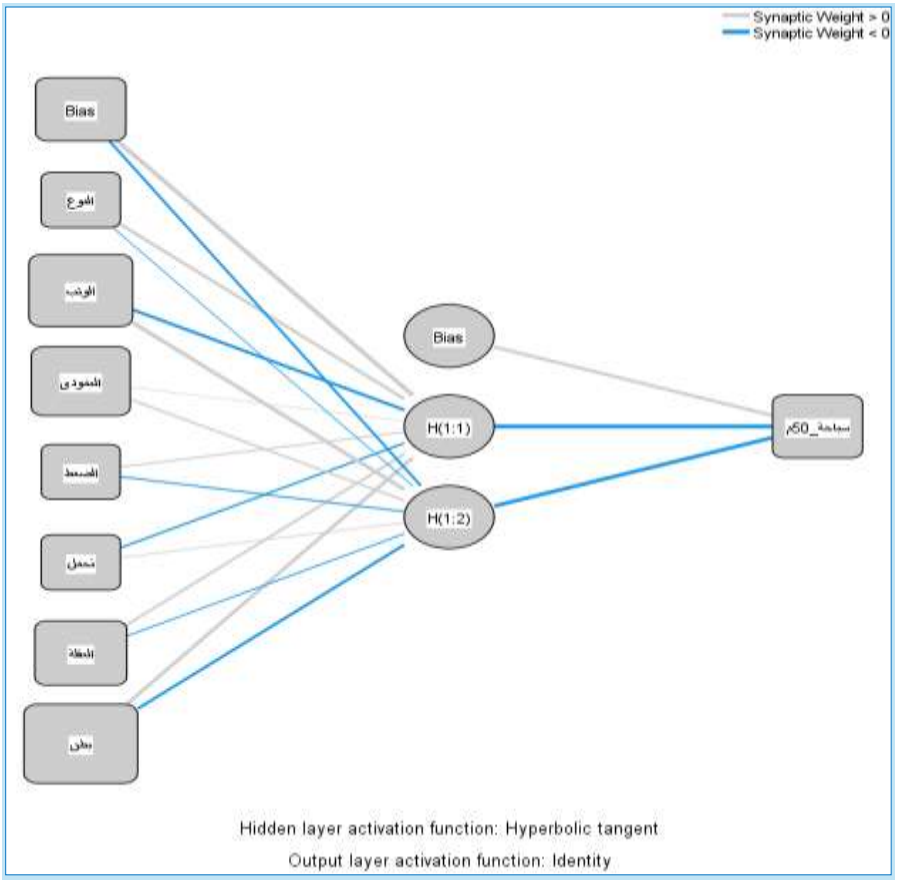
جدول (١٠)

يوضح المعلومات الأساسية للشبكة العصبية

معلومات الشبكة			
طبقة الإدخال	المتغيرات المشتركة	1	النوع
		2	الوثب العريض
		3	الوثب العمودى
		4	الضغط
		5	تحمل إختبار ١٥٠٠م جرى
		6	العقلة الشد على العقلة
		7	بطن
	عدد الوحدات		7
	طريقة إعادة القياس للمتغيرات المشتركة		Standardized
الطبقة (الطبقات) المخفية	عدد الطبقات المخفية		1
	Number of Units in Hidden Layer 1		2
	Activation Function		Hyperbolic tangent
طبقة الإخراج	المتغيرات التابعة	1	٥٠ م سباحة حرة
	Number of Units		1
	طريقة إعادة القياس لتوابع المقياس		Standardized
	Activation Function Softmax		Identity
	Error Function Cross-entropy		Sum of Squares

يعرض هذا الجدول (١٠) معلومات حول الشبكة العصبية وهو مفيد لضمان صحة المواصفات. حيث يوضح عدد الوحدات في طبقة الإدخال (٧ متغيرات) وهو عدد المتغيرات الداخلة بالإضافة إلى العدد الإجمالي لمستويات العوامل (١)، ووظيفة التنشيط ووظيفة الخطأ المطبقة، ووظيفة تنشيط Softmax لطبقة الإخراج ووظيفة خطأ الإنتروبيا المتقاطعة لخطأ الحوسبة في عينات التدريب والاختبار حيث يتم إنشاء وحدة إخراج منفصلة لكل فئة، ليصبح المجموع وحدة في طبقة الإخراج ، ثم اختار اختيار البنية التلقائي وحدة واحدة في الطبقة المخفية. جميع معلومات الشبكة الأخرى الإفتراضية.

حيث يوضح عثمان (٢٠٢٢) من خلال رسالة الدكتوراه مكونات الشبكة العصبية متعددة الطبقات حيث تتكون من طبقة المدخلات Input Layer وهى الطبقة الأولى في الشبكة وتقوم بإستقبال بيانات المتغيرات المستقلة، ثم الطبقة الخفية Hidden Layer وهى الطبقة التي تلى طبقة المدخلات وقد تكون أكثر من طبقة حيث تقوم هذه الطبقة أو الطبقات بتصنيف وتمييز وتحليل المدخلات بإعطائها وزن نسبى لكل منها ثم بإستخدام الدوال التحليلية تقوم بتعديل الأوزان لتحقيق أفضل نتيجة ، وأخيراً تأتى طبقة المخرجات Output Layer والتي تظهر النتائج النهائية (١٨٧).وهو ما يظهر في الشكل (٦).



شكل (٦)
يوضح الشبكة العصبية متعددة الطبقات للتنبؤ بزمن سباحة ٥٠ متر حرة

وتعرف هذه البنية بإسم بنية التغذية الأمامية لأن الإتصالات في الشبكة تتدفق للأمام من طبقة الإدخال إلى طبقة الإخراج دون أي حلقات تغذية مرتدة. ويوضح لون الخط في الرسم مقدار المعامل التنبؤى للشبكة واللون يعبر عن الإتجاه السالب والموجب .

١. **الوصف**: توضيح بنية الشبكة العصبية، بما في ذلك طبقات الإدخال والإخفاء والإخراج .
الغرض: يساعد الجمهور على تصور كيفية تدفق البيانات عبر الشبكة وفهم مدى تعقيد النموذج .

جدول (١١)

ملخص النموذج المستخلص

ملخص النموذج		
Training (التدريب)	Sum of Squares Error (خطأ مجموع المربعات)	11.742
	Relative Error (خطأ نسبي)	0.340
	Stopping Rule Used	1 consecutive step(s) with no decrease in error
	Training Time(وقت التدريب)	0:00:00.01
Testing (الإختبار)	Sum of Squares Error (خطأ مجموع المربعات)	3.466
	Relative Error	0.276
Dependent Variable: سباحة_٥٠م م سباحة حرة 50		
Error computations are based on the testing sample.		

يعرض جدول (١١) ملخص النموذج معلومات حول نتائج التدريب وتطبيق الشبكة النهائية على العينة ، وهو ملخص لنموذج الشبكة العصبية. يظهر خطأ الإنتروبيا المتقاطعة أثناء التدريب بمقدار (**0.340**) والاختبار بمقدار(**0.276**)، حيث يظهر خطأ الإنتروبيا المتقاطعة بسبب وظيفة تنشيط Softmax في طبقة الإخراج. توقف التدريب بإستخدام خطوة واحدة متتالية دون أي انخفاض واضح في الخطأ. حيث أن وظيفة الخطأ أثناء مرحلة التدريب والاختبار، تشير القيمة الصغيرة (= ١١.٧٤٢) ويؤكد الخطأ إلى قوة النموذج للتنبؤ بنتيجة الدورة التدريبية ، وتشير القيم المنخفضة إلى دقة تنبؤية أفضل.

جدول (١٢)

تقديرات المعلمات الإحصائية لتكوين الشبكة

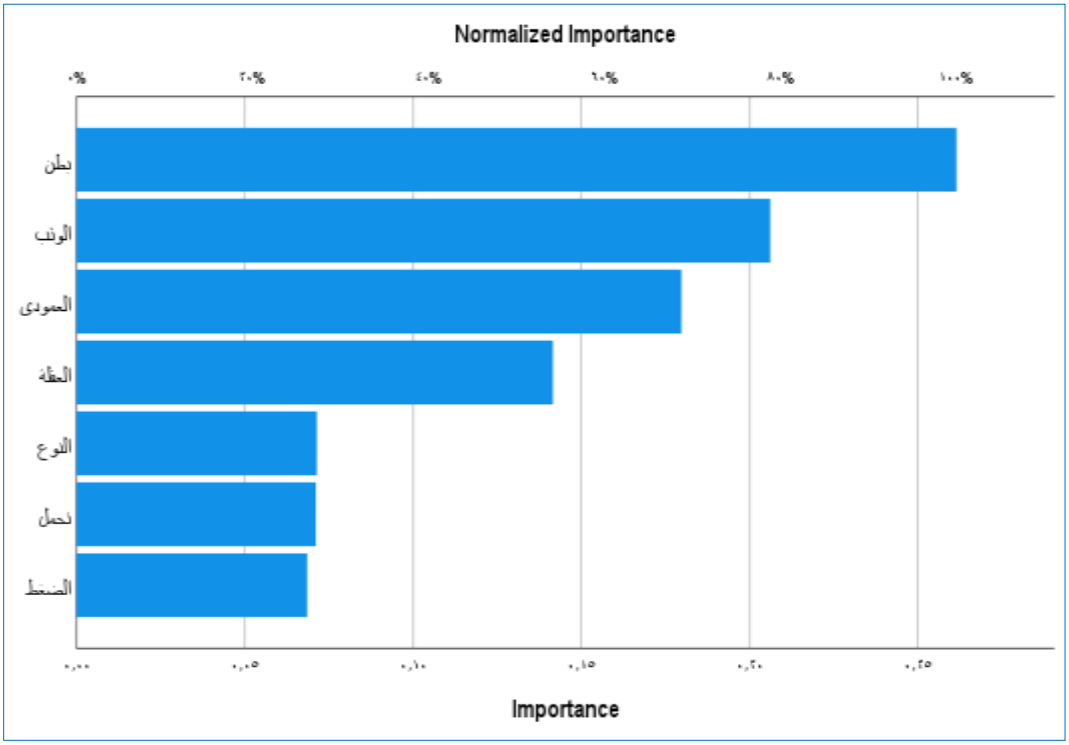
Predictor (المتنبئ)		الأوزان		
		الطبقة المخفية ١		طبقة الإخراج
		H(1:1)	H(1:2)	سباحة_٥٠م
طبقة الإدخال	(التحيز)	1.797	0.396-	
	النوع	0.784	0.080-	
	الوثب	0.668-	1.038	
	العمودى	0.065	0.361	
	الضغط	0.216	0.156-	
	تحمل	0.315-	0.092	
	العقلة	0.444	0.096-	
	بطن	0.942	0.607-	
الطبقة المخفية ١	(التحيز)			0.815
	H(1:1)			1.474-
	H(1:2)			0.996-

يوضح الجدول (١٢) الاوزان المخصصة لكل معلم من معالم الادخال أو الطبقة المخفية في الشبكة وكذا معامل التحيز (خطأ التحيز) في التنبؤ حيث يعبر كل معلم في الإدخال عن أهميته في التنبؤ بالمخرجات وبالتالي يحدد المتغيرات الأكثر تأثرا في التنبؤ حيث يتضح من الجدول أن إختبار البطن كان أكثرها أهمية بمعامل بلغ ٠.٩٤٢ بينما كان الوثب العمودى المتجه للعقدة الأولى ٠.٠٦٥ والمتجه للعقدة الثانية ٠.٣٦١ وبالتى فان قياس البطن كان له أهمية كبيرة في التنبؤ وتتضح الأهمية النسبية للمتغيرات في التنبؤ في جدول الأهمية النسبية للمدخلات المباشر والمعيارى بجدول رقم (١٢) والخاص بالأهمية النسبية والأهمية المعدلة معيارياً لمدخلات الشبكة العصبية ، وشكل رقم (٧) والخاص بالأهمية النسبية المعيارية لمتغيرات الإدخال في التنبؤ بالمخرجات ، وقيم معالم الطبقة المخفية مع المخرجات بلغت (-٠.٩٩٦) وهى درجة يسلط الضوء على قدرة النموذج العالية في التنبؤ ، وبشكل عام يوضح هذا التحليل أن الشبكة العصبية متعددة الطبقات تتنبأ بشكل فعال بالنتائج بناءاً على ميزات الإدخال الرئيسية، فإن هذه النتائج تمهد الطريق للبحث المستقبلي والتطبيقات العملية في المجال الرياضى .

جدول (١٣)

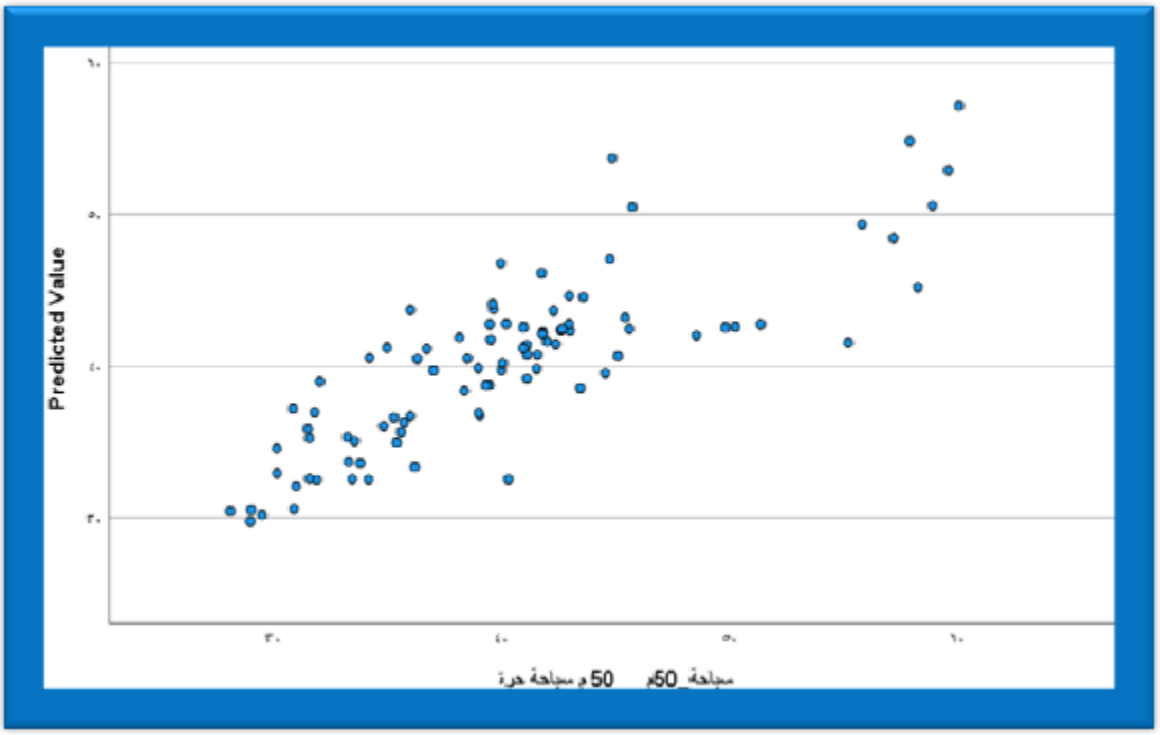
الأهمية النسبية والأهمية المعدلة معيارياً لمدخلات الشبكة العصبية

أهمية المتغير المستقل		
المغيرات	**الأهمية النسبية**	**الأهمية المعيارية**
النوع	**0.071**	**%27.3**
الوثب العريض	**0.206**	**%78.8**
الوثب العمودى	**0.180**	**%68.7**
الضغط	**0.069**	**%26.2**
اختبار تحمل ١٥٠٠م جرى	**0.071**	**%27.2**
العقلة الشد على العقلة	**0.142**	**%54.1**
بطن بطن	**0.261**	**%100.0**



شكل (٧) يوضح الأهمية النسبية المعيارية لمتغيرات الإدخال في التنبؤ بالمخرجات

حيث يوضح الشكل الأهمية المعيارية لمتغيرات الإدخال في التنبؤ بزمن(٥٠ متر) سباحة وذلك لكل متغير متنبئ . وهو يعرض القيم ذات الأهمية مرتبة ترتيبا تنازلياً. والأهمية المعيارية هي مقياس لمدى تأثر القيمة المتوقعة للمتغير التابع فيما يتعلق بإستبعاد مؤشر تنبؤي معين. وقد قام النموذج بعد مرحلة التدريب والاختبار والتأكد من صلاحية النموذج بتطبيق النموذج على كامل البيانات والشكل التالى يوضح العلاقة الخطية بين الرقم الفعلى والرقم الناتج من نموذج الشبكة العصبية.



والشكل (٨) يوضح العلاقة الخطية بين الرقم الفعلى لسباحة ٥٠ متر والرقم الناتج من نموذج الشبكة العصبية.

ومما سبق يتضح أن معادلة التنبؤ المشتقة من الشبكة العصبية لكيفية تحويل المدخلات عبر طبقات مختلفة إلى مخرجات. ومن خلال فهم هذا الهيكل وكيفية التعامل مع الأوزان والتحيزات أثناء التدريب ، يمكنك إستخدام الشبكات العصبية بشكل فعال للحصول على تنبؤات دقيقة لزمن سباحة ٥٠ متر وهو ما يمكن تطبيقه بالقياس في العديد من الدراسات التنبؤية.

وحيث أن الهدف الأساسى من الدراسة محاولة الوصول الى أفضل نموذج تنبؤى والتي تم خلالها إستخدام النماذج الثلاثة الأكثر انتشاراً في المجال الرياضى وقد حقق كل نموذج منه الوصول الى التنبؤ على نفس البيانات الفعلية التي قدمت لهذه النماذج والتي تم إستخدام ها في التنبؤ بالمخرجات فلابد من تحديد القدرة التنبؤية لكل نموذج وأى هذه النماذج كان الأكثر قدرة على التنبؤ.

ولتحديد ذلك قام الباحثين بإستخدام إرتباط المسافات لتحديد التماثل بين المتغيرات Distances Correlation Similar Variables والجدول التالى يوضح مصفوفة العلاقات الدالة على التماثل بين المتغيرات .

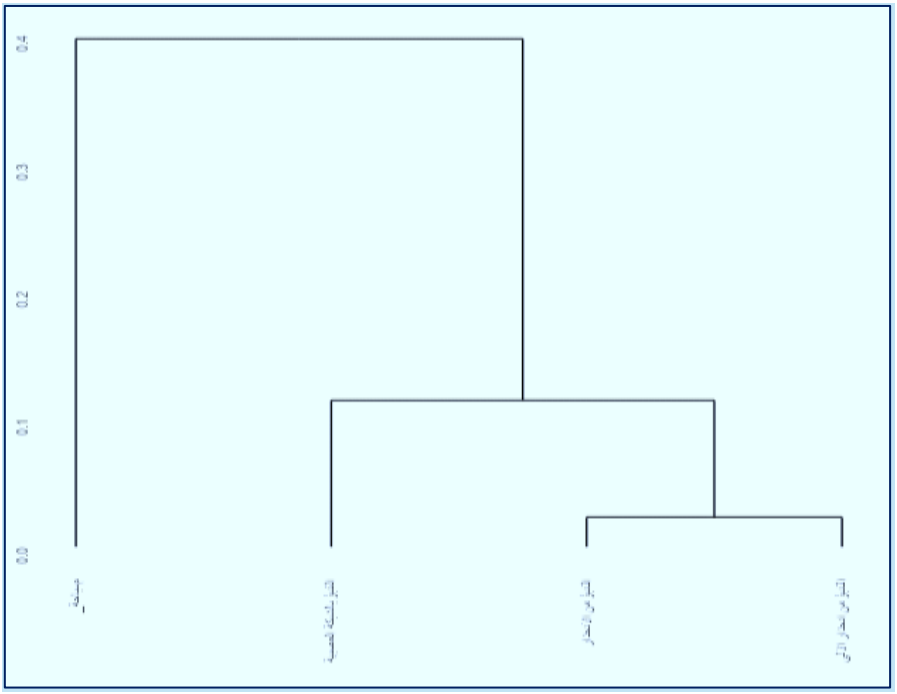
جدول (١٤)
القدرة التنبؤية من خلال مصفوفة العلاقات الدالة على التماثل بين المتغيرات

مصفوفة التقارب والتشابه		Proximity Matrix		
الرقم الفعلى والتنبؤ	معاملات الارتباط بين الرقم الفعلى ومتنبأ رقم ٥٠ متر سباحة			
	٥٠ م سباحة حرة	التنبؤ من الانحدار	التنبؤ من الإنحدار الآلي	التنبؤ بالشبكة العصبية
٥٠ م سباحة حرة	1.000	.690	.708	.738
التنبؤ من الانحدار	.690	1.000	.977	.899
التنبؤ من انحدار الالى	.708	.977	1.000	.918
التنبؤ بالشبكة العصبية	.738	.899	.918	1.000

مصفوفة التشابه هي المفهوم المعاكس لمصفوفة التباعد بين المتغيرات حيث تقيس عناصر مصفوفة التشابه أوجه التشابه الزوجية بين المتغيرات - كلما زاد التشابه بين متغيرين، زادت قيمة القياس. وبالتلى دل ذلك على القدرة على التنبؤ بين المتغيرات. وعلى سبيل المثال، غالبًا ما يمكن إعتبار مصفوفة الإرتباط بمثابة مصفوفة تشابه للمتغيرات - لأنه من الطبيعي إعتبار أزواج المتغيرات ذات القيم الأعلى لمعامل الإرتباط أكثر تشابهًا مع بعضها البعض من الأزواج ذات القيم الأقل لمعامل الإرتباط . وهو ما يستخدم فعليا في العديد من أساليب التحليل الأكثر تعقيدا مثل التحليل العاملى والتحليل العنقوى .

ويتضح من الجدول السابق أن قيم التنبؤ بإستخدام الشبكة العصبية كانت الأعلى من حيث معامل الإرتباط للتماثل حيث بلغت (٠.٧٣٨) ثم بإستخدام الإنحدار الآلى حيث بلغت (٠.٧٠٨) وأخيراً بإستخدام الإنحدار المتعدد وقد بلغت القيمة (٠.٦٩٠) مما يشير الى أن نموذج الشبكة العصبية هو الأكثر قدرة على التنبؤ ثم النموذج بإستخدام الإنحدار الآلي رغم أن التماثل بين الإنحدار المتعدد والإنحدار الآلي بلغ

(٠.٩٧٧) ، والشكل التالى والخاص بإستخدام التحليل العنقودى للتأكيد من نوعين التقارب بين المتغيرات قد أكدت هذه النتيجة حيث يظهر نموذج الشبكة العصبية هو الأكثر قدرة على التنبؤ. وهو ما أكدته المراجع في أهميته وقيمته وقدرته على التعامل مع جميع أنواع المتغيرات وإستخدام الذكاء الاصطناعى في تدريب الشبكة لخفض حجم التشويش في البيانات ثم تطبيق الشبكة اختبارياً لتحديد مدى قبول النموذج.



شكل(٩) يوضح نتائج التحليل العنقودى لمتغيرات التنبؤ بالنماذج المختلفة

يعد التطور الحادث في الحاسب الآلى وظهور الذكاء الاصطناعى وتعدد إتجاهاته وإستخدام اته في كافة المجالات والتطور المذهل وخاصة في إتجاهات البحث العلمى والإحصاء وظهور إتجاهات حديثة في البحث العلمى وفى المعالجات الإحصائية وهو ما تم تطبيقه أيضاً في العديد من الدراسات في علوم الرياضة.

حيث قام مارك وهوهمان Mark and Hohmann (٢٠١١) بدراسة عن تطبيقات الشبكات العصبية في علوم التدريب حيث يوضحا أن يمكن عمومًا تقسيم الطرق المستخدمة حاليًا لتحليل البيانات في مجال البحث العلمي التدريبي إلى أساليب ثابتة وديناميكية ومن أحدث هذه الأساليب "الشبكات العصبية"، فبينما الطرق التقليدية تعتد على أنه يتم عزل المتغيرات الفردية من شبكة العلاقات المتبادلة، ويتم إستبعاد العوامل المتفاعلة، بحيث تسمح الأساليب الخطية المدمجة في تصميم البحث، في معظم الدراسات، بإجراء تحليل ناجح للبيانات الكمية. عند القيام بذلك، يتم عادةً تقييم الأسئلة البحثية في مجال علوم التدريب بإستخدام الأساليب والنماذج الإحصائية الإستدلالية (على سبيل المثال، تحليل الإنحدار ، والتحليل التمييزي). ومع ذلك، فقد تبين بشكل متزايد في الماضي القريب أن النماذج الخطية التقليدية غير كافية في فهم وشرح حتى الآليات البيولوجية البسيطة ، ناهيك عن الأشكال الأكثر تعقيدًا للسلوك البشري أو الحركة .أدت هذه المشكلات بشكل أو بآخر إلى تحول نموذجي ، إلى رؤية للتدريب الرياضي كأنظمة ديناميكية معقدة ، وأدت إلى التخلي عن طرق تحليل البيانات الخطية التقليدية لصالح الأساليب الفردية غير الخطية) حيث يبدو ان إستخدام الأساليب غير الخطية لتحليل البيانات المعتمد على الذكاء الاصطناعى واعدًا بشكل خاص في مجال الرياضة التنافسية (٤). وفيما يتعلق بالتعلم الآلي. ويتغلب على عيوب الأساليب الإحصائية التقليدية لدراسة العلاقة بين المؤشرات دون النظر إلى العلاقة بين المؤشرات والقدرات الابتكارية. يقوم هذا النموذج أولاً بتجميع جميع العينات، ويتم حساب وزن كل مؤشر من خلال معدل كسب الإنتروبيا، ويتم حساب النتيجة الإجمالية عن طريق إضافة القيم المرجحة لكل مؤشر. للحصول على نتائج أكثر دقة، وتحسب الشبكة العصبية درجات العينة، التي لها نفس النتيجة.

الإستنتاجات :

١. تم التوصل إلي إستخدام النموذج التنبؤى بإستخدام الإنحدار المتعدد المتزايد وتطبيقه.
٢. تم التوصل الى بناء نموذج تنبؤى بإستخدام الإنحدار الآلى المبنى على الذكاء الإصطناعى وتطبيقة
٣. تم التوصل الى الطرق المعتمدة على الذكاء الصناعى والحاسب الآلي تعد الأسلوب الأمثل وخاصة نموذج الشبكة العصبية ونموذج الإنحدار الآلي وخاصة إذا كانت المتغيرات المستقلة ذات أنواع بيانات مختلفة ، حيث أنها أثبتت قدرتها علي التنبؤ بزمن السباحة .
٤. اثبتت الدراسه انه يمكن المقارنة بين النماذج الثلاثة في القدرة التنبؤية

التوصيات :

- يوصي الباحثين بالإعتماد علي نموذج التنبؤ بطريقة الذكاء الإصطناعي حيث يعود ذلك الأسلوب الأمثل في إستخراج البيانات .
- إجراء دراسات مشابهة للدراسة الحالية للتبؤ بزمن السباح علي أنواع مختلفة للسباحة .
- إجراء دراسات مشابهة لنموذج الشبكة العصبية الإصطناعية علي العديد من الأنشطة الآخري (فردية -جماعية).

قائمة المراجع

أولاً: المراجع العربية

١. العباسى، عبد الحميد محمد : التنقيب في البيانات، تطبيقات بإستخدام SPSS Modelar ، جامعة القاهرة، معهد الدراسات والبحوث الإحصائية والاحصاء السكانى ، ٢٠١٣.

٢. عثمان، حسام محمد : إستخدام الشبكات العصبية متعددة الطبقات في التنبؤ بمخاطر الائتمان لمنشآت الاعمال (دراسة تطبيقية) مستخرج من رسالة الدكتوراه، مجلة الدراسات المالية والتجارية ، العدد الأول ٢٠٢٢.

ثانياً: المراجع الأجنبية

3. Fredrik Sjöberg :Football Match Prediction Using Machine Learning, master's thesis in Computer Engineering Åbo Akademi University, Finland Faculty of Science Engineering (FNT) Information Technology 2023.
4. Gençm, S., and Mendeş,M: Multiple Linear Regression versus Automatic Linear Modelling, Arq. Bras. Med. Vet. Zootec., v.76, n.1, p.131-136, 2024.
5. Halto Clay: Predictive Analytics: Definition, Model Types, and Uses, Updated June 27, 2024.https://www.investopedia.com/terms/p/predictive-analytics.asp#:~:text=At%20its%20core%2C%20predictive%20analytics,tool%20used%20in%20predictive%20analysis.
6. Hamed Taherdoost :Different Types of Data Analysis; Data Analysis Methods and Techniques in Research Projects Authors. International Journal of Academic Research in Management (IJARM), 2020, 9 (1), pp.1-9.
7. Heazlewood, Timothy :Prediction Versus Reality: The Use Of Mathematical Models To Predict Elite Performance In Swimming And Athletics At The Olympic Games, In Journal of Sports Science and Medicine (2006) 5, 541-547.
8. Hongwei Yang: The Case for Being Automatic: Introducing the Automatic Linear Modeling (LINEAR) Procedure in SPSS Statistics in Multiple Linear Regression Viewpoints, 2013, Vol. 39(2).
9. Jhamvar, Arnav :Comparison Of Different Ml Models To Predict Football Match Results,in International Research Journal of Modernization in Engineering Technology and Science, Volume:05/Issue:08/August-2023.
10. Mark Pfeiffer, and Hohmann,A: Applications of Neural Networks in Training Science, In Human Movement Science · February 2011.
11. Maszczyka Adam, Artur G, Przemysław P, Robert R, Adam Z, and Arkadiusz S Application of Neural and Regression Models in Sports Results Prediction , In Social and Behavioral Sciences 117 (2014) 482 – 487.
12. Muñoz, & Felicísimo, Ángel: Comparison of statistical methods commonly used in predictive modelling, Journal of Vegetation Science 15: 285-292, 2004.
13. Qlik® https://www.qlik.com/us/predictive-analytics/predictive-modeling
14. Ticong.Liz:5 Top Predictive Analytics Techniques and Real-World Applications, Updated April 18, 2024https://www.datamation.com/big-data/predictive-analytics-techniques/

الملخـــص

دراسة مقارنة للقدرة التنبؤية لزمن السباحة من القياسات البدنية بإستخدام نموذجين للإنحدار ونموذج تحليل الشبكة العصبية

أ.م.د. كارم احمد ابوزيد حشيش
استاذ مساعد بقسم اصول التربية الرياضيه
كلية التربية الرياضية للبنين
جامعة الإسكندرية

أ.م.د. خالد مصطفى اسماعيل الشبكي
أستاذ مساعد بقسم اصول التربيه الرياضيه
كلية التربية الرياضية للبنين
جامعة الإسكندرية

م.د. سارة محمد بسيوني مصطفي
مدرس بقسم نظريات وتطبيقات الرياضة المدرسية
كلية التربية الرياضية للبنات
جامعة الإسكندرية

يهـدف البحـث الحـالي إلـى دراسـة مقارنـة للقـدرة التنبؤيـة لـزمن السـباحة مـن القياسـات البدنيـة بإسـتخدام نمـوذجين للإنحـدار ونمـوذج تحليـل الشـبكة العصـبية ؛حيـث أن الأسـاس فـي فكـرة الدراسـة هـو تحديـد أفضـل طـرق التنبـؤ فـي المجـال الرياضـى مـن خـلال ٣ نمـاذج هـي الأكثـر اسـتخداما فـى التنبـؤ وقـد إسـتخدم **البـاحثين المـنهج الوصـفي بالإسـلوب المسـحي** لمناسـبته لطبيعـة البحـث، **و تـم إختيـار عينـة البحـث بالطريقـة العشـوائية** مـن السـباحين والسـباحات مـن مرحلـة ١٤ و١٥ سـنة مـن أنديـة وأكاديميـات السـباحة الإسـكندرية والبحيـرة **وقـد بلـغ عـددهم ٩٠ سـباح وسـباحة** طبـق البـاحثين علـى العينـة الكليـة مجموعـة مـن القياسـات داخـل البدنيـة ، **وقـد تـم معالجـة البيانـات إحصـائياً** مـن خـلال الانحـدار المتعـدد والانحـدار الالـى واختبـار الشـبكة العصـبيه ، **وقـد أشـارت النتـائج** الـى التوصـل إلـي إسـتخدام الطـرق التـي أوضـحتها الدراسـة فـي التنبـؤ فـي المجـال الرياضـى لكافـة الأغـراض وإن كـان مـن حيـث دقـة التنبـؤ فـإن الطـرق المعتمـدة علـى الـذكاء الصـناعى والحاسـب الآلـي تعـد الأسـلوب الأمثـل وخاصـة نمـوذج الشـبكة العصـبية ونمـوذج الإنحـدار الآلـي وخاصـة إذا كانـت المتغيـرات المسـتقلة ذات أنواع بيانات مختلفة ، حيث أنها أثبتت قدرتها علي التنبؤ بزمن السباحة.

Summary

A comparative study of the predictive ability of swimming time from physical measurements using two regression models and a neural network analysis model

Assist. Prof. Karem Ahmed Abozaid Hashish
Assistant Professor Department of Fundamentals of Physical Education
Faculty of Physical Education for Boys
Alexandria University

Assist. Prof. Khaled Mostafa Ismail Elshopky
Assistant Professor Department of Fundamentals of Physical Education
Faculty of Physical Education for Boys
Alexandria University

Dr.Sara Mohamed Basuoney Mostufa
Lecturer Department of School Sports Theories and Applications
Faculty of Physical Education for Girls
Alexandria University

The current research aims to conduct a comparative study of the predictive ability of swimming time from physical measurements using two regression models and a neural network analysis model, as the basis for the idea of the study is to determine the best prediction methods in the sports field through three models that are most commonly used in prediction The researchers used the descriptive approach in the survey method due to its suitability to the nature of the research. The research sample was selected randomly from male and female swimmers from the 14 and 15 years of age from the Alexandria and Beheira swimming clubs and academies. Their number reached 90 male and female swimmers. The researchers applied a set of intra-physical measurements to the total sample. The data was processed statistically through multiple regression, automatic regression, and neural network testing. The results indicated the use of the methods explained by the study in prediction in the sports field for all purposes, although in terms of prediction accuracy, the methods based on artificial intelligence and computers are the optimal method, especially the neural network model and the automated regression model, especially if the independent variables are of data types. Different, as it has proven its ability to predict swimmingtime.