الذكاء الاصطناعي وصناعة الرياضة

أ.د/ محمد إبراهيم المليجي
أستاذ علوم الحركة[1]

في السنوات الأخيرة، حقق الذكاء الاصطناعي **Artificial Intelligence (AI)** تقدمًا كبيرًا، ويستخدم الآن في مختلف الصناعات، بما في ذلك الرياضة، حيث يعمل الذكاء الاصطناعي على تغيير صناعة الرياضة بعدة طرق، حيث يجعل عملية التدريب أكثر تنافسية وأكثر كفاءة، كما أنه يساعد في تحليل أداء الرياضيين والتنبؤ به.

وهناك العديد من التطبيقات المحتملة للذكاء الاصطناعي في صناعة الرياضة، لقد أصبح منتشرًا في كل مكان بحيث تظهر الإحصائيات أن قطاع الذكاء الاصطناعي في صناعة الرياضة سيصل إلى **19.2** مليار دولار بحلول عام **2030**، أما فيما يتعلق بالتطبيقات العملية، فيمكن على سبيل المثال استخدام الذكاء الاصطناعي لتحليل كميات كبيرة من البيانات لتحديد الأنماط والاتجاهات (أنماط وأساليب التدريب الملائمة، والاتجاهات التكنيكية والتكتيكية للاعبين)، كما يمكن استخدام هذه المعلومات لتحسين أداء اللاعب واتخاذ قرارات استراتيجية وفهم طبيعة الرياضة بشكل أفضل.

يمكن أيضًا استخدام الذكاء الاصطناعي لإنشاء بيئات الواقع الافتراضي التي يمكن استخدامها للتدريب وتطوير اللاعبين، حيث يتم استخدامه بالفعل من قبل بعض أكبر الأسماء في مجال الرياضة، فعلى سبيل المثال، تستخدم الرابطة الوطنية لكرة القدم الأمريكية **National Football League (NFL)**هذه التقنية لتحليل فيديو لأداء اللاعبين من أجل تحسين مستوياتهم، كما تستخدم رابطة دوري البيسبول الرئيسي في الولايات المتحدة **Major League Baseball (MLB)** الذكاء الاصطناعي لمساعدة الفرق على اتخاذ قرارات أفضل بشأن أفراد اللاعبين، كذلك يستخدم الاتحاد الوطني الأمريكي لكرة السلة **(NBA)** الذكاء الاصطناعي لتحسين عملية الاستكشاف **Scouting.**

وهناك العديد من الفوائد المحتملة لاستخدام الذكاء الاصطناعي في صناعة الرياضة، فيمكن أن يساعد الفرق الرياضية على توفير الوقت والمال مع تحسين الأداء أيضًا، فعلى سبيل المثال، يمكن استخدام الذكاء الاصطناعي في خفض نفقات تحليل أفلام الفيديو التي يحتاج المدربون إلى مراجعتها، يمكن أيضًا استخدام الذكاء الاصطناعي لإنشاء برامج تدريب مخصصة للرياضيين بناءً على

1) أستاذ علوم الحركة، كلية التربية الرياضية، جامعة الزقازيق.

احتياجاتهم الخاصة، وهناك ميزة أخرى مهمة للغاية وهي أن الذكاء الاصطناعي يحتوي أيضًا على إمكانية مساعدة الفرق الصغيرة على التنافس ضد الفرق الكبيرة من خلال تزويدهم بإمكانية الوصول إلى نفس البيانات والأدوات التي تمتلكها الفرق الأكثر شهرة.

كل هذا، ولا يزال استخدام الذكاء الاصطناعي في صناعة الرياضة في مراحله الأولى، لكن التطبيقات المحتملة لا حصر لها، مع استمرار تطورها، ستستمر صناعة الرياضة في إيجاد طرق جديدة ومبتكرة لاستخدامها.

الذكاء الاصطناعي وخوارزميات التعلم الآلي

يقتصر الذكاء الاصطناعي في الغالب على أساليب التعلم الآلي **Machine Learning (ML)** على الرغم من أنه مفهوم واسع للغاية يشمل كل جانب من جوانب محاكاة الذكاء البشري، حيث أن التعلم الآلي **(ML)** هو دراسة الخوارزميات التي يمكنها معالجة البيانات أوتوماتيكياً لاتخاذ قرارات جديدة **(Kuhn M, Johnson K., 2013,[1])**.

وبناء على ذلك فالتعلم الآلي **(ML)** هو الدراسة العلمية للخوارزميات والنماذج الإحصائية التي تستخدمها أنظمة الكمبيوتر لأداء مهمة محددة دون أن تكون مبرمجة بشكل صريح، فخوارزميات التعلم الآلي موجودة بشكل دائم في العديد من التطبيقات التي نستخدمها يوميًا، ففي كل مرة يتم استخدام محرك بحث على شبكة الإنترنت مثل **Google** للبحث في الإنترنت، يكون أحد الأسباب التي تعمل بشكل جيد هو خوارزمية التعلم التي تعلمَت كيفية ترتيب صفحات الويب، حيث تُستخدم هذه الخوارزميات لأغراض مختلفة مثل التنقيب عن البيانات ومعالجة الصور والتحليلات التنبؤية وما إلى ذلك على سبيل المثال لا الحصر، والميزة الرئيسية لاستخدام التعلم الآلي هي أنه بمجرد أن تتعلم الخوارزمية ما يجب فعله بالبيانات، يمكنها القيام بعملها تلقائيًا.

وقد اتفق كثير من علماء الكومبيوتر منهم على سبيل المثال: "مينسكي **Minsky (1967),**[2]"، و"بلاس وآخرون **Blass, et al., (2003),**[3]"، و"يوري جورفيتش **Gurevich (2000),**[4]"، على أن

1) **Kuhn M, Johnson K (2013)** Applied predictive modeling. Springer, New York

2) **Minsky, Marvin (1967).** Computation: Finite and Infinite Machines (First ed.). Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ. ISBN 978-0-13-165449-5. Minsky expands his "...idea of an algorithm – an effective procedure..." in chapter 5.1 Computability, Effective Procedures and Algorithms. Infinite machines.

3) **Blass, Andreas; Gurevich, Yuri (2003).** "Algorithms: A Quest for Absolute Definitions" (PDF). Bulletin of European Association for Theoretical Computer Science. 81. Archived (PDF) from the original on October 9, 2022. Includes an excellent bibliography of 56 references.

4) **Yuri Gurevich, (2000).** Sequential Abstract State Machines Capture Sequential Algorithms, ACM Transactions on Computational Logic, Vol 1, no 1 (July 2000), pp. 77–111. Includes bibliography of 33 sources.

الخوارزميات ضرورية للطريقة التي يعالج بها الكمبيوتر البيانات، حيث تحتوي العديد من برامج الكمبيوتر على خوارزميات توضح بالتفصيل الإرشادات المحددة التي يجب أن يقوم بها الكمبيوتر – بترتيب معين – لتنفيذ مهمة محددة، مثل حساب رواتب الموظفين أو طباعة بطاقات تقارير الطلاب..الخ، وبالتالي، يمكن اعتبار الخوارزمية سلسلة من العمليات التي يمكن محاكاتها بواسطة نظام "تورنج كومبليت **Turing-Complete**" نسبة إلى عالم الرياضيات الإنجليزي وعالم الكمبيوتر "آلان تورينج **Alan Turing**"، وهو نظام قادر على التعرف على مجموعات قواعد معالجة البيانات الأخرى أو تحديدها، ويتم استخدام نظام "تورنج كومبليت **Turing-Complete**" كوسيلة للتعبير عن قوة مجموعة قواعد معالجة البيانات هذه. تقريبًا جميع لغات البرمجة اليوم هي لغة التورينج كومبليت.. وتجدر الإشارة إلى أن مفهوم الخوارزميات موجود منذ العصور القديمة، فقد تم استخدام الخوارزميات الحسابية، مثل خوارزمية القسمة، من قبل علماء الرياضيات البابليين القدماء سنة **2500**ق.م، وعلماء الرياضيات المصريون سنة **1550**ق.م، واستخدم علماء الرياضيات اليونانيون فيما بعد الخوارزميات سنة **240**ق.م لإيجاد الأعداد الأولية، والخوارزمية الإقليدية لإيجاد القاسم المشترك الأكبر لرقمين.. وهكذا.

والخوارزمية هي مجموعة من الخطوات الرياضية والمنطقية والمتسلسلة اللازمة لحل مشكلة ما، وسميت الخوارزمية بهذا الاسم نسبة إلى العالم أبو جعفر محمد بن موسى الخوارزمي الذي ابتكرها في القرن التاسع الميلادي، والكلمة المنتشرة في اللغات اللاتينية والأوروبية هي «**algorithm**» وفي الأصل كان معناها يقتصر على خوارزمية لتراكيب ثلاثة فقط وهي : (التسلسل والاختيار والتكرار).

أما التسلسل **Sequence**: فتكون الخوارزمية عبارة عن مجموعة من التعليمات المتسلسلة، هذه التعليمات قد تكون إما بسيطة أو من النوعين التاليين. وأما الاختيار **selection**: فيعني أن بعض المشاكل لا يمكن حلها بتسلسل بسيط للتعليمات، وقد تحتاج إلى اختبار بعض الشروط وتنظر إلى نتيجة الاختبار، إذا كانت النتيجة صحيحة تتبع مسار يحوي تعليمات متسلسلة، وإذا كانت خاطئة تتبع مسار آخر مختلف من التعليمات. هذه الطريقة هي ما تسمى اتخاذ القرار أو الاختيار. أما النوع الثالث، التكرار **repetition**: فيعني أنه عند حل بعض المشاكل لا بد من إعادة نفس تسلسل الخطوات عدد من المرات، وهذا ما يطلق عليه التكرار.

وقد أُثبت أنه لا حاجة إلى تراكيب إضافية، حيث أن استخدام هذه التراكيب الثلاث يكفي لتسهيل فهم الخوارزمية واكتشاف الأخطاء الواردة فيها وتغييرها.

وتتضمن أساليب التعلم الآلي **ML** الحالية: الشبكات العصبية **Neural Networks** أو آلات النقل الداعمة **Support Vector Machines** أو الغابات العشوائية **Random Forests** التي تعد جزءًا من "خط أنابيب التعلم الآلي **ML pipeline**" (أنظر الشكل التالي رقم 1)، ويجب أن تكون البيانات المتاحة لنموذج التعلم الآلي **ML** ذات جودة عالية، ويمكن اعتبار أي بيانات مفيدة لغرض التنبؤ بالحدث، حيث يتم تقسيم هذه البيانات (تقسيم البيانات **data splitting**) إلى جزأين، حيث يتضمن الجزء الأول بيانات التدريب **training data**، والجزء الثاني بيانات الاختبار **test data**.

أولاً، يجب أن تتعلم الخوارزمية العلاقة بين النتيجة **Outcome** والعوامل المساهمة المحتملة (المتغيرات التفسيرية) من مجموعة "بيانات التدريب **Training Data**"، ثم يمكن بعد ذلك استخدام "بيانات الاختبار **Test Data**" لاختبار القدرة التنبؤية للخوارزمية المستفادة من بيانات التدريب. ومن المهم ألا يتم إجراء فحص الجودة هذا على بيانات التدريب، ولكن على البيانات غير المرئية (البيانات التي لم يتعلمها النموذج من قبل)، ولذلك يتم تقسيم البيانات دائما في البداية.

فعلى سبيل المثال إذا كنا نهدف إلى للتنبؤ بمخاطر الإصابة الرياضية لدى نخبة من لاعبي كرة القدم الشباب بناءً على مقاييس الجسم البشري والتنسيق الحركي والأداء البدني بدقة عالية تبلغ **85**٪ مثلاً، أو في كرة القدم الاحترافية بناءً على تقييم فحص ما قبل الموسم بدقة عالية تبلغ **95**٪ على الأقل.. فإننا يجب ننشأ خوارزمية تعلم آلي يتم تعليمها العلاقة بين الإصابات الرياضية التي تحدث دائما في مجال كرة القدم (مثل: تمزق العضلات الخلفية للفخذ، التهابات المفاصل، تمزق وتر أكلس، قطع في الرباط الصليبي، أو انزلاق غضروف الركبة... الخ)، وأسباب حدوثها (مثل: أسباب تتعلق بالمقاييس الأنثروبومترية والتنسيق الحركي والأداء البدني للاعب، أو أسباب تتعلق بضعف الحالة التدريبية للاعب، أو الحمل الزائد... الخ) وكذلك العوامل التي تؤدي إلى حدوثها، (مثل: سوء حالة الملعب، أو شراسة المنافسين... الخ)، (وهذه المتغيرات تسمى المتغيرات التفسيرية أو العوامل المساهمة لمجموعة بيانات التدريب).

تعتبر جودة المدخلات وحجم مجموعات البيانات معاملات مهمة لجودة النتائج، وأيضاً لتحسين جودة مجموعات البيانات الضخمة والمعقدة، ولضمان التشغيل الأمثل لخوارزميات التعلم الآلي **ML**، يمكن تطبيق طرق المعالجة المسبقة للبيانات (التضمين **Imputation**، والتقنين **Standardization**، والتقدير **Discretization**)، وذلك لفلترة الأبعاد واختيار العوامل المساهمة.

وهذا يعني وجوب تعليم الخوارزمية عمل مراجعات مستمرة للعوامل المساهمة سالفة الذكر بأيٍ من طرق المعالجة من أجل فلترة هذه العوامل واختيار العوامل المساهمة الفعالة فقط، وهذا ما يسمى بجودة المدخلات والتي تؤدي حتماً إلى جودة المخرجات.

كما تتطلب معظم إجراءات التعلم الآلي **ML** أيضًا ضبط المعاملات، وهو نوع من تحسين المعاملات التي
لا يمكن تقديرها مباشرة من البيانات (على سبيل المثال، عدد الأشجار التي سيتم استخدامها في الغابة العشوائية للبيانات)، وعندما يتم تركيب خط أنابيب التعلم الآلي **ML** بالكامل على بيانات التدريب، يتم توقع نتيجة بيانات الاختبار. ونظرًا لأننا نعرف النتيجة الحقيقية لبيانات الاختبار، فإن هذا يسمح لنا بتقييم نموذج التنبؤ المحدد لدينا. أخيرًا، تقدم النماذج جيدة الأداء فكرة عن أهم عوامل الخطر، من خلال ملاحظة العوامل التي لها التأثير الأكبر في هذه النماذج **(Hans Van Eetvelde et al., 2021.[1])**

حيث يقوم خبراء الكومبيوتر بعمل ضبط وتحسين للمعاملات (وهو عملية تصنيف للمتغيرات المساهمة التي تتعلق بأسباب حدوث الإصابة والعوامل التي تؤدي إلى حدوثها، ومن ثم ترتيبها وتصنيفها في صورة أشجار خوارزمية تسمح آليا بتقييم نموذج التنبؤ المحدد سلفاً)، ومن ثم التعرف على عوامل الخطر التي يمكن أن تواجه اللاعبين أثناء المنافسات والعمل على تلافيها والوقاية منها..

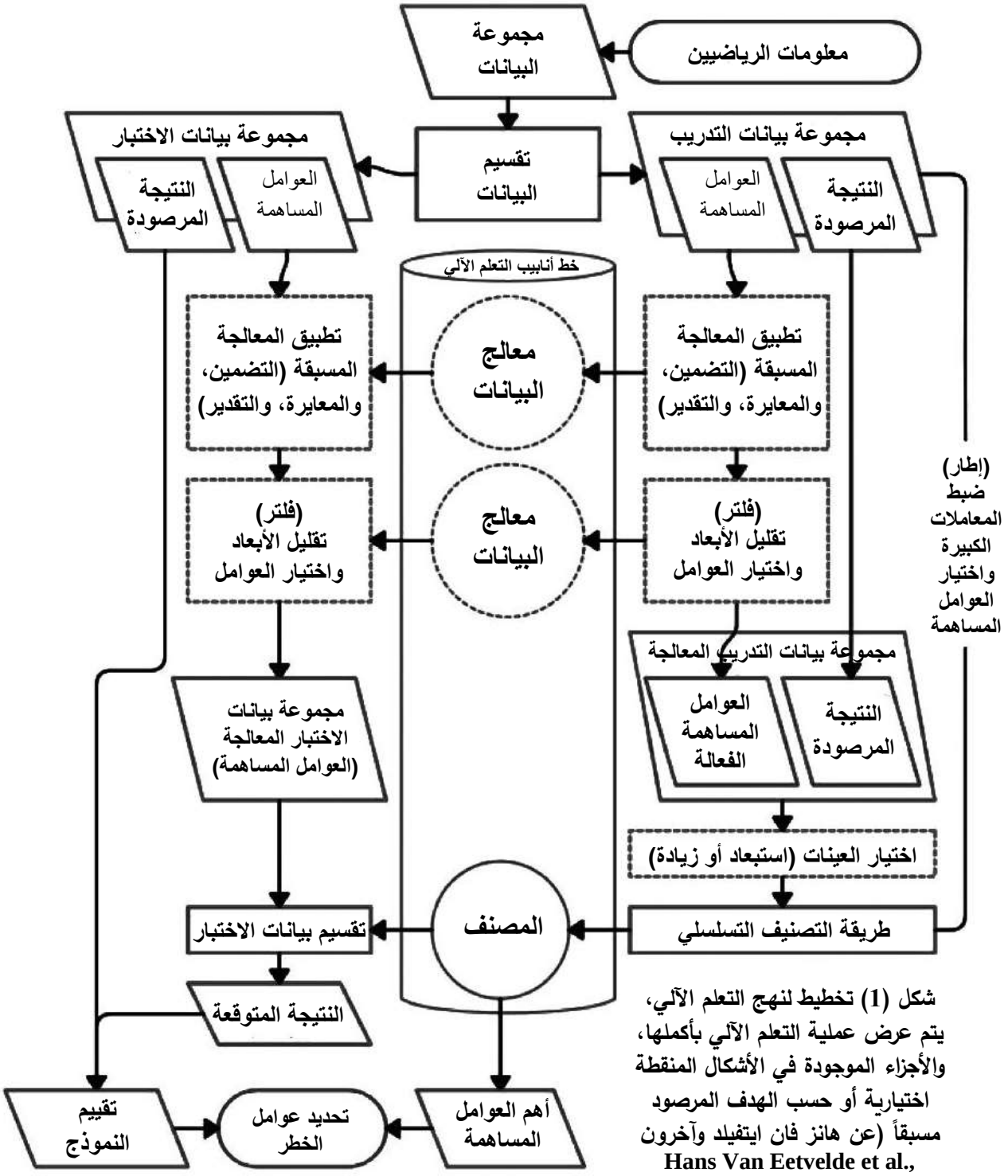
هذه النتائج ستكون واعدة بمعنى أن النماذج المستقبلية قد تساعد المديرين الفنيين والمدربين والأطقم الطبية في عملية صنع القرار للوقاية من الإصابات.

تطبيقات وحالات استخدام الذكاء الاصطناعي في الرياضة

لقد تحدثنا قليلاً عن الصناعة نفسها واستخدام الذكاء الاصطناعي في الصناعة بشكل عام، الآن دعونا نتعمق في بعض التطبيقات ونستخدم حالات الذكاء الاصطناعي في صناعة الرياضة.

1) إنشاء نماذج تنبؤية لأداء اللاعب – Create Predictive Models:

1) **Hans Van Eetvelde, Luciana D. Mendonça, Christophe Ley, Romain Seil and Thomas Tischer, (2021).** Machine learning methods in sport injury prediction and prevention: a systematic review, Journal of Experimental Orthopaedics volume 8, Article number: 27.



شكل (1) تخطيط لنهج التعلم الآلي، يتم عرض عملية التعلم الآلي بأكملها، والأجزاء الموجودة في الأشكال المنقطة اختيارية أو حسب الهدف المرصود مسبقاً (عن هانز فان ايتفيلد وآخرون Hans Van Eetvelde et al., (2021.[1]

1) Hans Van Eetvelde, Luciana D. Mendonça, Christophe Ley, Romain Seil and Thomas Tischer, (2021). Machine learning methods in sport injury prediction and prevention: a systematic review, Journal of Experimental Orthopaedics volume 8, Article number: 27.

النمذجة التنبؤية **Predictive Modeling** هي نوع من الذكاء الاصطناعي يمكن استخدامه لعمل تنبؤات حول الأحداث المستقبلية، وغالبًا ما يستخدم هذا النوع من الذكاء الاصطناعي في التطبيقات التسويقية والمالية. ومع ذلك، يتم استخدامه أيضًا في الألعاب الرياضية للتنبؤ بأداء اللاعب.

ويمكن استخدام النماذج التنبؤية لتحديد اللاعبين المحتمل تعرضهم للإصابة أو ضعف الأداء، كما يمكن للمدربين والمديرين استخدام هذه المعلومات لاتخاذ قرارات بشأن تناوب اللاعبين واستراتيجية اللعبة.

بالإضافة ما تقدم، يمكن استخدام النمذجة التنبؤية لتحديد اللاعبين الذين يحتمل أن يكون لديهم مواسم توهج أو تألق، حيث يمكن للفرق استخدام هذه المعلومات لإجراء صفقات أو توقيعات.

تتمثل إحدى طرق استخدام الذكاء الاصطناعي في إنشاء نماذج تنبؤية لأداء اللاعب في استخدام خوارزميات التعلم الآلي **Machine Learning Algorithms** لتحليل البيانات حول الأداء السابق، حيث تتضمن هذه البيانات إحصائيات اللاعب والإصابات والسجلات التأديبية، ومن خلال تحليل هذه البيانات، يمكن للذكاء الاصطناعي تطوير نماذج يمكنها التنبؤ بكيفية أداء اللاعب في المستقبل، كما يمكن استخدام هذا النوع من الذكاء الاصطناعي أيضاً لعمل تنبؤات حول عدد من الأشياء المختلفة، مثل:

- ← ما مدى احتمالية إصابة اللاعب؟
- ← ما مدى احتمالية أن ينخفض أداء اللاعب في فترة معينة؟
- ← ما مدى احتمالية تألق اللاعب في الفترة القادمة؟

2) تحليل المباريات وتحديد الأنماط والاتجاهات – **Analysis of Matches:**

استخدام الذكاء الاصطناعي لتحليل المباريات **Analysis of Matches** له فوائد عديدة، يمكن أن يساعد الفرق الرياضية على تحديد الأنماط والاتجاهات التي ربما لم يكونوا على دراية بها، كما يمكن أن يساعدهم ذلك في اتخاذ قرارات استراتيجية **Strategic Decisions** أفضل أثناء اللعب، مما يمنحهم ميزة تنافسية.

تتمثل إحدى طرق استخدام الذكاء الاصطناعي لتحليل المباريات في استخدام خوارزميات التعلم الآلي لتحديد وتتبع حركات وسلوكيات اللاعبين أو المدربين أو الحكام أو غيرهم في الملعب، وهذا الإجراء يمكن أن يساعد الفرق الرياضية على فهم حركة اللاعبين واستمرارية اللعبة بشكل أفضل، بالإضافة إلى ذلك، يمكن استخدام الذكاء الاصطناعي لتقييم أداء اللاعبين **Evaluate Players Performance**، كما يمكن أن يساعد ذلك الفرق الرياضية على تحديد اللاعبين الذين يؤدون أداءً جيدًا، وأيهم يحتاج إلى التحسين.

ولقد طور عدد من علماء الكمبيوتر في "جامعة لوبورو **"Loughborough University** البريطانية وبالتعاون مع عدد آخر من علماء الرياضة خوارزميات ذكاء اصطناعي **(AI)** جديدة تم إعدادها لتغيير طريقة تحليل أندية كرة القدم لأداء الفريق والأفراد على أرض الملعب، حيث تقول الدكتوره "بايهوا لي **Dr. Baihua Li,**[1]"، رئيسة الفريق البحثي، إن التكنولوجيا يمكن أن تؤدي إلى تغييرات كبيرة في الرياضة لأنها ستمكن الأندية من تحديد اللاعبين الموهوبين بشكل فعال وتجنيدهم بسرعة.

إن تحليل أداء اللاعب حالياً هو عملية كثيفة العمالة وتنطوي على مشاهدة شخص ما لتسجيلات الفيديو للمباريات وتسجيل إجراءات اللاعب الفردي يدويًا – وهذا يتضمن تسجيل عدد التمريرات واللقطات التي اتخذها اللاعب، وأين حدث الإجراء، وما إذا كان لديه نتيجة ناجحة.

أما هذه الطريقة التي تعتمد على خوارزميات الذكاء الاصطناعي، فإنها لا تستغرق وقتًا طويلاً بشكل
لا يصدق فحسب، بل إنها تعرض أيضًا معاملات الدقة والاتساق الداخلي والقابلية للمقارنة لأنها لا تعتمد على الحكم البشري وعدم التحيز.

بعض التقنيات الآلية للذكاء الاصطناعي موجودة في السوق بالفعل، لكنها قادرة فقط على تتبع اللاعبين على أرض الملعب – لتحديد المسافة المقطوعة والسرعة – لكن لا يمكنهم تقديم معلومات مفصلة عن الإجراءات التي يتخذها اللاعبون، ولمعالجة هذه المشكلة، قامت (الدكتورة بايهوا لي **Baihua Li** وفريقها البحثي) بتطوير نظام هجين حيث يمكن تسريع إدخال البيانات البشرية وتكميله بطرق آلية قائمة على الكاميرا لتلبية الطلب المتزايد على بيانات الأداء الحالي منخفضة التكلفة الناتجة عن كميات كبيرة من مقاطع فيديو كرة القدم.

وبتمويل من هيئة **Innovate UK** التابعة لوزارة الأعمال والطاقة والاستراتيجية الصناعية البريطانية، وبالتعاون مع شركة "ستاتميتريكس **Statmetrix**" وهي شركة متخصصة في رؤى بيانات أداء كرة القدم، استخدم الباحثون أحدث التطورات في الرؤى التكنولوجية الحديثة **computer vision** والذكاء الاصطناعي **(AI)** لتحقيق ثلاث نتائج رئيسية، هي:

1) https://www.lboro.ac.uk/news-events/news/2020/june/ai-tech-for-football-performance-analysis/

A) كشف أوضاع الجسم والأطراف لتحديد الأداء:

استنادًا إلى التطورات الحالية في الذكاء الاصطناعي والتعلم العميق **Deep learning**[1]، استخدمت الدكتورة لي **Li** وفريقها البحثي نموذجًا للذكاء الاصطناعي لاكتشاف أطراف أجسام اللاعبين ووضعياتهم حتى يمكن التعرف على حركاتهم ثم تحليلها، حيث تعالج هذه التقنية لقطات الفيديو، وتكتشف الخصائص الفردية للاعبين، وتحدد ما إذا كانوا يجرون أو يمشون أو يقفزون، والقدم التي يمررون الكرة بها، وقد استخدم الباحثون التعلم العميق (وهو أحدث التقنيات الحديثة للتعلم الآلي) والرؤية الحاسوبية **Computer Vision** لتدريب نظام الذكاء الاصطناعي على القيام بذلك.

وقد تم تغذية منظومة الذكاء الاصطناعي بالآلاف من تسجيلات مباريات كرة القدم لكثير من الفرق واللاعبين والمواقف المختلفة التي تحدث خلال اللعب في المباريات، فضلاً عن لقطات ومقاطع فيديو من مختلف الزوايا ومناطق الملعب، وتستطيع منظومة الذكاء الاصطناعي تقييم أداء اللاعب ومهاراته المختلفة عن طريق رصد تحركاته العضلية خلال المباراة وأسلوبه في الجري والقفز والتمرير وغير ذلك من مهارات اللعب، وتقوم المنظومة عن طريق المعادلات الخوارزمية بتقييم أداء كل لاعب وقياس موهبته الحقيقية في اللعب.

B) تتبع اللاعبين للحصول على بيانات الأداء الفردي:

بالإضافة إلى النظر في الإجراءات التي تم اتخاذها في المباراة، قام الباحث المساعد الذي يعمل في هذا المشروع، الدكتور "شريدهار رانجابا **Dr Shreedhar Rangappa**"، بتدريب الشبكة العصبية العميقة **deep neural network** لتتبع الخصائص الفردية للاعبين وجمع البيانات حول أداء الفرد خلال فيديو المباراة، حيث سيساعد تتبع اللاعب في معرفة كيفية ارتباط موقع اللاعب بالآخرين – معلومات مهمة للغاية عندما يتعلق الأمر بتحليل جماعية الفريق.

الشكل (2) مثال على كيفية تعقب التكنولوجيا للاعبين.

1) التعلم العميق **Deep learning** : هو نوع محدد من الشبكات العصبية الاصطناعية تستخدم مع العديد من الطبقات العميقة التي تم تنشيطها جزئيًا بسبب التطورات الأخيرة في الأجهزة

C) تكنيك عمل الكاميرا:

كانت التغطية المحدودة للكاميرا (مجال الرؤية) والدقة المنخفضة مشكلة أيضًا عندما يتعلق الأمر بتحليل الدوريات الأدنى (دوري الدرجة الثالثة والرابعة) أو الألعاب الشعبية، حيث يتم استخدام الكاميرات منخفضة التكلفة فقط في كثير من الأحيان لتسجيل المباراة.

هذا يمثل مشكلة لأنه من الصعب تسجيل مجال الرؤية بالكامل ويمكن للاعبين الجري داخل مجال الصورة أو خارجه، لذلك يصعب تتبعهم.

توصل الباحثون إلى حل لهذه المشكلة؛ حيث يقترحون استخدام اثنين من الكاميرات العادية منخفضة التكلفة القابلة للاستهلاك (مثل:[1]**GoPros,**)، مع تسجيل كل نصف ملعب كرة القدم، وطريقة تكنيك عمل الكاميرا التي طوروها.

تستخدم التقنية نقاط العوامل المقابلة من كلتا الكاميرتين لإنشاء مجال رؤية كامل – مما يسمح بتتبع اللاعبين وتحليلهم بشكل أكثر مصداقية، ولقد طورت شركة **Statmetrix**، الشريكة في الصناعة، هذه الفكرة ونفذت برنامجًا لربط العرض الآلي،

تقول "الدكتورة لي" إن الابتكارات ستساعد في تحسين الوصول، على جميع مستويات كرة القدم، إلى البيانات اللازمة لتحليل أداء اللاعب وتحديد المواهب، وهناك إمكانية لاستخدام التكنولوجيا لتتبع اللاعبين في الرياضات الأخرى، وعلقت قائلة: "بيانات الأداء وتحليل المباريات في كرة القدم هي جزء أساسي من الرياضة ويمكن أن يكون لها تأثير كبير على أداء اللاعب والفريق، وستسمح التكنولوجيا المتقدمة بتفسير موضوعي أكبر للعبة لأنها تسلط الضوء على مهارات اللاعبين وتعاون الفريق، وسيكون لهذا الابتكار تأثير إيجابي على صناعة كرة القدم وسيزيد من تطوير التكنولوجيا الرياضية مع توفير قيمة للاعبين والمدربين والقائمين بالتوظيف الذين يستخدمون البيانات".

إن دعم التعاون مع "جامعة لوبورو **Loughborough University**" والتكنولوجيا التي تم تطويرها قد أهلت شركة "ستاتميتريكس **'Statmetrix"** للفوز بجائزة **MSDUK Innovation Challenge** لعام **2019**، وقد قال السيد "أولوكنال كايود **Olukunle Kayode"**، الرئيس التنفيذي لشركة "**Statmetrix**" أن الحلول التي نهدف إلى تسويقها تمثل تحديًا تقنيًا، ولكن فوائد توفر البيانات عبر المستويات الدنيا من الرياضة ستساعد في إطلاق العنان للمواهب غير المستغلة سابقًا."

1) جو برو **GoPros** علامة تجارية أمريكية مختصة بإنتاج كاميرات شخصية عالية الوضوح، وغالبا ما تستخدم في تسجيل مقاطع الفيديو. الكاميرا معروفة لكونها خفيفة الوزن ويمكن ارتداؤها أو تثبيتها في أماكن غير عادية مثل خارج الطائرات والسيارات والقوارب أو دبابات الجيش

3) التدريب الشخصي – Personalized Training:

يستخدم العديد من الرياضيين الآن الذكاء الاصطناعي لمساعدتهم على التدريب بشكل أكثر فعالية، كما يمكن استخدام الذكاء الاصطناعي لإنشاء برامج تدريب مخصصة مصممة خصيصًا لتلبية الاحتياجات الفردية للرياضيين، بالإضافة إلى ذلك، يمكن استخدام الذكاء الاصطناعي لمراقبة تقدم الرياضي وتقديم الملاحظات، ويمكن استخدام هذه المعلومات لإجراء تعديلات على برنامج التدريب.
حيث تتضمن بعض فوائد استخدام الذكاء الاصطناعي لمساعدة الرياضيين على التدريب ما يلي:

← تحسين الأداء **Improved performance**.

← إصابات أقل **Fewer injuries**.

← سرعة الاستشفاء **Quicker recovery**.

4) إنتاج مُعِدَّات رياضية أفضل – Create sports equipment:

تستخدم الشركات الآن الذكاء الاصطناعي لإنشاء معدات رياضية أفضل. على سبيل المثال، طورت شركة "أديدس **Adidas**" الكرة الخاصة برياضة كرة قدم، حيث استخدمت الشركة الذكاء الاصطناعي لتعديل المادة المصنوع منها الكرة من أجل تحسين دقة التمرير والتصويب. بالإضافة إلى ذلك، أنشأت شركة "ويلسون الأمريكية لصناعة المعدات الرياضية **Wilson Sporting Goods**" مضرب تنس باستخدام الذكاء الاصطناعي لمساعدة اللاعبين على ضرب الكرة بمزيد من القوة والدقة.

لقد حسّن الذكاء الاصطناعي المعدات الرياضية من خلال المساعدة في إنشاء منتجات أكثر دقة وقوة. بالإضافة إلى ذلك، ساعد الذكاء الاصطناعي في تطوير منتجات مخصصة للاحتياجات الفردية الخاصة للرياضيين، هذا يعني أنه يمكن للرياضيين الآن التدريب بشكل أكثر فعالية وتحسين أدائهم.

تتضمن بعض الأمثلة الأخرى للمعدات الرياضية التي تم تحسينها بواسطة الذكاء الاصطناعي ما يلي:

← يمكن ضبط وزن التأرجح[1] **Swing Weight** لمضارب الجولف أو التنس أو غيرها وفقًا لتفضيلات المستخدم: بحيث تعمل هذه المضارب من خلال وجود مستشعرات **Sensors** تتعقب تأرجح

1) يشير وزن تأرجح المضرب swing weight إلى مقياس لمدى ثقل المضرب عندما تقوم بتأرجحه لضرب كرة التنس أو كرة الجولف، أو غيرها من كرات المضرب. هذا يختلف عن الوزن الساكن للمضرب، وهو الوزن (عادة بالجرام أو الأوقية) المطبوع على جانب المضرب ، ويتم تحديده من خلال عدد من العوامل المختلفة.

المستخدم، ثم يتم استخدام هذه البيانات لضبط وزن تأرجح الفريق ككل بحيث يكون أكثر ملاءمة للمستخدم الفردي.

- ← أحذية الجري التي يمكنها ضبط مقدار التبطين أو التوسيد للأحذية[1] **Amount of Cushioning** تلقائيًا بناءً على مدى إجهاد قدم المستخدم، حيث ستتعرف الأحذية على مدى إجهاد قدم المستخدم من خلال مراقبة حركته ومعدل ضربات القلب، وبناءً على هذه المعلومات، سيقوم الحذاء بعد ذلك بتعديل مقدار البطانة أو الوسادة وفقًا لذلك.
- ← درّاجات يمكنها حساب المسار الأكثر فاعلية بناءً على وجهة المستخدم، حيث يتم ذلك باستخدام مزيج من بيانات نظام تحديد المواقع **Global Positioning System (GPS)** وبيانات حركة المرور.

5) تحسين ممارسات المشجعين – Improve fan practices:

تستخدم العديد من الفرق الرياضية الآن الذكاء الاصطناعي لتحسين ممارسات المشجعين، على سبيل المثال، يستخدم نادي "جولدن ستات واريرز **Golden State Warriors**" الأمريكي الذكاء الاصطناعي لإنشاء ممارسات واقع افتراضي للجماهير للحصول على تذاكر حضور المباريات أو التعرف على مواعيد المباريات للفريق، وتتبع نتائجه في الدوري. بالإضافة إلى ذلك، يستخدم فريق "لوس أنجيلوس دودجر **Los Angeles Dodgers**"الذكاء الاصطناعي لمساعدة المشجعين في العثور على مقاعدهم في الملعب.. وهكذا.

وهناك عدد من الطرق المختلفة الأخرى التي يتم من خلالها استخدام الذكاء الاصطناعي لتحسين تجارب المعجبين، بعض هذه الطرق تشمل:

- ← إنشاء تجارب واقع افتراضي للمشجعين، حيث يتيح ذلك للجماهير الشعور وكأنهم في قلب الحدث.
- ← مساعدة المشجعين في العثور على مقاعدهم في الملعب، حيث يتم ذلك باستخدام كاميرا لمسح وجوه المشجعين ومطابقتها مع معلومات التذاكر الخاصة بهم.
- ← تزويد المعجبين بمحتوى شخصي، حيث يتضمن ذلك أشياء مثل عرض أبرز الألعاب المصممة لتناسب التفضيلات الخاصة للمشجعين.
- ← مساعدة المشجعين على التفاعل مع لاعبيهم المفضلين، حيث يتم ذلك باستخدام روبوتات المحادثة التي يمكنها الإجابة على أسئلة المعجبين وتقديم معلومات حول كل اللاعب.

1) توسيد الحذاء Cushioning هو قدرته على امتصاص قوة الصدمة. في حالة الجري، تظهر هذه الحاجة عندما تتلامس قدمك مع الأرض.

- ← مراقبة وسائل التواصل الاجتماعي لمعرفة ما يقوله المشجعون عن فريقهم، وهذا يسمح للفرق بمعالجة أي ممارسات سلبية بسرعة.
- ← تتبع تحركات الجماهير في الملعب، ثم يتم استخدام هذه المعلومات لتحسين تخطيط الملعب وتدفق حركة المرور.
- ← خلق الخبرات التي تستند إلى القياسات الحيوية، حيث يتضمن ذلك أشياء مثل استخدام معدل ضربات قلب أحد المشجعين لتحديد متى يكونون أكثر حماسًا أثناء المباراة.
- ← مساعدة المعجبين على شراء تذاكر الألعاب، ويتم ذلك باستخدام برنامج الدردشة **ChatBot** لطرح أسئلة حول تفضيلات الجماهير ثم اقتراح الألعاب التي قد تكون مهتمًا بها.
- ← توفير خصومات للجماهير على المنتجات والخدمات، ويتم ذلك باستخدام **ChatBot** لتحديد اهتمام المعجب بمنتج أو خدمة.
- ← مساعدة المشجعين في العثور على أماكن وقوف السيارات، حيث يتم ذلك باستخدام كاميرا لمسح وجوه السائقين ومطابقتها مع معلومات لوحة ترخيص سيارتهم.

6) منع الإصابات – Prevent injuries:

الإصابات شائعة في الرياضات الفردية والجماعية ويمكن أن يكون لها عواقب جسدية ونفسية واجتماعية ومالية كبيرة، وبالتالي فإن فهم عوامل خطر الإصابة وتفاعلها هو عنصر أساسي لمنع الإصابات المستقبلية في الرياضة، وقد حاولت العديد من الأبحاث العلمية تحديد عوامل الخطر للإصابة **(Bahr R, Krosshaug T., 2005,[1]), (Bittencourt NFN, et al., 2016,[2]), (Meeuwisse WH, et al., 2007,[3])**، ومع ذلك، فإن الإصابات الرياضية هي نتيجة للتفاعلات المعقدة لعوامل الخطر المتعددة، ويجب أن تأخذ في الاعتبار الأحداث والظروف التي أدت إلى جدوث الإصابة، بالإضافة إلى تضمين وصف للميكانيكا الحيوية للجسم والمفاصل في وقت الإصابة، ونظرًا للتفاعلات العديدة بين عوامل الخطر الداخلية والخارجية، بالإضافة إلى طبيعتها التي لا يمكن التنبؤ بها إلى حد كبير في بعض الأحيان، فإن القدرة على التنبؤ بحدوث الإصابة أمر صعب. لذلك، يجب ألا تركز النمذجة التنبؤية على التنبؤ بحدوث الإصابة نفسها فحسب، بل يجب أيضًا محاولة تحديد

---

1) **Bahr R, Krosshaug T (2005)** Understanding injury mechanisms: a key component of preventing injuries in sport. Br J Sports Med 39:324–329.

2) **Bittencourt NFN, Meeuwisse WH, Mendonça LD, Nettel-Aguirre A, Ocarino JM, Fonseca ST (2016)** Complex systems approach for sports injuries: moving from risk factor identification to injury pattern recognition-narrative review and new concept. Br J Sports Med 50:1309–1314.

3) **Meeuwisse WH, Tyreman H, Hagel B, Emery C (2007)** A dynamic model of etiology in sport injury: the recursive nature of risk and causation. Clin J Sport Med Off J Can Acad Sport Med 17:215–219.

مخاطر الإصابة على المستوى الفردي وتنفيذ التدخلات للتخفيف من مستوى الخطر، من أجل التخطيط للتدخل الوقائي الفعال.

في السنوات الأخيرة، ظهر استخدام أساليب الذكاء الاصطناعي المتقدمة (AI) في الطب الرياضي للتعامل مع هذه المهمة الصعبة متعددة الأوجه (Bartlett JD, et al., 2017,[2]), (Adetiba E, et al., 2017,[1])، وتم بالفعل استخدام أساليب الذكاء الاصطناعي بنجاح في علوم الرياضة في مجال تحليل نتائج المباريات، والتكتيكات وتحليل الأداء، والتنبؤات بالنتائج (Claudino JG, et al., 2019,[3])، ومع ذلك، بالنسبة للأطباء، غالبًا ما يكون تطبيق الذكاء الاصطناعي وفهمه صعباً.

وبالنظر إلى أن التنبؤ بالإصابات الرياضية والوقاية منها والتي تعتبر من الموضوعات الشائعة في علوم الرياضة، إلا أننا ننظر إلى الموضوع بشكل آخر يتعلق بالأضرار المادية التي يمكن أن تقع على كاهل اللاعب والنادي من جراء الإصابة الرياضية، حيث يمكن أن تكون الأضرار المالية التي تلحق باللاعبين جسيمة، فمثلاً، إذا أصيب لاعب وفقد فترة طويلة من الوقت دون لعب، فقد يتعين على الفريق دفع راتبه أثناء غيابه، بالإضافة إلى ذلك، قد يخسر الفريق المال إذا لم يكن اللاعب قادرًا على اللعب في المباريات، وقد يكون هذا مكلفًا بشكل خاص إذا كان الفريق في التصفيات أو يصارع من أجل لقب الدوري أو الكأس، ولذلك تستخدم العديد من الفرق الآن الذكاء الاصطناعي لمراقبة صحة اللاعب من أجل منع هذه الإصابات المكلفة، فعلى سبيل المثال، يستخدم "نادي شيكاغو **Chicago Cubs**" الأمريكي للبيسبول الذكاء الاصطناعي لتتبع مستويات إجهاد اللاعب، بالإضافة إلى ذلك، يستخدم نادي "كليفلاند جاردينز **Cleveland Indians**" الأمريكي للبيسبول الذكاء الاصطناعي لمراقبة أنماط نوم اللاعبين، حيث يمكن أن تساعد هذه الأنظمة في تحديد اللاعبين المعرضين لخطر الإصابة وتساعد في منع تعرضهم للإصابة.

طور فريق "سياتل سي هوكس **Seattle Seahawks**" لكرة القدم الأمريكية برنامجًا يستخدم التعلم الآلي لتحديد اللاعبين المعرضين لخطر الإصابة، حيث يمكن استخدام هذه المعلومات لاتخاذ قرارات بشأن تناوب اللاعبين واستراتيجية اللعبة، بالإضافة إلى ذلك، يستخدم اتحاد كرة القدم الأمريكي

1) **Adetiba E, Iweanya VC, Popoola SI, Adetiba JN, Menon C (2017)** Automated detection of heart defects in athletes based on electrocardiography and artificial neural network. Cogent Eng 4:1411220

2) **Bartlett JD, O'Connor F, Pitchford N, Torres-Ronda L, Robertson SJ (2017)** Relationships Between Internal and External Training Load in Team-Sport Athletes: Evidence for an Individualized Approach. Int J Sports Physiol Perform 12:230–234.

3) **Claudino JG, de Capanema D, O, de Souza TV, Serrão JC, Machado Pereira AC, Nassis GP, (2019)** Current Approaches to the Use of Artificial Intelligence for Injury Risk Assessment and Performance Prediction in Team Sports: a Systematic Review. Sports Med - Open 5:28.

(NFL)الذكاء الاصطناعي لتطوير نظام يمكنه تحديد ارتجاجات المخ **concussions**. يمكن استخدام هذه المعلومات لتحسين سلامة اللاعبين.

7) المساعدة في الإدارة:

تستخدم العديد من البطولات الرياضية الآن الذكاء الاصطناعي للمساعدة في إدارة البطولة. على سبيل المثال، تستخدم الرابطة الوطنية لكرة السلة الأمريكية **(NBA)** الذكاء الاصطناعي للتعرف على الأخطاء والمخالفات، بالإضافة لذلك، يستخدم مسئولو وإداريو الدوري الرئيسي للبيسبول الأمريكي **Major League Baseball (MLB)** الذكاء الاصطناعي لتتبع موقع الكرات والضربات. يمكن استخدام هذه المعلومات لاتخاذ قرارات بشأن استراتيجية اللعبة.

يتم استخدام الذكاء الاصطناعي أيضًا للمساعدة في الإدارة بطرق أخرى، على سبيل المثال، يستخدم القائمين على دوري الهوكي الوطني **NHL (National Hockey League)** الذكاء الاصطناعي لتحديد ما إذا كان يجب حساب الأهداف أم لا أثناء المباريات، وهذا يشبه تقنية الفار **(VAR)** المستحدثة حديثاً في كرة القدم من قبل الاتحاد الدولي لكرة القدم **(FIFA)**. بالإضافة إلى ذلك، يستخدم مسئولو رابطة الجولف المحترفين الأمريكيين **Professional Golfers Association (PGA)** الذكاء الاصطناعي لتحديد العقوبات.

علاوة على ذلك، تستخدم العديد من البطولات الرياضية الآن هذه التقنية (الذكاء الاصطناعي) للمساعدة في تطبيق قواعد البطولة، على سبيل المثال، يستخدم اتحاد كرة القدم الأميركي الذكاء الاصطناعي لمراجعة المحادثات المغلقة بين الحكام، ويمكن استخدام هذه المعلومات لاتخاذ قرارات بشأن استراتيجية تحكيم اللعبة.

يغير الذكاء الاصطناعي طريقة ممارسة الرياضة وإدارتها، حيث تؤدي هذه التغييرات إلى تحسين سلامة اللاعبين، وإجراء مكالمات أكثر دقة، واستراتيجية لعب أكثر كفاءة.. لقد أصبح الذكاء الاصطناعي جزءًا أساسيًا من عالم الرياضة وسيستمر في إحداث تأثير كبير في المستقبل.

الذكاء الاصطناعي وتحليل الأداء في الرياضة

يعد فهم الأنماط الديناميكية للسلوكيات والتفاعلات بين الرياضيين التي تميز الأداء الناجح في الرياضات المختلفة تحديًا مهمًا لجميع ممارسي الرياضة.. تهدف هذه الورقة – التي تستعرض آراء وأفكار علماء الرياضة – إلى فهم كيفية تنفيذ إطار الديناميكيات البيئية لاستخدام الذكاء الاصطناعي **Artificial Intelligence(AI)** لتفسير الأداء الرياضي وتصميم سياقات الممارسة.

من خلال دراسة كيفية استخدام منهجيات الذكاء الاصطناعي في الألعاب الجماعية، مثل كرة القدم وكرة اليد والسلة أو الكرة الطائرة، وكذلك في الرياضات الفردية، مثل المبارزة والكاراتيه والمصارعة، أو في رياضات المضرب مثل السكواش والتنس والجولف، أو في التمرينات والجمباز، أو في ألعاب القوى، أو في السباحة والغطس... وغيرها. توفر هذه الورقة فهمًا أفضل للمؤشرات الحركية والفسيولوجية التي قد تلتقط الأداء الرياضي بشكل أفضل من خلال النظر إلى أحدث مناهج الذكاء الاصطناعي الحالية.

يوفر الذكاء الاصطناعي في تحليل الأداء الرياضي منظورًا شاملاً في نهج مبتكر يشير إلى التطبيقات العملية لكل من الأكاديميين والممارسين في مجالات التدريب والتحليل الرياضي وعلوم الرياضة، فضلاً عن الموضوعات ذات الصلة مثل الهندسة والكمبيوتر وبيانات العلم والإحصاء [1] **(Duarte Araújo, et al. 2021),.**

كان للتكنولوجيا بشكل عام، وأجهزة الكمبيوتر الرقمية بشكل خاص، تأثير عميق على الرياضة، حيث يعتمد الممارسون على البيانات الرقمية لمراقبة الأداء وتحسينه، كما يستخدم المسؤولون أنظمة التتبع والمراقبة الدقيقة من أجل زيادة دقة الحكم على الأداء الحركي، أيضاً تسعى جماهير المشاهدين والمشجعين لاستخدام البيانات الجماعية المشتركة بدعوى توسيع الأماكن التي يمكن فيها مشاهدة فعاليات الرياضة والمسابقات الرياضية، كما أصبح استخراج البيانات والإحصائيات الضخمة من ديناميكيات الأداء الرياضي إجراءً معتادًا في الأحداث الرياضية الكبرى.

حاليًا، يتمثل أحد التحديات المهمة لممارسي الرياضة والعلماء في فهم الأنماط الديناميكية للسلوك والتفاعل بين الرياضيين التي تميز الأداء الناجح في الرياضات المختلفة، لهذا، أصبح استخدام منهجيات الذكاء الاصطناعي **(AI)** شائعًا بشكل متزايد، ولقد اهتمت أبحاث الذكاء الاصطناعي بإنشاء وتطوير أجهزة وأنظمة برمجيات يمكنها تسجيل كميات كبيرة من البيانات وتصنيفها وتحليلها وتفسيرها، ومع ذلك، فإن أحد مخاطر أبحاث الذكاء الاصطناعي هو أن تكون قائمة على البيانات فقط، ولذلك كان من المهم جداً ليس فقط الاعتماد على البيانات، ولكن أيضاً يجب صنع القرارات المستندة على هذه البيانات، لأن هذا ضروري لإشراك المتعلمين والمدربين واللاعبين من ذوي المستويات العالية في صنع هذه القرارات، وقد يتطلب هذا بالضرورة إطارًا نظريًا شاملاً لتفسير المعلومات بشكل نقدي من مجموعات البيانات الضخمة والمعقدة لتعزيز أداء الرياضي في التدريب والمنافسة. ولذلك كان لزاماً تبني إطار ديناميكيات بيئية لتوجيه المشتغلين بصناعة الرياضة في فهم كيفية استخدام منهجيات

1) **Duarte Araújo, Micael Couceiro, Ludovic Seifert, Hugo Sarmento, and Keith Davids, (2021).** Artificial Intelligence In Sport Performance Analysis, 1st.Ed., Routledge, 52 Vanderbilt Avenue, New York, NY 10017.

الذكاء الاصطناعي في تحليل الأداء الرياضي لجميع أنواع الرياضات سواء أكانت جماعية، ككرة القدم، والسلة واليد والطائرة والهوكي، مع التركيز بشكل إضافي على كيفية استخدام منهجيات الذكاء الاصطناعي في الرياضات الفردية أيضاً، كالمبارزة والمصارعة والسباحة والكاراتيه، وغيرها من الرياضات الأخرى كألعاب القوى والجمباز..

جزء مهم من قوة البيانات الضخمة نحصل عليها من إمكانية استخدام الذكاء الاصطناعي، ولاسيما التعلم الآلي **Machine Learning (ML)**، لتحديد أشكال مترابطة في البيانات. الأهم من ذلك، أن هناك حاجة لمراقبين بشريين في هذه العمليات لمراقبة النتائج التي تم إنشاؤها تلقائيًا لتحديد أشكال البيانات ذات المعنى، ومن ثم استبعاد الأنماط العشوائية من هذه البيانات **(Woo, Tay, & Proctor, 2020),**[1].

وتهدف أساليب الذكاء الاصطناعي إلى إنشاء نماذج تنبؤية موثوقة وقابلة للتكرار من مجموعات البيانات التي قد تحتوي على عدد كبير من المتغيرات المختلفة، وذلك للتعامل مع العدد الكبير من المتغيرات بكفاءة، ويمكن استخدام هذه الخوارزميات للبحث في نطاق التنبؤ وتسليط الضوء على المتغيرات بقوة توضيحية، ويجب أن ندرك أن هذه الأساليب لا تضمن العثور على نموذج تنبؤي مثالي للظاهرة المبحوثة، ولكن بدلاً من ذلك يمكنهم العثور على نموذج يعمل بشكل جيد في ظل مجموعة متنوعة من الظروف، ويقدم تشخيصات وتدخلات أفضل.

الهدف الرئيسي الذي نحن بصدده الآن، هو تقديم إرشادات للبحث والممارسة في تحليل الأداء الرياضي، بما في ذلك ما يلي:

1) توفير فهم أفضل للمؤشرات الحركية والفسيولوجية التي قد تفسر الأداء بشكل أفضل، وبالتحديد تفسير الأداء في ضوء المتغيرات المحيطة به.
2) تحديد تصاميم البحث، مع التركيز على المشاركين، والمهام، والبيئة المحيطة، والإجراءات، فضلاً عن التكنولوجيا اللازمة للحصول على البيانات.
3) تحديد المقاييس الحسابية التي تدعم تفسير المتغيرات الزمانية المكانية التي تدعم أداء الرياضيين بينما تعمل في نفس الوقت كإجراءات روتينية للمعالجة المسبقة للبيانات للحصول على خصائص الأداء التنافسي.
4) توفير فهم للأداء الرياضي من خلال التقييم التلقائي لسلوكيات الرياضيين، وإلى حد ما، التنبؤ بنتائج الصحة والأداء، باستخدام أساليب الذكاء الاصطناعي.

1) **Woo, S. E., Tay, L., & Proctor, R. W. (Eds.). (2020).** Big data in psychological research. Washington, DC: American Psychological Association.

يوفر الذكاء الاصطناعي في تحليل الأداء الرياضي منظورًا شاملاً في نهج مبتكر يشير إلى التطبيقات العملية للمدربين ومحللي الرياضة وعلماء الرياضة والممارسين، من خلال تكثيف عدد كبير من البيانات في مجموعة أصغر من المتغيرات، وتوفير معلومات أعمق مقارنة بما هو متاح في المقاييس النموذجية لنتائج أداء الرياضات التنافسية؛ هذه المنهجية الجديدة للذكاء الاصطناعي تشرح كيف يمكن تفسير الأنماط الديناميكية للبيانات واستخدامها من قبل ممارسي الرياضة لفهم سلوكيات الأداء الناجحة والأقل نجاحًا، وإعداد نماذج الأداء، وتصميم أساليب التدريب والممارسة.

وقد حدد كل من "باتن وآخرون **Button et al., 2020,**[1]"، و" أرّاوهو وآخرون **"Araújo et al., 2020,**[2] إطارًا نظريًا للديناميات البيئية لأغراض تقييم الأداء، ومن خلال ذلك، سلطوا الضوء على ثلاثة من الافتراضات النظرية الرئيسية التي تدمج الجوانب العديدة لإطار الديناميكيات البيئية، وهي:

1) عادة ما ينبثق الأداء من نظام بيئة الأداء.
2) لفهم أداء الفرد، من الضروري إجراء تحليل للإمكانيات والتسهيلات التي تقدمها البيئة المحيطة للأداء.
3) يظهر الأداء (نتيجة للتنظيم الذاتي للاعب) مع مراعاة الظروف البيئية المحيطة بأداء اللاعب.

أولاً، يجب أن يعمل اللاعب المؤدي بشكل علائقي مترابط مع بيئة الأداء المحيطة به، وليس بشكل مستقل، فغالباً ما ينغمس اللاعبين عمداً في مجموعة واسعة من العوامل والظروف المحيطة التي تتغير عادةً، ونظرًا لأن الرياضيين يشاركون في نظام ديناميكي معقد، فيجب إعادة ضبط عمل كل شخص باستمرار مع مراعاة الظروف المتغيرة.. أيضًا، ما يحدد نظام بيئة الأداء في أي لحظة، لا يتم تعديله بشكل منتظم، ولكنه يتغير باستمرار مع تغير تركيز عمل المؤدي؛ يشير هذا إلى أن الإجراء لا يقتصر فقط على العمليات الفسيولوجية أو العقلية التي تحدث داخل الشخص، ولكن يحدث أيضا في نظام بيئة الأداء نفسه.. المعنى الضمني لهذه الفكرة هو"أنه لا يمكن فهم الأداء فقط وفقًا لخصائص المؤدي، ولكن بشكل متماثل وفقًا لخصائص بيئة الأداء".

ثانيًا، بالنسبة للاعبين، تعتبر بيئة الأداء مدخل مهم بالنسبة لهم، مما يعني أن الرياضي لكي يفهم ويتقن الأداء يجب عليه دمج خبراته السابقة في الخصائص البيئية، أي يؤدي وفقاً للظروف

1) **Button, C., Seifert, L., Chow, J. Y., Araújo, D., & Davids, K. (2020).** Dynamics of skill acquisition: An ecological dynamics approach (2nd ed.). Champaign, IL: Human Kinetics.

2) **Araújo, D., Davids, K., & Renshaw, I. (2020).** Cognition, emotion and action in sport: An ecological dynamics perspective. In G. Tenenbaum & R. Eklund (Eds.), Handbook of sport psychology (4th ed., pp. 535–555). New York, NY: John Wiley & Sons, Inc.

المحيطة حوله في ملعب المباراة، ويمكن للظروف المحيطة أن توحي للاعب مباشرة بما يمكنه وما لا يمكنه القيام به في بيئة الأداء.

ثالثًا، بالنظر إلى نظام بيئة الأداء، يمكن فهم الأداء على أنه منظم ذاتيًا في ظل قيود، على عكس المنظومة التي يتم فرضها من داخل اللاعب (على سبيل المثال، العقل) أو التي يتم فرضها من الخارج (على سبيل المثال، تعليمات المدرب). وهذا يعني أنه لا يتم تحديد الأداء من خلال الأنظمة الداخلية أو الخارجية فقط، ولكن أيضا لبيئة الأداء نصيب كبير في عملية فهم الأداء.

وفي هذا يشير كلا من"لويس فيلار وآخرون [1] **Luı´s Vilar, et al., (2012),**"، و"أرّاوهو وأخرون [2] **Arau´jo D, et al., (2006),**" إلى أنه في دراسات الأنظمة العصبية الحيوية المعقدة (الخاصة باللاعب)، قدمت أفكار من الديناميكيات البيئية تفسيرًا نظريًا قويًا للسلوكيات؛ حيث تقترح الديناميكيات البيئية العلاقات بين المؤدي (اللاعب) والبيئة (المحيطة باللاعب) كمقياس تحليل ذو صلة لفهم الأداء الرياضي، وتظهر الأنماط الوظيفية للسلوك المنسق من خلال عملية التنظيم الذاتي من تفاعلات اللاعبين ذوي المستويات العليا مع بعضهم البعض في ظل مهمة محددة وقيود بيئية.

في الأنظمة الحيوية العصبية الاجتماعية المعقدة (يقصد بها العلاقات بين اللاعبين داخل الفريق الرياضي)، حاولت تحليلات الديناميكيات البيئية **Ecological dynamics** للرياضات الجماعية أن تشرح كيف أن التفاعلات بين اللاعبين والمعلومات من بيئة الأداء (الملعب وما يحتويه من لاعبين) تقيد ظهور أنماط الاستقرار بين اللاعبين، وكذلك التباين وفقدان التنسيق بين المؤدين، هذا هو بالضبط ما يحتاج علماء الرياضة والمدربون فهمه في تحليلات أداء المباريات الجماعية، حيث يمكن تطوير عرضها بطريقة متعددة التخصصات، بمعنى مساهمة تعاونية بين علماء الرياضة والممارسين وعلماء الكمبيوتر والمهندسين (**Couceiro et al., 2016,**[3]).

وقد تكون التحليلات المرئية والرسوم البيانية المطورة بعناية والعمليات الإحصائية المتقدمة لها الدور الفعال في فهم الكثير من مخرجات الأداء الرياضي، وبالنظر إلى خبرة علماء الرياضة لفهم كيفية مساهمة الحركة والجسم في فهم سلوكيات الأداء الرياضي الفائق، يمكنهم العمل مع علماء

1) **Luı´s Vilar, Duarte Arau´jo, Keith Davids, and Chris Button, (2012).** The Role of Ecological Dynamics in Analysing Performance in Team Sports, Sports Medicine; 42 (1): 1-10

2) **Arau´jo D, Davids K, Hristovski R (2006).** The ecological dynamics of decision making in sport. Psychol Sport Exerc 2006; 7: 653-76

3) **Couceiro, M. S., Dias, G., Araújo, D., & Davids, K. (2016).** The ARCANE project: How an ecological dynamics framework can enhance performance assessment and prediction in football. Sports Medicine, 46(12), 1781–1786.

الكمبيوتر في تطوير هياكل أقل عقلية وأكثر تجسيدًا وتضميناً للبحث في معرفة تأثير الذكاء الاصطناعي. وهذا هو ما نهدف إليه في هذه الورقة.

ولقد كان للتكنولوجيا الرقمية تأثير عميق على الرياضة (Miah, 2017,[1])، حيث يعتمد الرياضيون والمدربون على البيانات الرقمية لمراقبة الأداء وتحسينه، كما يستخدم المسؤولون أنظمة التتبع لزيادة دقة تقييمهم. أما الجمهور فيستخدم البيانات الجماعية المشتركة بدعوى توسيع الأماكن التي يمكن فيها مشاهدة الرياضة وتجربتها.

في الوقت الحاضر، مَكّنت التكنولوجيا الممارسين والرياضيين والمتفرجين من جمع وتخزين كمية هائلة من البيانات بطرق أسرع وأكثر وفرة وتنوعًا من أي وقت مضى. حيث يمكن جمع البيانات من مختلف أجهزة الاستشعار والأدوات بتنسيقات مختلفة، من تطبيقات مستقلة أو متصلة.. ولقد تجاوز هذا السيل الواضح للبيانات القدرة البشرية على معالجة وتحليل وتخزين وفهم المعلومات الواردة في مجموعات البيانات هذه.. علاوة على ذلك، أصبح الأشخاص والأجهزة مترابطة بشكل متزايد، بحيث تؤدي الزيادة في عدد هذه المكونات المتصلة إلى إنشاء مجموعة بيانات ضخمة، ويجب اكتشاف المعلومات القيمة من الأنماط الموجودة في البيانات للمساعدة في تحسين الأداء والسلامة والصحة والرفاهية.

ولم تؤد التطورات التكنولوجية فقط إلى وفرة من تدفقات البيانات الجديدة والمستودعات الرقمية والقوة الحسابية، ولكنها أدت أيضًا إلى حدوث تقدم في التقنيات الإحصائية والحسابية، مثل الذكاء الاصطناعي، التي انتشرت على نطاق واسع في تحليل مجموعات البيانات هذه في العديد من المجالات، بما في ذلك الرياضة، وتحسين قدرتنا على التخطيط والاستعداد والتنبؤ بنتائج الأداء.

لذلك، ليس من المستغرب أن تدخل البيانات الرقمية الضخمة أيضًا برامج بحثية في علوم الرياضة والتمرين (Goes et al., 2020,[2])، (Rein & Memmert, 2016,[3]). كما تشير البيانات الرقمية الضخمة على نطاق واسع إلى مضاعفة البيانات متعددة الأشكال (على سبيل المثال، البيانات

1) Miah, A. (2017). Sport 2.0: Transforming sports for a digital world. Cambridge, MA: MIT Press.
2) Goes, F., Meerhof, L., Bueno, M., Rodrigues, D., Moura, F., Brink, M., ElferinkGemser, M., Knobbe, A., Cunha, S., Torres, R., & Lemmink, K. (2020). Unlocking the potential of big data to support tactical performance analysis in professional soccer: A systematic review. European Journal of Sport Science (online). doi:10.1080/17461391.2020.1747552.
3) Rein, R., & Memmert, D. (2016). Big data and tactical analysis in elite soccer: Future challenges and opportunities for sports science. Springerplus, 5, 1410.

المهيكلة والبيانات غير المهيكلة) والبنية التحتية التكنولوجية الداعمة لها (مثل الاقتباس، والتخزين، والمعالجة) والتقنيات التحليلية التي يمكن أن تعزز البحث (**Woo, Tay, & Proctor, 2020,**[1]).

وفي منظومة الذكاء الاصطناعي تُستخدم البيانات الضخمة **Big data**، وهو مصطلح ربما صاغه "جون ماشي **John Mashey**" في منتصف التسعينيات (**Gandomi & Haider, 2015,**[0])، لتحديد مجموعات البيانات التي لا يمكن إدارتها في مجال مشكلة معينة بالطرق التقليدية للوصول للمعنى المطلوب، نظرًا لحجمها الكبير وتعقيدها (**Proctor & Xiong, 2020,**[0]). وبالتالي، ظهر الثلاثة مصطلحات (**الحجم Volume** والتنوع **Variety** والسرعة **Velocity**) كإطار عمل مشترك لوصف البيانات الضخمة. ومن المهم جداً فهم معنى الثلاثة مصطلحات (**Gandomi & Haider, 2015**)، حيث يرتبط "الحجم **Volume**" بحجم البيانات (عدد من التيرابايت **Terabytes**، أو حتى عدد من إكسابايت

(**Exabytes** [2])؛ كما يشير "التنوع **Variety**" إلى أنواع البيانات (على سبيل المثال، بيانات أجهزة الاستشعار المادية، الصوت، الفيديو، الرسم البياني) وهيكلها (على سبيل المثال، منظم أو غير منظم)؛ بينما تشير "السرعة **Velocity**" إلى التوليد المستمر لتدفقات البيانات، والسرعة التي ينبغي بها تحليل هذه البيانات. فضلاً عن ذلك، هناك متغيرات إضافية تتم مناقشتها أيضاً (**Proctor & Xiong, 2020,**[3]) مثل التباين **Variability** (أي التباين في تدفق البيانات)، والصدق **Veracity** (عدم دقة البيانات)، والقيمة **Value** (الحصول على معنى لإبلاغ القرارات بطرق ممكنة فقط باستخدام البيانات الضخمة). ولذلك، من المهم التنقيب والبحث عن البيانات الضخمة في الرياضة من أجل الحصول على معلومات مفيدة منها (**Fan & Bifet, 2014,**[4]). وتتمثل إحدى الطرق المهمة للتنقيب عن البيانات الضخمة في الرياضة هو الذكاء الاصطناعي.

بالنسبة لعلماء الرياضة والممارسين لها، تبدأ التحديات من فهم كيفية الحصول على البيانات والوصول إليها، متبوعًا بكيفية معالجة البيانات الضخمة وتنظيفها إلى تنسيقات يمكن استخدامها للبحث

---

1) **Woo, S. E., Tay, L., & Proctor, R. W. (Eds.). (2020).** Big data in psychological research. Washington, DC: American Psychological Association.

2) **الإكسابايت** Exabytes **: ويرمز له بالرمز** EB, **وحدة قياس سعة تخزين ذاكرة حاسوبية. وهو كلمة تتكون من مقطعين:(إكس) وتعني كوينتليون، وهو مليار مليار ويساوي 1000000000000000000 (18 صفراً)، و(بايت)، وتعني الوحدة، وهي سعة تخزين ذاكرة حاسوبية. وجدير بالذكر أن 1 إكسابايت = مليون تيرابايت = بليون جيجابايت).**

3) **Proctor, R., & Xiong, A. (2020).** From small-scale experiments to big data: Challenges and opportunities for experimental psychologists. In S. Woo, L. Tay, & R. Proctor (Eds.), Big data in psychological research (pp. 35–58). Washington, DC: American Psychological Association.

4) **Fan, W., & Bifet, A. (2014).** Mining big data: Current status, and forecast to the future. ACM SIGKDD Explorations Newsletter, 16, 1–5.

وأهداف دعم الرياضيين (Endel & Piringer, 2015,[1]). في الوقت نفسه، قد تكون البيانات التي تم جمعها غير مكتملة، مما يتطلب طرقًا لتحويل البيانات المفقودة وكشفها والتعامل معها..

أيضًا، تفقد الطريقة الإحصائية التقليدية لاختبار الفرضيات الصفرية عند مستوى **0.05** معناها، لأن الاختلافات الصغيرة جدًا يمكن أن تكون ذات دلالة إحصائية نظرًا لأحجام العينات الكبيرة جدًا التي تتضمنها مجموعات البيانات الضخمة، وبالتالي، فإن أحد التحديات المصاحبة الواضحة هو فهم كيفية الحصول على معلومات وتنبؤات ذات مغزى من البيانات الضخمة، ومن ثَمَّ يتمثل أحد الحلول في التركيز بشكل أكبر على الإحصائيات والنمذجة الحاسوبية (Proctor & Xiong, 2020)، مثل التعلم الآلي (Couceiro, Dias, Mendes, & Araújo, 2013,[2])، الحل التكميلي المحتمل الآخر، الذي يجب أن تعلمه جيداً هو أن تصبح على علم نظريًا بالبيانات التي يجب الحصول عليها، وكيفية معالجتها، وكيفية تفسيرها، بدلاً من الاعتماد ببساطة على القوة الحسابية الغاشمة.

مصادر البيانات الضخمة في علوم الرياضة:

حددت "واو وآخرون Woo, et al. (2020,[3])" ثلاثة مصادر رئيسية للحصول عل البيانات الضخمة كما هو مذكور أو مستخدم بشكل متكرر في هذه الورقة، وهي: وسائل التواصل الاجتماعي Social Media (على سبيل المثال، تويتر Twitter، وفيس بوك Facebook)، أجهزة الاستشعار الملبوسة Wearable Sensors (على سبيل المثال، الساعات الذكية smartwatch)، وأنشطة الإنترنت (على سبيل المثال، عمليات البحث على الإنترنت، مشاهدات الصفحة).

وقد حددت "واو وزملائها Woo, et al. (2020,[4])" أيضًا مصدرين آخرين للبيانات الناشئة يوفران قدرًا متزايدًا من البيانات التي يمكن الوصول إليها: كاميرات الشبكة العامة Public Network Cameras والهواتف الذكية Smartphones.

1) Endel, F., & Piringer, H. (2015). Data wrangling: Making data useful again. International Federation of Automatic Control, 48, 111–112.

2) Couceiro, M. S., Dias, G., Mendes, R., & Araújo, D. (2013). Accuracy of pattern detection methods in the performance of golf putting. Journal of Motor Behavior, 45(1), 37–53.

3) Woo, S., Tay, L., Jebb, A., Ford, M., & Kern, M. (2020). Big Data for enhancing measurement quality. In S. Woo, L. Tay, & R. Proctor (Eds.), Big data in psychological research (pp. 59–86). Washington, DC: American Psychological Association.

4) Woo, S., Tay, L., Jebb, A., Ford, M., & Kern, M. (2020). Big Data for enhancing measurement quality. In S. Woo, L. Tay, & R. Proctor (Eds.), Big data in psychological research (pp. 59–86). Washington, DC: American Psychological Association.

وتختلف مصادر البيانات الضخمة في علوم الرياضة عن مصادر البيانات "التقليدية"، فالبيانات الرياضية يمكن أن تكون "كمية ونوعية" ويمكن جمعها على نطاق واسع من مجموعة متنوعة من المصادر مثل البيانات الحيوية **biometric data,** أو الأفلام أو مقاطع الفيديو والتقارير الطبية التاريخية وبيانات التتبع في الميدان أو على الطريق **on-route positional tracking** وبيانات الطقس أو البيانات السلوكية للجماهير، وهذا على سبيل المثال لا الحصر.

وقد أشارت كل من "فيرميولي، ويادافاللي [1] **"Vermeule, E.; and Yadavalli, S. D. (2018),** أنه يمكن للأنظمة الميكانيكية الإلكترونية الدقيقة الملبوسة **Micro-Electro-Mechanical (MEM)** جمع مجموعة من القياسات الحيوية (كالبيانات الفسيولوجية والبيانات الكينماتيكية والكيناتيكية) وبيانات المسارات الحركية للنقاط التشريحية لوصلات الجسم أثناء تحرك الرياضيين على الأرض أو في الهواء أثناء تنفيذ وأداء الأنشطة الرياضية **(Wilkerson et al., 2016,[2]).** كما تشمل الأجهزة الملبوسة (خلخال عداد الخطى **pedometer anklets**، وأشرطة الصدر **chest straps**، وساعات الجري أو النشاط، والهواتف الذكية المزودة بتطبيقات المراقبة**mart phones with monitoring applications**). حيث تتيح هذه الأجهزة إمكانية حصد البيانات على نطاق واسع يقع في مجال البيانات الضخمة، حيث يمكن تتبع كل بيانات الحركات التي يقوم بها الرياضي. وتمتد إمكانيات البحث إلى ما وراء الإعدادات السريرية الثابتة **(indoor)** إلى ميادين الممارسة الحقيقية **(outdoor).**

ولقد أدت التطورات الحديثة في هذه التكنولوجيا إلى تحسين القدرة على دراسة الأداء الرياضي والتعبير عن عمليات الخبرة كما تحدث بشكل طبيعي، مثل، دراسة "بيكر وفارو **"Baker & Farrow,** [3] **(2015),**، ودراسة "إريكسون وآخرون [4] **"Ericsson, and et al., (2018),**"، ودراسة "وارد وآخرون [5] **"Ward, and et al., (2020),**". حيث يتطلب التقييم البيئي اللحظي **Ecological Momentary Assessment (EMA)**، الذي يجمع البيانات السلوكية لحظة بلحظة باستخدام الأجهزة الإلكترونية المحمولة، من المشاركين الإجابة على الاستبيانات عدة مرات في اليوم بعد مطالبتهم بهذه الأجهزة..

---

1) **Vermeule, E.; and Yadavalli, S. D. (2018).** Proceedings of the International Conference on Industrial Engineering and Operations Management Pretoria / Johannesburg, South Africa, October 29 – November 1, © IEOM Society International.

2) **Wilkerson, G. B., Gupta, A., Allen, J. R., Keith, C. M. & Colston, M. A. (2016).** Utilization of Practice Session Average Inertial Load to Quantify College Football Injury Risk. Journal of strength and conditioning research, vol.30, pp.2369-2374.

4) **Baker, J., & Farrow, D. (Eds.) (2015).** Routledge handbook of sport expertise. London, UK: Routledge.

4) **Ericsson, A., Hofman, R., Kozbelt, A., & Williams, M. (Eds.). (2018).** Cambridge handbook of expertise and expert performance (2nd ed.). Cambridge, UK: Cambridge University Press.

5) **Ward, P., Schraagen, J., Gore, J., & Roth, E. (2020).** The oxford handbook of expertise. Oxford, UK: Oxford University Press.

وعلى الرغم من أن هذه الأجهزة يمكنها التقاط العمليات السلوكية في الموقع، إلا أن القيود مثل إجهاد الاستقصاء، والقيود في السلوك اللفظي، وقيود تحيز الاستجابة قد تؤثر على استجابات استبيان التقرير الذاتي للمشاركين (Blake, Lee, Rosa, & Sherman, 2020,[1]).

ويعد الاستشعار المحمول، باستخدام الهواتف الذكية، من أحدث الوسائل الآن لجمع بيانات السلوك الطبيعي (Araújo, Brymer, Brito, Withagen, & Davids, 2019,[2]). حيث يتتبع الاستشعار المتنقل بشكل غير ملحوظ الموقع المادي للشخص المشارك ونشاطه البدني ومعلوماته الفسيولوجية (Júdice et al., 2020,[3]; Ram & Diehl, 2015,[4]). كما يمكن لأجهزة الاستشعار المزودة باتصال بالإنترنت أن توفر دفقًا مستمرًا للبيانات، حيث يمكن إدخال العديد من أنواع المستشعرات في الأجهزة الملبوسة لجمع بيانات محددة مثل مستشعرات الضغط ومقاييس التسارع وبيانات الموقع (مثل: GIS و GPS، حيث أن GIS – تعني نظام المعلومات الجغرافية – هو برنامج يساعد الأشخاص على استخدام المعلومات التي تم جمعها من GPS – نظام تحديد المواقع العالمي – الأقمار الصناعية)(Woo, Tay, Jebb, et al., 2020,[5]). كما يمكن لكل من هذه المستشعرات التقاط متغيرات السلوك الجسدي، بما في ذلك الموقع والموقف والحركة (مثل: الجلوس والوقوف والمشي والجري) والقرب المادي من أجهزة الاستشعار الأخرى (Chaffin et al., 2017,[6]). هذه التقنيات تتوسع باستمرار، ويمكنها التقاط أنواع من البيانات السلوكية التي لم يكن من الممكن الوصول إليها من قبل، بسبب مخاوف الخصوصية والسرية والتكاليف والقيود العملية (Woo, et al., 2020,[7]).

ما قد يكون ميزة فريدة للهواتف الذكية هو أنها سهلة الاستخدام والحمل، مما يتيح للباحثين الحصول على بيانات الاستطلاع للملاحظات السلوكية (وغالبًا ما تكون عبر وسائل التواصل الاجتماعي) التي يتم تسجيلها ومشاركتها من خلال مستشعرات الهواتف الذكية والمكونات الإضافية

---

1) **Blake, A., Lee, D., Rosa, R., & Sherman, R. (2020).** Wearable cameras, machine vision, and big data analytics: Insights into people and the places they go. In S. Woo, L. Tay, R. Proctor (Eds.), Big data in psychological research (pp. 125–144). Washington, DC: American Psychological Association.

2) **Araújo, D., Dicks, M., & Davids, K. (2019).** Selecting among afordances: A basis for channeling expertise in sport. In M. L. Cappuccio (Ed.), The MIT press handbook of embodied cognition and sport psychology (pp. 557–580). Cambridge, MA: MIT Press.

3) **Júdice, P., Magalhães, J., Rosa, G., Henriques-Neto, D., Hetherington-Rauth, M., & Sardinha, L. B. (2020, online).** Sensor-based physical activity, sedentary time, and reported cell phone screen time: A hierarchy of correlates in youth. Journal of Sport and Health Science. doi:10.1016/j.jshs.2020.03.003.

4) **Ram, N., & Diehl, M. (2015).** Multiple time-scale design and analysis: Pushing towards realtime modeling of complex developmental processes. In M. Diehl, K. Hooker, & M. Sliwinski (Eds.), Handbook of intraindividual variability across the lifespan (pp. 308–323). New York, NY: Routledge.

5) مرجع سابق.

6) **Chafn, D., Heidl, R., Hollenbeck, J. R., Howe, M., Yu, A., Voorhees, C., & Calantone, R. (2017).** The promise and perils of wearable sensors in organizational research. Organizational Research Methods, 20, 3–31.

7) مرجع سابق.

للحصول على بيانات كاملة لسلوكيات المشاركين والخبرات (**Harari et al., 2016,[1] and Fortes et al., 2019,[2]**). تم مؤخرًا تقديم مناقشات حول صدق وصلاحية القياسات السلوكية باستخدام بيانات الهاتف الذكي، مثل دراسة (**Woo, Tay, Jebb, et al., 2020,[3]**)، وكذلك دراسة (**Harari et al., 2016,[4]**) وأيضاً دراسة (**Júdice et al., 2020,[5]**).

وعلى الرغم من أن التطورات في الأجهزة الملبوسة (أي التي يرتديها الأشخاص على أجسادهم) تسجل جوانب مهمة من بيئة الشخص، إلا أنها لا توفر بيانات عن الإحساس البصري الذي واجهه الشخص أثناء أفعاله أو كيف تغير الإعداد بصريًا. ولكن يمكن للكاميرا المثبتة في الرأس أو المحمولة أن توفر معلومات أولية عن البيئة المرئية للفرد ويمكنها سد هذه الفجوة في مجموعة السلوك الطبيعي (**Omodei & McLennan, 1994,[6]**).

الاحتمال الآخر للأداءات التي تجرى في مساحات محدودة هو تسجيلات الفيديو لشخص واحد (مثل رياضة الجولف، التي يؤدي فيها اللاعب ضرب الكرة في مساحة محدود للغاية، ولا تحتاج لمتابعة الكرة، إذا كنا نبغي فقط تسجيل أداء اللاعب فقط)، كذلك في التفاعلات الشخصية مثل التي بين اللاعبين بعضهم بعضاً، أو بينهم وبين المدرب، أو بيئة الأداء بشكل عام.

في الثمانينيات والتسعينيات من القرن الماضي، كانت تسجيلات الفيديو هذه غالبًا ما يتم ترميزها وتلخيصها؛ ومع ذلك، فقد طبقت الدراسات الحديثة استراتيجيات أكثر كثافة وفاعلية لجمع البيانات من أجل فحص السلوكيات الجماعية في الرياضة (**Araújo & Davids, 2016,[7]; Rein & Memmert, 2016,[8]**). هناك أيضًا بيانات فيديو متاحة من خلال الكاميرات العامة في المؤسسات أو الشوارع،

---

1) **Harari, G. M., Lane, N. D., Wang, R., Crosier, B. S., Campbell, A. T., & Gosling, S. D. (2016).** Using smartphones to collect behavioral data in psychological science: Opportunities, practical considerations, and challenges. Perspectives on Psychological Science, 11, 838–854.

2) **Fortes, L. S., Lima-Júnior, D., Nascimento-Júnior, J. R. A., Costa, E. C., Matta, M. O., & Ferreira, M. E. C. (2019).** Efect of exposure time to smartphone apps on passing decision-making in male soccer athletes. Psychology of Sport and Exercise, 44, 35–41.

3) مرجع سابق.

4) مرجع سابق.

5) **Júdice, P., Magalhães, J., Rosa, G., Henriques-Neto, D., Hetherington-Rauth, M., & Sardinha, L. B. (2020, online).** Sensor-based physical activity, sedentary time, and reported cell phone screen time: A hierarchy of correlates in youth. Journal of Sport and Health Science. doi:10.1016/j.jshs.2020.03.003.

6) **Omodei, M., & McLennan, J. (1994).** Studying complex decision making in natural settings: Using a head-mounted video camera to study competitive orienteering. Perceptual and Motor Skills, 79, 1411–1425. doi:10.2466/pms.1994.79.3f.1411.

7) **Araújo, D., & Davids, K. (2016).** Team synergies in sport: Theory and measures. Frontiers in Psychology, 7, 1449. doi:10.3389/fpsyg.2016.01449.

8) **Rein, R., & Memmert, D. (2016).** Big data and tactical analysis in elite soccer: Future challenges and opportunities for sports science. Springerplus, 5, 1410.

والتي عادة ما يكون فيها دقة التصوير غير كافية للتحليلات السلوكية الدقيقة على المستوى الفردي، ومع ذلك، لا يزال من الممكن استخدامها لالتقاط بعض الملاحظات الأساسية والأنماط ذات المغزى من السلوكيات الفردية والشخصية والجماعية في الأماكن العامة، مثل سلوكيات النشاط البدني في الأماكن العامة أو سلوكيات الجماهير في الأحداث الرياضية، ومع مرور الوقت وتزايد التكنولوجيا ووسائل الذكاء الاصطناعي تتحسن هذه الأساليب بسرعة لتصبح نهجًا صالحًا ومفيدًا فيما بعد (Adolph, 2016,[1])، علاوة على ذلك، فإن الخصائص القياسية والمعيارية لتسجيلات الفيديو تتطلب معايرة مسبقة ودقيقة بشأن وحدة التحليل المناسبة من أجل تقييم سرعة وزمن الكادرات لجوانب الصورة الملتقطة التي يتم تضمينها أو استبعادها (Sanchez-Algarra & Anguera, 2013,[2]).

التعلم الآلي – Machine Learning (ML):

طرق التعلم الآلي هي مجموعة من الأساليب الإحصائية بهدف إنشاء نماذج تنبؤ موثوقة وقابلة للتكرار من مجموعات البيانات التي قد تحتوي على عدد كبير من المتغيرات. مع وجود عدد كبير من المتغيرات، قد لا تسفر الأساليب التقليدية، مثل الانحدار المتعدد، عن نماذج موثوقة لما يمكن توقعه. ولكي نستطيع التعامل مع العدد الكبير من المتغيرات بكفاءة، يمكن استخدام خوارزميات التعلم الآلي للبحث في مساحة المتنبئ وتسليط الضوء على المتغيرات بقوة توضيحية. ولكي يمكن التعامل مع العدد الكبير من المتغيرات بكفاءة، يمكن استخدام خوارزميات التعلم الآلي للبحث في مساحة المتنبئ وتسليط الضوء على المتغيرات بقوة توضيحية.

لا تضمن أساليب التعلم الآلي العثور على نموذج مثالي، ولكن بدلاً من ذلك يمكنهم العثور على نموذج يعمل بشكل جيد في ظل مجموعة متنوعة من الظروف. وبالنظر إلى الطبيعة الاستكشافية لهذه الأساليب (Grimm, et al, 2020,[3]).

ويمكن تصنيف مناهج التعلم الآلي عمومًا إلى طرق تعلم خاضعة للإشراف أو غير خاضعة للإشراف (Alpaydin, 2009,[4]).

---

1) **Adolph, K. E. (2016).** Video as data: From transient behavior to tangible recording. APS Observer, 29, 23–25.

2) **Sanchez-Algarra, P., & Anguera, M. T. (2013).** Qualitative/quantitative integration in the inductive observational study of interactive behaviour: Impact of recording and coding predominating perspectives. Quality y Quantity, 47(2), 1237–1257. doi: 10.1007/s11135-012-9764-6

3) **Grimm, K., Stegmann, G., Jacobucci, R., & Serang, S. (2020).** Big data in developmental psychology. In S. Woo, L. Tay, & R. Proctor (Eds.), Big data in psychological research (pp. 297–318). Washington, DC: American Psychological Association.

4) **Alpaydin, E. (2009**). Introduction to machine learning. Cambridge, MA: MIT Press.

أ) التعلم الآلي الخاضع للإشراف Supervised Machine Learning:

في التعلم الخاضع للإشراف، يتم تدريب النموذج باستخدام البيانات المصنفة لمهام التنبؤ المختلفة مثل التصنيف (على سبيل المثال، الصور المصنفة في "داخل منطقة النتيجة" أو فئة "خارج منطقة النتيجة")، فالهدف من خوارزميات التعلم الخاضع للإشراف هو العثور على العلاقات أو الهياكل في بيانات الإدخال التي تسمح للنموذج بإنشاء تسميات إخراج محددة مسبقًا.

ب) التعلم الآلي غير الخاضع للإشراف – Unsupervised Machine Learning:

أما في التعلم الآلي غير الخاضع للإشراف فلا يتطلب بيانات مصنفة أو نماذج تم اختبارها مسبقًا، بدلاً من ذلك، يمكن تعلم خوارزمية التدريب مباشرة من البيانات الحالية، حيث يمكن استخدامه، **مثلا**، لتحديد مجموعات النقاط التي تم تسجيلها في مباراة كرة طائرة (أي، التجميع الطبيعي للنقاط المتشابهة مع بعضها البعض).

كيف تتقارب البيانات الضخمة وعلوم الرياضة؟

تعد البيانات الضخمة جذابة بشكل كبير لعلماء الرياضة والممارسين لأن المحترفين والمنظمات الرياضية كانوا مستهلكين رئيسيين لنطاقات كبيرة من البيانات المستخدمة لاكتشاف الأنماط والظواهر وتقديم تقديرات أكثر دقة للأداء وسلوكيات الممارسة، ومع ذلك، قد تقدم نفس مجموعات البيانات الضخمة هذه مشكلات جديدة مثل طريقة جمع هذه البيانات وطرق تنظيمها وتنقيتها، ونوع الأجهزة المستخدمة، وخبرة الباحث، واختيار التقنيات التحليلية لها (**Adjerid & Kelley, 2018,[1]; Song et al., 2020,[2]**).

ليس من المستغرب وجود أسئلة منهجية وتجريبية مهمة حول مصداقية وصحة وفائدة البيانات الضخمة لعلوم الرياضة، فمثلاً، هناك أدلة محدودة حتى الآن على أن خوارزميات التعلم الآلي يمكنها تحسين قدرتنا على التنبؤ بنتائج مهمة مثل الإصابة أو الفوز أو الخسارة أو التسجيل، بل بما يتجاوز دقة التنبؤ.

هناك مشكلة أخرى ملحوظة في استخدام خوارزميات التعلم الآلي في تحديد المواهب وهي استمرار النزعات المحتملة (وهي عمليات التحيز) في عمليات التقييم واتخاذ القرار (راجع دراسة جوليتش

1) **Adjerid, I., & Kelley, K.** (2018). Big data in psychology: A framework for research advancement. American Psychologist, 73, 899–917.

2) **Song, Q., Liu, M., Tang, C., & Long, L. (2020).** Applying principles of big data to the workplace and talent analytics. In S. Woo, L. Tay, & R. Proctor (Eds.), Big data in psychological research (pp. 319–344). Washington, DC: American Psychological Association. Spann

وآخرون (Güllich et al., 2019,[1])، حيث تنطبق هذه المشكلات المحتملة في التقييم والتنبؤ على نطاق واسع على مجموعة واسعة من أبحاث علوم الرياضة، ويجب فهمها وتوضيحها بشكل أفضل.

وقد تستمر البيانات الضخمة أيضًا في التمثيل الناقص لبعض المجموعات الديموغرافية Demography,[2]، وقد لا تكون التحليلات المتعلقة بالاختلافات بين المجموعات الفرعية قوية.

أيضًا، هناك ارتباط حتمي بين البيانات الضخمة ونقص الخصوصية والمراقبة الرقمية، فعندما يتم جمع البيانات على نطاق واسع دون موافقة سابقة على سؤال بحث محدد، فهناك أسئلة مثل متى وكيف يمكن استخدام هذه الأنواع من البيانات؟، وإلى أي مدى تكون الموافقة السابقة ضرورية؟، وكيف يمكن حماية خصوصية الأفراد في عملية التحليل والبحث؟ يتطلب ظهور مثل هذه البيانات من علماء الرياضة العمل من خلال التحديات الأخلاقية للسرية والخصوصية المتعلقة بالبيانات الضخمة الهامة.

يعتقد "سونج وزملاؤه Song and colleagues (2020),[3]" أنه سيتم معالجة المزيد من مخاوف أمن البيانات في مجالس المراجعة المؤسسية، وهم يدَّعون بحق أنه من مسؤوليتنا كباحثين وممارسين أن نبقي أنفسنا على اطلاع بالمخاوف القانونية والأخلاقية، مع تعزيز معرفتنا وممارستنا من خلال الوعود المثيرة للبيانات الضخمة.

هناك قلق رئيسي آخر لعلوم الرياضة يتعلق بفقدان العمق النظري والخصوصية عندما تدعو البيانات الضخمة إلى تفضيل الإجراءات النظرية، حيث يهتم علماء الرياضة باستخدام البيانات ليس فقط لتعظيم قدرة الفرد على التنبؤ بنتائج ذات قيمة، ولكن أيضًا لتطوير وزيادة تفصيل النظريات التي تقدم تفسيرات ذات مغزى للارتباطات المرصودة في الأداء والممارسة والتطوير (Couceiro, Dias, Araújo, & Davids, 2016,[4]).

ومع ذلك، يبدو أن التفسيرات الجديدة من البيانات الضخمة والذكاء الاصطناعي نادرة في الرياضة، وقد يكون ذلك بسبب التفاعلات المعقدة بين اللاعبين، كما يحدث في الرياضات الجماعية ككرة القدم والهوكي مثلاً، وكذلك قلة النظريات التي توجه استخدام أساليب التدريب الحديثة، كذلك التناقض الواضح في استخدام هذه الأساليب، وكيف يتم تحديد مناطق الملعب وظيفيًا، أو كيف تُرى

---

1) Güllich, A., Hardy, L., Kuncheva, L., Woodman, T., Laing, S., Barlow, M., Evans, L., Rees, T., Abernethy, B., Côté, J., Warr, C., & Wraith, L., (2019). Developmental biographies of olympic super-elite and elite athletes: A multidisciplinary pattern recognition analysis. Journal of Expertise, 2, 23–46.

1) الدّيموغرافيا (بالإنجليزيّة: Demography) المعروفة بعلم السكّان؛ هي عبارة عن دراسة لمجموعة من خصائص السكّان، وهي الخصائص الكميّة، ومنها الكثافة السكانيّة، والتّوزيع، والنموّ، والحجم، وهيكليّة السكّان، بالإضافة إلى الخصائص النوعيّة، ومنها العوامل الاجتماعيّة، مثل: التّنمية، والتّعليم، والتّغذية، والثّروة. وتُعرَّف الدّيموغرافيا بأنّها الإحصاءات التي تشمل الدّخل، والمواليد، والوفيات، وغيرها ممّا يُساهم في توضيح التغيُّرات البشريّة، ومن التّعريفات الأخرى لها هي علم إحصائيّ اجتماعيّ وحيويّ، يعتمد على دراسة مجموعة من الإحصاءات حول الأفراد.

3) مرجع سابق.

4) Couceiro, M. S., Dias, G., Araújo, D., & Davids, K. (2016). The ARCANE project: How an ecological dynamics framework can enhance performance assessment and prediction in football. Sports Medicine, 46(12), 1781–1786.

الإجراءات في سياق يتعايش فيه الهجوم والدفاع، مما يؤدي إلى إعاقة استنساخ الدراسات داخل علوم الرياضة (Passos, Araújo, & Volossovitch, 2017,[1]).

تجسيد الأداء الذكي في الرياضة:

المؤدي الذكي في الرياضة هو ذلك الفرد شديد التكيف مع البيئة، حيث تساعد التفاعلات الديناميكية للرياضي مع بيئة الأداء على اكتشاف المعلومات من الأساليب الإدراكية المختلفة التي يمتلكها، ثم قدرته على توجيه اتخاذ القرار المناسب وتنفيذه بسرعة ودقة.

والدماغ وحده لا يزال غير قادر على الاستجابة لأنواع جديدة من المواقف، لأن قدرتنا على أن نكون في موقف قد لا تعتمد فقط على مرونة نظامنا العصبي بل على قدرتنا على الانخراط في النشاط الإدراكي الحركي. وهذا ما صاغه "درايفوس [2] Dreyfus (1992)," بشكل رائع "قد يتضح أن ما يميز الأشخاص عن الآلات، بغض النظر عن مدى بنائه بذكاء، فهو ليس روحًا منفصلة وشاملة وغير مادية بل هو جسد مادي متفاعل ومحدود"، باختصار، يجب فهم البشر بمصطلحات أكثر تنوعًا من مجرد نظامهم العصبي، فالبشر كائنات نشطة، حيث تُفهم القصدية على أنها توجه مباشر نحو الأشياء، وبناء الخبرات، وهذا يعني أنه يمكن للآلة أن تصنع مجموعة محددة من الفرضيات ثم تكتشف ما إذا كانت البيانات قد تم تأكيدها ودحضها، أما الجسم فيمكنه أن يعدل قصده باستمرار بطريقة مرنة، لأنه لا يحتاج إلى التحقق من خصائص معينة، ولكن ببساطة لمعرفة ما إذا كان يتكيف مع الموقف.

إذا كان المرء يفكر في أهمية المهارات الحركية الإدراكية في تنمية قدرتنا على إدراك الموقف والتصرف بناءً عليه، أو دور القصدية والاحتياجات في هيكلة المواقف الاجتماعية، أو الخلفية الثقافية الكاملة التي تنطوي عليها معرفة اللاعبين ذوي القدرات الفائقة من إضفاء الطابع الرسمي على فهمهم كنظام معقد للحقائق والقواعد أمر مشكوك فيه للغاية. بمعنى آخر، يعتمد الذكاء البشري على دور الجسم في تنظيم وتوحيد تجربتنا مع الأشياء والأحداث والأشخاص، ودور الموقف في توفير خلفية يمكن للسلوك أن يكون منظمًا على أساسها دون أن يكون مثل القواعد، ودور القصد البشري في تنظيم الموقف بحيث يتم التعرف على الأشياء باعتبارها ذات صلة ويمكن الوصول إليها (Dreyfus, 1992).

نهج الديناميكيات البيئية يمهد لاستخدام الذكاء الاصطناعي في الرياضة:

تفسر الديناميكيات البيئية **Ecological dynamics** أن السلوكيات الموجهة نحو الهدف في الرياضة تنبثق من الروابط الفيزيائية (المتعلقة بالجسم وعضلاته ونظامه الحركي)، والروابط المعلوماتية

1) Passos, P., Araújo, D., & Volossovitch, A. (2017). Performance analysis in team sports. London, UK: Routledge.
2) Dreyfus, H. (1992). What computers still can't do: A critique of artificial reason. Cambridge, MA: MIT Press

(المتعلقة بالمعرفة والإدراك والحس) بين اللاعبين ذوي المستويات العليا وبيئات أدائهم، حيث تشير هذه الفكرة إلى أن المتغيرات الفيزيائية البيئية توفر أنسب نقطة انطلاق لفعل السلوك الذكي، حيث أن هذه المتغيرات تعبر عن التوافق بين البيئة وتكيفات المؤدي. وكما ذكرنا سابقًا، قد توضح الخصائص البيئية ما يمكن للفرد فعله وما لا يمكنه فعله.

وقد ضرب "فينك وزملائه [1] **Fink, Foo, and Warren (2009),**" مثالاً على ذلك من خلال دراسة (معالجة مسارات الكرات الطائرة[2] **Fly Balls** في بيئة افتراضية)، حيث بيّنوا أن كيفية وصول المؤدي إلى المكان المناسب في الوقت المناسب لالتقاط الكرة يتم حلها من خلال الاعتماد على استراتيجية لإلغاء التسارع البصري **Optical Acceleration** (لصورة الكرة على عيون الماسك). توضح استراتيجية التحرك من أجل إلغاء التسارع الجزئي للكرة كيف يمكن للاعب تغيير حركته بالشكل المناسب وفي الوقت المناسب من خلال علاقة اللاعب بالبيئة المحيطة (**Harrison, Turvey, & Frank, 2016,**[3]).

والسؤال هنا: كيف يمكن للتسارع البصري العمودي لجسم ما يقترب، أن يوفر معلومات عن وقت التصادم أو قت الإمساك دون الحاجة إلى حساب عقلي (إما مسافة أو سرعة الجسم) لاعتراضه؟ (**Michaels & Zaal، 2002**).

من ناحية أخرى فإن عملية تقليل آثار اختلاف الرؤية البصرية **Visual Parallax**[4] نتيجة لسرعة ارتداد الكرات من الحائط الأمامي في رياضة السكواش مثلاً، هذه العملية لها أهمية كبيرة في تركيز اللاعب أثناء اللعب وجعله يحصل على تصور أكثر استيعاباً لمنطقة ملامسة الكرة للمضرب، وضمان اتصالاً أكثر اتساقًا مع مركز المضرب، وتوجيه الكرة في مكان يصعب على المنافس الوصول إلى الكرة وحسن التصرف فيها، كما أن لعملية انثناء الركبتين دوراً مهماً في تحقيق هذا أيضا. فكيف يمكن أن يحدث هذا السلوك الموجه دون إلمام اللاعب بالبيئة المحيطة داخل ملعب المباراة.

---

1) **Fink, P. W., Foo, P. S., & Warren, W. H. (2009).** Catching fy balls in virtual reality: A critical test of the outfielder problem. Journal of Vision, 9, 14.

2) **ليس المقصود بالكرة الطائرة هنا رياضة الكرة الطائرة** Volleyball **فحسب، بل المقصود هو دراسة التصدي للكرات الطائرة في أي رياضة تستخدم الكرات الطائرة** Fly Balls**، مثل التنس والسكواش والبيسبول والريشة وكرة اليد والقدم والسلة، وغيرها بما ذلك رياضة الكرة الطائرة نفسها، أو حتى أي كرة طائرة عابرة.**

3) **Harrison, H. S., Turvey, M. T., & Frank, T. D. (2016).** Afordance-based perception-action dynamics: A model of visually guided braking. Psychological Review, 123, 305–323.

4) اختلاف الرؤية البصرية Parallax : هو إزاحة أو اختلاف في الوضع الظاهر لجسم يُنظر إليه على طول خطي رؤية مختلفين، ويقاس بزاوية أو نصف زاوية الميل بين هذين الخطين.

تتمثل أحد التحديات المهمة للباحثين والممارسين في الرياضة الذين يستخدمون الذكاء الاصطناعي في تحديد المتغيرات الفيزيائية البيئية في عملهم لفهم كيف يمكن أن يعتمد السلوك الذكي على عمليات اقتران بين الإدراك والحركة أثناء النشاط المستمر والتفاعلات البيئية للاعب في الرياضة.

باختصار، لكي يعمل الذكاء الاصطناعي على تمكين الذكاء البشري، يقدم نهج الديناميكيات البيئية ثلاثة اقتراحات على الأقل:

أولاً: يمكن من خلال مصادر البيانات الضخمة **Big Data** التأكيد والتركيز بشكل مباشر على المتغيرات الفيزيابيئية **Eco-Physical Variable** أكثر من التركيز التقليدي على الخصائص الشخصية (مثل: الطول والوزن.. وغيرها)، أو الأداءات المتراكمة (مثل: عدد التمريرات، أو عدد التصويبات.. وغيرها)، أو حتى المتغيرات البيئية (مثل: طول وعرض الملعب، مساحة أرض الملعب.. وغيرها)، بل لابد من التركيز على كيف يتفاعل اللاعب مع ظروف الأداء كما تم تسجيلها بواسطة المتغيرات الفيزيابيئية (راجع دراسة كاريليو وآخرون [1] **Carrilho et al., 2020,**).

ثانيًا: يتم تشجيع التحليلات المرئية **Visual Analytics** بشدة كأداة لتفسير البيانات، حيث يمكن تطوير عرضها بطريقة متعددة التخصصات، (أي بمساهمة علماء الرياضة والممارسين، وعلماء الكمبيوتر والبيانات، والمهندسين [2] **Couceiro et al., 2016,**)، وقد تكون التحليلات المرئية والرسوم البيانية المطورة بعناية في وضع جيد يسمح بفهم الأداء وتفسيره بشكل أفضل، وبطريقة قد لا توفرها مخرجات أتوماتيكية خالية من هذا السياق.

وأخيرًا: من الواضح أن الحساب الكامن وراء تحليل البيانات الضخمة في الرياضة هو عملية تنشأ من مجال خبرة علماء الكمبيوتر، حيث لا يمتلك علماء الرياضة عادةً خلفية لبرمجة مثل هذه الخوارزميات، ومع ذلك، فإن العمل المشترك حول كيفية تحليل البيانات قد يطور بشكل مثمر المتغيرات ومعالجتها التي قد تراعي بشكل أفضل الجوانب ذات الصلة للرياضة قيد الدراسة.

علاوة على ذلك، ونظرًا لخبرة علماء الرياضة لفهم كيفية مساهمة الحركة والجسم والسياق في فهم سلوكيات الأداءات الذكية، يمكنهم العمل جنبًا إلى جنب مع علماء ومهندسي الكمبيوتر في تطوير بنيات أقل عقلية وأكثر تجسيدًا وتضمينًا لاستخدام تأثير الذكاء الاصطناعي... هذا هو الغرض من هذه الورقة.

1) **Carrilho, D., Couceiro, M. S., Brito, J., Figueiredo, P., Lopes, R. J., & Araújo, D. (2020).** Using optical tracking system data to measure team synergic behavior: Synchronization of player-ball-goal angles in a football match. Sensors, 20(17), 4990.

2) **Couceiro, M. S., Dias, G., Araújo, D., & Davids, K. (2016).** The ARCANE project: How an ecological dynamics framework can enhance performance assessment and prediction in football. Sports Medicine, 46(12), 1781–1786.

المراجـــع:

1) Adetiba E, Iweanya VC, Popoola SI, Adetiba JN, Menon C (2017) Automated detection of heart defects in athletes based on electrocardiography and artificial neural network. Cogent Eng 4:1411220

2) Adjerid, I., & Kelley, K. (2018). Big data in psychology: A framework for research advancement. American Psychologist, 73, 899–917.

3) Adolph, K. E. (2016). Video as data: From transient behavior to tangible recording. APS Observer, 29, 23–25.

4) Alpaydin, E. (2009). Introduction to machine learning. Cambridge, MA: MIT Press.

5) Arau´jo D, Davids K, Hristovski R (2006). The ecological dynamics of decision making in sport. Psychol Sport Exerc 2006; 7: 653-76

6) Araújo, D., & Davids, K. (2016). Team synergies in sport: Theory and measures. Frontiers in Psychology, 7, 1449. doi:10.3389/fpsyg.2016.01449.

7) Araújo, D., Davids, K., & Renshaw, I. (2020). Cognition, emotion and action in sport: An ecological dynamics perspective. In G. Tenenbaum & R. Eklund (Eds.), Handbook of sport psychology (4th ed., pp. 535–555). New York, NY: John Wiley & Sons, Inc.

8) Araújo, D., Dicks, M., & Davids, K. (2019). Selecting among afordances: A basis for channeling expertise in sport. In M. L. Cappuccio (Ed.), The MIT press handbook of embodied cognition and sport psychology (pp. 557–580). Cambridge, MA: MIT Press.

9) Bahr R, Krosshaug T (2005) Understanding injury mechanisms: a key component of preventing injuries in sport. Br J Sports Med 39:324–329.

10) Baker, J., & Farrow, D. (Eds.) (2015). Routledge handbook of sport expertise. London, UK: Routledge.

11) Bartlett JD, O'Connor F, Pitchford N, Torres-Ronda L, Robertson SJ (2017) Relationships Between Internal and External Training Load in Team-Sport Athletes: Evidence for an Individualized Approach. Int J Sports Physiol Perform 12:230–234.

12) Bittencourt NFN, Meeuwisse WH, Mendonça LD, Nettel-Aguirre A, Ocarino JM, Fonseca ST (2016) Complex systems approach for sports injuries: moving from risk factor identification to injury pattern recognition-narrative review and new concept. Br J Sports Med 50:1309–1314.

13) Blake, A., Lee, D., Rosa, R., & Sherman, R. (2020). Wearable cameras, machine vision, and big data analytics: Insights into people and the places they go. In S. Woo, L. Tay, R. Proctor (Eds.), Big data in psychological research (pp. 125–144). Washington, DC: American Psychological Association.

14) Button, C., Seifert, L., Chow, J. Y., Araújo, D., & Davids, K. (2020). Dynamics of skill acquisition: An ecological dynamics approach (2nd ed.). Champaign, IL: Human Kinetics.

15) Carrilho, D., Couceiro, M. S., Brito, J., Figueiredo, P., Lopes, R. J., & Araújo, D. (2020). Using optical tracking system data to measure team synergic behavior: Synchronization of player-ball-goal angles in a football match. Sensors, 20(17), 4990.

16) Chafn, D., Heidl, R., Hollenbeck, J. R., Howe, M., Yu, A., Voorhees, C., & Calantone, R. (2017). The promise and perils of wearable sensors in organizational research. Organizational Research Methods, 20, 3–31.

17) Claudino JG, de Capanema D, O, de Souza TV, Serrão JC, Machado Pereira AC, Nassis GP, (2019) Current Approaches to the Use of Artificial Intelligence for Injury Risk Assessment and Performance Prediction in Team Sports: a Systematic Review. Sports Med - Open 5:28.

18) Couceiro, M. S., Dias, G., Araújo, D., & Davids, K. (2016). The ARCANE project: How an ecological dynamics framework can enhance performance assessment and prediction in football. Sports Medicine, 46(12), 1781–1786.

19) Couceiro, M. S., Dias, G., Mendes, R., & Araújo, D. (2013). Accuracy of pattern detection methods in the performance of golf putting. Journal of Motor Behavior, 45(1), 37–53.

20) Dreyfus, H. (1992). What computers still can't do: A critique of artificial reason. Cambridge, MA: MIT Press

21) Duarte Araújo, Micael Couceiro, Ludovic Seifert, Hugo Sarmento, and Keith Davids, (2021). Artificial Intelligence In Sport Performance Analysis, 1st.Ed., Routledge, 52 Vanderbilt Avenue, New York, NY 10017.

22) Endel, F., & Piringer, H. (2015). Data wrangling: Making data useful again. International Federation of Automatic Control, 48, 111–112.

23) Ericsson, A., Hofman, R., Kozbelt, A., & Williams, M. (Eds.). (2018). Cambridge handbook of expertise and expert performance, (2nd ed.). Cambridge, UK: Cambridge University Press.

24) Fan, W., & Bifet, A. (2014). Mining big data: Current status, and forecast to the future. ACM SIGKDD Explorations Newsletter, 16, 1–5.

25) Fink, P. W., Foo, P. S., & Warren, W. H. (2009). Catching fly balls in virtual reality: A critical test of the outfielder problem. Journal of Vision, 9, 14.

26) Fortes, L. S., Lima-Júnior, D., Nascimento-Júnior, J. R. A., Costa, E. C., Matta, M. O., & Ferreira, M. E. C. (2019). Effect of exposure time to smartphone apps on passing decision-making in male soccer athletes. Psychology of Sport and Exercise, 44, 35–41.

27) Goes, F., Meerhof, L., Bueno, M., Rodrigues, D., Moura, F., Brink, M., ElferinkGemser, M., Knobbe, A., Cunha, S., Torres, R., & Lemmink, K. (2020). Unlocking the potential of big data to support tactical performance analysis in professional soccer: A systematic review. European Journal of Sport Science (online). doi:10.1080/ 17461391.2020.1747552.

28) Grimm, K., Stegmann, G., Jacobucci, R., & Serang, S. (2020). Big data in developmental psychology. In S. Woo, L. Tay, & R. Proctor (Eds.), Big data in psychological research (pp. 297–318). Washington, DC: American Psychological Association.

29) Güllich, A., Hardy, L., Kuncheva, L., Woodman, T., Laing, S., Barlow, M., Evans, L., Rees, T., Abernethy, B., Côté, J., Warr, C., & Wraith, L., (2019). Developmental biographies of olympic super-elite and elite athletes: A multidisciplinary pattern recognition analysis. Journal of Expertise, 2, 23–46.

30) Hans Van Eetvelde, Luciana D. Mendonça, Christophe Ley, Romain Seil and Thomas Tischer, (2021). Machine learning methods in sport injury prediction and prevention: a systematic review, Journal of Experimental Orthopaedics volume 8, Article number: 27.

31) Harari, G. M., Lane, N. D., Wang, R., Crosier, B. S., Campbell, A. T., & Gosling, S. D. (2016). Using smartphones to collect behavioral data in psychological science: Opportunities, practical considerations, and challenges. Perspectives on Psychological Science, 11, 838–854.

32) Harrison, H. S., Turvey, M. T., & Frank, T. D. (2016). Affordance-based perception-action dynamics: A model of visually guided braking. Psychological Review, 123, 305–323.

33) https://www.lboro.ac.uk/news-events/news/2020/june/ai-tech-for-football-performance-analysis/

34) Júdice, P., Magalhães, J., Rosa, G., Henriques-Neto, D., Hetherington-Rauth, M., & Sardinha, L. B. (2020, online). Sensor-based physical activity, sedentary time, and reported cell phone screen time: A hierarchy of correlates in youth. Journal of Sport and Health Science. doi:10.1016/j.jshs.2020.03.003.

35) Kuhn M, Johnson K (2013) Applied predictive modeling. Springer, New York

36) Luı´s Vilar, Duarte Arau´jo, Keith Davids, and Chris Button, (2012). The Role of Ecological Dynamics in Analyzing Performance in Team Sports, Sports Medicine; 42 (1): 1-10

37) Meeuwisse WH, Tyreman H, Hagel B, Emery C (2007) A dynamic model of etiology in sport injury: the recursive nature of risk and causation. Clin J Sport Med Off J Can Acad Sport Med 17:215–219.

38) Miah, A. (2017). Sport 2.0: Transforming sports for a digital world. Cambridge, MA: MIT Press.

39) Omodei, M., & McLennan, J. (1994). Studying complex decision making in natural settings: Using a head-mounted video camera to study competitive orienteering. Perceptual and Motor Skills, 79, 1411–1425. doi:10.2466/pms.1994.79.3f.1411.

40) Passos, P., Araújo, D., & Volossovitch, A. (2017). Performance analysis in team sports. London, UK: Routledge.

41) Proctor, R., & Xiong, A. (2020). From small-scale experiments to big data: Challenges and opportunities for experimental psychologists. In S. Woo, L. Tay, & R. Proctor (Eds.), Big data in psychological research (pp. 35–58). Washington, DC: American Psychological Association.

42) Ram, N., & Diehl, M. (2015). Multiple time-scale design and analysis: Pushing towards realtime modeling of complex developmental processes. In M. Diehl, K. Hooker, & M. Sliwinski (Eds.), Handbook of intraindividual variability across the lifespan (pp. 308–323). New York, NY: Routledge.

43) Rein, R., & Memmert, D. (2016). Big data and tactical analysis in elite soccer: Future challenges and opportunities for sports science. Springerplus, 5, 1410.

44) Sanchez-Algarra, P., & Anguera, M. T. (2013). Qualitative/quantitative integration in the inductive observational study of interactive behaviour: Impact of recording and coding predominating perspectives. Quality y Quantity, 47(2), 1237–1257. doi: 10.1007/s11135-012-9764-6

45) Song, Q., Liu, M., Tang, C., & Long, L. (2020). Applying principles of big data to the workplace and talent analytics. In S. Woo, L. Tay, & R. Proctor (Eds.), Big data in psychological research (pp. 319–344). Washington, DC: American Psychological Association. Spann

46) Vermeule, E.; and Yadavalli, S. D. (2018). Proceedings of the International Conference on Industrial Engineering and Operations Management Pretoria / Johannesburg, South Africa, October 29 – November 1, © IEOM Society International.

47) Ward, P., Schraagen, J., Gore, J., & Roth, E. (2020). The oxford handbook of expertise. Oxford, UK: Oxford University Press.

48) Wilkerson, G. B., Gupta, A., Allen, J. R., Keith, C. M. & Colston, M. A. (2016). Utilization of Practice Session Average Inertial Load to Quantify College Football Injury Risk. Journal of strength and conditioning research, vol.30, pp.2369-2374.

49) Woo, S. E., Tay, L., & Proctor, R. W. (Eds.). (2020). Big data in psychological research. Washington, DC: American Psychological Association.

50) Woo, S., Tay, L., Jebb, A., Ford, M., & Kern, M. (2020). Big Data for enhancing measurement quality. In S. Woo, L. Tay, & R. Proctor (Eds.), Big data in psychological research (pp. 59–86). Washington, DC: American Psychological Association.

الذكاء الاصطناعي وصناعة الرياضة

أ.د/ محمد إبراهيم المليجي
أستاذ علوم الحركة
كلية التربية الرياضية – جامعة الزقازيق