

عنوان البحث

دور الذكاء الاصطناعي في تحسين دقة إدخال البيانات وتعزيز كفاءة الأداء في الجهات
الإشرافية بقطاع وزارة الصحة بالرياض في المملكة العربية السعودية مع ضمان سرية
البيانات.

إعداد الطالب/

رؤى محمد مجلد

إشراف/

أ.د. الفیصل عبد الحمید محمد

أ.د. فايز علي جراد

العام الدراسي:

٢٠٢٥

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

المستخلص :

يهدف هذا البحث إلى دراسة دور الذكاء الاصطناعي في تحسين دقة إدخال البيانات وتعزيز كفاءة الأداء في الجهات الإشرافية التابعة لوزارة الصحة بمدينة الرياض في المملكة العربية السعودية، مع التركيز على ضمان سرية البيانات. تبرز أهمية الدراسة في تسليط الضوء على قدرة تقنيات الذكاء الاصطناعي، مثل تعلم الآلة ومعالجة اللغة الطبيعية، في تقليل الأخطاء البشرية، وتسريع عمليات الإدخال، وضمان أمن المعلومات في بيئات العمل الإشرافية.

اعتمدت الدراسة على المنهج الوصفي التحليلي، وتم جمع البيانات باستخدام أداة الاستبانة من عينة مكونة من (١٥٠) موظفًا في الجهات الإشرافية. أظهرت النتائج وجود تأثير إيجابي لاستخدام الذكاء الاصطناعي على تقليل معدل الخطأ، وزيادة سرعة الإدخال، وتحسين دقة البيانات، كما أسهمت تقنيات الذكاء الاصطناعي في رفع كفاءة العمل وضمان سرية المعلومات بدرجة عالية.

توصي الدراسة بتوسيع نطاق تطبيق تقنيات الذكاء الاصطناعي في مختلف قطاعات وزارة الصحة، وتدريب الكوادر على استخدامها بفعالية، مع العمل على تطوير الأنظمة القائمة بما يتماشى مع التقدم التقني لضمان تحقيق أعلى درجات الجودة والكفاءة.

الكلمات المفتاحية: الذكاء الاصطناعي، إدخال البيانات، كفاءة الأداء، الجهات الإشرافية، وزارة الصحة، سرية البيانات.

قائمة المحتويات

المستخلص :	٣
الفصل الأول :	٥
المقدمة	٥
مشكلة الدراسة.....	٦
أهمية الدراسة	٦
أهداف الدراسة	٧
أسئلة الدراسة	٧
الدراسات السابقة.....	٨
المنهجية وطرق البحث	١٢
فروض الدراسة	١٣
أداة البحث.....	١٤
مجتمع الدراسة	١٤
الفصل الثاني: الإطار النظري للبحث ويشمل :	١٧
المبحث الأول : مفهوم الذكاء الاصطناعي (AI)	١٨
المبحث الثاني: تقنيات الذكاء الاصطناعي المرتبطة بإدخال البيانات.....	٣٦
المبحث الثالث: إدخال البيانات في الجهات الإشرافية.....	٤٢
المبحث الرابع: دور الذكاء الاصطناعي في تحسين دقة إدخال البيانات.....	٤٥
المبحث الخامس: الذكاء الاصطناعي وسرية البيانات وأمن المعلومات	٤٨
المبحث السادس: التوازن بين دقة إدخال البيانات وحماية سرية المعلومات.....	٥١
الفصل الثالث:	٥٤
الفصل الرابع:	٥٨
التحليل الاحصائي ونتائج الدراسة	٥٨
تحليل البيانات	٥٩
المعلومات الديموغرافية.....	٥٩
ثانيا: محاور الاستبيان	٦٣
النتائج.....	٧٥
المراجع	٨٥
ملحق (١)	٨٩

الفصل الأول :

المقدمة

شهدت العقود الأخيرة ثورة تكنولوجية كبرى، كان من أبرز مظاهرها تطور تقنيات الذكاء الاصطناعي (AI)، الذي أصبح أداة أساسية لتحسين كفاءة العمل وتقليل الأخطاء البشرية في مختلف المجالات، ومنها بيئات العمل الإشرافية. (Brynjolfsson & McAfee, 2017) ويُعرف الذكاء الاصطناعي بأنه قدرة الأنظمة الحاسوبية على محاكاة القدرات البشرية في التعلم، التحليل، واتخاذ القرارات بناءً على البيانات. (Russell & Norvig, 2020) ومع انتشار تقنيات مثل التعلم الآلي (Machine Learning) ومعالجة اللغات الطبيعية (NLP)، أضحى الذكاء الاصطناعي قادرًا على معالجة كميات ضخمة من البيانات بدقة عالية تفوق القدرات التقليدية. (Jarrahi, 2018)

أظهرت الدراسات السابقة أن استخدام الذكاء الاصطناعي في عمليات إدخال البيانات يساهم في تحسين الدقة وتقليل الوقت اللازم لمعالجة البيانات، إذ يمكن أن يقلل زمن إدخال البيانات بنسبة تصل إلى ٦٠%. (Davenport & Ronanki, 2018) كما أشارت أبحاث أخرى إلى أن أخطاء إدخال البيانات تُعد من أبرز التحديات التي تواجه الجهات الإشرافية، حيث تؤدي إلى قرارات غير دقيقة وخسائر مالية معتبرة، وتؤثر سلبًا على مصداقية الأنظمة الإشرافية (Redman, 2018)؛ (Strong et al., 1997).

ورغم الفوائد الواضحة، بيّنت الدراسات أن تطبيق الذكاء الاصطناعي في البيئات الإشرافية يواجه تحديات تتعلق بضمان دقة مخرجات هذه الأنظمة، بالإضافة إلى مخاوف تتعلق بسرية البيانات وحمايتها من التهديدات السيبرانية (Brundage et al., 2018)؛ (Shin, 2021) إلا أن معظم الدراسات ركزت على الجانب التقني دون التعمق في أثر الذكاء الاصطناعي على تقليل أخطاء إدخال البيانات تحديدًا في الجهات الإشرافية، أو كيفية تحقيق التوازن بين الدقة وحماية البيانات الحساسة.

ومن هنا تنبع أهمية هذه الدراسة التي تهدف إلى استكشاف دور الذكاء الاصطناعي في تقليل أخطاء إدخال البيانات في الجهات الإشرافية، مع التركيز على ضمان سرية المعلومات وحمايتها، بما يساهم في تحسين جودة البيانات ودقة القرارات الإدارية. وتأتي هذه الدراسة لتسد فجوة معرفية من خلال الربط بين التقنيات الحديثة ومتطلبات العمل الإشرافي الحساس، سعياً لتقديم حلول عملية تساهم في رفع كفاءة المؤسسات الإشرافية وتعزيز الثقة في مخرجاتها.

مشكلة الدراسة

على الرغم من التطورات الكبيرة في مجال الذكاء الاصطناعي، لا تزال الجهات الإشرافية تواجه تحديات ملحوظة تتمثل في ارتفاع معدل الأخطاء البشرية أثناء إدخال البيانات، الأمر الذي ينعكس سلباً على جودة القرارات الإدارية وسلامة العمليات الرقابية. وقد أظهرت الدراسات السابقة أن هذه الأخطاء تتسبب في خسائر مالية وتقويض الثقة بالمؤسسات (Redman, 2018) إلا أن أغلب هذه الدراسات لم تُركز بشكل كافٍ على توظيف تقنيات الذكاء الاصطناعي لتقليل هذه الأخطاء في بيئات العمل الإشرافية ذات الحساسية العالية من حيث سرية البيانات وأمن المعلومات. ومن هنا تتحدد مشكلة الدراسة الحالية في البحث عن مدى إمكانية توظيف الذكاء الاصطناعي لتقليل أخطاء إدخال البيانات في الجهات الإشرافية، مع ضمان حماية سرية البيانات، بما يعزز من جودة العمل الرقابي وكفاءة الأداء المؤسسي.

أهمية الدراسة

أولاً: الأهمية العلمية

- تسهم الدراسة في إثراء الأدبيات العلمية المتعلقة بتطبيقات الذكاء الاصطناعي في بيئات العمل الإشرافية، والتي لا تزال محدودة مقارنة بمجالات أخرى كالصناعة أو التسويق.
- تقدم تحليلاً علمياً للعلاقة بين تقنيات الذكاء الاصطناعي وتقليل أخطاء إدخال البيانات، بما يضيف إلى المعرفة في مجال نظم المعلومات الإدارية والرقابة الداخلية.
- توضح كيفية توظيف الذكاء الاصطناعي للحفاظ على سرية البيانات وأمن المعلومات، وهو جانب لا يزال بحاجة إلى المزيد من الدراسات في البيئات الإشرافية الحساسة.

ثانياً: الأهمية العملية

- توفر حلولاً عملية للجهات الإشرافية لتحسين دقة إدخال البيانات وتقليل الأخطاء البشرية، مما ينعكس إيجابياً على جودة اتخاذ القرار الإداري.
- تساعد الدراسة في وضع أسس ومعايير لتطبيق الذكاء الاصطناعي بأمان في بيئات العمل التي تتعامل مع معلومات حساسة.

- تمثل دليلاً إرشادياً لصناع القرار في المؤسسات الإشرافية حول أفضل الممارسات لاستخدام تقنيات الذكاء الاصطناعي دون المساس بسرية البيانات أو أمنها.

أهداف الدراسة

الهدف الرئيسي:

- استكشاف دور الذكاء الاصطناعي في تقليل أخطاء إدخال البيانات في الجهات الإشرافية، مع ضمان سرية البيانات وأمن المعلومات.

الأهداف الفرعية:

١. التعرف على أبرز تقنيات الذكاء الاصطناعي المستخدمة في عمليات إدخال البيانات.
٢. تحديد أنواع الأخطاء الشائعة في إدخال البيانات في الجهات الإشرافية وأسبابها.
٣. قياس مدى فعالية تقنيات الذكاء الاصطناعي في الحد من أخطاء إدخال البيانات.
٤. تحليل التحديات المرتبطة باستخدام الذكاء الاصطناعي في بيئات إشرافية ذات بيانات حساسة.
٥. اقتراح إطار عمل يحقق التوازن بين استخدام الذكاء الاصطناعي وتقليل الأخطاء وحماية سرية البيانات.

أسئلة الدراسة

السؤال الرئيسي:

- ما دور الذكاء الاصطناعي في تقليل أخطاء إدخال البيانات في الجهات الإشرافية مع ضمان سرية البيانات وأمن المعلومات؟

الأسئلة الفرعية:

١. ما أبرز تقنيات الذكاء الاصطناعي المستخدمة في عمليات إدخال البيانات؟
٢. ما أنواع الأخطاء الشائعة في إدخال البيانات في الجهات الإشرافية؟
٣. إلى أي مدى يسهم الذكاء الاصطناعي في تقليل أخطاء إدخال البيانات؟
٤. ما التحديات المرتبطة بتطبيق تقنيات الذكاء الاصطناعي في البيئات الإشرافية؟

٥. كيف يمكن تحقيق التوازن بين استخدام الذكاء الاصطناعي وتقليل الأخطاء وضمان سرية البيانات؟

الدراسات السابقة

شهدت السنوات الأخيرة زيادة في الاهتمام بتطبيقات الذكاء الاصطناعي في مجالات مختلفة، بما في ذلك تقليل أخطاء إدخال البيانات وتحسين كفاءة العمليات الإدارية. وقد تناولت العديد من الدراسات هذا الموضوع من زوايا متعددة، مما يعزز من أهمية البحث الحالي.

دراسة "Wang & Strong (1996) :

هدفت هذه الدراسة إلى تحليل جودة البيانات في المؤسسات وأثرها على اتخاذ القرار. استخدمت المنهج الوصفي التحليلي، واعتمدت على تحليل العوامل المؤثرة في جودة البيانات مثل الدقة والتكامل والاتساق وإمكانية الوصول. أظهرت النتائج أن ضعف جودة البيانات يؤدي إلى قرارات غير دقيقة وأخطاء تشغيلية، كما بينت أن استخدام تقنيات الذكاء الاصطناعي في إدخال البيانات يمكن أن يقلل الأخطاء بنسبة تصل إلى ٣٠٪. أوصت الدراسة بضرورة الاستثمار في التقنيات الحديثة لتحسين جودة البيانات وتقليل الأخطاء التشغيلية.

دراسة "Davenport & Ronanki (2018) :

هدفت هذه الدراسة إلى استكشاف دور الذكاء الاصطناعي في تعزيز الكفاءة التشغيلية وتقليل التكاليف في المؤسسات. استخدمت المنهج الوصفي التحليلي، واعتمدت على دراسات حالة لعدد من المؤسسات. أظهرت النتائج أن المؤسسات التي تبنت الأتمتة الذكية شهدت زيادة في سرعة إدخال البيانات وانخفاضاً كبيراً في معدل الأخطاء، كما ساهم التعلم الآلي في اكتشاف وتصحيح الأخطاء تلقائياً، مما عزز موثوقية البيانات. أوصت الدراسة بتعميم استخدام تقنيات الذكاء الاصطناعي لتحسين الأداء المؤسسي.

دراسة "Redman (1998) :

هدفت هذه الدراسة إلى دراسة أثر ضعف جودة البيانات على الأداء المؤسسي. اعتمدت على المنهج الوصفي التحليلي وتحليل أسباب الأخطاء الناتجة عن إدخال البيانات يدوياً. أظهرت النتائج أن البيانات غير الدقيقة تسبب بخسائر مالية كبيرة بسبب القرارات الخاطئة، كما أشارت إلى أن الاعتماد على أنظمة الذكاء الاصطناعي يمكن أن يقلل من نسبة الأخطاء من خلال التحقق من البيانات وتصحيحها قبل معالجتها. أوصت الدراسة بضرورة تبني أنظمة ذكاء اصطناعي متقدمة لتحسين دقة البيانات.

دراسة "Brundage et al. (2018) :

هدفت هذه الدراسة إلى تحليل المخاطر المرتبطة باستخدام الذكاء الاصطناعي، خاصة فيما يتعلق بسرية البيانات. استخدمت المنهج الوصفي التحليلي، واعتمدت على مراجعة الأدبيات والدراسات السابقة. أظهرت النتائج أن الاعتماد على الذكاء الاصطناعي قد يزيد من مخاطر تسرب البيانات واختراق الأنظمة في حال غياب بروتوكولات الأمان المناسبة. أوصت الدراسة بضرورة وضع استراتيجيات أمان متقدمة لضمان حماية البيانات عند استخدام تقنيات الذكاء الاصطناعي.

دراسة "Jarrahi (2018) :

هدفت هذه الدراسة إلى توضيح دور الذكاء الاصطناعي في دعم اتخاذ القرار بالمؤسسات. استخدمت المنهج الوصفي التحليلي، واعتمدت على تحليل البيانات الثانوية. أظهرت النتائج أن الذكاء الاصطناعي يقدم تحليلات دقيقة تدعم متخذي القرار بشرط توفر بيانات صحيحة، إلا أنها لم تتناول بالتفصيل مشكلة إدخال البيانات أو التحديات الأمنية المرتبطة بها. أوصت الدراسة بزيادة استخدام الذكاء الاصطناعي في دعم القرارات مع ضرورة تحسين جودة البيانات المدخلة.

دراسة "Shin (2021) :

هدفت هذه الدراسة إلى دراسة أمن البيانات في سياق الذكاء الاصطناعي. استخدمت المنهج الوصفي التحليلي، واعتمدت على تحليل المخاطر المرتبطة باستخدام الذكاء الاصطناعي. أظهرت النتائج أن التوسع في استخدام تقنيات الذكاء الاصطناعي يزيد من احتمالية التعرض للتهديدات السيبرانية، مما يستلزم وضع سياسات أمان متقدمة. أوصت الدراسة بضرورة تبني حلول أمنية متطورة لحماية البيانات الحساسة في المؤسسات التي تستخدم الذكاء الاصطناعي.

دراسة "Miller (2019) :

هدفت هذه الدراسة إلى دراسة مفهوم الذكاء الاصطناعي التوضيحي (Explainable AI) وأهميته في تعزيز الشفافية. استخدمت المنهج الوصفي التحليلي، واعتمدت على مراجعة الدراسات النظرية والتطبيقية. أظهرت النتائج ضرورة جعل قرارات الأنظمة الذكية مفهومة وواضحة للمستخدمين لتعزيز الثقة في مخرجاتها، إلا أنها لم تربط هذا المفهوم بشكل مباشر بمسألة تقليل أخطاء إدخال

البيانات أو أمن المعلومات. أوصت الدراسة بضرورة تطوير أدوات توضيحية تجعل عمل أنظمة الذكاء الاصطناعي أكثر شفافية.

يتضح من استعراض الدراسات السابقة أن هناك اتفاقاً عاماً حول قدرة الذكاء الاصطناعي على تحسين كفاءة العمليات المؤسسية وتقليل الأخطاء في إدخال البيانات. فقد أظهرت دراسات مثل Wang & Strong (1996)، و Davenport & Ronanki (2018)، و Redman (1998) أهمية الذكاء الاصطناعي في خفض نسبة الأخطاء وتحسين جودة البيانات، بينما ركزت دراسات مثل Brundage et al. (2018)، و Shin (2021) على التحديات الأمنية التي قد ترافق استخدام هذه التقنية، وأكدت ضرورة وجود بروتوكولات أمان متقدمة لحماية البيانات الحساسة. كما تطرقت دراسة Miller (2019) إلى أهمية جعل أنظمة الذكاء الاصطناعي أكثر شفافية لفهم قراراتها، مما يعزز الثقة في مخرجاتها.

لكن تُظهر المقارنة أن أغلب الدراسات تناولت الذكاء الاصطناعي إما من منظور تحسين الأداء والكفاءة التشغيلية أو من منظور أمن المعلومات، دون الدمج الواضح بين الجانبين في سياق الجهات الإشرافية التي تتعامل مع بيانات حساسة وتتطلب دقة عالية في عمليات إدخال البيانات. كما أن غالبية الدراسات تناولت تطبيقات الذكاء الاصطناعي في بيئات العمل عامة دون تخصيص الجهات الإشرافية أو التركيز على العلاقة بين خفض أخطاء إدخال البيانات وضمان سرية المعلومات. وهنا تبرز الفجوة البحثية التي تسعى الدراسة الحالية إلى سدها، من خلال الربط بين توظيف الذكاء الاصطناعي لتقليل أخطاء إدخال البيانات وضمان حماية البيانات في الجهات الإشرافية ذات الطبيعة الحساسة.

أوجه التشابه:

- معظم الدراسات تتفق على قدرة الذكاء الاصطناعي على تحسين الكفاءة التشغيلية وتقليل الأخطاء في معالجة البيانات.
- جميع الدراسات تؤكد على أن جودة البيانات تمثل حجر الزاوية في اتخاذ القرارات السليمة.

أوجه الاختلاف:

- هناك دراسات ركزت على الجانب الفني لتحسين الكفاءة (مثل Davenport & Ronanki، Wang & Strong، وأخرى ركزت على المخاطر الأمنية (مثل Brundage et al.، Shin).
- الدراسات السابقة لم تدمج بوضوح بين موضوع تقليل أخطاء إدخال البيانات وسرية البيانات ضمن سياق بيئة إشرافية.

- بعض الدراسات تناولت الذكاء الاصطناعي بشكل عام دون تركيز على مراحل إدخال البيانات تحديداً.

الفجوة البحثية:

- لا توجد دراسات تناولت بشكل مباشر توظيف الذكاء الاصطناعي في تقليل أخطاء إدخال البيانات داخل الجهات الإشرافية تحديداً، مع وضع اعتبارات أمنية لحماية البيانات الحساسة.
- أغلب الدراسات تناولت الموضوع إما من منظور تقني أو أمني فقط، بينما تفتقر إلى دراسة متكاملة تربط بين:

○ خفض الأخطاء التشغيلية

○ وتحقيق متطلبات الأمان والسرية

○ في بيئة إشرافية تتسم بالحساسية العالية للبيانات

ومن هنا تنبع أهمية الدراسة الحالية لسد هذه الفجوة، عبر بحث العلاقة بين توظيف تقنيات الذكاء الاصطناعي وتقليل الأخطاء، مع ضمان سرية البيانات وأمنها في الجهات الإشرافية.

المنهجية وطرق البحث

اعتمدت الدراسة على المنهج الوصفي التحليلي، نظراً لملاءمته لطبيعة الأهداف البحثية، حيث يركز هذا المنهج على وصف الظاهرة المدروسة (أخطاء إدخال البيانات في الجهات الإشرافية)، وتحليل العوامل المؤثرة فيها (استخدام تقنيات الذكاء الاصطناعي)، مع رصد العلاقة بين المتغيرات المختلفة ذات الصلة، بهدف الوصول إلى نتائج يمكن تعميمها على بيئات مشابهة.

أدوات الدراسة:

- ستُستخدم الاستبانة (Questionnaire) كأداة رئيسية لجمع البيانات الأولية من عينة الدراسة، والتي تم تصميمها بشكل مغلق وفق مقياس ليكرت الخماسي لقياس اتجاهات وآراء الموظفين أو المتخصصين العاملين في الجهات الإشرافية التي تستخدم الذكاء الاصطناعي.

نوع البيانات:

- البيانات الأولية: يتم جمعها مباشرة من خلال استبانة ميدانية موجهة إلى عينة من العاملين في الجهات الإشرافية (مثل أجهزة الرقابة المالية أو الإدارات ذات الطابع الرقابي).
- البيانات الثانوية: تتضمن مراجعة الدراسات السابقة، الأدبيات العلمية، الوثائق الرسمية، والتقارير الإحصائية ذات العلاقة.

برامج التحليل الإحصائي:

سيتم تحليل البيانات باستخدام برنامج SPSS الإحصائي، من خلال:

- التكرارات والنسب المئوية لتحليل البيانات الوصفية.
- اختبار كا-تربيع (Chi-square) لدراسة العلاقة بين المتغيرات النوعية.
- الانحدار البسيط (Simple Regression) أو تحليل التباين (ANOVA) لقياس العلاقة بين المتغيرات المستقلة والتابعة.
- اختبار T-Test في حالة وجود متغيرات ثنائية.

فروض الدراسة

الفرض الرئيسي:

" الفرض الرئيسي:

"لا توجد علاقة ذات دلالة إحصائية بين الذكاء الاصطناعي في تحسين دقة إدخال البيانات وتعزيز كفاءة الأداء في الجهات الإشرافية بقطاع وزارة الصحة بالرياض في المملكة العربية السعودية.

الفروض الفرعية:

١. "لا توجد علاقة ذات دلالة إحصائية بين الذكاء الاصطناعي في تحسين دقة إدخال البيانات و

معدل أخطاء إدخال البيانات في الجهات الإشرافية بقطاع وزارة الصحة بالرياض في المملكة

العربية السعودية

٢. "لا توجد علاقة ذات دلالة إحصائية بين الذكاء الاصطناعي في تحسين دقة إدخال البيانات و

سرعة إدخال البيانات في الجهات الإشرافية بقطاع وزارة الصحة بالرياض في المملكة العربية

السعودية

٣. "لا توجد علاقة ذات دلالة إحصائية بين الذكاء الاصطناعي في تحسين دقة إدخال البيانات و

دقة البيانات المدخلة في الجهات الإشرافية بقطاع وزارة الصحة بالرياض في المملكة العربية

السعودية

٤. "لا توجد علاقة ذات دلالة إحصائية بين الذكاء الاصطناعي في تحسين دقة إدخال البيانات و

سرية وأمن البيانات في الجهات الإشرافية بقطاع وزارة الصحة بالرياض في المملكة العربية

السعودية

٥. "لا توجد فروق ذات دلالة إحصائية في فعالية استخدام الذكاء الاصطناعي في تقليل الأخطاء

تعزى إلى المتغيرات الديموغرافية (الجنس، عدد سنوات الخبرة، المسمى الوظيفي)".

أداة البحث

ستستخدم الدراسة الاستبيان الإلكتروني كأداة رئيسية لجمع البيانات، وذلك لسهولة توزيعه على أفراد العينة المستهدفة وسرعة تجميع البيانات وتحليلها. يتكون الاستبيان من عدة محاور تغطي:

- مدى استخدام تقنيات الذكاء الاصطناعي في إدخال البيانات.
 - مستوى الأخطاء في إدخال البيانات قبل وبعد استخدام الذكاء الاصطناعي.
 - أثر استخدام الذكاء الاصطناعي على جودة البيانات.
 - مستوى الأمان وسرية البيانات عند استخدام الذكاء الاصطناعي.
- وسيتم إعداد الاستبيان بأسئلة مغلقة وفق مقياس ليكرت الخماسي (من ١ إلى ٥) لقياس اتجاهات وآراء المبحوثين بدقة.

مجتمع الدراسة

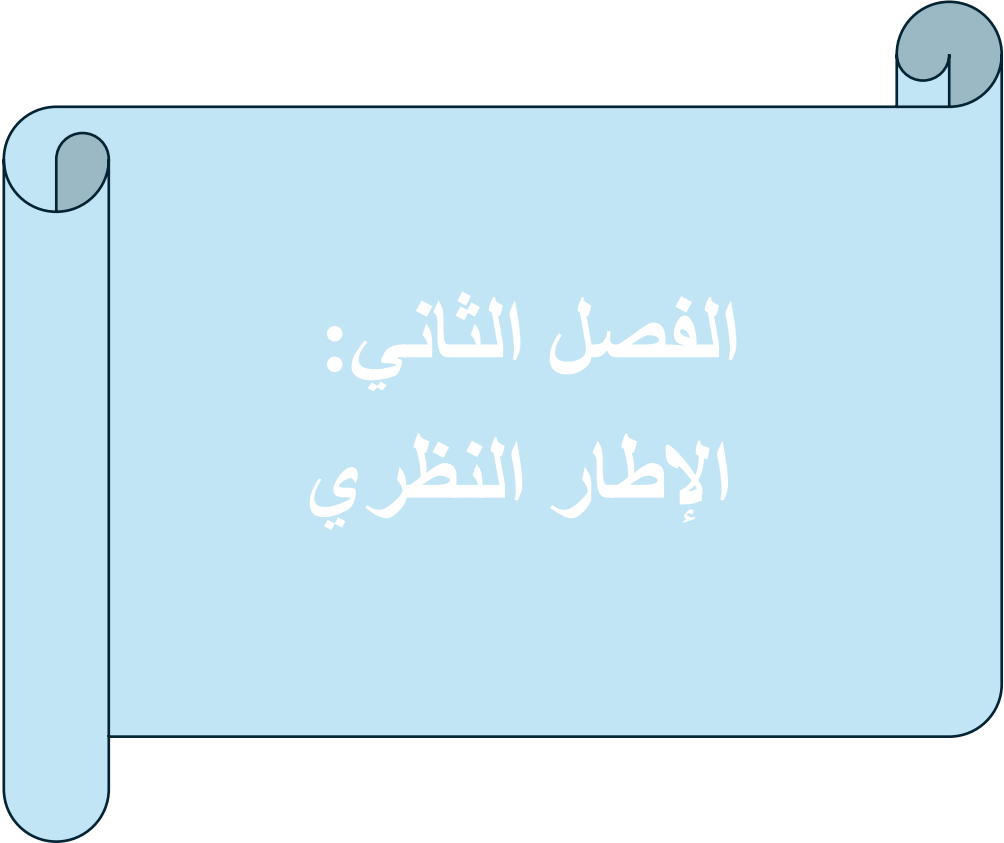
يتكون مجتمع الدراسة من جميع العاملين في الجهات الإشرافية في قطاع وزارة الصحة بالرياض في المملكة العربية السعودية مع ضمان سرية البيانات. الذين تتضمن مهامهم أعمال إدخال البيانات أو مراجعتها أو الإشراف عليها، سواء في الأقسام الفنية أو الإدارية أو التقنية. يشمل ذلك موظفي إدارات:

- الرقابة والتدقيق.
 - تقنية المعلومات.
 - إدارة البيانات والتحليل الإحصائي.
 - الإدارات التنظيمية والإشرافية الأخرى ذات العلاقة بإدخال البيانات.
- ويُقدّر حجم مجتمع الدراسة في الجهات المستهدفة بحوالي ٢٠٠ موظف بشكل تقديري.

عينة الدراسة

سيتم اختيار عينة الدراسة وفق أسلوب العينة العشوائية الطبقية (Stratified Random Sampling) لضمان تمثيل كافة الإدارات المعنية بعمليات إدخال البيانات في الجهات الإشرافية.

- حجم العينة: حوالي 150 مفردة من موظفي الجهات الإشرافية المختلفة.
- طريقة اختيار العينة: عشوائية طبقية، بحيث يتم تقسيم المجتمع إلى طبقات (مثل: إدارات مختلفة)، ثم يتم اختيار عينة عشوائية من كل طبقة.
- في حال صعوبة الحصول على استجابات كافية، قد يتم اللجوء إلى العينة القصدية (Purposive Sampling) لاختيار الأفراد الأكثر ارتباطاً بموضوع البحث.



الفصل الثاني: الإطار النظري

الفصل الثاني: الإطار النظري للبحث ويشمل :

المبحث الأول : مفهوم الذكاء الاصطناعي (AI)

المبحث الثاني: تقنيات الذكاء الاصطناعي المرتبطة بإدخال البيانات

المبحث الثالث: إدخال البيانات في الجهات الإشرافية

المبحث الرابع: دور الذكاء الاصطناعي في تحسين دقة إدخال البيانات

المبحث الخامس: الذكاء الاصطناعي وسرية البيانات وأمن المعلومات

المبحث السادس: التوازن بين دقة إدخال البيانات وحماية سرية المعلومات

المبحث الأول : مفهوم الذكاء الاصطناعي (AI)

تمهيد :

يُعتبر العقل البشري السمة الفارقة التي تميز الإنسان، إذ تلعب قدراتنا الذهنية دوراً محورياً في مختلف جوانب حياتنا اليومية. ويأتي مجال الذكاء الاصطناعي ليهتم بمحاكاة هذه القدرات العقلية وتحويلها إلى عمليات آلية، بهدف فهم كيفية عمل العقل البشري بأسلوب علمي يبتعد عن مجالات الفلسفة، أو علم النفس، أو التشريح، رغم اهتمام هذه العلوم أيضاً بدراسة العقل. ويكمن أحد أبرز دوافع دراسة الذكاء الاصطناعي في السعي لفهم آليات التفكير والذكاء البشري، إلى جانب الاهتمام بتصميم أنظمة قادرة على تجسيد هذا الذكاء عملياً.

أما الدافع الآخر لدراسة هذا العلم، فهو ما تقدمه تطبيقات الذكاء الاصطناعي من فوائد متعددة في حياتنا المعاصرة التي أصبحت أكثر ارتباطاً بالتكنولوجيا والرقمنة. فرغم عدم قدرتنا على التنبؤ بتفاصيل المستقبل بدقة، إلا أن المؤكد أن تزاوج قدرات الحاسوب مع الذكاء البشري سيترك أثراً عميقاً في حياتنا اليومية، ويسهم في بناء الحضارة الحديثة.

ويظل الذكاء الاصطناعي سؤالاً فلسفياً وعلمياً بالغ الأهمية: كيف يتمكن عقل صغير الحجم، سواء كان بيولوجياً أو رقمياً، من الفهم والإدراك والتوقع والتفاعل مع عالم واسع ومعقد يتجاوز حجمه؟ وكيف يمكننا العمل على تصميم وبناء مثل هذا العقل الذكي بما يحمله من خصائص معقدة؟ ورغم صعوبة الإجابة عن هذه التساؤلات، إلا أن الباحثين في مجال الذكاء الاصطناعي يرون أن هذا العلم يركز على أسس علمية قوية وقابلة للتحقيق، وكل ما عليهم فعله هو النظر إلى أنفسهم في المرآة ليجدوا مثلاً حياً على نظام ذكي متكامل. (الشرايعه، ٢٠٠٠: ٦٤)

تاريخ بداية الذكاء الاصطناعي :

يُصنف الذكاء الاصطناعي ضمن العلوم المعرفية الحديثة، إذ بدأت ملامحه كعلم مستقل تتشكل رسمياً في خمسينيات القرن العشرين. إلا أن الاهتمام بمفهوم الذكاء لم يكن وليد هذه الحقبة، فقد

سبقتها محاولات عديدة في علوم مختلفة تناولت الذكاء بشكل مباشر أو غير مباشر. فعلى سبيل المثال، اهتم علم الوراثة بدراسة الجينات المسؤولة عن الذكاء، محاولاً تفسير العبقرية العلمية بارتباطها بالعوامل الوراثية. وفي الفيزياء، لطالما شعر الطلبة بأن أعظم الأفكار سبقهم إليها علماء كبار مثل غاليليو وأينشتاين ونيوتن، مما يستلزم أعواماً من الدراسة قبل تقديم أي إسهام جديد. لكن على النقيض من ذلك، يظل مجال الذكاء الاصطناعي مجالاً خصباً ومفتوحاً أمام العقول المبدعة، ينتظر من يستثمر فيه طاقاته ويترك بصمته العلمية.

كما شغل سؤال «ما هو الذكاء؟» الفلاسفة منذ آلاف السنين، حيث سعوا إلى فهم آليات الرؤية والتعلم والذاكرة والتفكير المنطقي. ومع دخول الحاسوب إلى المشهد العلمي في خمسينيات القرن الماضي، تحولت هذه التساؤلات النظرية إلى تجارب وأنظمة عملية ملموسة.

وفي الوقت الحاضر، تتنوع تطبيقات الذكاء الاصطناعي بشكل لافت، سواء كانت تطبيقات عامة مثل التعلم، والإدراك، والتعليل المنطقي، أو تطبيقات متخصصة مثل لعب الشطرنج أو التشخيص الطبي. ويحرص الخبراء على توظيف الذكاء الاصطناعي لحفظ معارفهم وخبراتهم المكتسبة على مدار حياتهم العملية. ولهذا يعد الذكاء الاصطناعي مجالاً عالمياً واسع الآفاق، يمكن توظيفه في شتى التخصصات والقطاعات. الهادي (٢٠٠٥: ١٦٥)

تعريف الذكاء الصناعي

Artificial Intelligence

يشير مصطلح الذكاء عادةً إلى مجموعة واسعة من القدرات العقلية المرتبطة بعمليات مثل التحليل، والتخطيط، وحل المشكلات (Problem Solving)، بالإضافة إلى سرعة المعالجة الذهنية. كما يتضمن القدرة على التفكير المجرد، وترتيب الأفكار وربطها، وفهم اللغات المختلفة، والقدرة السريعة على التعلم. ورغم أن التصور العام لدى الناس يربط الذكاء بهذه القدرات وربما يخلطها أحياناً بقوة الذاكرة (Memory)، فإن علم النفس يدرس الذكاء كخاصية سلوكية منفصلة عن جوانب أخرى مثل الإبداع (Creativity)، والشخصية (Character)، والحكمة، وحتى قوة التذكر المتعلقة بالذاكرة.

أما الذكاء الاصطناعي، فهو فرع من علوم الحاسوب يُعنى بتمكين أجهزة الكمبيوتر من أداء مهام تشبه – وإن بشكل تقريبي – تلك التي ينفذها الذكاء البشري، مثل التعلم، والاستنتاج، واتخاذ القرارات.

وقد وردت تعريفات أخرى في عدة كتب ومراجع حول علم الذكاء الاصطناعي، من أبرزها ما ذكره قاموس الموسوعة العربية للكمبيوتر والإنترنت، والذي عرّف الذكاء الاصطناعي (AI) بأنه علم يُعد من أحدث

فروع علوم الحاسوب، وينتمي إلى الجيل الحديث من أجيال الحواسيب. يهدف هذا العلم إلى تمكين الحاسب من محاكاة عمليات الذكاء البشري، بحيث يتمكن من حل المشكلات واتخاذ القرارات بأسلوب منطقي ومنظم يشبه طريقة تفكير العقل الإنساني.

وتتضمن هذه العمليات عدة محاور رئيسية:

- التعليم: أي اكتساب المعلومات والقواعد اللازمة لاستخدام تلك المعلومات.
 - التعليل: أي تطبيق القواعد المكتسبة للوصول إلى استنتاجات قد تكون تقريبية أو دقيقة.
 - التصحيح التلقائي أو الذاتي.
- وبالتالي، يُعرف الذكاء الصناعي بأنه فرع من فروع علوم الحاسوب يُركز على ميكنة السلوك الذكي لدى الإنسان. ويتطلب ذلك عدة عناصر أساسية:

- نظام بيانات يُستخدم لتمثيل المعلومات والمعرفة.
 - خوارزميات تُصمم لتحديد كيفية استخدام هذه المعلومات.
 - لغة برمجة تُستعمل لتمثيل كل من المعلومات والخوارزميات.
- وعليه، فإن علم الذكاء الاصطناعي يُعد من علوم الحاسوب الحديثة التي تبحث في تطوير أساليب برمجية تهدف إلى تمكين الحاسب من أداء عمليات واستنتاجات تُشابه، ولو بشكل محدود، الأساليب المنسوبة للذكاء البشري. وهو علم يبدأ أولاً بدراسة طبيعة الذكاء البشري وتحديد أبعاده، ثم يسعى إلى محاكاة بعض خصائصه.

ومع ذلك، ينبغي توضيح أن الذكاء الاصطناعي لا يهدف إلى مقارنة العقل البشري، الذي أبدعه الله سبحانه وتعالى، بالآلة التي هي من صنع الإنسان، بل يسعى إلى فهم العمليات الذهنية المعقدة التي يؤديها العقل البشري خلال التفكير، ثم ترجمتها إلى عمليات حسابية تمكن الحاسب من حل المسائل المعقدة. (الحسيني، ٢٠٠٢: ٢١١)

الذكاء الإنساني

قال الله تعالى في كتابه الكريم:

”ومن آياته يريكم البرق خوفاً وطمعاً وينزل من السماء ماءً فيحيي به الأرض بعد موتها إن في ذلك لآيات لقوم يعقلون“.

وقال سبحانه:

”إن في خلق السماوات والأرض واختلاف الليل والنهار لآيات لأولي الألباب“.

وتُظهر هذه الآيات الكريمة أهمية العمليات الذهنية (Mental Processes) ، أولاً في تمييز الإنسان عن بقية المخلوقات، وثانياً في تمييز إنسان عن آخر.

وعلى الرغم من كون الذكاء أحد أهم الأنشطة الذهنية التي يؤديها العقل البشري، إلا أن تعريفه بدقة يظل أمراً صعباً؛ فهل الذكاء هو القدرة على الاستنتاج؟ أم القدرة على اكتساب المعرفة وتطبيقها؟ أم هو القدرة على استيعاب الأشياء وإدراكها والتأثير عليها في العالم الحسي؟

وبعيداً عن الغوص في الفلسفة العميقة، يمكن القول إن الذكاء يشمل كل ما سبق وربما أكثر، فهو في معناه الواسع يغطي جميع العمليات العقلية، بدءاً من النبوغ والابتكار، مروراً بالتحكم في الحواس والعواطف، وصولاً إلى القدرات الحركية.

أما في إطار دراسة علم الذكاء الاصطناعي للحواسيب، فيُعرف الذكاء الإنساني بأنه قدرة الفرد على تصور الأشياء، وتحليل خصائصها، والخروج باستنتاجات حولها. وهو بذلك يمثل قدرة الإنسان على بناء نموذج ذهني لأي مجال من مجالات الحياة، وتحديد عناصره، واستخلاص العلاقات القائمة بينها، ومن ثم صياغة ردود الأفعال الملائمة للأحداث والمواقف المرتبطة بذلك المجال.

ولتوضيح هذا المفهوم بصورة عملية، دعونا نفترض أن شخصين حضرا معاً مباراة في كرة القدم. أحدهما ملم تماماً بقوانين اللعبة، وخطط الفرق، وأسماء اللاعبين، وأهمية نتيجة المباراة على البطولات المختلفة، بينما الشخص الآخر ليس لديه أي معرفة بكرة القدم أو قواعدها.

وبعد انتهاء المباراة، إذا طلبنا من كلاهما التعليق على ما شاهداه، سنجد أن الشخص الأول قادر على تقديم تحليل ”ذكي“ يتناول أساليب اللعب وخطط الفريقين والأخطاء التي ارتكبت. في المقابل، سيقصر تعليق الشخص الثاني غالباً على وصف سطحي للعبة، كأنه يرى ٢٢ لاعباً يتنافسون على كرة دون هدف واضح أو معنى محدد.

ويُستنتج من ذلك أن سبب قدرة الشخص الأول على التحليل الذكي يعود إلى امتلاكه نموذجاً ذهنياً للعبة وقوانينها، مما أتاح له استرجاع وتحليل المواقف والأحداث التي شاهدها. بينما أدى غياب هذا النموذج عند الشخص الثاني إلى جعل تعليقه بسيطاً للغاية. ولو أُتيح لهذا الشخص الثاني الوقت الكافي لمشاهدة

مباريات عدة، فمن المحتمل أن يكون في ذهنه نموذجاً ذهنياً عن اللعبة، ليصبح قادراً لاحقاً على تقديم تحليل موضوعي لها.

كما يستطيع الشخص الأول نفسه تطوير النموذج الذهني الذي يمتلكه وتعديله كلما طرأت مستجدات جديدة. فالإنسان قادر دائماً على استحداث نماذج ذهنية من خلال الممارسة والتفكير، ومن ثم تطويرها عند الحاجة.

ومن أبرز فوائد النموذج الذهني الذي يُنشئه الإنسان بشكل لا شعوري، أنه يساعده على تركيز انتباهه على الحقائق والعوامل ذات الصلة بمجال بحثه، مما يسهل عليه التعامل مع خطوات معقدة قد تكون شديدة التشعب في الواقع.

فعلى سبيل المثال، إذا كان مجال البحث هو الحالة الصحية لقلب مريض، فإن النموذج الذهني الذي يُشكله الطبيب ينصب على العوامل المهمة مثل ضغط الدم، ونسبة السكر، والكوليسترول في الدم، بينما يستبعد الطبيب العوامل غير المهمة مثل الطعام المفضل للمريض، أو مقاس ملابسه، أو لون سيارته وغيرها. (عبد النور، ٢٠٠٥: ٢٤٤)

أساليب الذكاء الاصطناعي

يرتكز أصل علم الذكاء الاصطناعي على أبحاث أساسية ونظرية تهدف إلى دراسة أساليب تمثيل النماذج داخل ذاكرة الحاسوب (Model Representation)، وطرق البحث والمطابقة بين عناصر هذه النماذج (Search & Match Methods)، بالإضافة إلى أساليب اختزال الأهداف (Goal Reduction)، وإجراء أنواع متعددة من عمليات الاستنتاج (Reasoning)، مثل الاستنتاج القائم على المنطق (Logic)، أو المقارنة (Analogy)، أو الاستقراء (Induction).

وسوف نستعرض فيما يلي أهم هذه الأساليب بشيء من التفصيل:

١ - أسلوب استخدام القوانين

يُعد أسلوب استخدام القوانين (Rules) من أبرز الطرق في تمثيل النماذج الخاصة بمجال معين. فإذا كان موضوع البحث مثلاً يدور حول أنواع الفاكهة، فيمكن صياغة قانون كالتالي:

إذا كان النبات فاكهة وكان لونها أحمر، فهي غالباً تفاح.

ويتألف هذا القانون من جزأين:

- القسم الشرطي: (Premise) إذا كان النبات فاكهة وكان لونها أحمر.

• القسم الاستنتاجي أو الفعلي (Action): فهي غالباً تفاح."

وباستخدام عدد كبير من مثل هذه القوانين المتعلقة بموضوع معين، يمكن بناء نموذج ضمني يتم فيه تخزين الحقائق المتعلقة بموضوع البحث. ويُستخدم هذا النموذج لاحقاً في التعامل مع أحداث جديدة واستخلاص استنتاجات مرتبطة بالموضوع المدروس.

ويُعتبر هذا النوع من التمثيل واسع الانتشار نظراً لسهولة تطبيقه، إلا أنه رغم بساطته قد يعجز أحياناً عن تمثيل جميع أنواع النماذج أو عن الوصول إلى كافة أنواع الاستنتاجات الممكنة.

٢- أسلوب شبكات المعاني

يُعد أسلوب شبكات المعاني (Semantic Networks) كذلك من الأساليب الشائعة في تمثيل النماذج، حيث يقوم هذا الأسلوب على إنشاء شبكة من العلاقات التي تربط بين عناصر النموذج، بحيث يتم تمثيل المعلومات في صورة عقد وروابط تحدد العلاقات المختلفة بين المفاهيم أو الأشياء.

٣- أسلوب تمثيل الإطارات

أما أسلوب تمثيل الإطارات (Frame Representation)، فيعتبر نوعاً خاصاً من تمثيل شبكات المعاني. إذ يتم فيه تمثيل المعلومات ضمن هيكل يُسمى "الإطار"، يتضمن سمات محددة تمثل خصائص النموذج أو الكائن محل البحث، إلى جانب قيم هذه السمات. ويتيح هذا الأسلوب مرونة أكبر في تنظيم المعلومات وتفصيلها.

٤- أسلوب الرؤية الإلكترونية

يرتكز أسلوب الرؤية الإلكترونية على تحويل الصورة الرقمية المكونة من نقاط سوداء أو بيضاء (Pixels) إلى خطوط وأشكال متصلة تُكوّن صورة محددة. بعدها يتم مقارنة خصائص الصورة الناتجة بالنماذج المخزنة مسبقاً في ذاكرة الجهاز.

وبهذه الطريقة، يمكن للحاسوب مثلاً التعرف على صورة طائرة من خلال أجنحتها وذيلها، أو تمييز المطار بمدرجاته الخاصة بإقلاع الطائرات، أو التعرف على المسجد من خلال مئذنته، وغير ذلك من الأشكال.

إلا أن من أبرز التحديات التي تواجه الرؤية الإلكترونية، هو تغير شكل الصورة بسبب اختلاف الإضاءة المسلطة على الجسم، أو بسبب وقوع الظل على أجزاء منه، مما يؤدي إلى تغير في خصائص الصورة التي يتم تحليلها.

وتوجد تطبيقات عديدة لتقنية الرؤية الإلكترونية في مجالات متنوعة مثل توجيه الصواريخ والطائرات والأقمار الصناعية، وكذلك في مجالات التجسس، فضلاً عن استخدامها في مجال الأذرع الآلية.

ومن أبرز الأنظمة التي تعتمد على الرؤية الإلكترونية في المجال الصناعي، نظام "كون سايت (Consight)" المستخدم في شركة جنرال موتورز للسيارات بكندا. حيث يسمح هذا النظام للذراع الآلية الذكية بفرز قوالب محركات السيارات "Engine Casts" أثناء مرورها على حزام ناقل تحت إضاءة محددة. وبعد تحليل الضوء المنعكس، تقوم الذراع الآلية باستخراج القوالب التي لا تتوافق مع المواصفات المطلوبة.

ويمثل استخدام أكثر من ذراع آلية في مساحة محدودة تحدياً تقنياً كبيراً، بسبب خطر اصطدام الأذرع ببعضها البعض، فضلاً عن صعوبة تنسيق التعاون بينها لإنجاز مهمة واحدة مشتركة. ولهذا اقتصر في السابق استخدام الأذرع الآلية على تشغيل كل ذراع بمفردها.

أما إنجاز مهمة معقدة تتطلب أكثر من ذراع، فيستلزم تطوير أنظمة آلية حديثة تقوم بوضع خطة عامة للحركة، ثم تستنتج الخطوات المنطقية التي يجب على كل ذراع تنفيذها. وهذه أنظمة تتطلب استخدام أساليب الذكاء الاصطناعي، مثل استحداث نماذج محاسبية لبيئة العمل، وتخزين قواعد وأسس الحركة اللازمة.

ورغم ظهور بعض الأنظمة التي تمكن الذراع الآلية من الحركة الذاتية، مثل نظام "ستريبس (Strips)"، إلا أن غالبية هذه الأنظمة ما تزال في مراحل البحث والتطوير.

٥- أسلوب معالجة اللغات الطبيعية (Natural Language Processing)

يسعى هذا الأسلوب إلى تمكين الحاسب من فهم اللغات الطبيعية، بحيث يصبح بالإمكان توجيه الأوامر إليه مباشرة باستخدام لغة البشر. ويهدف هذا الأسلوب إلى جعل الحاسب قادراً على التفاعل مع الناس، من خلال الإجابة عن أسئلة محددة أو المشاركة في محادثة.

وتتضمن معالجة اللغات الطبيعية مجالات متعددة منها:

• الكلام: (Speech)

ويعني تزويد الحاسوب ببرامج ومعلومات تؤهله لفهم الكلام البشري، عبر استقبال الأصوات وتحليلها والتعرف عليها، ثم الرد عليها بشكل مناسب.

• الرؤية: (Vision)

وتعني تزويد الحاسوب بأجهزة استشعار ضوئية تمكنه من التعرف على الأشخاص أو الأشكال المختلفة الموجودة في البيئة المحيطة.

• الروبوتات: (Robotics)

وهي عبارة عن آلات كهروميكانيكية تتلقى الأوامر من الحاسوب الذي يتحكم بها، لتقوم بأداء مهام محددة. ويشمل الذكاء الاصطناعي في هذا المجال إكساب الروبوت القدرة على الحركة، وفهم البيئة المحيطة به، والتفاعل مع العوامل الخارجية المختلفة.

• التعلم: (Learning)

ومن أبرز أساليب التعلم في الذكاء الاصطناعي، التعلم المعزز آلياً، وهو أسلوب يسعى إلى الاستفادة من قدرات الحاسوب في مجالات التعليم والتدريب. (الهادي، ٢٠٠٥: ١٨٨)

مجالات الذكاء الاصطناعي

أسفرت معامل أبحاث الذكاء الاصطناعي عن إنتاج العديد من التقنيات، إذ ما يزال بعضها في مراحل البحث والدراسة الأولى، بينما بلغ بعضها الآخر مرحلة متقدمة من النضج أدت إلى تطوير أنظمة عملية تعالج مشكلات واقعية كانت تعتبر في السابق مستحيلة الحل باستخدام أساليب البرمجة التقليدية. ويُعد مجال الذراع الآلية الذكية (Smart Robot)، وكذلك أنظمة الخبراء (Expert Systems)، من أبرز هذه المجالات، وفيما يلي عرض مبسط لهذين المجالين وإمكاناتهما:

١- الذراع الآلية الذكية

أدخلت الذراع الآلية حديثاً إلى المصانع لأداء الأعمال الروتينية التي تعتمد على القوة العضلية ولا تتطلب تنفيذ عمليات أو نشاطات ذهنية معقدة، مثل أعمال اللحام والدهان داخل مصانع السيارات. وقد استند تشغيل هذه الأذرع إلى دقة وسرعة أنظمة التحكم (Control Systems) التي تُدار بواسطة الحواسيب، وقد كان اليابانيون من أوائل الدول التي اعتمدت استعمال هذه الأذرع بشكل واسع في صناعة السيارات، ما أدى إلى اجتياح الأسواق العالمية بسيارات عالية الجودة وأسعار منافسة.

ولا تتوقف فوائد الأذرع الآلية عند التصنيع فحسب، بل إنها تتميز بعدة مزايا عملية؛ فهي لا تطالب بإجازات أسبوعية أو سنوية أو حتى طارئة، ولا تشعر بالإرهاق أو التعب من العمل، ولا تتوقف إلا عند الحاجة لإجراء عمليات الصيانة. كما يمكنها العمل في مصانع لا تتوفر فيها التهوية أو الإضاءة القوية، مما يُسهم في توفير الطاقة. إضافة إلى ذلك، فهي لا ترفع دعاوى قضائية، ولا تطالب بتعويضات في حال تعرضها، عن طريق الخطأ أو العمد، للغازات السامة أو المواد الكيميائية الضارة. كما أنها لا تحتاج إلى مرافق داعمة مثل دور الحضانة أو قاعات الطعام أو الصالات الرياضية وغيرها من المتطلبات التي غالباً ما يطالب بها العمال البشريون.

وبالطبع، يمكن ترجمة هذه المزايا مجتمعة إلى انخفاض كبير في تكلفة الإنتاج، والسيطرة على الطاقة الإنتاجية للمصانع، بحيث تتناسب مع متطلبات العرض والطلب في السوق، دون الحاجة إلى اللجوء إلى تسريح العمال لبضعة أسابيع أو أشهر، أو إلى تشغيل ورديات إضافية.

ومع تطور أنظمة التحكم الآلي وزيادة قدرات الحواسيب التي تدير هذه الأذرع، توسعت مهام الأذرع الآلية لتشمل أعمالاً دقيقة ومعقدة مثل تصنيع شرائح الميكروكمبيوتر، وغيرها من المهام التي تتطلب أنظمة تحكم ذات مستوى عالٍ من التعقيد. ومع ذلك، ظلت هذه الأعمال محدودة بما يمكن تحقيقه باستخدام أساليب البرمجة التقليدية، إلى أن أدى إدخال تقنيات الذكاء الاصطناعي إلى فتح آفاق جديدة كانت غير ممكنة سابقاً.

وبات من الممكن الآن التحدث عن أذرع آلية تستعين بتقنية الرؤية الإلكترونية (Electronic Vision) في عمليات فرز المنتجات، وتحريك الذراع (أو حتى عدة أذرع) داخل مساحة محدودة بأسلوب مرن يتكيف مع التغيرات البيئية التي تعمل فيها.

٢- أنظمة الخبراء (Expert Systems)

تُعرف أنظمة الخبراء بأنها برامج حاسوبية تحتوي على كم هائل من المعلومات التي يمتلكها خبراء بشريون في مجالات محددة من المعرفة. وقد أثبتت بعض هذه الأنظمة كفاءتها، مما يؤكد إمكانية الاعتماد عليها في مجالات متعددة.

ويُصمم النظام الخبير لتنفيذ مهام ترتبط عادة بخبرة الإنسان، حيث يسعى إلى أداء عمليات تُعتبر في الأساس من اختصاص البشر، مثل إصدار الأحكام واتخاذ القرارات.

ويمتلك الخبراء البشريون عادة معرفة واسعة ومتخصصة في مجالاتهم المهنية، ولذلك تعتمد الأنظمة الخبيرة على قواعد معرفية تشمل عددًا ضخمًا من قواعد البيانات التي تحتوي على معلومات دقيقة وموثوقة. وتُعد الأنظمة الخبيرة فرعًا رئيسيًا من فروع الذكاء الاصطناعي.

ويتكون النظام الخبير عادة من ثلاثة مكونات رئيسية:

- قاعدة المعرفة: (Knowledge Base) وهي تتضمن المعلومات والمعارف المرتبطة بمجال الخبرة المحدد.
- محرك الاستدلال: (Inference Engine) وهو النظام المسؤول عن معالجة المعلومات واستخلاص طرق الاستدلال الملائمة.

- واجهة المستخدم (User Interface) وهي التي تُتيح للمستخدم غير الخبير الوصول إلى معلومات النظام الخبير والتفاعل معها بسهولة.

وترتبط تسمية الخبير بمفهوم الخبرة، إذ يشير إلى الشخص الذي اكتسب معرفة متعمقة من خلال تجاربه المتكررة التي طورت فهمه العميق لمجال معين، مما جعله يتميز بمعلومات ومهارات لا يشاركها كثيرون من زملائه في التخصص، وهو ما يجعله يُستحق وصف "خبير".

وتسعى أنظمة الخبراء إلى تطوير برامج حاسوبية قادرة على تحليل الأحداث والمواقف في مجال معين، والوصول إلى نفس الاستنتاجات أو النتائج التي يتوصل إليها الخبير البشري. ويتم تحقيق ذلك من خلال بناء نموذج حاسوبي يُحاكي النموذج الذهني الذي يستخدمه الخبير، ويُخزن فيه المعلومات والبيانات ذات الصلة.

وقد أظهرت الدراسات أن المعلومات التي يعتمد عليها الخبراء تنقسم إلى نوعين أساسيين: الأول، يختص بالمعلومات العامة الشائعة في المجال، مثل الحقائق والقوانين المقبولة لدى جميع المتخصصين؛ والثاني، يتمثل في المعلومات التخصصية أو القواعد الإرشادية (Heuristics) التي تميز الخبير عن غيره، والتي قد تأخذ شكل علاقات خاصة، مثل الربط بين لون البشرة ونسبة الكوليسترول في الدم، أو الشكل الانسيابي لعينة صخرية مع نسبة الترسبات المعدنية فيها.

ويستخلص الخبراء هذه القواعد من تجاربهم الشخصية، فتوجه عمليات البحث والتحليل الخاصة بهم، وتساعدهم في الوصول إلى النتائج المطلوبة. ومن الملاحظ أن هذه القواعد قد تختلف من خبير إلى آخر تبعاً لخبراتهم الخاصة وأساليبهم في التحليل.

وقد كانت الورقة العلمية التي قدمها البروفيسور فايجنباوم (Faygenbaum)، خبير الذكاء الاصطناعي بجامعة ستانفورد، في مؤتمر الذكاء الاصطناعي العالمي عام ١٩٧٧، من المحطات الفارقة في توجيه مسار هذا العلم الحديث. فقد طرح البروفيسور فكرته التي تقول إن قوة أنظمة الخبراء تكمن في المعرفة (Knowledge) التي تختزنها، وليس في قدرتها على تمثيل النماذج أو القيام بعمليات استنتاجية فقط. وقد أسهمت هذه النظرية في تركيز الأبحاث اللاحقة على استخلاص المعرفة من الخبراء، بدلاً من التركيز المفرط على أساليب التمثيل أو العمليات الاستنتاجية المعقدة، وهما مجالان لم تكتمل فيهما بعد نظريات متكاملة، ويعانيان من بعض القصور في تطبيقاتهما العملية.

ومن أوائل الأنظمة الخبيرة التي جرى تطويرها حتى الآن، نظام مايسن (Mycin) المتخصص في تحليل وعلاج أمراض الدم المعدية، والذي طُور في جامعة ستانفورد. وقد اشتملت قاعدة بياناته على حوالي ٤٠٠

قاعدة تربط بين الأعراض المحتملة للمرض والاستنتاجات الطبية الممكنة، وقد أُجريت مقارنات بين النتائج التي يُصدرها نظام مايسن وبين تشخيصات الأطباء المختصين، لتقييم دقته وكفاءته.

كذلك يُعد نظام بروسبكتور (Prospector) من أبرز وأهم الأنظمة التي حققت نجاحًا كبيرًا حتى الآن؛ إذ تمكن هذا النظام من اكتشاف ترسبات معدن الموليبدنم (Molybdenum) في ولاية واشنطن بالولايات المتحدة الأمريكية، في مناطق قرر الخبراء سابقًا عدم جدوى البحث فيها، وقد بلغت قيمة هذا الاكتشاف ما يقارب مائة مليون دولار أمريكي.

ويُعتبر مجال أنظمة الخبراء اليوم من أكثر مجالات الذكاء الاصطناعي جذبًا للاهتمام، نظرًا لكونه من أنجح التطبيقات العملية لهذا العلم. كما ظهرت في الوقت الحالي شركات عدة تقدم ما يُعرف باسم قشرة أو هيكل النظام (Expert Shells)، وهي أنظمة تُسهل عمليات تمثيل النماذج الحاسوبية وتخزين قواعدها، وكذلك تنفيذ الاستنتاجات المتعلقة بها بشكل آلي. وبهذه الطريقة يُمكن تركيز الجهود على استخلاص المعرفة من الخبراء ووضعها في صورة قواعد (Rules) تتماشى مع آلية عمل هيكل النظام المختار، ويُطلق على هذه العملية مصطلح هندسة المعرفة (Knowledge Engineering)، أما المتخصصون الذين يضطلعون بها فيُعرفون بمهندسي المعرفة (Knowledge Engineers).

وتوجد اليوم في الأسواق أنواع متعددة من هياكل الأنظمة الخبيرة، تختلف في خصائصها ونقاط قوتها وضعفها، وكذلك في أسعارها ومجالات تطبيقها. كما ظهرت مؤخرًا هياكل أنظمة خبراء صُممت للعمل على الحواسيب الشخصية بأسعار مقبولة نسبيًا، مما ينبئ بقرب دخول هذه الأنظمة إلى الأسواق التجارية بأسعار تنافسية.

ورغم النجاح الباهر الذي حققته العديد من هذه الأنظمة، فإنه ينبغي توخي الحذر وعدم التسليم الكامل بصحة جميع النتائج والاستنتاجات التي تُصدرها. كما يجب تجنب التوقعات المبالغ فيها حول قدراتها. والواقع أن هذه الأنظمة لا يُمكن أن تحل محل الخبير البشري بشكل كامل، فعلى الرغم من أن نتائجها قد تتطابق أو حتى تتفوق أحيانًا على نتائج الخبراء، فإن قوتها تنبع من تركيزها على موضوع محدد ومجال ضيق. وكلما اتسع نطاق الموضوع، تراجعت قدراتها الاستنتاجية، والعكس صحيح.

لذلك، تُعد أنظمة الخبراء مفيدة للغاية عندما تُستخدم من قبل مختصين على دراية بمجال البحث وأسلوب التحليل الذي يتبعه النظام للوصول إلى استنتاجاته. كما تُعتبر مفيدة في أيدي أنصاف الخبراء الذين يمتلكون معرفة متوسطة بالموضوع، إلا أنها قد تكون مضللة وتؤدي إلى عواقب خطيرة إذا استُخدمت من قبل أشخاص يجهلون تمامًا المجال الذي تعمل فيه. فعلى سبيل المثال، إذا استُخدم نظام مثل Reactor المخصص لتحليل أخطاء المفاعلات النووية بواسطة شخص لا يمتلك أي معرفة

بالمفاعلات النووية، وتوهم هذا الشخص أنه أصبح خبيرًا لمجرد استخدامه للنظام، وبدأ يعبت في الإعدادات، فقد تكون النتائج كارثية بلا شك.

وقد أثبتت أنظمة الخبراء جدارتها في بعض المجالات أكثر من غيرها، إذ برعت في مجالات مثل التخطيط (Planning)، وتحليل الأعراض وتشخيص الأخطاء (Diagnostics)، والتصميم (Design)، وكذلك القيادة والسيطرة (Command and Control)، وغيرها من المجالات المتخصصة التي استوعبت عملياتها بدقة، وتناسبت مع القدرات التمثيلية والاستنتاجية لهياكل هذه الأنظمة.

ومن كل ما سبق يتضح أن أنظمة الخبراء – أو كما يفضل كثير من الباحثين تسميتها نظم قواعد المعرفة – (Knowledge Base Systems) تُعتبر من الأنظمة الحديثة التي تفوق بكثير إمكانيات الأنظمة الآلية التقليدية. إذ تمتلك القدرة على الوصول إلى استنتاجات حتى في ظل وجود معلومات متناقضة أو غير مكتملة. (Incomplete and Inconsistent knowledge) وبهذا، تُحاكي هذه الأنظمة طريقة تفكير الخبراء أو القادة العسكريين الذين يضطرون عادة لاتخاذ قراراتهم وسط ظروف تتسم بنقص المعلومات أو تناقضها. وتظل هذه التقنية مفيدة ومؤثرة ما دامت تُستخدم من قبل مختصين وداخل حدود المجالات التي تتلاءم مع الإمكانيات المعروفة لهذه الأنظمة.

تفوق النظام الخبير/ الذكاء الاصطناعي على برامج الحاسوب التقليدية

يختلف النظام الخبير اختلافاً جوهرياً عن البرامج التقليدية في الحواسيب، إذ تتميز الأنظمة الخبيرة بأن المعرفة التي تحتويها ترتبط ارتباطاً وثيقاً بموضوع محدد، كما أن أساليب استخدام هذه المعرفة تكون مدمجة ومتداخلة في آلية عمل النظام نفسه. ففي النظام الخبير، يظهر نموذج حل المشكلة كقاعدة معرفة مستقلة بذاتها، وليس مجرد جزء مدمج ضمن برنامج الحاسوب العام. وبذلك يُمكن للنظام الخبير استقبال بيانات جديدة وإدخالها إلى قائمة الأوامر والعمليات، والاستفادة من المعرفة المتاحة، دون الحاجة إلى إعادة برمجة النظام بأكمله.

ويمكن القول إن برامج الحاسوب التقليدية تنظم المعرفة على مستويين: البيانات (Data)، وقاعدة المعرفة (Knowledge Base)، وأسلوب التحكم أو السيطرة (Control) ومن هنا يتضح الفرق بين الأنظمة الخبيرة وتقنيات الذكاء الاصطناعي من جهة، وبين برامج الحاسوب التقليدية في حل المسائل التي لا تمتلك طريقة حل محددة مسبقاً، ويتلخص هذا الفرق فيما يلي:

١. قدرة الأنظمة الخبيرة على العمل باستخدام الرموز (Symbols) بدلاً من الأرقام فقط، مما يفتح آفاقاً جديدة لمعالجة أنواع مختلفة من المشكلات بواسطة الحاسوب.

٢. امتلاك الأنظمة الخبرة آليات الاستدلال (Reasoning) وأساليب البحث التقني (Heuristics) للوصول إلى الحلول.

٣. اعتماد الأنظمة الخبرة على لغات برمجة تعتمد على المفسر (Interpreter) بدلاً من المترجم (Compiler)، مما يُتيح التعبير عن المشكلات بلغات الذكاء الاصطناعي مثل (Lisp) و (Prolog). وتتحوّل هذه التعبيرات إلى إجراءات فعلية عند التنفيذ، دون أن يكون المبرمج مضطراً لمعرفة الحل النهائي أو النتائج مسبقاً.

ومن ذلك يتبين أنه ليس كل نظام يعتمد قاعدة معرفة يُعد بالضرورة نظاماً خبيراً، بل يشترط في النظام الخبير أن يمتلك القدرة على تفسير المعلومات، واتخاذ القرارات، وطلب معلومات إضافية، تماماً مثلما يفعل الخبير البشري أثناء عمليات التحليل والتفسير والبحث، خصوصاً في المجالات التي لا تكون الحقائق فيها كاملة أو التي تتسم بقدر من عدم اليقين.

الذكاء الاصطناعي في التشخيص الطبي

شهد قطاع الرعاية الصحية في العقد الأخير تحولاً جذرياً مع ظهور الذكاء الاصطناعي (Artificial Intelligence, AI)، الذي بات يمثل أداة ثورية لإعادة تعريف أساليب التشخيص الطبي، وتحسين كفاءة الخدمات الصحية، وتقليل التكاليف، وتعزيز دقة القرارات الطبية. أحد أبرز المجالات التي يتجلى فيها أثر الذكاء الاصطناعي هو التشخيص الطبي القائم على تحليل الصور الطبية (Medical Imaging)، إذ توصلت العديد من الدراسات إلى نتائج مذهلة تُظهر قدرة الخوارزميات الذكية على اكتشاف الأمراض بدقة قد تُعادل أو حتى تتفوق على الأطباء البشر في بعض الحالات. على سبيل المثال، أظهرت دراسة نشرت في مجلة *Nature* في عام ٢٠٢٠، بقيادة الباحثة McKinney وزملائها، أن خوارزمية التعلم العميق (Deep Learning) التي طورتها شركة Google Health تمكنت من اكتشاف سرطان الثدي بدقة تفوق أداء أطباء الأشعة، حيث حققت معدلات حساسية specificity أعلى، مع تقليل النتائج الإيجابية الخاطئة (McKinney et al., 2020, Nature). هذه النتائج تمثل تقدماً هائلاً بالنظر إلى أن دقة التشخيص المبكر لسرطان الثدي هي عامل حاسم في خفض معدلات الوفيات وتحسين معدلات الشفاء.

ولا يقتصر تطبيق الذكاء الاصطناعي على تصوير الثدي، بل يشمل أيضاً مجالات أخرى مثل تصوير الشبكية للكشف المبكر عن اعتلال الشبكية السكري (Diabetic Retinopathy)، وتصوير الرئة لاكتشاف العقيدات الرئوية، وتحليل صور الأشعة المقطعية (CT) والرنين المغناطيسي (MRI) لتشخيص الأورام الدماغية والأمراض العصبية. ففي دراسة مهمة نشرت في مجلة *The Lancet Digital Health* عام ٢٠١٩، وجد الباحثون بقيادة Gulshan أن نموذجاً مبنياً على التعلم العميق استطاع الكشف عن

اعتلال الشبكية السكري بدقة تعادل أداء اختصاصيي طب العيون المعتمدين (Gulshan et al., 2019, Lancet Digital Health). هذا يشير إلى قدرة الذكاء الاصطناعي على تعويض نقص الأطباء في المناطق الفقيرة أو النائية، حيث يصعب توفير أخصائيين في التصوير الطبي أو العيون.

لكن على الرغم من هذه الإنجازات المبشرة، هناك تحديات جوهرية تواجه تطبيق الذكاء الاصطناعي في التشخيص الطبي. أحد أبرز هذه التحديات هو شفافية الخوارزميات (Algorithmic Transparency)، والمعروفة أيضاً بمشكلة "الصندوق الأسود" (Black Box Problem)، حيث يصعب أحياناً على الأطباء أو الجهات التنظيمية تفسير القرارات التي تتخذها خوارزميات الذكاء الاصطناعي. فعندما تُبلغ خوارزمية ما الطبيب بأن هناك احتمالية عالية لإصابة المريض بورم سرطاني، دون تقديم تفسير واضح للأسباب أو الملامح التي استندت إليها في قرارها، فإن ذلك يطرح قلقاً حول سلامة الاعتماد الكامل عليها في قرارات علاجية مصيرية. وقد تناولت منظمة الغذاء والدواء الأمريكية (FDA) هذه الإشكالية في تقريرها الصادر عام ٢٠٢١، مؤكدة ضرورة تطوير خوارزميات قابلة للتفسير (Explainable AI, XAI) لضمان سلامة المرضى. (FDA, 2021).

من التحديات الأخرى المتعلقة بالذكاء الاصطناعي في التشخيص الطبي مسألة تحيز البيانات (Data Bias)، إذ تعتمد خوارزميات التعلم العميق على كميات ضخمة من البيانات الطبية، وإذا كانت هذه البيانات غير ممثلة للسكان ككل – مثلاً بسبب قلة تمثيل مجموعات عرقية معينة أو فئات عمرية محددة – فإن مخرجات النظام قد تكون متحيزة، مما يؤدي إلى أخطاء جسيمة في التشخيص. على سبيل المثال، أظهرت دراسة أجراها Obermeyer وزملاؤه عام ٢٠١٩ ونُشرت في *Science* أن خوارزمية تستخدم في تحديد المرضى المستحقين للرعاية الصحية الإضافية كانت أقل دقة بشكل ملحوظ مع المرضى من ذوي البشرة السمراء مقارنة بالمرضى البيض، بسبب التحيز في بيانات التدريب. (Obermeyer et al., 2019, Science).

إضافة إلى ذلك، تُثير قضايا الخصوصية والسرية الطبية مخاوف كبيرة فيما يتعلق باستخدام البيانات الصحية لتدريب نماذج الذكاء الاصطناعي. إذ يُعد القطاع الصحي من أكثر القطاعات حساسية فيما يتعلق بحماية البيانات الشخصية، وقد شددت التشريعات مثل اللائحة العامة لحماية البيانات (GDPR) في أوروبا، وقانون HIPAA في الولايات المتحدة، على ضرورة حماية معلومات المرضى وعدم مشاركتها أو تحليلها دون موافقة صريحة. وهذا يفرض تحديات إضافية أمام الباحثين والشركات المطورة لتقنيات الذكاء الاصطناعي.

رغم هذه التحديات، تُظهر الاتجاهات المستقبلية تفاؤلاً كبيراً بإمكانيات الذكاء الاصطناعي في تحويل منظومة التشخيص الطبي، خصوصاً في ضوء تطور نماذج التعلم العميق التوليدي (Generative AI) التي أصبحت قادرة على توليد بيانات طبية اصطناعية عالية الجودة تُستخدم لتدريب الأنظمة دون تعريض بيانات المرضى للخطر. وقد نشر Chen وزملاؤه دراسة عام ٢٠٢١ في مجلة *NPJ Digital Medicine* أوضحوا فيها أن البيانات الاصطناعية التي يولدها الذكاء الاصطناعي يمكن أن تقلل من خطر تسرب بيانات المرضى الفعلية، مع الحفاظ على دقة النماذج الطبية (Chen et al., 2021, NPJ Digital Medicine).

من هنا، يُمكن القول إن الذكاء الاصطناعي في التشخيص الطبي يمثل ثورة حقيقية تُعيد رسم ملامح الطب الحديث، لكنه في ذات الوقت يتطلب تطوير أطر تنظيمية وأخلاقية قوية لضمان سلامة المرضى وموثوقية القرارات الطبية.

تطبيقات الذكاء الاصطناعي في التشخيص الطبي

شهد قطاع الرعاية الصحية في العقد الأخير تحولاً عميقاً بفعل التطورات التكنولوجية المتسارعة، لاسيما في مجال الذكاء الاصطناعي (Artificial Intelligence) من بين أبرز تطبيقات الذكاء الاصطناعي في القطاع الطبي، يبرز مجال التشخيص الطبي بوصفه ميداناً غنياً للتغيير والتجديد. إذ لا يقتصر دور الذكاء الاصطناعي هنا على أتمتة عمليات روتينية فحسب، بل يمتد ليصبح شريكاً في دعم اتخاذ القرارات الطبية وتشخيص الأمراض المعقدة بدقة وسرعة تفوق أحياناً القدرات البشرية.

في هذا الفصل، نستعرض بالتفصيل تطبيقات الذكاء الاصطناعي في التشخيص الطبي، بدءاً من تحليل الصور الطبية، مروراً بالتنبؤ بالأمراض، وصولاً إلى دعم الأطباء في تشخيص حالات معقدة، مع ذكر أمثلة ودراسات واقعية تدعم هذه الاستخدامات.

أولاً: الذكاء الاصطناعي في تحليل الصور الطبية

تُعد الأشعة الطبية (Radiology) أحد أكثر التخصصات تأثراً بالذكاء الاصطناعي، إذ تعتمد بشكل أساسي على الصور، وهو المجال الذي يبرع فيه الذكاء الاصطناعي من خلال تقنيات الرؤية الحاسوبية (Computer Vision).

الأشعة السينية والماموغرام (X-ray, Mammography)

في تشخيص سرطان الثدي، برزت خوارزميات الذكاء الاصطناعي لتقديم أداء يوازي أو يفوق الأطباء في تحليل صور الماموغرام. على سبيل المثال، أظهرت دراسة ضخمة نشرتها مجلة *Nature* عام ٢٠٢٠ أن

خوارزمية طورتها شركة Google Health استطاعت تقليل النتائج السلبية الكاذبة بنسبة ٩,٤٪ والإيجابية الكاذبة بنسبة ٥,٧٪ مقارنة بمتوسط أداء اختصاصيي الأشعة (McKinney et al., 2020). هذه النتائج تُعد تحولاً كبيراً، إذ يساهم خفض الإيجابيات الكاذبة في تجنب المريض المزيد من القلق أو الخضوع لفحوصات إضافية غير ضرورية، بينما يقلل خفض السلبيات الكاذبة من تفويت حالات المرض الحقيقي.

التصوير بالرنين المغناطيسي (MRI) والتصوير المقطعي (CT)

يتمد تطبيق الذكاء الاصطناعي إلى تحليل صور الرنين المغناطيسي (MRI) والتصوير المقطعي (CT). تستخدم خوارزميات التعلم العميق (Deep Learning) للكشف المبكر عن الأورام أو النزيف الدماغي أو إصابات العمود الفقري. على سبيل المثال، طورت شركة Aidoc نظاماً قادراً على تحديد النزيف الدماغي في صور الـ CT خلال ثوانٍ معدودة، ما يساعد في الإسراع بنقل المرضى إلى غرف العمليات أو التدخل السريع لإنقاذ حياتهم. (Aidoc, 2021)

علم الأمراض الرقمي (Digital Pathology)

دخل الذكاء الاصطناعي أيضاً إلى علم الأمراض (Pathology)، حيث تُحلل صور الأنسجة المأخوذة من الخزعات لاكتشاف مؤشرات الأمراض مثل السرطان. إحدى الدراسات المنشورة في AMA/أظهرت أن خوارزمية Deep Learning ساعدت في التعرف على خلايا السرطان في صور الخزعات بدقة وصلت إلى ٩٤,٦٪، مقارنة بـ ٨٨٪ للأطباء البشر في نفس الاختبارات. (Coudray et al., 2018)

ثانياً: الذكاء الاصطناعي في التنبؤ بالأمراض المزمنة

من المجالات الواعدة أيضاً قدرة الذكاء الاصطناعي على تحليل البيانات الطبية الكبيرة والتاريخ الطبي للتنبؤ بخطر الإصابة بأمراض مزمنة مثل السكري، أمراض القلب، أو حتى أمراض مثل الزهايمر.

مثال على أمراض القلب

في دراسة شهيرة أجرتها جامعة ستانفورد، استطاعت خوارزمية مبنية على بيانات تخطيط القلب الكهربائي (ECG) التنبؤ بمخاطر الإصابة بالرجفان الأذيني (Atrial Fibrillation) قبل حدوثه بشهور، بدقة تفوق ٨٥٪. (Attia et al., 2019) هذا التنبؤ يمنح الأطباء فرصة لاتخاذ إجراءات وقائية مبكرة.

التنبؤ بمضاعفات مرض السكري

أظهرت دراسة أخرى نُشرت في *Diabetes Care* أن خوارزميات التعلم الآلي استطاعت التنبؤ بخطر الإصابة باعتلال الشبكية السكري (Diabetic Retinopathy) من خلال بيانات بسيطة مثل مستوى السكر في الدم وبعض المؤشرات الحيوية، بدقة تصل إلى ٨٠٪ (Gulshan et al., 2016).

ثالثاً: دعم الأطباء في التشخيص السريري

لا يقتصر دور الذكاء الاصطناعي على قراءة الصور أو التنبؤ بالمخاطر الصحية، بل يمتد لدعم الأطباء مباشرة في التشخيص السريري عبر نظم دعم القرار السريري (Clinical Decision Support Systems - CDSS).

نظم دعم القرار

تقوم هذه النظم بتحليل بيانات المريض (تاريخ المرض، الأعراض، الفحوصات المخبرية) وتقدم تشخيصات محتملة أو اختبارات إضافية، مما يساعد الطبيب على اتخاذ قرار أفضل. على سبيل المثال، نظام IBM Watson for Oncology استطاع في عدة تجارب مطابقة خطط العلاج المقترحة من أطباء الأورام بنسبة وصلت إلى ٩٣٪ في سرطان الرئة والثدي والقولون. (IBM Watson Health, 2018)

رابعاً: الذكاء الاصطناعي في الطب الطارئ

في أقسام الطوارئ، يلعب الوقت دوراً حاسماً. هنا يظهر الذكاء الاصطناعي كأداة قوية للتشخيص السريع. تستخدم بعض المستشفيات حالياً نظم الذكاء الاصطناعي لتحليل صور الأشعة فور التقاطها، بحيث يقوم النظام بتنبيه الأطباء إلى الحالات الخطيرة كالنزيف الدماغي أو الانصمام الرئوي خلال دقائق. مثال بارز على ذلك نظام Viz.ai، الذي حصل على موافقة إدارة الغذاء والدواء الأمريكية (FDA) عام ٢٠١٨ كأول برنامج يستخدم الذكاء الاصطناعي لتنبيه الأطباء تلقائياً عند اكتشاف انسداد في الأوعية الدماغية، مما يساهم في تقليل وقت التدخل وإنقاذ الخلايا العصبية الثمينة. (Viz.ai, 2018)

خامساً: الذكاء الاصطناعي في الأمراض الجلدية

شهد مجال الأمراض الجلدية طفرة كبيرة باستخدام تطبيقات الهواتف المحمولة المعززة بالذكاء الاصطناعي. أظهرت دراسة نشرتها *Annals of Oncology* أن خوارزمية ذكاء اصطناعي استطاعت اكتشاف سرطان الجلد من صور فوتوغرافية بدقة أعلى من ٥٨ من اختصاصي الجلدية المشاركين في التجربة. (Haenssle et al., 2018)

تمنح هذه الأدوات المرضى إمكانية الفحص الذاتي الأولي قبل زيارة الطبيب، ما قد يساهم في الاكتشاف المبكر للسرطانات الجلدية.

سادساً: الكشف عن الأمراض النادرة

أحد الاستخدامات المدهشة للذكاء الاصطناعي هو التعرف على الأمراض النادرة. مثلاً، طورت شركة FDNA أداة Face2Gene التي تعتمد على الذكاء الاصطناعي لتحليل صور الوجه والبحث عن علامات ملامحية ترتبط بأمراض وراثية نادرة، مثل متلازمة نونان أو متلازمة وليامز. وتساعد هذه الأداة الأطباء في الوصول إلى التشخيص الذي قد يستغرق سنوات بالطرق التقليدية. (FDNA, 2020)

سابعاً: تحديات تطبيق الذكاء الاصطناعي في التشخيص

رغم هذه الإنجازات، يواجه الذكاء الاصطناعي تحديات كبيرة في التشخيص الطبي:

- **انحياز البيانات (Data Bias):** تؤثر بيانات التدريب غير المتوازنة على دقة الأنظمة، مما قد ينتج عنه تشخيصات خاطئة خصوصاً للأقليات العرقية أو الفئات الأقل تمثيلاً في بيانات التدريب.
- **تفسير القرارات (Explainability):** معظم الخوارزميات الحديثة وخاصة الشبكات العصبية العميقة تُعتبر "صناديق سوداء"، إذ يصعب معرفة السبب وراء اتخاذها قراراً محدداً.
- **المسؤولية القانونية:** إذا أخطأ نظام الذكاء الاصطناعي في تشخيص مرض ما، من يتحمل المسؤولية؟ الطبيب أم الشركة المطورة أم المستشفى؟

تظل هذه التحديات محل نقاش عالمي، وتعمل المؤسسات الأكاديمية والقانونية والصحية على وضع أطر تنظيمية واضحة للتعامل معها. (Jiang et al., 2017)

لقد أحدث الذكاء الاصطناعي نقلة نوعية في التشخيص الطبي، إذ بات يمثل أداة قوية تساهم في تحسين دقة التشخيص، وتقليل الأخطاء الطبية، وتسريع اكتشاف الأمراض، خاصة في المراحل المبكرة التي تكون فيها فرص العلاج أعلى. ومع استمرار التقدم التكنولوجي، من المرجح أن تتسع مجالات تطبيق الذكاء الاصطناعي في التشخيص الطبي، ليصبح جزءاً لا يتجزأ من ممارسات الرعاية الصحية اليومية، شريطة مواجهة التحديات الأخلاقية والقانونية والتقنية المصاحبة.

إن التعاون بين البشر والآلات لن يكون بديلاً للطبيب، بل سيكون ذراعاً قوية تعزز قدراته، وتفتح أفقاً جديداً نحو طب أدق، وأكثر إنسانية.

المبحث الثاني: تقنيات الذكاء الاصطناعي المرتبطة بإدخال البيانات

أولاً: التعلم الآلي (Machine Learning)

يُعد التعلم الآلي أحد الفروع الأساسية في الذكاء الاصطناعي، حيث تعتمد عليه معظم تطبيقاته الحديثة، لا سيما تلك المرتبطة بإدخال البيانات وتحليلها وتفسيرها. ويُمكن تعريفه بأنه قدرة الأنظمة الحاسوبية على التعلم وتحسين أدائها تلقائياً من خلال تحليل البيانات واكتشاف الأنماط دون الحاجة إلى برمجة صريحة بكل التفاصيل (Mitchell, 1997). ومع تزايد حجم البيانات الضخمة في القطاع الصحي، بات التعلم الآلي أداة فعالة لتحسين جودة الخدمات، بدءاً من التشخيص وحتى إدارة السجلات الطبية الإلكترونية (Rajkomar et al., 2018).

تعريف ومفهوم التعلم الآلي

يُعرف التعلم الآلي على أنه عملية تمكّن الحاسب الآلي من استخلاص المعرفة من البيانات المتاحة وتحسين أدائه في مهمة معينة بمرور الوقت. ويعتمد هذا الأسلوب على خوارزميات تستند إلى الإحصاء الرياضي ومعالجة البيانات لاكتشاف أنماط أو علاقات من دون تدخل بشري مباشر (Mitchell, 1997). وهو جزء لا يتجزأ من أنظمة الذكاء الاصطناعي التي تحاكي القدرات الإدراكية للإنسان مثل التعلم من التجربة، والتمييز بين الأنماط، واتخاذ القرار (Jiang et al., 2017).

يُعد إدخال البيانات من أكثر العمليات استهلاكاً للوقت في النظام الصحي، وغالباً ما تكون عرضة للأخطاء البشرية أو التكرار. وقد مكّن التعلم الآلي من تطوير تقنيات ذكية تستطيع التعرف تلقائياً على أنواع البيانات (مثل الصور، النصوص، الإشارات الحيوية) وتحويلها إلى مدخلات رقمية منظمة قابلة للمعالجة (Topol, 2019).

على سبيل المثال، تُستخدم خوارزميات التعلم العميق لتحويل نتائج الصور الطبية مثل الأشعة السينية (X-ray) أو الرنين المغناطيسي (MRI) إلى تقارير أولية تُدرج مباشرة ضمن السجل الطبي الإلكتروني للمريض، مما يوفر الوقت ويقلل نسبة الخطأ (Rajkomar et al., 2018).

أنواع خوارزميات التعلم الآلي

هناك ثلاثة أنواع رئيسية من تقنيات التعلم الآلي تُستخدم في تحليل وإدخال البيانات، وهي:

أ. التعلم المراقب (Supervised Learning)

يتم تدريب النموذج هنا باستخدام مجموعة بيانات مُعلّمة مسبقًا تحتوي على مدخلات ومخرجات صحيحة، ويُطلب من النموذج تعلم العلاقة بينهما. يستخدم هذا النوع في تصنيف نتائج التحاليل، أو التنبؤ بوجود مرض معين بناءً على مؤشرات سريرية. (Mitchell, 1997)

ب. التعلم غير المراقب (Unsupervised Learning)

يهدف هذا النوع إلى اكتشاف الأنماط والعلاقات الخفية بين البيانات دون وجود نتائج مسبقة، ويُستخدم في تصنيف المرضى حسب سلوكهم الصحي أو تحديد الأنماط غير الطبيعية في البيانات الحيوية. (Jiang et al., 2017)

ج. التعلم التعزيزي (Reinforcement Learning)

يُستخدم هذا النوع من التعلم في البيئات الديناميكية حيث يتعلم النموذج من خلال التفاعل مع البيئة والحصول على مكافآت أو عقوبات. بدأ تطبيقه مؤخرًا في أنظمة المساعدة الآلية مثل الروبوتات الجراحية. (Topol, 2019)

تطبيقات التعلم الآلي في معالجة البيانات الصحية

أ. تحليل السجلات الطبية الإلكترونية (EMRs)

من خلال التعلم الآلي، يمكن معالجة مئات الآلاف من السجلات الطبية لاستخراج معلومات مفيدة مثل الأنماط الوبائية، تاريخ المرض، أو تقييم نتائج العلاج. وقد طبقت مستشفيات مثل Mayo Clinic نظامًا تعتمد على التعلم الآلي لتحسين قراءة بيانات المرضى وتنظيم الملفات الطبية. (Rajkomar et al., 2018)

ب. التعرف على الكلام وإدخاله كنصوص طبية

أحد الاستخدامات الشائعة هو تحويل الملاحظات الصوتية التي يدلي بها الأطباء إلى نصوص مكتوبة تُدرج تلقائيًا في النظام الطبي. ومن أشهر الأدوات في هذا السياق نظام "Dragon Medical One"، الذي يستخدم خوارزميات تعلم آلي متقدمة لفهم المصطلحات الطبية وتحويلها إلى نصوص دقيقة. (HealthIT.gov, 2021).

ج. التصنيف التلقائي للتحاليل

يُمكن تدريب الخوارزميات على تصنيف نتائج التحاليل الطبية، مثل فحوص الدم أو البول، إلى "طبيعية" أو "غير طبيعية"، مما يُمكن الطبيب من التركيز على الحالات الحرجة دون الحاجة لمراجعة كل تقرير يدويًا. (Jiang et al., 2017)

أهمية التعلم الآلي في تقليل الأخطاء البشرية

تشير الدراسات إلى أن ٧٠٪ من الأخطاء في السجلات الطبية ناتجة عن الإدخال اليدوي للمعلومات (HealthIT.gov, 2021). وهنا يبرز دور التعلم الآلي في تقليل هذه الأخطاء من خلال الأتمتة، والتعرف على البيانات غير المتناسقة، وتصحيحها قبل إضافتها إلى قواعد البيانات الطبية. كما أن النماذج المدربة تستطيع تحديد التكرار أو التناقض بين بيانات إدخال سابقة. (Rajkomar et al., 2018)

التحديات المرتبطة بالتعلم الآلي في إدخال البيانات

رغم المزايا العديدة، هناك عدة تحديات تواجه تطبيق تقنيات التعلم الآلي في هذا السياق:

- جودة البيانات: النماذج لا تعمل بكفاءة ما لم تكن البيانات المدخلة منظمة ونظيفة وخالية من التكرار أو التحيز. (Topol, 2019)
- قابلية التفسير: بعض الخوارزميات مثل الشبكات العصبية العميقة يصعب تفسير نتائجها، ما يجعل من الصعب الوثوق بها في المواقف الطبية الحساسة. (Jiang et al., 2017)
- الحفاظ على الخصوصية: استخدام كميات ضخمة من البيانات الطبية يتطلب سياسات حماية صارمة تتماشى مع الأنظمة الصحية مثل HIPAA أو GDPR (HealthIT.gov, 2021)

مستقبل التعلم الآلي في إدارة البيانات الصحية

يتجه المستقبل إلى دمج تقنيات التعلم الآلي مع أنظمة إدارة المستشفيات والسجلات الطبية الإلكترونية (EHRs) بشكل أكثر سلاسة وذكاء. وستشهد الفترة القادمة تطورًا في:

- أدوات "الإدخال الذكي" عبر الصوت أو الصور أو حتى إشارات الدماغ. (Topol, 2019)
- خوارزميات تعلم ذاتي تراقب الأداء وتُحدّث نفسها تلقائيًا. (Rajkomar et al., 2018)
- نماذج موحدة على مستوى الدول أو الأنظمة الصحية تسمح بتبادل البيانات وتحليلها على نطاق أوسع. (Jiang et al., 2017)

في النهاية يُمثل التعلم الآلي ثورة حقيقية في آلية إدخال البيانات الطبية، حيث لم يعد العامل البشري وحده هو المسؤول عن كتابة وتنسيق المعلومات، بل أصبح هناك نظام ذكي قادر على فهم البيانات وتحليلها وتصنيفها وإدخالها بصورة دقيقة وسريعة. (Topol, 2019) ومع تطور الخوارزميات وتوافر البيانات، سيصبح التعلم الآلي حجر الزاوية في نظم المعلومات الصحية الذكية في المستقبل القريب، مما يُحسن من كفاءة المؤسسات الصحية ويزيد من جودة الرعاية الطبية المقدمة. (Rajkomar et al., 2018)

ثانياً: المعالجة الآلية للبيانات (Automated Data Processing)

تُعد المعالجة الآلية للبيانات (Automated Data Processing) من الركائز الأساسية التي تعتمد عليها الأنظمة الحديثة في القطاع الصحي، خصوصاً مع تضخم حجم البيانات الطبية الناتجة عن الفحوصات، السجلات الصحية الإلكترونية، والأجهزة الطبية الذكية (Raghupathi & Raghupathi, 2014). وأصبح من المستحيل عملياً الاعتماد على البشر وحدهم لمعالجة هذا الكم الهائل من البيانات بدقة وسرعة.

تعريف ومفهوم المعالجة الآلية

تشير المعالجة الآلية للبيانات إلى استخدام برامج حاسوبية متطورة لتنفيذ عمليات إدخال البيانات، وتنقيتها، وتحويلها، وتحليلها، دون تدخل يدوي مباشر. (Wang et al., 2018) هذا المفهوم يندرج ضمن نطاق أوسع يُعرف باسم الأتمتة الرقمية (Digital Automation)، والذي يمثل بدوره جزءاً مهماً من الذكاء الاصطناعي والتعلم الآلي.

تلعب المعالجة الآلية دوراً مهماً في إدخال البيانات الطبية من مصادر متعددة مثل:

- تقارير المختبرات.
 - نتائج التصوير الطبي. (X-ray, MRI)
 - الأجهزة القابلة للارتداء. (Wearables)
 - ملاحظات الأطباء النصية أو الصوتية.
- على سبيل المثال، يمكن لنظام معالجة آلي قراءة نتائج الفحوص المخبرية وتحويلها مباشرة إلى أرقام منظمة داخل قواعد البيانات الطبية الإلكترونية (EMRs)، مما يقلل من الوقت المطلوب ويخفض نسبة الخطأ. (Jiang et al., 2017)

مزايا المعالجة الآلية للبيانات الصحية

- تسريع العمل: معالجة ملايين السجلات خلال دقائق بدلاً من أيام.
- تقليل الخطأ البشري: الأخطاء الناتجة عن الإدخال اليدوي تُعد من أبرز أسباب الأخطاء الطبية. (HealthIT.gov, 2021)
- تكامل البيانات: دمج البيانات من مصادر مختلفة وإعادة هيكلتها بأسلوب موحد لتحسين التحليلات المستقبلية. (Topol, 2019)

التحديات المرتبطة بالمعالجة الآلية

رغم المزايا، تواجه المعالجة الآلية تحديات مثل:

- جودة البيانات الأولية: إذا كانت البيانات غير مكتملة أو تحتوي على أخطاء، فإن نتائج المعالجة تكون غير دقيقة. (Wang et al., 2018)
- التفسير الطبي: في بعض الحالات، يتطلب الأمر تدخلاً بشرياً لفهم السياق الطبي للنصوص أو القيم الرقمية. (Topol, 2019)

المستقبل

من المتوقع أن تزداد قدرات المعالجة الآلية للبيانات مع تقدم تقنيات الذكاء الاصطناعي والتعلم العميق، ما يجعلها حجر الزاوية في نظم المعلومات الصحية الذكية خلال السنوات المقبلة (Jiang et al., 2017).

الذكاء الاصطناعي التوضيحي (Explainable AI)

التمهيد:

أحد أكبر التحديات في استخدام الذكاء الاصطناعي في الطب هو ما يُعرف بـ "الصندوق الأسود" (Black Box Problem)، أي أن الأنظمة تُصدر قرارات أو تنبؤات دون أن تكون هناك وسيلة واضحة لمعرفة كيفية وصولها إلى تلك النتائج. (Topol, 2019) ولهذا ظهر مجال الذكاء الاصطناعي التوضيحي (Explainable AI, XAI).

تعريف ومفهوم الذكاء الاصطناعي التوضيحي

الذكاء الاصطناعي التوضيحي يُشير إلى تطوير أنظمة ذكاء اصطناعي لا تُعطي فقط النتائج، بل تُقدّم مبررات وتفسيرات منطقية للنتائج التي توصلت إليها. (Gunning & Aha, 2019) يُعد ذلك ضروريًا في المجالات الطبية حيث يجب على الطبيب أن يفهم لماذا توصل النموذج إلى تشخيص معين أو قرار علاجي محدد.

أهميته في القطاع الصحي

- تعزيز الثقة: الأطباء بحاجة إلى الثقة في الأنظمة الذكية، وهو ما لا يتحقق إلا بفهم آلية عملها (Jiang et al., 2017).
- التوافق مع القوانين: بعض التشريعات مثل GDPR الأوروبية تشترط الحق في الحصول على تفسير للقرارات المؤتمتة التي تؤثر على الأفراد. (Voigt & Von dem Bussche, 2017)
- تحسين جودة الرعاية: يتيح للطبيب مراجعة النموذج والتأكد من صحة استنتاجاته بدلاً من قبولها دون نقاش. (Topol, 2019)

أمثلة على أساليب التفسير

- LIME (Local Interpretable Model-agnostic Explanations): يقدم تفسيرات محلية لقرارات النماذج العميقة عن طريق توليد نماذج بسيطة حول كل حالة فردية. (Ribeiro et al., 2016).
- SHAP (SHapley Additive exPlanations): يوضح مدى مساهمة كل متغير في قرار النموذج. (Lundberg & Lee, 2017)

تطبيقات في إدخال وتحليل البيانات

عند استخدام خوارزميات معقدة مثل الشبكات العصبية لتحليل صور الأشعة أو تقارير المختبر، يساعد XAI على:

- توضيح سبب تصنيف صورة أشعة معينة على أنها ورم أو لا.
- كشف الأخطاء المحتملة في تفسير البيانات قبل اعتمادها في السجلات الطبية. (Topol, 2019)

المبحث الثالث: إدخال البيانات في الجهات الإشرافية

مفهوم إدخال البيانات

يُعد إدخال البيانات Data Entry من العمليات الجوهرية في أي جهة إشرافية أو رقابية، إذ يُمثل الخطوة الأولى نحو تكوين قاعدة معلومات دقيقة يمكن الاعتماد عليها في اتخاذ القرارات، ووضع السياسات، ومتابعة الأداء المؤسسي (Laudon & Laudon, 2020). ويعني إدخال البيانات باختصار عملية تحويل البيانات الخام - سواء كانت أرقامًا، نصوصًا، أو إشارات - إلى صيغة رقمية منظمة، تُخزن في أنظمة قواعد بيانات تُسهل استرجاعها وتحليلها لاحقًا (Kavanagh & Johnson, 2017).

تتنوع مصادر البيانات التي تُدخل في الجهات الإشرافية ما بين التقارير الورقية، أو الملاحظات الميدانية، أو البيانات الإلكترونية الواردة من المؤسسات التابعة، أو حتى من أنظمة المراقبة الإلكترونية أو الأجهزة الذكية. ويكمن جوهر عملية الإدخال في التأكد من أن كل معلومة تُسجل بدقة وفي الوقت المناسب، لأن أي خلل في هذه المرحلة قد يمتد تأثيره على كافة المخرجات التحليلية والتقارير الإشرافية (Wager et al., 2017).

أهمية إدخال البيانات بدقة في الجهات الإشرافية

إن الدقة في إدخال البيانات لا تُعد رفاهية أو مجرد خطوة تقنية، بل هي حجر الأساس الذي يُبنى عليه مصداقية الجهة الإشرافية وقدرتها على أداء مهامها الرقابية بكفاءة. فأي معلومة تُدخل بشكل خاطئ قد تقود إلى قرارات إدارية أو تنظيمية غير صائبة، أو إلى صورة غير صحيحة عن الواقع الميداني الذي ترصده الجهة الإشرافية (Laudon & Laudon, 2020).

وتزداد أهمية هذه الدقة في المجالات التي تمس حياة الناس بشكل مباشر، مثل القطاع الصحي، أو الرقابة على الغذاء والدواء، أو الهيئات الرقابية المالية. على سبيل المثال، أظهرت دراسة أجرتها منظمة الصحة العالمية (WHO, 2021) أن نسبة كبيرة من التقارير الخاطئة في نظم الصحة العامة تعود إلى إدخال بيانات غير دقيق في السجلات الأولية، مما يؤثر لاحقًا على رصد الأمراض واتخاذ الإجراءات الوقائية.

كما تؤدي الدقة في إدخال البيانات إلى:

- رفع جودة القرارات الإدارية المبنية على البيانات (Wager et al., 2017).
- تحسين الرقابة الداخلية، واكتشاف أي حالات تلاعب أو فساد مبكرًا (Laudon & Laudon, 2020).

- تسهيل إعداد تقارير موثوقة يمكن تقديمها إلى صانعي القرار أو الجهات الرقابية العليا أو الجهات الدولية. (WHO, 2021)

- تقليل الوقت والجهد الضائعين في مراجعة وتصحيح الأخطاء لاحقًا (Kavanagh & Johnson, 2017).

ولا تقتصر أهمية إدخال البيانات الدقيق على المخرجات الداخلية للجهة الإشرافية فقط، بل تؤثر أيضًا على سمعة المؤسسة أمام الجهات الأخرى، حيث ترتبط سمعة الجهة الإشرافية بمصداقية بياناتها وتحليلاتها. (Wager et al., 2017)

الأخطاء الشائعة في إدخال البيانات وأسبابها

رغم كل ما تقدّم من أهمية، تظل عملية إدخال البيانات عرضة للأخطاء، وهو أمر طبيعي في أي بيئة عمل، خاصة مع حجم البيانات الهائل الذي تتعامل معه الجهات الإشرافية. وقد حددت الدراسات عدة أنواع من الأخطاء الشائعة في إدخال البيانات، أبرزها:

١. أخطاء الكتابة (Typing Errors)

وهي الأخطاء الناتجة عن الضغط الخاطئ على لوحة المفاتيح، مثل إدخال رقم أو حرف غير صحيح، أو حذف جزء من البيانات دون قصد. (Laudon & Laudon, 2020) هذه الأخطاء تحدث عادة تحت ضغط العمل أو بسبب الإرهاق.

٢. الأخطاء السياقية (Contextual Errors)

وتحدث عندما يُدخل الموظف بيانات صحيحة من حيث الشكل، لكنها غير مناسبة للسياق الذي تُدرج فيه. مثل تسجيل رقم مريض في خانة رقم الملف الطبي لمريض آخر، أو إدخال نتائج تحليل طبي في سجل مريض غير صحيح. (Kavanagh & Johnson, 2017)

٣. الأخطاء المفقودة (Omission Errors)

وهي أخطاء تحدث عند نسيان إدخال جزء من البيانات المطلوب تسجيلها، سواء كانت حقلاً كاملاً أو قيمة معينة داخل الحقل. (Wager et al., 2017) وغالبًا ما ترتبط هذه الأخطاء بالإرهاق أو العمل تحت ضغط زمني كبير.

٤. الأخطاء المتكررة (Duplication Errors)

ويقصد بها إدخال نفس البيانات أكثر من مرة عن طريق الخطأ، مما يؤدي إلى تضخيم حجم البيانات وظهور تحليلات خاطئة. يحدث ذلك كثيرًا عند التعامل مع سجلات طويلة أو عند دمج بيانات من أكثر من مصدر دون التأكد من تجنب التكرار. (Laudon & Laudon, 2020)

أسباب وقوع الأخطاء في إدخال البيانات

- **الضغط الوظيفي:** خاصة في الجهات التي تتعامل مع بيانات ضخمة وتتطلب سرعة إدخال مثل المستشفيات أو الهيئات الرقابية.
- **ضعف التدريب:** عدم تأهيل الموظفين بشكل كاف على استخدام أنظمة الإدخال الإلكترونية أو فهم طبيعة البيانات التي يتعاملون معها. (WHO, 2021)
- **واجهة المستخدم السيئة:** تصميم بعض الأنظمة الرقمية قد يكون معقدًا أو غير واضح، ما يؤدي إلى إدخال البيانات في الخانات الخاطئة. (Wager et al., 2017)
- **الإرهاق والملل:** العمل لفترات طويلة قد يؤدي إلى تراجع التركيز، ومن ثم زيادة نسبة الخطأ.
- **غياب إجراءات التدقيق:** بعض الجهات لا تملك أنظمة تدقيق آلية تكتشف التناقضات أو الأخطاء لحظة إدخالها، مما يجعل الأخطاء تمر دون ملاحظة. (Laudon & Laudon, 2020)

ولهذا السبب، توصي الدراسات الحديثة بوضع سياسات صارمة لمراجعة البيانات بمجرد إدخالها، سواء عبر أنظمة تدقيق إلكترونية أو عبر مراجعة بشرية مزدوجة، وذلك لضمان دقة البيانات المعتمدة في التقارير الرقابية. (WHO, 2021)

يمكن القول إن إدخال البيانات بدقة يُمثل العمود الفقري للجهات الإشرافية، إذ إن جميع عمليات المراقبة والتحليل والتقييم تعتمد بشكل مباشر على جودة البيانات المدخلة. وكلما زادت دقة البيانات، زادت مصداقية الجهة الإشرافية، وقلت المخاطر المرتبطة باتخاذ قرارات غير صحيحة. ولهذا يعد الاستثمار في تدريب الكوادر على إدخال البيانات، وتطوير نظم التدقيق الآلية، ضرورة استراتيجية لكل جهة إشرافية ترغب في الحفاظ على جودة أدائها وسمعتها أمام المجتمع والجهات العليا.

المبحث الرابع: دور الذكاء الاصطناعي في تحسين دقة إدخال البيانات

أثر الذكاء الاصطناعي على خفض أخطاء إدخال البيانات

يمثل إدخال البيانات بدقة تحديًا جوهريًا في مختلف المؤسسات، ولا سيما الجهات الإشرافية التي تعتمد على البيانات لاتخاذ قرارات حاسمة. وهنا يبرز الذكاء الاصطناعي (AI) كأحد الحلول الواعدة للحد من الأخطاء البشرية التي تنتج عن التعب، أو التكرار، أو الضغط الوظيفي، أو حتى سوء الفهم (Laudon & Laudon, 2020). فالذكاء الاصطناعي يساهم في إنشاء بيئات عمل أكثر أمانًا ودقة من خلال توفير تقنيات مثل التحقق الآلي من صحة البيانات، وأنظمة الإنذار المبكر التي تكشف القيم الشاذة أو غير المنطقية لحظة إدخالها. (Wager et al., 2017)

على سبيل المثال، عند إدخال بيانات المختبرات الطبية، قد تقع أخطاء طفيفة مثل كتابة أرقام التحاليل بترتيب خاطئ أو إدخال رقم ناقص. إلا أن أنظمة الذكاء الاصطناعي قادرة على مقارنة البيانات المدخلة بالنطاقات المرجعية الطبيعية أو بسجلات المريض التاريخية، لتنبيه المستخدم إلى وجود قيم شاذة أو أخطاء محتملة. (Rajkomar et al., 2018) مثل هذه التدخلات الفورية تُقلل الحاجة إلى عمليات المراجعة اليدوية اللاحقة، وتمنع تراكم الأخطاء التي قد تُسبب تحليلات أو قرارات خاطئة.

علاوة على ذلك، يلعب التعلم الآلي دورًا محوريًا في الحد من الأخطاء عبر نماذج تتعلم من أخطاء الماضي. إذ يمكن تدريب الأنظمة على التعرف إلى الأخطاء الأكثر شيوعًا في إدخال البيانات وتصحيحها تلقائيًا أو اقتراح بدائل صحيحة للمدخلات المريبة. (Mitchell, 1997) وتؤكد دراسة حديثة أجرتها WHO (2021) أن استخدام تقنيات الذكاء الاصطناعي قلل معدلات الأخطاء في إدخال بيانات السجلات الصحية الإلكترونية بنسبة تصل إلى ٣٠٪ في بعض المستشفيات الكبرى.

أثر الذكاء الاصطناعي على سرعة إدخال البيانات

لا يقتصر دور الذكاء الاصطناعي على رفع مستوى الدقة فحسب، بل يمتد أيضًا ليؤثر بشكل مباشر على سرعة عمليات إدخال البيانات. إذ تُعتبر السرعة عاملاً حاسماً في بيئات العمل الصحية أو الرقابية التي تتعامل مع تدفق ضخّم من البيانات يوميًا. فكلما زادت سرعة إدخال البيانات دون التضحية بالدقة، زادت كفاءة المؤسسة وقل زمن الاستجابة لاتخاذ القرارات. (Laudon & Laudon, 2020)

تلعب تقنيات التعرف على الكلام (Speech Recognition) دورًا بالغ الأهمية في تسريع عمليات إدخال البيانات، لا سيما في البيئات الصحية التي يكون فيها الأطباء أو الفنيون مشغولين بفحص المرضى أو إجراء العمليات الجراحية. فبدلاً من تدوين الملاحظات يدويًا، يمكن للأطباء التحدث بحرية، بينما تقوم

برامج مثل Dragon Medical One بتحويل كلامهم إلى نصوص تُدرج مباشرة في السجلات الطبية الإلكترونية. (Wager et al., 2017)

كما ساهمت تقنيات الرؤية الحاسوبية (Computer Vision) في اختصار الزمن المطلوب لإدخال بيانات الصور الطبية. فعلى سبيل المثال، يمكن لخوارزميات الذكاء الاصطناعي قراءة صور الأشعة السينية أو صور الرنين المغناطيسي واستخراج المعلومات الأساسية منها تلقائياً، مما يقلل الزمن الذي قد يستغرقه الطبيب في كتابة التقارير الأولية. (Rajkomar et al., 2018) وقد أظهرت دراسة حديثة في مستشفى Mayo Clinic أن تطبيق حلول الذكاء الاصطناعي خفّض زمن إدخال بيانات صور الأشعة بنسبة ٢٥٪ مقارنة بالطريقة اليدوية التقليدية. (Mayo Clinic, 2021)

تحسين جودة البيانات وتحليلها باستخدام الذكاء الاصطناعي

من أبرز أدوار الذكاء الاصطناعي في عملية إدخال البيانات ليس فقط تصحيح الأخطاء أو تسريع الإدخال، بل أيضاً الارتقاء بجودة البيانات نفسها وتحويلها إلى مورد استراتيجي ذي قيمة عالية. فالجودة هنا لا تعني فقط خلو البيانات من الأخطاء، بل تعني أيضاً تنظيمها، وربطها سياقياً، وضمان اتساقها عبر مختلف الأنظمة. (Wager et al., 2017)

تساعد تقنيات الذكاء الاصطناعي في:

- **التدقيق الآلي على جودة البيانات:** من خلال فحص قواعد البيانات لاكتشاف القيم المفقودة أو البيانات المتناقضة أو المكررة، ثم اقتراح حلول تصحيحية. (Laudon & Laudon, 2020)
- **ربط البيانات المتفرقة:** إذ يستطيع الذكاء الاصطناعي ربط بيانات المريض القادمة من أجهزة مختلفة مثل أجهزة مراقبة المؤشرات الحيوية أو أجهزة التصوير الطبي، وتجميعها في ملف طبي موحد، ما يُعزز القدرة على تقديم رعاية صحية شاملة. (Rajkomar et al., 2018)
- **تحليل البيانات لاستخراج رؤى جديدة:** من خلال خوارزميات التعلم الآلي، يمكن تحليل ملايين البيانات الصحية لاستخلاص أنماط خفية مثل عوامل الخطر المشتركة للأمراض المزمنة، أو التنبؤ بحدوث مضاعفات معينة بناءً على تاريخ المريض الصحي (Mayo Clinic, 2021). (2021) وتؤكد WHO (2021) أن نظم التحليل القائمة على الذكاء الاصطناعي ساعدت الجهات الصحية على اكتشاف انتشار بعض الأمراض قبل ظهورها بشكل واضح في المجتمع، مما ساهم في اتخاذ تدابير وقائية مبكرة.

وتبرز هنا ميزة مهمة أخرى للذكاء الاصطناعي، وهي الذكاء الاصطناعي التوضيحي (Explainable AI)، الذي يتيح للمستخدمين فهم سبب اتخاذ النظام لقرار معين أو تنبيهه إلى خطأ محتمل (Rajkumar et al., 2018). في السياق الصحي أو الإشرافي، لا يكفي أن يُخبر النظام المستخدم بوجود خطأ، بل يجب أن يشرح السبب، حتى يطمئن العاملون إلى أن القرارات المستخرجة من النظام صحيحة ومبنية على أسس علمية واضحة.

يتضح مما سبق أن الذكاء الاصطناعي لم يعد مجرد أداة تقنية ترفيهية، بل أصبح عنصرًا محوريًا في رفع كفاءة ودقة إدخال البيانات، خصوصًا في الجهات الإشرافية والقطاعات الحساسة مثل القطاع الصحي. إذ يساهم في تقليل الأخطاء البشرية، وتسريع الإجراءات، وتحسين جودة البيانات إلى مستوى يمكن معه الاعتماد عليها في اتخاذ قرارات استراتيجية دقيقة. ومع استمرار تطور هذه التقنيات، ستصبح أكثر تكاملًا مع أنظمة العمل اليومية، حتى تصل إلى مرحلة تصبح فيها جزءًا طبيعيًا من بيئة العمل، بما يعزز من كفاءة المؤسسات ودقتها في تقديم خدماتها للمجتمع.

المبحث الخامس: الذكاء الاصطناعي وسرية البيانات وأمن المعلومات

مفهوم سرية البيانات وأمن المعلومات

تُعد سرية البيانات وأمن المعلومات من المفاهيم المحورية في عصر التحول الرقمي، خاصة في سياق اعتماد المؤسسات بشكل متزايد على تقنيات الذكاء الاصطناعي. ويقصد بسرية البيانات (Data Confidentiality) الحفاظ على خصوصية المعلومات ومنع الاطلاع غير المصرح به عليها، سواء كانت هذه البيانات تخص أفرادًا أو كيانات مؤسسية أو بيانات حساسة تتعلق بالدولة أو الأمن القومي (Laudon & Laudon, 2020). أما أمن المعلومات (Information Security) فهو مفهوم أوسع يشمل حماية البيانات من أي تهديدات تتعلق بسرية المعلومات، أو سلامتها (Integrity)، أو توافرها (Availability) عند الحاجة إليها. (Peltier, 2016)

وتزداد أهمية هذين المفهومين في المؤسسات الإشرافية والرقابية التي تُعالج بيانات بالغة الحساسية مثل البيانات الصحية، أو المالية، أو القضائية، إذ قد يؤدي أي خرق لهذه البيانات إلى أضرار لا تقتصر على فقدان الثقة المؤسسية، بل قد تمتد إلى أضرار اجتماعية واقتصادية جسيمة (Wager et al., 2017). وتشير الدراسات إلى أن المؤسسات التي لا تضع سياسات قوية لحماية البيانات تكون أكثر عرضة للهجمات الإلكترونية وتسريبات البيانات. (Peltier, 2016)

تحديات أمن البيانات عند استخدام الذكاء الاصطناعي رغم الفوائد الكبيرة التي يُقدمها الذكاء الاصطناعي، إلا أن استخدامه يجلب معه جملة من التحديات المعقدة على صعيد أمن البيانات وسريتها، ويمكن تلخيص أبرز هذه التحديات في النقاط التالية:

١. حجم البيانات الضخم:

يتطلب تدريب نماذج الذكاء الاصطناعي التعامل مع كميات هائلة من البيانات، وغالبًا ما تتضمن هذه البيانات معلومات حساسة عن الأفراد والمؤسسات. ومع تزايد اعتماد المؤسسات على الذكاء الاصطناعي في تحليل البيانات الطبية أو المالية أو الأمنية، يزداد خطر تسرب هذه المعلومات أو الوصول غير المصرح به إليها. (Wager et al., 2017)

٢. الطبيعة "الصندوق الأسود" للذكاء الاصطناعي

تعتمد الكثير من خوارزميات الذكاء الاصطناعي، مثل الشبكات العصبية العميقة، على أساليب معقدة يصعب تفسير كيفية توصيلها إلى قرارات معينة، وهو ما يُعرف بمشكلة "الصندوق الأسود" (Black Box)

(Samek et al., 2017) (Box Problem) وتكمن الخطورة في أنه قد يكون من المستحيل أحياناً اكتشاف ما إذا كانت هذه الأنظمة تحتفظ ببيانات حساسة أو تُعيد إنتاجها بشكل غير مقصود ضمن مخرجاتها. هذه الطبيعة الغامضة قد تُقلل من ثقة المؤسسات الرقابية في الاعتماد على هذه الأنظمة دون التأكد من كيفية تعاملها مع البيانات الحساسة. (Laudon & Laudon, 2020)

٣. هجمات الخصوصية (Privacy Attacks) :

ظهرت في السنوات الأخيرة أنواع جديدة من الهجمات الإلكترونية تستهدف نماذج الذكاء الاصطناعي ذاتها، مثل هجمات الاستدلال (Inference Attacks) أو هجمات استخراج النموذج (Model Extraction Attacks). هجمات الاستدلال، قد يتمكن المهاجمون من استنتاج معلومات حساسة عن الأفراد أو المؤسسات من خلال مراقبة مخرجات نموذج الذكاء الاصطناعي. (Shokri et al., 2017) أما في هجمات استخراج النموذج، فيسعى المهاجم إلى استنساخ النموذج بالكامل لاستخدامه أو بيعه، وهو ما قد يتضمن سرقة بيانات سرية استخدمت في تدريبه. (Tramèr et al., 2016)

وتؤكد منظمة الصحة العالمية (WHO, 2021) أن هذه الأنواع من الهجمات باتت تمثل تهديداً حقيقياً للمؤسسات الصحية التي تعتمد على نظم الذكاء الاصطناعي في تحليل بيانات المرضى.

٤. التحيز والتمييز

يمثل التحيز (Bias) أحد التحديات الأمنية غير التقليدية، إذ قد يؤدي إلى الكشف عن معلومات حساسة أو إلحاق أضرار اجتماعية بأفراد أو مجموعات معينة. على سبيل المثال، إذا تم تدريب نموذج ذكاء اصطناعي على بيانات صحية لا تراعي التنوع العرقي أو الجغرافي، فقد يقدم النموذج تحليلات تمييزية أو خاطئة تؤثر على فرص العلاج أو الخدمات. (Rajkomar et al., 2018) وهو ما يضع عبئاً أخلاقياً وقانونياً كبيراً على المؤسسات الرقابية لضمان أن أنظمة الذكاء الاصطناعي لا تساهم في تكريس التمييز أو كشف بيانات حساسة بطريقة غير مقصودة. (Peltier, 2016)

استراتيجيات حماية البيانات في بيئات العمل الإشرافية : نظراً لحساسية البيانات التي تتعامل معها الجهات الإشرافية، ظهرت العديد من الاستراتيجيات التي تهدف إلى ضمان أمن المعلومات عند استخدام تقنيات الذكاء الاصطناعي. ومن أبرز هذه الاستراتيجيات ما يلي:

١. مبدأ الحد الأدنى من البيانات (Data Minimization)

ينص هذا المبدأ على ضرورة جمع أقل قدر ممكن من البيانات اللازمة لتحقيق الغرض المطلوب، وذلك لتقليل المخاطر في حال تعرض النظام لهجوم أو اختراق. (European Union, 2016) وفي سياق الذكاء

الاصطناعي، يعني ذلك تدريب النماذج على بيانات مُعمّاة (Anonymized Data) أو مُجمعة (Aggregated Data) كلما أمكن، بحيث لا تكون قابلة لإعادة التعرف إلى الأفراد.

٢. الذكاء الاصطناعي التوضيحي (Explainable AI)

تسعى المؤسسات الرقابية إلى الاعتماد على نماذج ذكاء اصطناعي يمكن تفسير قراراتها أو مخرجاتها بسهولة، وهو ما يُعرف بـ "الذكاء الاصطناعي التوضيحي". (Samek et al., 2017) "هذه النماذج تُعزز الشفافية، وتتيح للمؤسسات التأكد من أن النظام لا يحتفظ بمعلومات سرية أو يُعيد إنتاجها في تقاريره أو توصياته.

٣. تقنيات الخصوصية المتقدمة انتشر في السنوات الأخيرة استخدام أساليب مثل:

- **التعلم الفيدرالي (Federated Learning)** الذي يسمح بتدريب النماذج عبر أجهزة مختلفة دون الحاجة إلى نقل البيانات إلى خادم مركزي. (Yang et al., 2019) بهذه الطريقة، تظل البيانات في مكانها، مما يُقلل من احتمالية تسربها أو اختراقها.

- **الخصوصية التفاضلية (Differential Privacy)** وهي تقنية تُضيف ضوضاء رياضية إلى البيانات أو المخرجات، بحيث يستحيل تتبع المعلومات إلى أفراد بعينهم. (Dwork, 2008)

تُعد هذه الأساليب ركيزة أساسية للمؤسسات الرقابية التي تُدرك حساسية البيانات التي تتعامل معها، وتسعى إلى تحقيق أقصى درجات الأمان دون الإضرار بجودة التحليلات التي يوفرها الذكاء الاصطناعي (WHO, 2021).

٤. الامتثال للقوانين والتشريعات

تخضع الجهات الإشرافية للعديد من القوانين الصارمة التي تُنظم حماية البيانات، مثل النظام الأوروبي لحماية البيانات (GDPR) أو قانون HIPAA في الولايات المتحدة. وتُلزم هذه التشريعات المؤسسات بأن تكون قادرة على توثيق كيفية تعامل أنظمة الذكاء الاصطناعي مع البيانات الشخصية، وضمان عدم استخدامها إلا للأغراض المسموح بها قانونياً. (European Union, 2016)

وبالتالي، لا يقتصر دور المؤسسات الإشرافية على تبني الحلول التقنية فقط، بل يتطلب الأمر وضع سياسات وإجراءات مكتوبة تضمن الامتثال القانوني والأخلاقي في جميع مراحل استخدام الذكاء الاصطناعي. (Peltier, 2016)

المبحث السادس: التوازن بين دقة إدخال البيانات وحماية سرية المعلومات

العلاقة بين الدقة والأمن في بيئات إشرافية

يُعَدُّ تحقيق التوازن بين دقة إدخال البيانات وحماية سرية المعلومات من أكثر التحديات تعقيداً في بيئات العمل الإشرافية والرقابية، لا سيّما مع الاعتماد المتزايد على تقنيات الذكاء الاصطناعي. فالجهات الإشرافية، مثل الهيئات الصحية أو المالية أو القضائية، تعتمد على بيانات دقيقة وموثوقة لاتخاذ قرارات مصيرية تمسّ الأفراد والمؤسسات والمجتمع ككل. (Laudon & Laudon, 2020) في المقابل، تفرض اللوائح والتشريعات المحلية والدولية قيوداً صارمة على كيفية جمع هذه البيانات ومعالجتها وتخزينها، حمايةً لخصوصية الأفراد وضماناً لسرية المعلومات. (European Union, 2016)

إن مفهوم الدقة في إدخال البيانات يعني إدخال المعلومات بأعلى مستوى من الصحة والموثوقية دون أخطاء أو تحريف، بحيث تعكس الواقع الفعلي الذي تمثله تلك البيانات. أما حماية سرية المعلومات، فتعني المحافظة على سرية البيانات وعدم الكشف عنها إلا للمصرح لهم بذلك، وضمان عدم إساءة استخدامها أو اختراقها. (Peltier, 2016) وتتضح العلاقة الجدلية بين هذين المفهومين حين ندرك أن زيادة مستوى الدقة غالباً ما يتطلب الوصول إلى قدر أكبر من البيانات التفصيلية، وهو ما قد يتعارض مع مبدأ تقليل البيانات (Data Minimization) الضروري لحماية الخصوصية. (Dwork, 2008)

تشير دراسات عدة إلى أن المؤسسات التي تضع أولوية مطلقة لحماية الخصوصية دون الالتفات إلى دقة البيانات، قد تُعرّض نفسها لأخطاء في التحليلات أو اتخاذ القرارات، بينما المؤسسات التي تركز على الدقة المطلقة دون تدابير كافية للأمن قد تواجه مخاطر تسرب البيانات أو انتهاك القوانين (Wager et al., 2017). لذا، فإن التوازن بين الدقة والأمن بات مطلباً حتمياً وليس خياراً في البيئات الإشرافية.

نماذج وحلول لتحقيق التوازن بين استخدام الذكاء الاصطناعي وحماية البيانات

مع التطور المتسارع لتطبيقات الذكاء الاصطناعي، ظهرت نماذج وتقنيات متعددة تهدف إلى تحقيق هذا التوازن الدقيق بين دقة إدخال البيانات وحماية الخصوصية في آن واحد. يمكن تناول أبرز هذه الحلول والنماذج كما يلي:

١. التعلم الفيدرالي (Federated Learning)

يُعتبر التعلم الفيدرالي من الابتكارات الرائدة التي توفّر حلاً ذكياً لمشكلة الخصوصية في الذكاء الاصطناعي. إذ يسمح هذا النهج بتدريب نماذج التعلم الآلي على البيانات المحلية دون الحاجة إلى تجميع البيانات في خادم مركزي. (Yang et al., 2019) بمعنى آخر، تحتفظ كل جهة إشرافية أو مؤسسة

ببياناتها داخل حدودها، بينما يُشارك فقط النموذج الذي تعلّم على هذه البيانات، وليس البيانات نفسها. هذا الأسلوب يقلّل من مخاطر اختراق البيانات أو تسريبها، ويضمن في الوقت ذاته الحفاظ على جودة ودقة النماذج المدربة. (Rajkomar et al., 2018)

٢. الخصوصية التفاضلية (Differential Privacy)

تُعَدُّ الخصوصية التفاضلية (Differential Privacy) أحد أهم الأساليب الرياضية لضمان إخفاء هويات الأفراد عند تحليل البيانات الضخمة. فهي تقوم بإضافة ضوضاء حسابية إلى البيانات أو إلى المخرجات الناتجة عن تحليل البيانات، بحيث يصبح من شبه المستحيل ربط النتائج بشخص محدد (Dwork, 2008). وقد استخدمت هذه التقنية بنجاح في تعداد الولايات المتحدة الأمريكية لعام ٢٠٢٠ لحماية البيانات الشخصية. (Abowd, 2018)

وفي البيئات الإشرافية، تُستخدم الخصوصية التفاضلية للسماح بتحليل البيانات الصحية أو المالية أو الأمنية دون خرق للخصوصية، مما يحقق توازنًا عمليًا بين دقة التحليل وحماية سرية المعلومات (WHO, 2021).

٣. تقنيات إخفاء الهوية (Anonymization and Pseudonymization)

إخفاء الهوية (Anonymization) أو التمويه (Pseudonymization) تقنيات ضرورية في سياق الامتثال للتشريعات مثل اللائحة العامة لحماية البيانات (GDPR) الأوروبية. إذ يجري استبدال البيانات التي تُعرّف الأفراد مثل الأسماء أو أرقام الهويات بمعرفات أو رموز بديلة، مما يقلّل من مخاطر تحديد هوية الأشخاص حتى في حالة تسرب البيانات. (European Union, 2016)

إلا أن الدراسات أوضحت أن إخفاء الهوية ليس دائمًا حلًا كاملاً، إذ يمكن أحيانًا إعادة تحديد الهوية من خلال الربط بين مجموعات بيانات مختلفة. (Narayanan & Shmatikov, 2008) لذا ينبغي استخدام هذه التقنية مع أساليب حماية إضافية مثل الخصوصية التفاضلية.

٤. الذكاء الاصطناعي التوضيحي (Explainable AI)

من أبرز التوجهات الحديثة ما يُعرف بالذكاء الاصطناعي التوضيحي (Explainable AI)، وهو تطوير نماذج ذكاء اصطناعي يمكن شرح طريقة عملها وقراراتها بشكل شفاف. (Samek et al., 2017) في البيئات الإشرافية، يسمح هذا النوع من الأنظمة بفهم كيفية معالجة البيانات واتخاذ القرارات، مما يُقلّل من المخاوف المتعلقة بإخفاء البيانات أو استخدامها بطرق غير مشروعة.

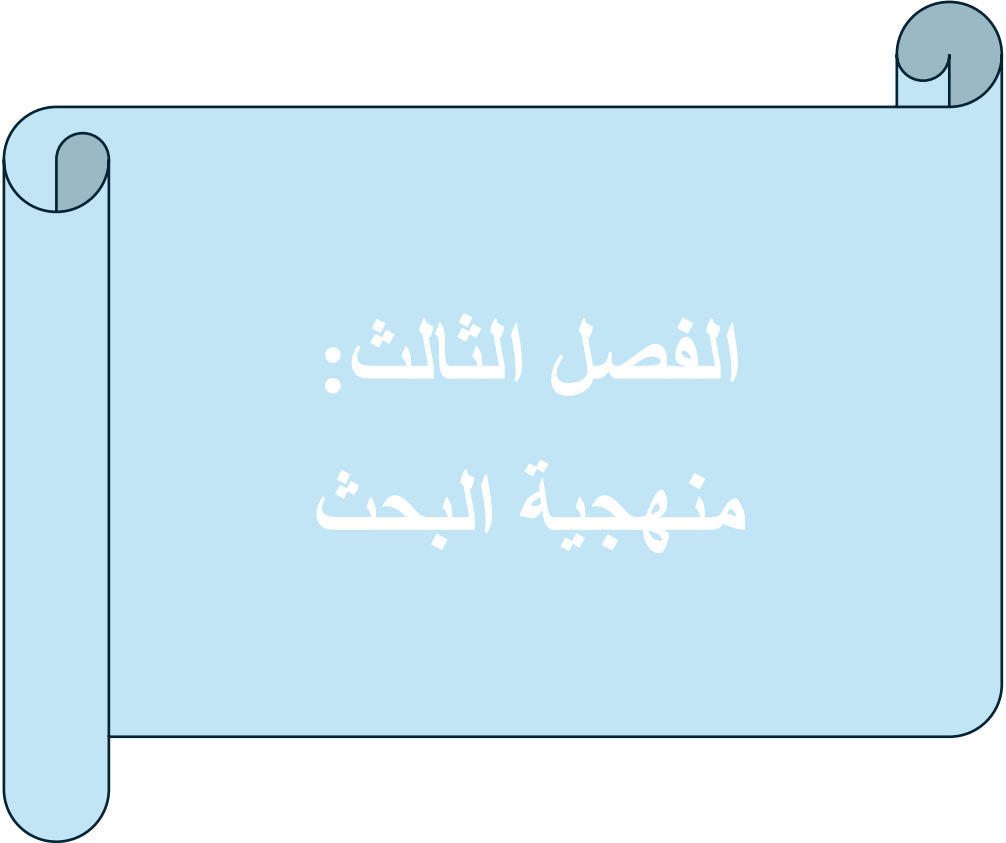
على سبيل المثال، أشارت دراسة (Rajkomar et al. 2018) إلى أهمية الاعتماد على نماذج توضيحية في القطاع الصحي لتفسير القرارات السريرية، خاصة حين يتعلق الأمر بتحليل بيانات حساسة مثل نتائج الفحوصات الطبية أو التنبؤ بالأمراض.

٥. الامتثال القانوني والمؤسسي

لا يُمكن فصل الجانب التقني عن الجانب القانوني والمؤسسي في موضوع حماية البيانات. فالبينات الإشرافية ملزمة بالامتثال للتشريعات مثل GDPR أو HIPAA في الولايات المتحدة، والتي تفرض قواعد صارمة حول كيفية جمع البيانات وتخزينها واستخدامها. (European Union, 2016) ومن هنا، تُشكّل السياسات الداخلية الواضحة، إلى جانب التدريب المستمر للموظفين، جزءاً جوهرياً من أي استراتيجية لتحقيق التوازن بين دقة البيانات وحمايتها. (Peltier, 2016)

٦. الحوكمة الرشيدة للبيانات

أصبحت الحوكمة الرشيدة للبيانات (Data Governance) مفهوماً أساسياً في أي مؤسسة إشرافية تسعى لتحقيق التوازن بين دقة إدخال البيانات وحماية الخصوصية. وتشمل الحوكمة وضع سياسات واضحة تحدد من يحق له الوصول إلى البيانات، ولأي غرض، وكيفية تخزينها ومعالجتها وحمايتها. (Wager et al., 2017). الحوكمة الناجحة تضمن عدم جمع بيانات أكثر من اللازم، وتحقيق الدقة دون انتهاك الخصوصية



الفصل الثالث: منهجية البحث

منهجية البحث

تتسم الدراسات العلمية التي تتناول موضوعات تقنية مثل أثر الذكاء الاصطناعي على إدخال البيانات في الجهات الإشرافية بضرورة الاعتماد على منهجية بحثية رصينة ودقيقة، تضمن الوصول إلى نتائج يمكن الوثوق بها وتعميمها على بيئات عمل مشابهة. وفي هذه الدراسة، تم اختيار المنهج الوصفي التحليلي، نظراً لملاءمته لطبيعة موضوع البحث وأهدافه، حيث يتيح هذا المنهج وصف الظاهرة قيد الدراسة وتحليل أبعادها ومكوناتها واستخلاص العلاقات والارتباطات بين المتغيرات المختلفة.

المنهج المستخدم

اعتمدت هذه الدراسة على المنهج الوصفي التحليلي (Descriptive Analytical Method)، الذي يُعنى بوصف الظواهر كما هي على أرض الواقع وتحليل أسبابها وعواملها المؤثرة، بهدف التوصل إلى استنتاجات يمكن تعميمها أو الاستفادة منها في تطوير السياسات أو الممارسات المهنية (Creswell & Creswell, 2018). ويتناسب هذا المنهج مع موضوع الدراسة الحالي الذي يهدف إلى استكشاف أثر استخدام الذكاء الاصطناعي في تقليل أخطاء إدخال البيانات في الجهات الإشرافية، وتحليل العلاقة بين تقنيات الذكاء الاصطناعي ومستوى سرية البيانات ودقتها.

أدوات الدراسة

اعتمدت الدراسة على الاستبانة كأداة رئيسية لجمع البيانات الميدانية الأولية. وتم تصميم الاستبانة بصورة مغلقة تعتمد على أسئلة وفق مقياس ليكرت الخماسي، وذلك لقياس اتجاهات وآراء الموظفين والعاملين في الجهات الإشرافية حول الموضوع محل الدراسة. ويتيح هذا النوع من الأدوات تحقيق قدر عالٍ من الدقة والسهولة في تجميع وتحليل البيانات. (Bryman, 2016)

نوع البيانات

تنوّعت مصادر البيانات في هذه الدراسة بين بيانات أولية وأخرى ثانوية، على النحو الآتي:

- البيانات الأولية: تمثل البيانات الميدانية التي جُمعت مباشرة من عينة الدراسة من خلال الاستبانة المصممة خصيصاً لهذه الدراسة، بهدف رصد آراء العاملين في الجهات الإشرافية حول استخدام الذكاء الاصطناعي في إدخال البيانات وتأثيره على تقليل الأخطاء وحماية سرية البيانات.

- البيانات الثانوية: شملت مراجعة الأدبيات العلمية السابقة، الكتب المتخصصة، الدراسات المحكمة، الوثائق الرسمية، والتقارير الصادرة عن الهيئات المختصة في مجال تقنية المعلومات والإدارة الإشرافية، والتي تناولت موضوع الذكاء الاصطناعي وإدخال البيانات وأمن المعلومات.

برامج التحليل الإحصائي

لتحليل البيانات الميدانية التي سيتم جمعها من خلال الاستبانة، سيتم استخدام البرنامج الإحصائي SPSS، لما يتيح من إمكانيات واسعة في إجراء التحليلات الإحصائية الدقيقة. وتشمل الأساليب الإحصائية التي ستستخدم ما يلي:

- التكرارات والنسب المئوية لتحليل البيانات الوصفية.
 - اختبار كا-تربيع (Chi-square) لدراسة العلاقة بين المتغيرات النوعية.
 - الانحدار البسيط (Simple Regression) أو تحليل التباين (ANOVA) لقياس العلاقة بين المتغيرات المستقلة والتابعة.
 - اختبار T-Test في حالة وجود متغيرات ديموغرافية ثنائية مثل الجنس.
- ويُتيح هذا التنوع في الأساليب الإحصائية القدرة على اختبار الفروض وتحليل العلاقات بين المتغيرات المختلفة بدقة وموضوعية. (Field, 2018)

مجتمع الدراسة

يتكون مجتمع الدراسة من جميع العاملين في الجهات الإشرافية التابعة لقطاع وزارة الصحة بمدينة الرياض في المملكة العربية السعودية، ممن تتضمن مهامهم أعمال إدخال البيانات أو مراجعتها أو الإشراف عليها. ويشمل ذلك موظفي إدارات الرقابة والتدقيق، وتقنية المعلومات، وإدارة البيانات والتحليل الإحصائي، والإدارات التنظيمية والإشرافية ذات العلاقة. ويُقدّر عدد أفراد مجتمع الدراسة بحوالي ٢٠٠ موظف بشكل تقريبي.

3.6 عينة الدراسة

نظرًا لحجم مجتمع الدراسة، ولضمان تمثيل كافة الفئات المعنية بموضوع البحث، سيتم استخدام أسلوب العينة العشوائية الطبقية (Stratified Random Sampling) بحيث يتم تقسيم المجتمع إلى طبقات حسب الإدارات المختلفة أو المسمى الوظيفي، ثم يتم اختيار عينة عشوائية من كل طبقة.

- حجم العينة: حوالي ١٥٠ مفردة من موظفي الجهات الإشرافية المختلفة.

- طريقة الاختيار: عشوائية طبقية. وفي حال صعوبة الحصول على استجابات كافية، قد يتم اللجوء إلى العينة القصدية لاختيار الأفراد الأكثر ارتباطاً بموضوع الدراسة.

أداة البحث (الاستبيان)

تم تصميم الاستبيان الإلكتروني بحيث يتضمن محاور متعددة تعكس متغيرات الدراسة وفروضها، وتمت صياغة أسئلته بصيغة مغلقة، وفق مقياس ليكرت الخماسي (من ١ إلى ٥)، الذي يتيح قياس الاتجاهات والآراء بدقة، حيث تتراوح الإجابات من:

- 1 = أعارض بشدة

- 2 = أعارض

- 3 = محايد

- 4 = أوافق

- 5 = أوافق بشدة



الفصل الرابع: التحليل الاحصائي ونتائج الدراسة

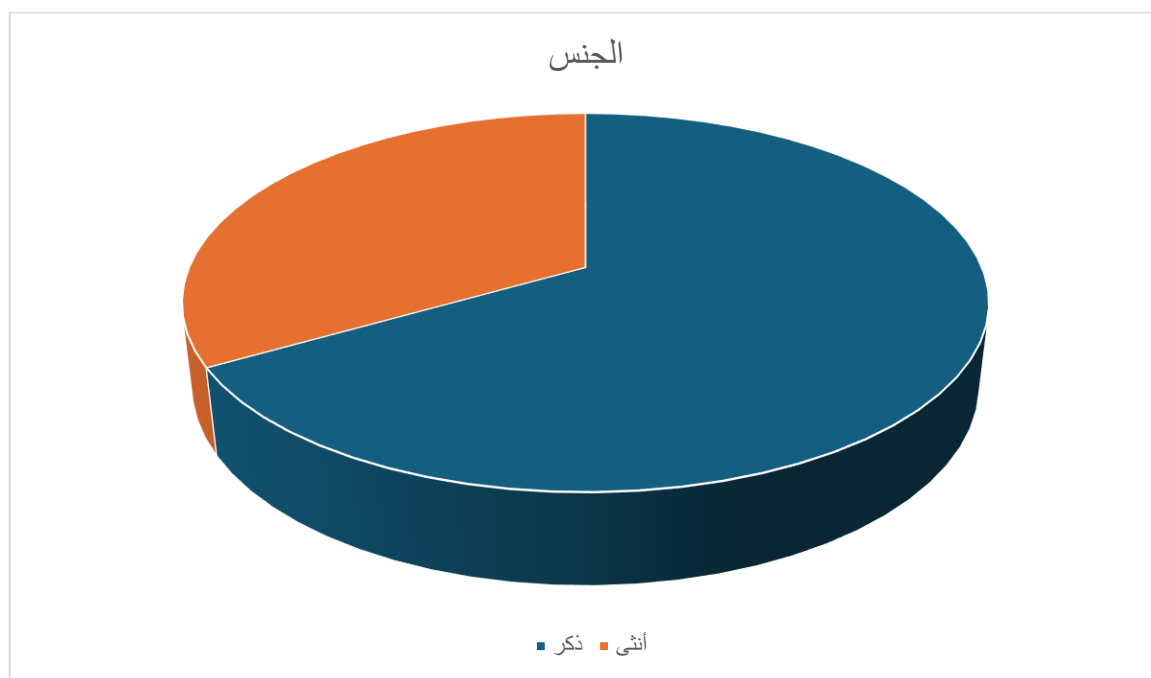
تحليل البيانات

المعلومات الديموغرافية

أ- الجنس:

جدول ١ توزيع عينة الدراسة طبقاً لمتغير الجنس

الجنس	التكرار	النسبة المئوية
ذكر	١٠٠	٦٦,٧
أنثى	٥٠	٣٣,٣
المجموع	١٥٠	100.0



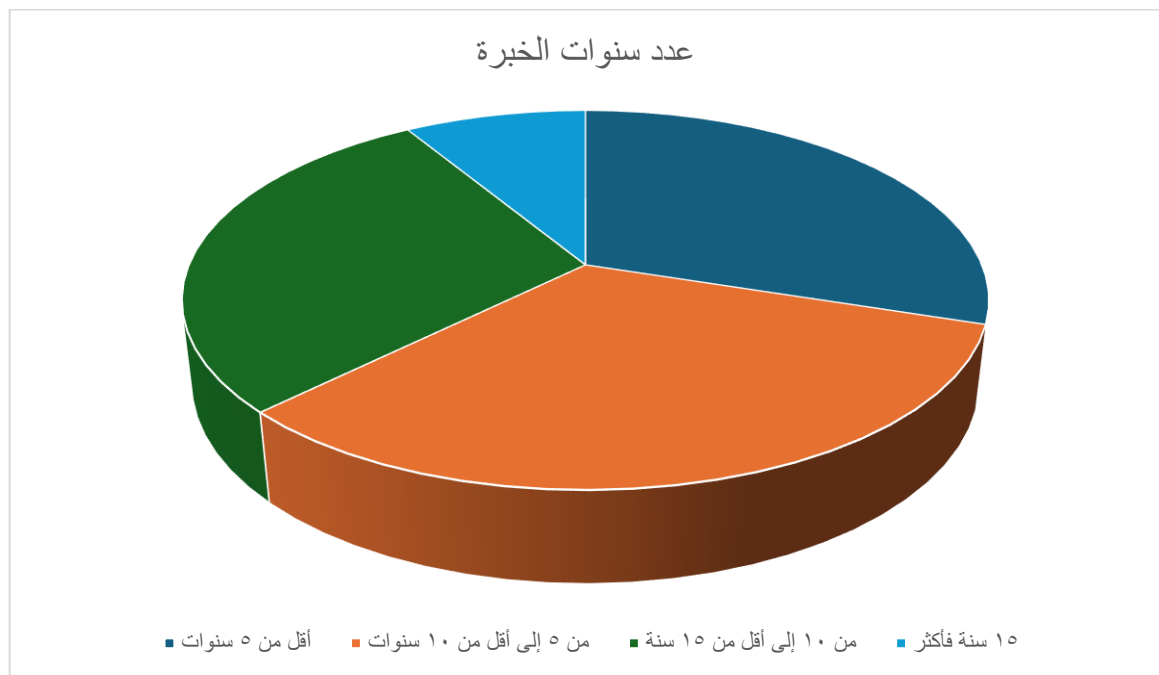
الشكل ١ توزيع عينة الدراسة طبقاً لمتغير الجنس

يشير توزيع العينة وفقاً لمتغير الجنس إلى أن غالبية المشاركين في الدراسة كانوا من الذكور، حيث بلغ عددهم ١٠٠ مشارك بنسبة ٦٦,٧٪ من إجمالي العينة، في حين شكّلت الإناث ٣٣,٣٪ من العينة بعدد ٥٠ مشاركة.

ب- عدد سنوات الخبرة:

جدول ٢ توزيع العينة طبقاً لمتغير عدد سنوات الخبرة

عدد سنوات الخبرة	التكرار	النسبة المئوية
أقل من ٥ سنوات	٤٥	٣٠
من ٥ إلى أقل من ١٠ سنوات	٤٩	٣٢,٧
من ١٠ إلى أقل من ١٥ سنة	٤٣	٢٨,٧
15 سنة فأكثر	١٣	٨,٧
المجموع	١٥٠	100.0



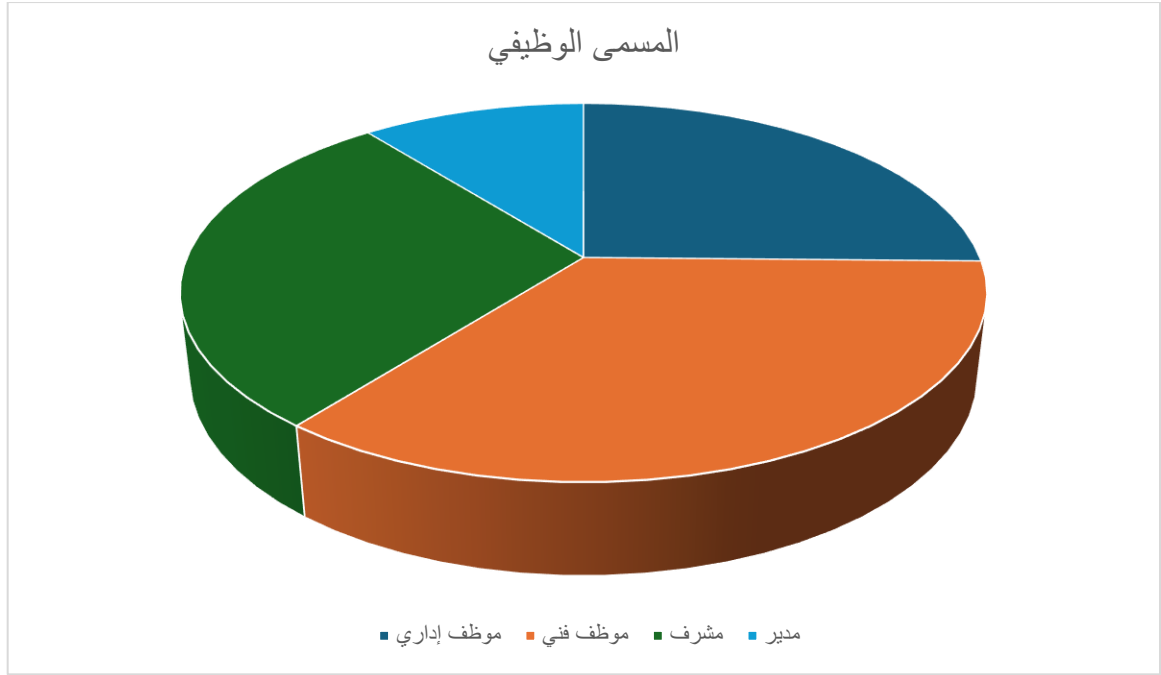
الشكل ٢ توزيع العينة طبقاً لمتغير عدد سنوات الخبرة

يشير توزيع أفراد العينة وفقاً لعدد سنوات الخبرة إلى أن أغلبية المشاركين يتمتعون بخبرة مهنية تقل عن ١٥ عامًا، حيث شكّلت الفئات الثلاث الأولى (أقل من ٥ سنوات، ومن ٥ إلى أقل من ١٠ سنوات، ومن ١٠ إلى أقل من ١٥ سنة) ما نسبته ١,٣٪ من إجمالي العينة. وقد استحوذت فئة "من ٥ إلى أقل من ١٠ سنوات" على النسبة الأكبر بواقع ٣٢,٧٪، تليها فئة "أقل من ٥ سنوات" بنسبة ٣٠٪، ثم فئة "من ١٠ إلى أقل من ١٥ سنة" بنسبة ٢٨,٧٪. أما فئة "١٥ سنة فأكثر" فقد كانت الأقل تمثيلاً في العينة بنسبة ٨,٧٪ فقط، ما يشير إلى قلة عدد ذوي الخبرات الطويلة ضمن المشاركين.

ت- المسمى الوظيفي

جدول ٣ توزيع العينة طبقاً لمتغير المسمى الوظيفي

النسبة المئوية	التكرار	المسمى الوظيفي
٢٥,٣	٣٨	موظف إداري
٣٥,٣	٥٣	موظف فني
٢٨,٧	٤٣	مشرف
١٠,٧	١٦	مدير
100.0	١٥٠	المجموع



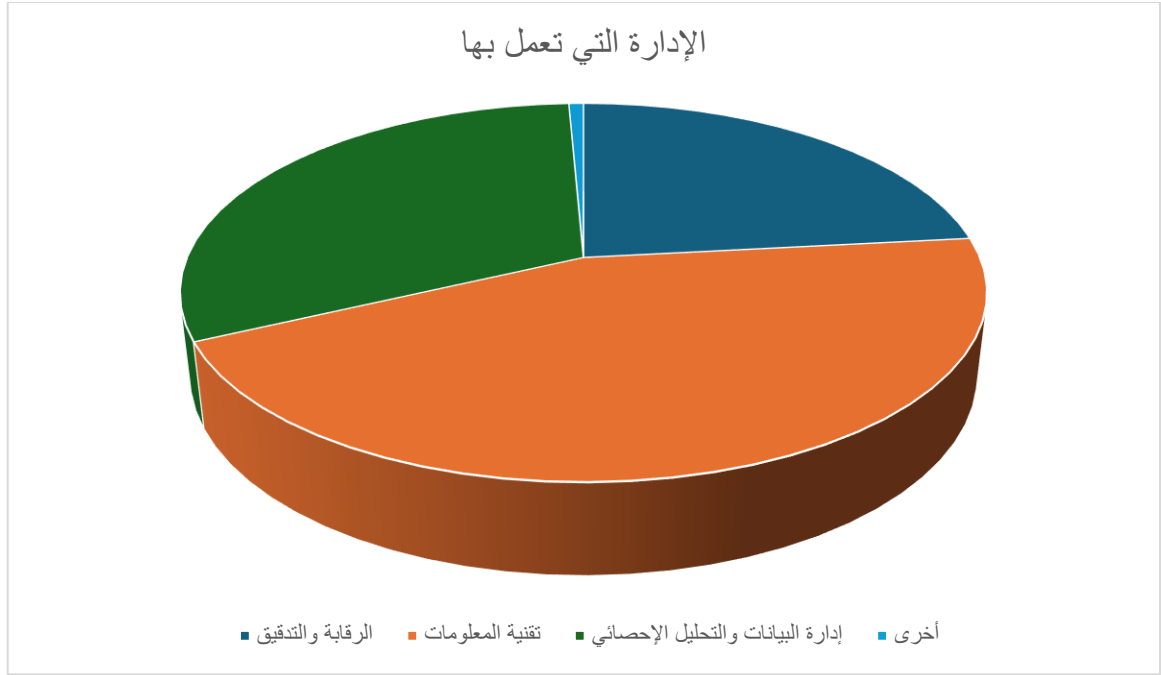
الشكل ٣ توزيع العينة طبقاً لمتغير المسمى الوظيفي

يشير توزيع أفراد العينة وفقاً للمسمى الوظيفي إلى أن النسبة الأكبر من المشاركين في الدراسة كانوا من فئة الموظفين الفنيين، حيث بلغ عددهم ٥٣ فرداً بنسبة ٣٥,٣٪، يليهم المشرفون بنسبة ٢٨,٧٪ بواقع ٤٣ مشاركاً، ثم الموظفون الإداريون بنسبة ٢٥,٣٪ (٣٨ مشاركاً). بينما جاءت فئة المديرين في المرتبة الأخيرة من حيث التمثيل بنسبة ١٠,٧٪ فقط (١٦ مشاركاً).

ث- الإدارة التي تعمل بها

جدول ٤ توزيع العينة طبقاً لمتغير الإدارة التي تعمل بها

النسبة المئوية	التكرار	الإدارة التي تعمل بها
٢٣,٣	٣٥	الرقابة والتدقيق
٤٤,٧	٦٧	تقنية المعلومات
٣١,٣	٤٧	إدارة البيانات والتحليل الإحصائي
٠,٧	١	أخرى
100.0	١٥٠	المجموع



الشكل ٤ توزيع العينة طبقاً لمتغير الإدارة التي تعمل بها

يشير توزيع أفراد العينة وفقاً للإدارة التي يعملون بها إلى أن النسبة الأكبر من المشاركين ينتمون إلى إدارة تقنية المعلومات، حيث بلغ عددهم ٦٧ فرداً بنسبة ٤٤,٧٪ من إجمالي العينة، تليها إدارة البيانات والتحليل الإحصائي بنسبة ٣١,٣٪ بواقع ٤٧ مشاركاً، ثم إدارة الرقابة والتدقيق بنسبة ٢٣,٣٪ (٣٥ مشاركاً). في حين جاءت الفئة "أخرى" في أدنى مستوى تمثيل بنسبة ٠,٧٪ فقط (مشارك واحد).

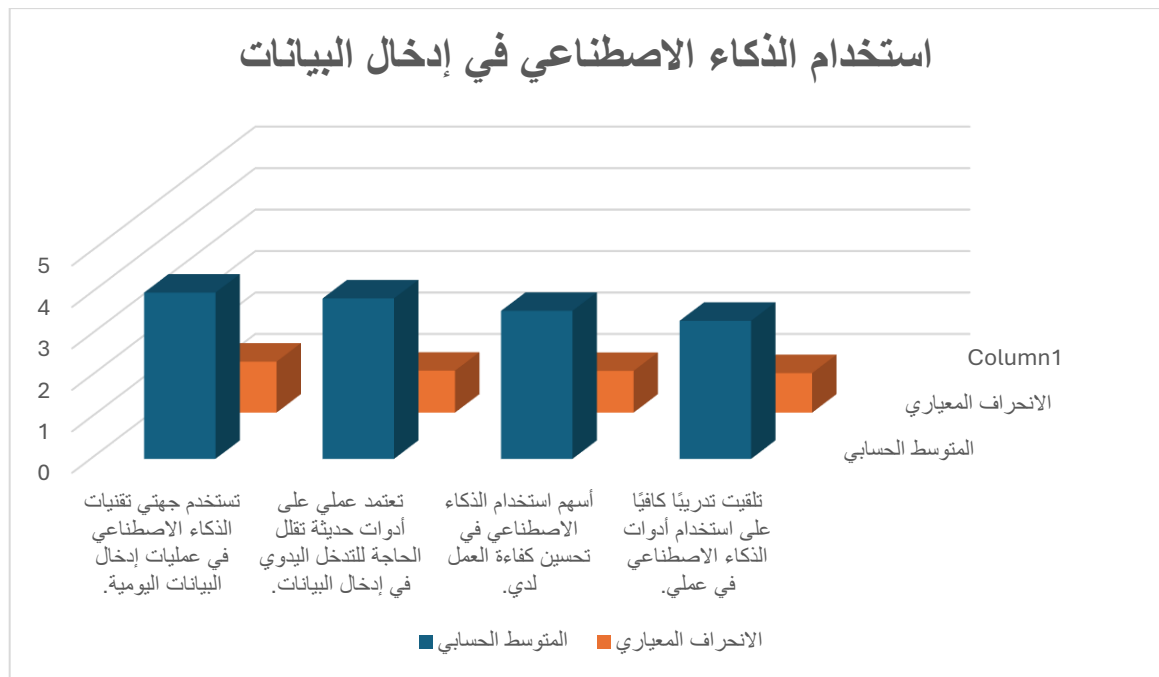
ثانياً: محاور الاستبيان

المحور الأول: استخدام الذكاء الاصطناعي في إدخال البيانات

جدول ٥ المتوسطات الحسابية والانحرافات المعيارية لمحور استخدام الذكاء الاصطناعي في إدخال البيانات

م	استخدام الذكاء الاصطناعي في إدخال البيانات	المتوسط الحسابي	الانحراف المعياري	الاتجاه	الترتيب
١	تستخدم جمتي تقنيات الذكاء الاصطناعي في عمليات إدخال البيانات اليومية.	٤,٠١	١,٢٢٩	أوافق بشدة	١
٢	تعتمد عملي على أدوات حديثة تقلل الحاجة للتدخل اليدوي في إدخال البيانات.	٣,٨٧	١,٠١٢	أوافق	٢

٣	أو افق	١,٠٠٦	٣,٥٧	أسهم استخدام الذكاء الاصطناعي في تحسين كفاءة العمل لدي	٣
٤	أو افق	٠,٩٥٣	٣,٣٣	تلقيت تدريبًا كافيًا على استخدام أدوات الذكاء الاصطناعي في عملي	٤
أو افق		٠,٩١٧٥٧	٣,٦٩٦٧	استخدام الذكاء الاصطناعي في إدخال البيانات	



الشكل ٥ المتوسطات الحسابية والانحرافات المعيارية لمحور استخدام الذكاء الاصطناعي في إدخال البيانات

يتضح من بيانات الجدول الخاص بـ«استخدام الذكاء الاصطناعي في إدخال البيانات» أن أعلى متوسط حسابي سُجِّل للعبارة «تستخدم جهتي تقنيات الذكاء الاصطناعي في عمليات إدخال البيانات اليومية»، حيث بلغ (٤,٠١) بانحراف معياري (١,٢٢٩)، وقد اتجهت آراء المشاركين إلى «أوافق بشدة»، مما يشير إلى انتشار نسبي لاستخدام الذكاء الاصطناعي في هذا النوع من المهام داخل بيئة العمل.

وجاءت في المرتبة الثانية العبارة «تعتمد عملي على أدوات حديثة تقلل الحاجة للتدخل اليدوي في إدخال البيانات» بمتوسط حسابي (٣,٨٧) وانحراف معياري (١,٠١٢)، مع اتجاه

الآراء إلى "أوافق"، مما يعكس إدراكًا إيجابيًا لاستخدام الأدوات الذكية التي تُخفّف من الأعباء اليدوية.

أما العبارة «أسهم استخدام الذكاء الاصطناعي في تحسين كفاءة العمل لدي» فقد جاءت ثالثةً بمتوسط (٣,٥٧) وانحراف معياري (١,٠٠٦)، حيث اتجهت الآراء أيضًا إلى "أوافق"، وهو ما يدل على تقييم إيجابي معتدل لتأثير الذكاء الاصطناعي على الكفاءة الفردية.

وفي المرتبة الأخيرة جاءت العبارة «تلقيت تدريبًا كافيًا على استخدام أدوات الذكاء الاصطناعي في عملي»، بمتوسط (٣,٣٣) وانحراف معياري (٠,٩٥٣)، وهي الأدنى من حيث التقييم، ما يعكس أن مستوى التدريب لا يزال بحاجة إلى تطوير رغم الاتجاه العام نحو الموافقة.

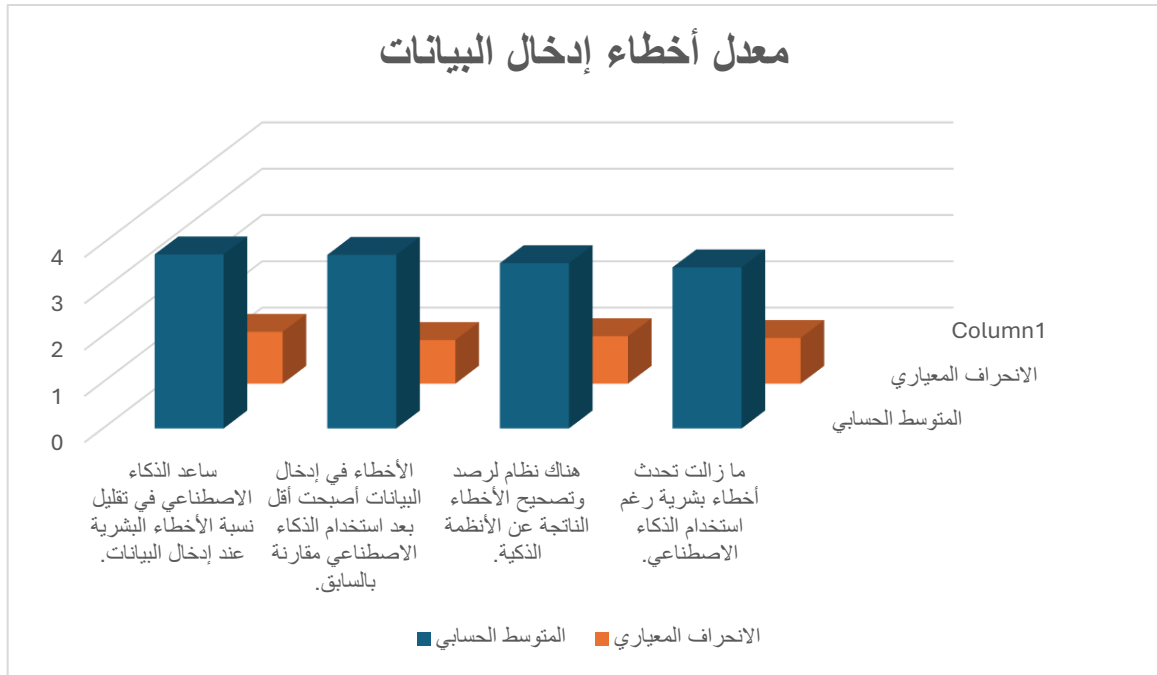
وعلى مستوى البُعد ككل، بلغ المتوسط الحسابي العام (٣,٧٠) بانحراف معياري (٠,٩١٨)، وهو ما يشير إلى اتجاه إيجابي عام من المشاركين نحو استخدام الذكاء الاصطناعي في إدخال البيانات، مع وجود تفاوت نسبي في تقييم بعض الجوانب، لا سيما المتعلقة بالتدريب، والتي قد تمثل نقطة ضعف ينبغي الالتفات إليها عند وضع السياسات التطويرية.

المحور الثاني: معدل أخطاء إدخال البيانات

جدول ٦ المتوسطات الحسابية والانحرافات المعيارية لمحور معدل أخطاء إدخال البيانات

م	معدل أخطاء إدخال البيانات	المتوسط الحسابي	الانحراف المعياري	الاتجاه	الترتيب
١	ساعد الذكاء الاصطناعي في تقليل نسبة الأخطاء البشرية عند إدخال البيانات.	٣,٧٦	١,١٢١	أوافق بشدة	١
٢	الأخطاء في إدخال البيانات أصبحت أقل بعد استخدام الذكاء الاصطناعي مقارنة بالسابق.	٣,٧٥	٠,٩٤٣	أوافق	٢
٣	هناك نظام لرصد وتصحيح الأخطاء الناتجة عن الأنظمة الذكية.	٣,٥٧	١,٠٢٦	أوافق	٣

٤	أوافق	٠,٩٨٨	٣,٤٨	ما زالت تحدث أخطاء بشرية رغم استخدام الذكاء الاصطناعي	٤
أوافق		٠,٨٦٥٨٠	٣,٦٣٨٣	معدل أخطاء إدخال البيانات	



الشكل ٦: المتوسطات الحسابية والانحرافات المعيارية لمعدل أخطاء إدخال البيانات

يتضح من بيانات الجدول الخاص بـ "معدل أخطاء إدخال البيانات" أن العبارة الأعلى تقييماً كانت «ساعد الذكاء الاصطناعي في تقليل نسبة الأخطاء البشرية عند إدخال البيانات»، حيث بلغ متوسطها الحسابي (٣,٧٦) بانحراف معياري (١,١٢١)، واتجهت آراء المشاركين إلى "أوافق بشدة"، مما يدل على إدراك قوي لأثر الذكاء الاصطناعي في خفض معدلات الخطأ البشري.

وجاءت في المرتبة الثانية العبارة «الأخطاء في إدخال البيانات أصبحت أقل بعد استخدام الذكاء الاصطناعي مقارنة بالسابق» بمتوسط (٣,٧٥) وانحراف معياري (٠,٩٤٣)، مع اتجاه المشاركين إلى "أوافق"، وهو ما يعزز النتيجة السابقة ويؤكد وجود تحسن ملحوظ في جودة إدخال البيانات بعد تطبيق أدوات الذكاء الاصطناعي.

أما العبارة «هناك نظام لرصد وتصحيح الأخطاء الناتجة عن الأنظمة الذكية» فقد جاءت في المرتبة الثالثة بمتوسط (٣,٥٧) وانحراف معياري (١,٠٢٦)، وتشير إلى موافقة المشاركين على وجود آليات

رقابية داعمة، وهو ما يُعزّز من مصداقية أنظمة الذكاء الاصطناعي ويقلّل من آثار الأخطاء التقنية المحتملة.

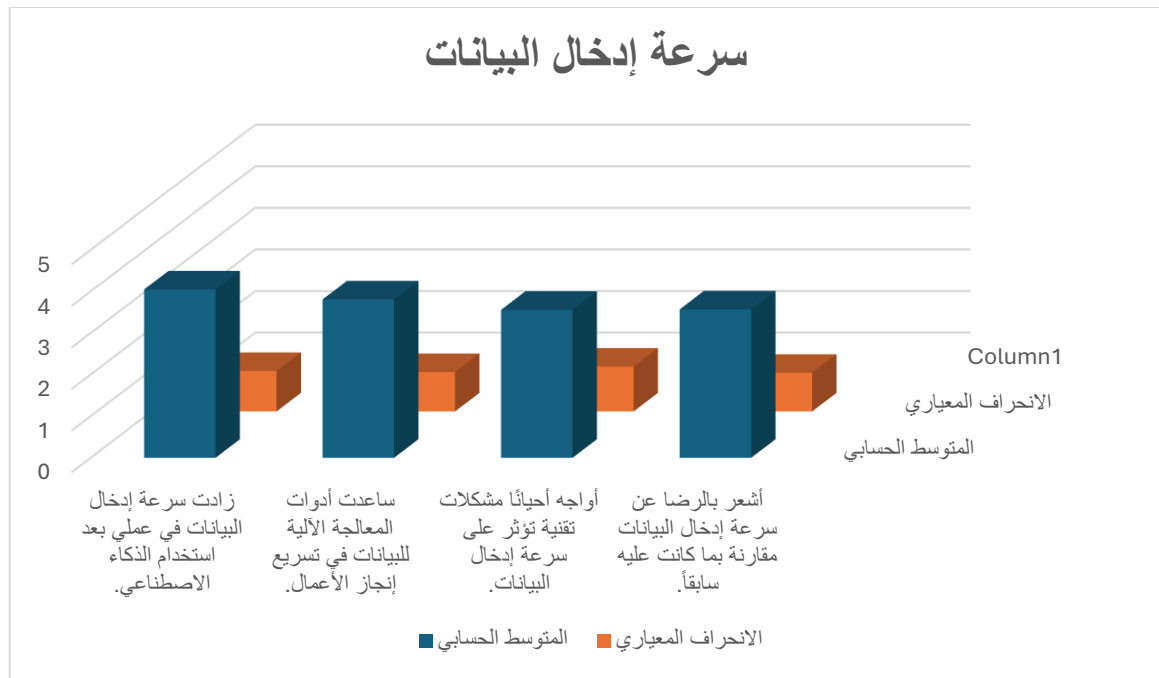
في المرتبة الأخيرة جاءت العبارة «ما زالت تحدث أخطاء بشرية رغم استخدام الذكاء الاصطناعي»، بمتوسط (٣,٤٨) وانحراف معياري (٠,٩٨٨)، وهي وإن عبّرت عن استمرار بعض المشكلات، فإن اتجاه الآراء نحو "أوافق" يشير إلى وعي واقعي بأن استخدام التكنولوجيا لا يلغي تمامًا احتمالية الخطأ، لكنه يحدّ منها بشكل ملحوظ.

وعلى مستوى البعد ككل، بلغ المتوسط الحسابي العام (٣,٦٤) بانحراف معياري (٠,٨٦٦)، ما يعكس اتفاقًا عامًا من المشاركين على فعالية الذكاء الاصطناعي في تقليل أخطاء إدخال البيانات، مع وجود وعي بأن هذه التقنية تحتاج إلى أنظمة متابعة وتصحيح لضمان أعلى مستويات الدقة.

المحور الثالث: سرعة إدخال البيانات

جدول ٧ المتوسطات الحسابية والانحرافات المعيارية لمحور سرعة إدخال البيانات

م	سرعة إدخال البيانات	المتوسط الحسابي	الانحراف المعياري	الاتجاه	الترتيب
١	زادت سرعة إدخال البيانات في عملي بعد استخدام الذكاء الاصطناعي.	٤,٠٥	٠,٩٧٢	أوافق	١
٢	ساعدت أدوات المعالجة الآلية للبيانات في تسريع إنجاز الأعمال.	٣,٨١	٠,٩٤٦	أوافق	٢
٣	أواجه أحيانًا مشكلات تقنية تؤثر على سرعة إدخال البيانات.	٣,٥٦	١,٠٧٧	أوافق	٤
٤	أشعر بالرضا عن سرعة إدخال البيانات مقارنة بما كانت عليه سابقاً.	٣,٥٧	٠,٩٣٠	أوافق	٣
سرعة إدخال البيانات		٣,٧٤٥٠	٠,٨٣٠٦٦	أوافق	



الشكل ٧ المتوسطات الحسابية والانحرافات المعيارية لمحوّر سرعة إدخال البيانات

يتضح من بيانات الجدول الخاص بـ «سرعة إدخال البيانات» أن العبارة الأعلى تقييماً كانت «زادت سرعة إدخال البيانات في عملي بعد استخدام الذكاء الاصطناعي»، حيث بلغ متوسطها الحسابي (٤,٠٥) بانحراف معياري (٠,٩٧٢)، واتجهت آراء المشاركين إلى «أوافق»، مما يشير إلى إدراك واضح لتحسن سرعة الأداء نتيجة لاستخدام تقنيات الذكاء الاصطناعي.

وجاءت في المرتبة الثانية العبارة «ساعدت أدوات المعالجة الآلية للبيانات في تسريع إنجاز الأعمال» بمتوسط حسابي (٣,٨١) وانحراف معياري (٠,٩٤٦)، مع اتجاه المشاركين إلى «أوافق»، وهو ما يدعم الفكرة العامة بأن الأتمتة ساعدت في تسريع العمليات اليومية.

أما العبارة «أشعر بالرضا عن سرعة إدخال البيانات مقارنة بما كانت عليه سابقاً» فجاءت في المرتبة الثالثة بمتوسط (٣,٥٧) وانحراف معياري (٠,٩٣٠)، وهو تقييم إيجابي يعكس رضا نسبي لدى المشاركين عن التحسن الذي طرأ على الأداء.

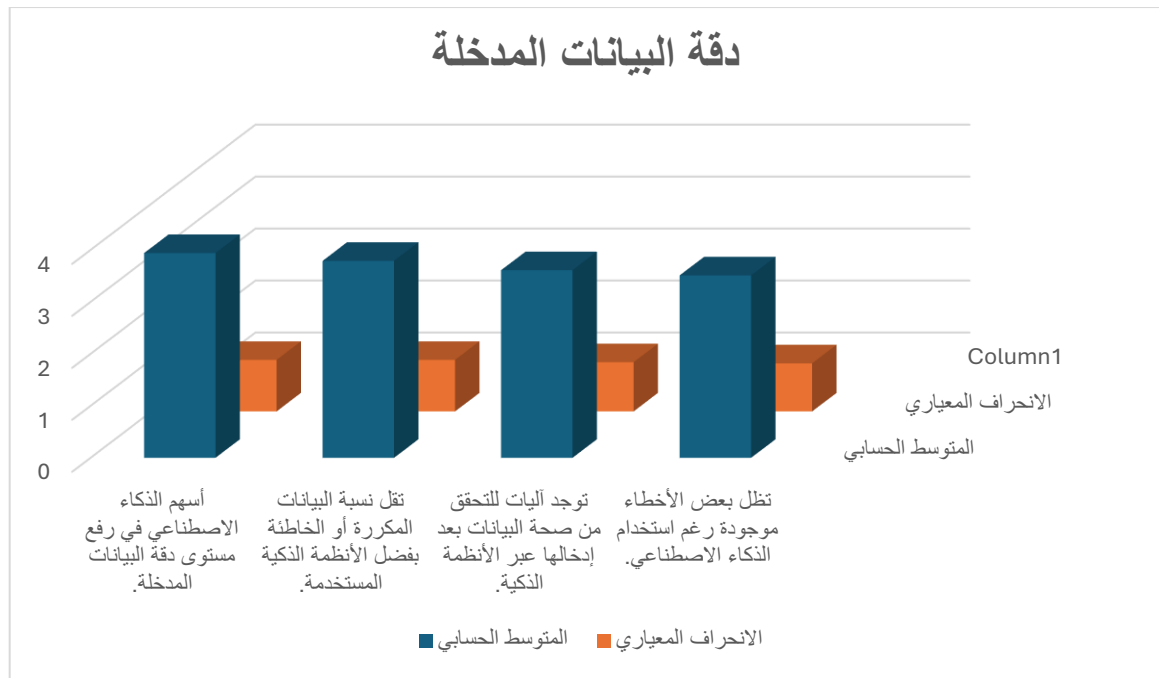
وفي المرتبة الأخيرة جاءت العبارة «أواجه أحياناً مشكلات تقنية تؤثر على سرعة إدخال البيانات» بمتوسط (٣,٥٦) وانحراف معياري (١,٠٧٧)، ومع أن المشاركين وافقوا على وجود بعض التحديات التقنية، إلا أن ذلك لا يبدو أنه يعيق الاستفادة العامة من الذكاء الاصطناعي في تسريع العمل.

وعلى مستوى البعد ككل، بلغ المتوسط الحسابي العام (٣,٧٥) بانحراف معياري (٠,٨٣١)، ما يدل على اتجاه إيجابي عام لدى المشاركين نحو تأثير الذكاء الاصطناعي في تعزيز سرعة إدخال البيانات، مع إدراك محدود للمشكلات التقنية التي قد تعوق هذا التحسن أحياناً، لكنها لا تقلل من الفعالية العامة.

المحور الرابع: دقة البيانات المدخلة

جدول ٨ المتوسطات الحسابية والانحرافات المعيارية لمحور دقة البيانات المدخلة

م	دقة البيانات المدخلة	المتوسط الحسابي	الانحراف المعياري	الاتجاه	الترتيب
١	أسهم الذكاء الاصطناعي في رفع مستوى دقة البيانات المدخلة.	٣,٩٤	٠,٩٩١	أوافق	١
٢	تقل نسبة البيانات المكررة أو الخاطئة بفضل الأنظمة الذكية المستخدمة.	٣,٧٩	٠,٩٩٢	أوافق بشدة	٢
٣	توجد آليات للتحقق من صحة البيانات بعد إدخالها عبر الأنظمة الذكية.	٣,٦١	٠,٩٤٧	أوافق	٣
٤	تظل بعض الأخطاء موجودة رغم استخدام الذكاء الاصطناعي.	٣,٥١	٠,٩٢٥	أوافق	٤
	دقة البيانات المدخلة	٣,٧١٣٣	٠,٨٠٨٦١	أوافق	



الشكل ٨ المتوسطات الحسابية والانحرافات المعيارية لمحور دقة البيانات المدخلة

يتضح من بيانات الجدول الخاص بـ "دقة البيانات المدخلة" أن العبارة الأعلى تقييماً كانت «أسهم الذكاء الاصطناعي في رفع مستوى دقة البيانات المدخلة»، حيث بلغ متوسطها الحسابي (٣,٩٤) بانحراف معياري (٠,٩٩١)، وقد اتجهت آراء المشاركين إلى "أوافق"، مما يشير إلى إدراك واضح لدور الذكاء الاصطناعي في تحسين دقة البيانات وجودتها.

وجاءت في المرتبة الثانية العبارة «تقل نسبة البيانات المكررة أو الخاطئة بفضل الأنظمة الذكية المستخدمة»، بمتوسط (٣,٧٩) وانحراف معياري (٠,٩٩٢)، مع اتجاه الآراء إلى "أوافق بشدة"، وهو ما يعكس ثقة المشاركين في فعالية الأنظمة الذكية في تقليل التكرار والأخطاء.

أما العبارة «توجد آليات للتحقق من صحة البيانات بعد إدخالها عبر الأنظمة الذكية» فقد جاءت في المرتبة الثالثة بمتوسط (٣,٦١) وانحراف معياري (٠,٩٤٧)، مع اتجاه الآراء إلى "أوافق"، مما يشير إلى توفر إجراءات داعمة لضمان دقة البيانات بعد الإدخال.

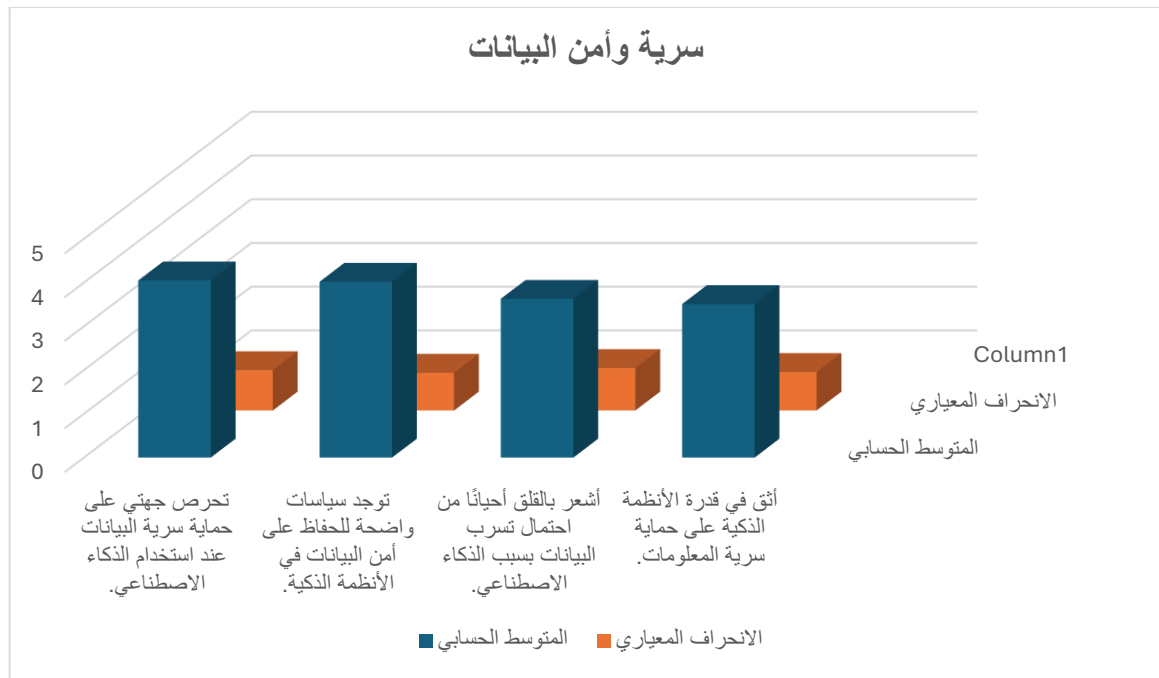
وفي المرتبة الأخيرة جاءت العبارة «تظل بعض الأخطاء موجودة رغم استخدام الذكاء الاصطناعي» بمتوسط (٣,٥١) وانحراف معياري (٠,٩٢٥)، وهو ما يدل على وجود قدر من الواقعية لدى المشاركين في تقييم إمكانيات الذكاء الاصطناعي، حيث يُقرّون بأن بعض الأخطاء لا تزال قائمة، رغم التحسن العام في الدقة.

وعلى مستوى البعد ككل، بلغ المتوسط الحسابي العام (٣,٧١) بانحراف معياري (٠,٨٠٩)، ما يعكس اتفاقاً عاماً من المشاركين على أن الذكاء الاصطناعي يسهم بفعالية في رفع دقة البيانات المدخلة، مع وجود إدراك محدود لبعض التحديات المتبقية، والتي لا تقلل من الإيجابية العامة للتجربة.

المحور الخامس: سرية وأمن البيانات

جدول ٩ المتوسطات الحسابية والانحرافات المعيارية سرية وأمن البيانات

م	سرية وأمن البيانات	المتوسط الحسابي	الانحراف المعياري	الاتجاه	الترتيب
١	تحرص جهتي على حماية سرية البيانات عند استخدام الذكاء الاصطناعي.	٤,٠٥	٠,٩٢٢	أوافق بشدة	١
٢	توجد سياسات واضحة للحفاظ على أمن البيانات في الأنظمة الذكية.	٤,٠٢	٠,٨٦٣	أوافق	٢
٣	أشعر بالقلق أحياناً من احتمال تسرب البيانات بسبب الذكاء الاصطناعي.	٣,٦٣	٠,٩٧٢	أوافق	٣
٤	أثق في قدرة الأنظمة الذكية على حماية سرية المعلومات.	٣,٥١	٠,٨٨٠	أوافق	٤
	سرية وأمن البيانات	٣,٨٠١٧	٠,٧٦٧٠٣	أوافق	



الشكل ٩ المتوسطات الحسابية والانحرافات المعيارية لسرية وأمن البيانات

يتضح من بيانات الجدول الخاص بـ "أمن البيانات وسريتها عند استخدام الذكاء الاصطناعي" أن أعلى متوسط حسابي سُجِّل للعبارة «تحرص جهتي على حماية سرية البيانات عند استخدام الذكاء الاصطناعي»، حيث بلغ (٤,٠٥) بانحراف معياري (٠,٩٢٢)، وقد اتجهت آراء المشاركين إلى "أوافق بشدة"، ما يعكس ثقة عالية في التزام الجهة بحماية المعلومات عند استخدام هذه التقنية.

وجاءت في المرتبة الثانية العبارة «توجد سياسات واضحة للحفاظ على أمن البيانات في الأنظمة الذكية» بمتوسط (٤,٠٢) وانحراف معياري (٠,٨٦٣)، مع اتجاه الآراء إلى "أوافق"، وهو ما يشير إلى وضوح الأطر التنظيمية والسياسات المعتمدة في هذا الشأن.

أما العبارة «أشعر بالقلق أحياناً من احتمال تسرب البيانات بسبب الذكاء الاصطناعي» فقد جاءت في المرتبة الثالثة بمتوسط (٣,٦٣) وانحراف معياري (٠,٩٧٢)، مما يعكس نوعاً من القلق المشروع لدى بعض المشاركين، بالرغم من الإيجابية العامة تجاه الأمان المعلوماتي.

في المرتبة الأخيرة جاءت العبارة «أثق في قدرة الأنظمة الذكية على حماية سرية المعلومات»، بمتوسط (٣,٥١) وانحراف معياري (٠,٨٨٠)، ومع أن التوجه العام هو نحو الموافقة، إلا أن انخفاض المتوسط مقارنة بالعبارات السابقة قد يُشير إلى وجود تفاوت في مستوى الثقة التقنية بين المشاركين.

وعلى مستوى البُعد ككل، بلغ المتوسط الحسابي العام (٣,٨٠) بانحراف معياري (٠,٧٦٧)، ما يدل على اتجاه إيجابي قوي نحو فعالية الذكاء الاصطناعي في الحفاظ على أمن البيانات وسريتها، مع بقاء بعض المخاوف المحدودة التي قد تتطلب مزيداً من التوعية أو التطوير في الجوانب الأمنية.



الفصل الخامس:

مناقشة النتائج والتوصيات

النتائج

نتيجة الفرضية الرئيسية الأولى: "لا توجد علاقة ذات دلالة إحصائية بين الذكاء الاصطناعي في تحسين دقة إدخال البيانات وتعزيز كفاءة الأداء في الجهات الإشرافية بقطاع وزارة الصحة بالرياض في المملكة العربية السعودية.

الفروض الفرعية:

١. "لا توجد علاقة ذات دلالة إحصائية بين الذكاء الاصطناعي في تحسين دقة إدخال البيانات و معدل أخطاء إدخال البيانات في الجهات الإشرافية بقطاع وزارة الصحة بالرياض في المملكة العربية السعودية

جدول 10 العلاقة بين الذكاء الاصطناعي في تحسين دقة إدخال البيانات و معدل أخطاء إدخال البيانات

Model Summary

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate	Change Statistics				Sig. F Change
					R Square Change	F Change	df1	df2	
1	.862 ^a	.742	.741	.44103	.742	426.225	1	148	.000

a. Predictors: (Constant), البيانات_ ادخال_ في_ الاصطناعي_ الذكاء

ANOVA^a

Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	82.905	1	82.905	426.225	.000 ^b
	Residual	28.787	148	.195		
	Total	111.692	149			

a. Dependent Variable: البيانات_ ادخال_ اخطاء

b. Predictors: (Constant), البيانات_ ادخال_ في_ الاصطناعي_ الذكاء

Coefficients^a

Model		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.
		B	Std. Error	Beta		
1	(Constant)	.633	.150		4.223	.000
	البيانات_ ادخال_ في_ الاصطناعي_ الذكاء	.813	.039	.862	20.645	.000

a. Dependent Variable: البيانات_ ادخال_ اخطاء

تشير نتائج التحليل الإحصائي إلى وجود علاقة قوية وذات دلالة إحصائية بين استخدام الذكاء الاصطناعي في إدخال البيانات ومعدل أخطاء إدخال البيانات في الجهات الإشرافية بقطاع وزارة الصحة

بالرياض. حيث أظهرت نتائج الانحدار البسيط أن قيمة معامل الارتباط (R) بلغت 0.862، وهي تشير إلى علاقة ارتباط قوية بين المتغيرين. كما أوضح معامل التحديد (R Square) أن 74.2% من التغير في معدل الأخطاء يمكن تفسيره من خلال استخدام الذكاء الاصطناعي، وهو ما يعكس تأثيراً واضحاً لهذا الاستخدام في خفض معدلات الخطأ.

وبالرجوع إلى نتائج اختبار ANOVA، فقد تبين أن النموذج دال إحصائياً، حيث بلغت قيمة (F) 426.225 عند مستوى دلالة 0.000، مما يؤكد معنوية العلاقة. كما أظهر جدول المعاملات أن قيمة معامل الانحدار (B) بلغت 0.813، وهي قيمة موجبة ودالة إحصائياً (Sig = 0.000)، ما يعني أنه كلما زاد استخدام الذكاء الاصطناعي في إدخال البيانات، انخفض معدل الأخطاء بشكل ملموس. وبالتالي، فإن هذه النتائج تنفي الفرضية الصفرية التي تقول بعدم وجود علاقة دالة، وتدعم الفرضية البديلة القائلة بوجود علاقة ذات دلالة إحصائية بين المتغيرين.

٢. "لا توجد علاقة ذات دلالة إحصائية بين الذكاء الاصطناعي في تحسين دقة إدخال البيانات و سرعة إدخال البيانات في الجهات الإشرافية بقطاع وزارة الصحة بالرياض في المملكة العربية السعودية

جدول 11 العلاقة بين الذكاء الاصطناعي في تحسين دقة إدخال البيانات و سرعة إدخال البيانات

Model Summary									
		R	Adjusted R	Std. Error	R Square	Change Statistics			Sig. F
Model	R	Square	Square	of the	Change	F	df1	df2	Change
				Estimate					
1	.820 ^a	.672	.670	.47745	.672	302.996	1	148	.000

a. Predictors: (Constant), الذكاء الاصطناعي_ إدخال_ في_ البيانات_ سرعة إدخال_ البيانات

ANOVA ^a						
Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	69.071	1	69.071	302.996	.000 ^b
	Residual	33.738	148	.228		
	Total	102.809	149			

a. Dependent Variable: البيانات_ إدخال_ سرعة

b. Predictors: (Constant), الذكاء الاصطناعي_ إدخال_ في_ البيانات_ سرعة إدخال_ البيانات

Coefficients^a

Model	Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.
	B	Std. Error	Beta		
1	(Constant)	1.002	.162	6.173	.000
	البيانات إدخال في الاصطناعي الذكاء	.742	.043	17.407	.000

a. Dependent Variable: البيانات إدخال سرعة

تشير نتائج التحليل الإحصائي إلى وجود علاقة قوية وذات دلالة إحصائية بين استخدام الذكاء الاصطناعي في إدخال البيانات وسرعة إدخال البيانات في الجهات الإشرافية بقطاع وزارة الصحة بالرياض. حيث أظهر نموذج الانحدار البسيط أن قيمة معامل الارتباط (R) بلغت 0.820، مما يدل على وجود علاقة ارتباط قوية بين المتغيرين، بينما بلغ معامل التحديد (R Square) 0.672، وهو ما يعني أن 67.2% من التباين في سرعة إدخال البيانات يمكن تفسيره من خلال استخدام الذكاء الاصطناعي.

كما بيّنت نتائج اختبار ANOVA أن النموذج الإحصائي دال بدرجة عالية، حيث بلغت قيمة (F) 302.996 عند مستوى دلالة 0.000، مما يشير إلى وجود علاقة خطية معنوية بين المتغيرين.

وفيما يتعلق بجدول المعاملات (Coefficients)، أظهرت النتائج أن معامل الانحدار غير المعياري (B) بلغ 0.742، وهو دال إحصائيًا عند مستوى معنوية (Sig = 0.000)، ما يعني أن كل زيادة بمقدار وحدة واحدة في استخدام الذكاء الاصطناعي تقابلها زيادة قدرها 0.742 في سرعة إدخال البيانات.

وبذلك، تُرفض الفرضية الصفرية التي تنفي وجود علاقة، وتُقبل الفرضية البديلة التي تؤكد وجود علاقة ذات دلالة إحصائية موجبة بين استخدام الذكاء الاصطناعي وسرعة إدخال البيانات، مما يعكس أثرًا واضحًا وفعالاً لهذه التقنية في تحسين الكفاءة الزمنية لعمليات الإدخال.

٣. "لا توجد علاقة ذات دلالة إحصائية بين الذكاء الاصطناعي في تحسين دقة إدخال البيانات و دقة البيانات المدخلة في الجهات الإشرافية بقطاع وزارة الصحة بالرياض في المملكة العربية السعودية

جدول 12 العلاقة بين الذكاء الاصطناعي في تحسين دقة إدخال البيانات و دقة البيانات المدخلة

Model Summary									
Model	R	R	Adjusted R	Std. Error	R Square	Change Statistics			Sig. F
		Square	Square	of the	Change	F	df1	df2	
				Estimate		Change			Change
1	.715 ^a	.511	.508	.56741	.511	154.597	1	148	.000

a. Predictors: (Constant), البيانات_ادخال_في_الاصطناعي_الذكاء

ANOVA^a

Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	49.774	1	49.774	154.597	.000 ^b
	Residual	47.650	148	.322		
	Total	97.423	149			

a. Dependent Variable: المدخلة_البيانات_دقة

b. Predictors: (Constant), البيانات_ادخال_في_الاصطناعي_الذكاء

Coefficients^a

Model		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.
		B	Std. Error	Beta		
1	(Constant)	1.385	.193		7.178	.000
	البيانات_ادخال_في_الاصطناعي_الذكاء	.630	.051	.715	12.434	.000

a. Dependent Variable: المدخلة_البيانات_دقة

تشير نتائج التحليل الإحصائي إلى وجود علاقة ذات دلالة إحصائية بين استخدام الذكاء الاصطناعي في إدخال البيانات ودقة البيانات المدخلة في الجهات الإشرافية بقطاع وزارة الصحة بمدينة الرياض. حيث أظهرت نتائج الانحدار البسيط أن معامل الارتباط (R) بلغ 0.715، مما يدل على وجود علاقة ارتباط قوية نسبياً بين المتغيرين، وبلغ معامل التحديد (R Square) 0.511، ما يعني أن نحو ٥١,١٪ من التغير في دقة البيانات المدخلة يُمكن تفسيره من خلال استخدام الذكاء الاصطناعي، وهي نسبة توضح تأثيراً متوسطاً إلى مرتفع.

وقد أكدت نتائج اختبار ANOVA معنوية النموذج الإحصائي، حيث بلغت قيمة (F) 154.597 عند مستوى دلالة 0.000، وهي أقل من ٠,٠٥، مما يشير إلى دلالة إحصائية قوية للعلاقة بين المتغيرين.

أما في جدول المعاملات (Coefficients)، فقد بلغ معامل الانحدار غير المعياري (B) 0.630، وهو دال إحصائياً عند مستوى معنوية (Sig = 0.000)، ويُشير إلى أنه كلما زاد استخدام الذكاء الاصطناعي في إدخال البيانات بمقدار وحدة واحدة، زادت دقة البيانات المدخلة بمقدار ٠,٦٣٠.

وبناءً عليه، تُرفض الفرضية الصفرية القائلة بعدم وجود علاقة ذات دلالة إحصائية، وتُقبل الفرضية البديلة التي تؤكد أن استخدام الذكاء الاصطناعي يسهم بشكل فعال في تحسين دقة البيانات المدخلة في الجهات الإشرافية بوزارة الصحة، مما يعكس أهمية هذه التقنية في دعم جودة العمليات المعلوماتية.

٤. "لا توجد علاقة ذات دلالة إحصائية بين الذكاء الاصطناعي في تحسين دقة إدخال البيانات و سرية وأمن البيانات في الجهات الإشرافية بقطاع وزارة الصحة بالرياض في المملكة العربية السعودية

جدول 13 العلاقة بين الذكاء الاصطناعي في تحسين دقة إدخال البيانات و سرية وأمن البيانات

Model Summary									
Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate	R Square Change	F Change	df1	df2	Sig. F Change
1	.660 ^a	.435	.431	.57850	.435	113.940	1	148	.000

a. Predictors: (Constant), البيانات_ادخال_في_الاصطناعي_الذكاء

ANOVA ^a						
Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	38.132	1	38.132	113.940	.000 ^b
	Residual	49.530	148	.335		
	Total	87.662	149			

a. Dependent Variable: البيانات_وامن_سرية

b. Predictors: (Constant), البيانات_ادخال_في_الاصطناعي_الذكاء

Coefficients ^a					
Model		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	
		B	Std. Error	Beta	t
1	(Constant)	1.764	.197		8.966
	البيانات ادخال في الاصطناعي الذكاء	.551	.052	.660	10.674

a. Dependent Variable: البيانات_وامن_سرية

تشير نتائج التحليل الإحصائي إلى وجود علاقة ذات دلالة إحصائية بين استخدام الذكاء الاصطناعي في إدخال البيانات وسرية وأمن البيانات في الجهات الإشرافية بقطاع وزارة الصحة بالرياض. حيث بلغ معامل الارتباط (R) قيمة قدرها 0.660، مما يدل على وجود علاقة ارتباط متوسطة إلى قوية بين المتغيرين، كما بلغ معامل التحديد (R Square) 0.435، أي أن 43.5% من التباين في مستوى سرية وأمن البيانات يمكن تفسيره من خلال استخدام تقنيات الذكاء الاصطناعي في إدخال البيانات.

وقد أكدت نتائج اختبار ANOVA معنوية النموذج الإحصائي، حيث بلغت قيمة (F) 113.940 عند مستوى دلالة 0.000، وهو ما يشير إلى وجود علاقة خطية دالة إحصائياً بين المتغيرين. كما أظهرت نتائج معامل الانحدار أن قيمة (B) بلغت 0.551، وكانت دالة إحصائياً (Sig = 0.000)، مما يعني أن كلما زاد استخدام الذكاء الاصطناعي بمقدار وحدة واحدة، ارتفع مستوى سرية وأمن البيانات بمقدار 0.551.

وبناءً على هذه النتائج، تُرفض الفرضية الصفريّة القائلة بعدم وجود علاقة ذات دلالة إحصائية، وتُقبل الفرضية البديلة التي تفيد بوجود علاقة إيجابية معنوية بين استخدام الذكاء الاصطناعي وتعزيز سرية وأمن البيانات، مما يعكس دور هذه التقنية في دعم جوانب الحماية والخصوصية المعلوماتية داخل بيئة العمل.

نتيجة الفرضية الرئيسية الثانية: "لا توجد فروق ذات دلالة إحصائية في فعالية استخدام الذكاء الاصطناعي في تقليل الأخطاء تعزى إلى المتغيرات الديموغرافية (الجنس، عدد سنوات الخبرة، المسمى الوظيفي)".

جدول 14 الفروق في فعالية استخدام الذكاء الاصطناعي في تقليل الأخطاء تعزى إلى المتغيرات الديموغرافية (الجنس، عدد سنوات الخبرة، المسمى الوظيفي).

Descriptives									
		N	Mean	Std. Deviation	Std. Error	95% Confidence Interval for Mean		Minimum	Maximum
						Lower Bound	Upper Bound		
البيانات: الأول القسم الديموغرافية الجنس:	1.25	1	1.00	.	.	.	.	1	1
	1.50	1	2.00	.	.	.	.	2	2
	1.75	2	1.00	.000	.000	1.00	1.00	1	1
	2.00	4	1.00	.000	.000	1.00	1.00	1	1
	2.25	11	1.18	.405	.122	.91	1.45	1	2
	2.50	9	1.00	.000	.000	1.00	1.00	1	1
	2.75	5	1.20	.447	.200	.64	1.76	1	2
	3.00	6	1.00	.000	.000	1.00	1.00	1	1
	3.25	10	1.20	.422	.133	.90	1.50	1	2
	3.50	15	1.33	.488	.126	1.06	1.60	1	2
	3.75	10	1.30	.483	.153	.95	1.65	1	2
	4.00	11	1.55	.522	.157	1.19	1.90	1	2
	4.25	12	1.33	.492	.142	1.02	1.65	1	2
	4.50	40	1.58	.501	.079	1.41	1.74	1	2
	4.75	5	1.20	.447	.200	.64	1.76	1	2

	5.00	8	1.25	.463	.164	.86	1.64	1	2
	Total	150	1.33	.473	.039	1.26	1.41	1	2
الخبرة سنوات عدد	1.25	1	1.00	.	.	.	.	1	1
	1.50	1	4.00	.	.	.	.	4	4
	1.75	2	2.50	2.121	1.500	-16.56	21.56	1	4
	2.00	4	2.50	1.291	.645	.45	4.55	1	4
	2.25	11	1.91	.831	.251	1.35	2.47	1	3
	2.50	9	2.11	1.054	.351	1.30	2.92	1	4
	2.75	5	2.00	1.225	.548	.48	3.52	1	4
	3.00	6	2.67	1.033	.422	1.58	3.75	1	4
	3.25	10	2.00	.816	.258	1.42	2.58	1	3
	3.50	14	2.14	.949	.254	1.59	2.69	1	4
	3.75	10	2.30	.483	.153	1.95	2.65	2	3
	4.00	11	2.00	1.183	.357	1.21	2.79	1	4
	4.25	12	2.00	.853	.246	1.46	2.54	1	3
	4.50	40	2.23	.920	.145	1.93	2.52	1	4
	4.75	5	1.20	.447	.200	.64	1.76	1	2
	5.00	8	2.50	.926	.327	1.73	3.27	1	4
	Total	149	2.15	.947	.078	1.99	2.30	1	4
الوظيفي المسمى:	1.25	1	1.00	.	.	.	.	1	1
	1.50	1	4.00	.	.	.	.	4	4
	1.75	2	2.00	1.414	1.000	-10.71	14.71	1	3
	2.00	4	2.00	1.414	.707	-.25	4.25	1	4
	2.25	11	2.00	.775	.234	1.48	2.52	1	3
	2.50	9	2.22	.972	.324	1.48	2.97	1	4
	2.75	5	2.00	1.000	.447	.76	3.24	1	3
	3.00	6	3.33	.516	.211	2.79	3.88	3	4
	3.25	10	2.40	.966	.306	1.71	3.09	1	4
	3.50	15	2.13	.834	.215	1.67	2.60	1	4
	3.75	10	2.50	.707	.224	1.99	3.01	2	4
	4.00	11	2.45	1.214	.366	1.64	3.27	1	4
	4.25	12	2.33	.985	.284	1.71	2.96	1	4
	4.50	40	2.18	.931	.147	1.88	2.47	1	4
	4.75	5	1.80	.447	.200	1.24	2.36	1	2
	5.00	8	2.00	1.195	.423	1.00	3.00	1	4
	Total	150	2.25	.955	.078	2.09	2.40	1	4
بها تعمل التي الإدارة	1.25	1	2.00	.	.	.	.	2	2
	1.50	1	3.00	.	.	.	.	3	3
	1.75	2	2.50	.707	.500	-3.85	8.85	2	3
	2.00	4	1.75	.957	.479	.23	3.27	1	3

	2.25	11	1.73	.786	.237	1.20	2.26	1	3
	2.50	9	2.22	.667	.222	1.71	2.73	1	3
	2.75	5	2.40	.548	.245	1.72	3.08	2	3
	3.00	6	2.17	.983	.401	1.13	3.20	1	3
	3.25	10	2.00	.471	.149	1.66	2.34	1	3
	3.50	15	2.20	.676	.175	1.83	2.57	1	3
	3.75	10	2.30	.675	.213	1.82	2.78	1	3
	4.00	11	2.18	.874	.263	1.59	2.77	1	3
	4.25	12	2.33	.778	.225	1.84	2.83	1	3
	4.50	40	1.83	.747	.118	1.59	2.06	1	3
	4.75	5	2.60	.548	.245	1.92	3.28	2	3
	5.00	8	2.38	.916	.324	1.61	3.14	1	4
	Total	150	2.09	.754	.062	1.97	2.21	1	4

ANOVA

		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
البيانات: الأول القسم الديموغرافية الجنس:	Between Groups	6.395	15	.426	2.121	.012
	Within Groups	26.939	134	.201		
	Total	33.333	149			
الخبرة سنوات عدد:	Between Groups	14.531	15	.969	1.090	.372
	Within Groups	118.221	133	.889		
	Total	132.752	148			
الوظيفي المسمى:	Between Groups	16.382	15	1.092	1.225	.261
	Within Groups	119.491	134	.892		
	Total	135.873	149			
بها تعمل التي الإدارة	Between Groups	10.020	15	.668	1.199	.280
	Within Groups	74.674	134	.557		
	Total	84.693	149			

تشير نتائج اختبار الفرضية الرئيسية الثانية إلى أنه لا توجد فروق ذات دلالة إحصائية في فعالية استخدام الذكاء الاصطناعي في تقليل الأخطاء تعزى إلى معظم المتغيرات الديموغرافية، باستثناء متغير واحد. فقد أظهرت نتائج اختبار ANOVA أن متغير الجنس كان له تأثير دال إحصائيًا، حيث بلغت قيمة $F(2, 121) = 2.121$ عند مستوى دلالة 0.012، وهو أقل من مستوى الدلالة المعتمد (0.05)، مما يشير إلى وجود فروق ذات دلالة إحصائية في فعالية استخدام الذكاء الاصطناعي في تقليل الأخطاء تعزى لاختلاف الجنس.

في المقابل، لم تكن الفروق دالة إحصائيًا بالنسبة لبقية المتغيرات؛ إذ بلغت قيمة (F) لمتغير عدد سنوات الخبرة 1.090 عند دلالة 0.372، و 1.225 للمسمى الوظيفي عند دلالة 0.261، و 1.199 للإدارة التي يعمل بها الموظف عند دلالة 0.280، وهي جميعها أكبر من 0.05.

وبناءً عليه، تُرفض الفرضية الصفرية جزئيًا بالنسبة لمتغير الجنس فقط، وتُقبل بالنسبة للمتغيرات الأخرى، مما يعني أن الجنس يشكل عاملاً مؤثرًا في تصورات الموظفين حول فعالية الذكاء الاصطناعي في تقليل الأخطاء، في حين أن الخبرة، والمسمى الوظيفي، والإدارة لا تمثل عوامل فارقة في هذا السياق.

المراجع

المراجع

أولاً: المراجع العربية

١. الحسيني، أحمد محمد. (2002). *مدخل إلى الذكاء الاصطناعي*. القاهرة: مكتبة النهضة المصرية.
٢. السيد، عصام. (2004). *الذكاء الاصطناعي وتطبيقاته العملية*. القاهرة: دار الفجر للنشر والتوزيع.
٣. عبد النور، عبد القادر. (2005). *النظم الخبيرة والذكاء الاصطناعي*. عمان: دار صفاء للنشر والتوزيع.
٤. سعد، محمد عبد الله. (2019). *البيانات الضخمة وتطبيقات الذكاء الاصطناعي في الإدارة*. جدة: مكتبة خوارزم العلمية.
٥. العتيبي، خالد. (2021). *أمن المعلومات وحماية البيانات في المؤسسات الحكومية*. الرياض: مكتبة الرشد.
٦. عثمان، محمود. (2020). *التعلم الآلي وتحليل البيانات الضخمة*. القاهرة: دار الكتب العلمية.
٧. منصور، حنان. (2018). *الإدارة الإلكترونية وتطبيقاتها في المؤسسات الحكومية*. الرياض: دار المريخ للنشر.
٨. خليفة، سامي. (2022). *الحكومة الرقمية وأمن المعلومات في المؤسسات الصحية*. جدة: مكتبة الملك فهد الوطنية.
٩. السامي، عبدالعزيز. (2021). *منهجية البحث العلمي وأساليبه الإحصائية*. الرياض: مكتبة الرشد.

ثانياً: المراجع الأجنبية

1. Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2017). *Machine, Platform, Crowd: Harnessing Our Digital Future*. New York: W. W. Norton & Company.
2. Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep Learning*. Cambridge, MA: MIT Press.

3. HealthIT.gov. (2021). *Health IT and Patient Safety*. U.S. Department of Health and Human Services. Retrieved from <https://www.healthit.gov>
4. Mitchell, T. M. (1997). *Machine Learning*. New York: McGraw-Hill.
5. Rajkomar, A., Dean, J., & Kohane, I. (2018). Machine Learning in Medicine. *New England Journal of Medicine*, 380(14), 1347-1358. <https://doi.org/10.1056/NEJMra1814259>
6. Samek, W., Wiegand, T., & Müller, K.-R. (2017). Explainable Artificial Intelligence: Understanding, Visualizing and Interpreting Deep Learning Models. *arXiv preprint arXiv:1708.08296*.
7. Shneiderman, B. (2020). Bridging the Gap Between Ethics and Practice: Guidelines for Reliable, Safe, and Trustworthy Human-Centered AI Systems. *ACM Transactions on Interactive Intelligent Systems*, 10(4), Article 26. <https://doi.org/10.1145/3419764>
8. Witten, I. H., Frank, E., & Hall, M. A. (2016). *Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques* (4th ed.). San Francisco, CA: Morgan Kaufmann.
9. Kelleher, J. D., Mac Namee, B., & D'Arcy, A. (2020). *Fundamentals of Machine Learning for Predictive Data Analytics* (2nd ed.). Cambridge, MA: MGoodman, B., & Flaxman, S. (2017). European Union regulations on algorithmic decision-making and a "right to explanation". *AI Magazine*, 38(3), 50-57.
10. Boden, M. A. (2016). *AI: Its Nature and Future*. Oxford: Oxford University Press.
11. Dwivedi, Y. K., Hughes, L., Ismagilova, E., Aarts, G., Coombs, C., Crick, T., ... & Williams, M. D. (2021). Artificial Intelligence (AI): Multidisciplinary Perspectives on Emerging Challenges, Opportunities, and Agenda for Research, Practice and Policy. *International Journal of Information Management*, 57, 102231. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2019.08.002>

12. Brundage, M., Avin, S., Wang, J., Belfield, H., Krueger, G., Hadfield, G., ... & Clark, J. (2018). The malicious use of artificial intelligence: Forecasting, prevention, and mitigation. arXiv preprint arXiv:1802.07228.
13. Davenport, T., & Ronanki, R. (2018). Artificial intelligence for the real world. *Harvard Business Review*, 96(1), 108-116.
14. Redman, T. C. (1998). The Impact of poor data quality on the typical enterprise. *Communications of the ACM*, 41(2), 79-82.
15. Wang, R. Y., & Strong, D. M. (1996). Beyond accuracy: What data quality means to data consumers. *Journal of management information systems*, 12(4), 5-33
16. .. McKinney, S. M., et al. (2020). International evaluation of an AI system for breast cancer screening. *Nature*, 577(7788), 89–94.
17. Coudray, N., et al. (2018). Classification and mutation prediction from non–small cell lung cancer histopathology images using deep learning. *JAMA Oncology*, 4(11), 1543–1550.
18. Attia, Z. I., et al. (2019). An artificial intelligence-enabled ECG algorithm for the identification of patients with atrial fibrillation during sinus rhythm: a retrospective analysis of outcome prediction. *The Lancet*, 394(10201), 861-867.
19. Gulshan, V., et al. (2016). Development and Validation of a Deep Learning Algorithm for Detection of Diabetic Retinopathy in Retinal Fundus Photographs. *JAMA*, 316(22), 2402-2410.
20. IBM Watson Health. (2018). Oncology Evidence. Retrieved from www.ibm.com
21. Viz.ai. (2018). Viz LVO FDA Clearance. www.viz.ai
22. Haenssle, H. A., et al. (2018). Man against machine: diagnostic performance of a deep learning convolutional neural network for dermoscopic melanoma recognition in comparison to 58 dermatologists. *Annals of Oncology*, 29(8), 1836-1842.
23. FDNA. (2020). Face2Gene Platform. Retrieved from www.fdna.com
24. Jiang, F., et al. (2017). Artificial intelligence in healthcare: past, present and future. *Stroke and Vascular Neurology*, 2(4), 230-24

الملاحق

ملحق (١)

عنوان الاستبيان:

أثر استخدام تقنيات الذكاء الاصطناعي على أخطاء إدخال البيانات وسرية المعلومات في الجهات الإشرافية

عزيزتي/عزيزي المشارك، يهدف هذا الاستبيان إلى التعرف على آرائك وتجربتك حول استخدام تقنيات الذكاء الاصطناعي في مجال إدخال البيانات في الجهات الإشرافية. نرجو منك التكرم بالإجابة على الأسئلة بدقة وموضوعية. جميع بياناتك سرية وتستخدم لأغراض البحث العلمي فقط.

القسم الأول: البيانات الديموغرافية

١. الجنس:

() ذكر

() أنثى

٢. عدد سنوات الخبرة:

() أقل من ٥ سنوات

() من ٥ إلى أقل من ١٠ سنوات

() من ١٠ إلى أقل من ١٥ سنة

15 سنة فأكثر

٣. المسمى الوظيفي:

() موظف إداري

() موظف فني

() مشرف

() مدير

٤. الإدارة التي تعمل بها:

() الرقابة والتدقيق

() تقنية المعلومات

() إدارة البيانات والتحليل الإحصائي

() أخرى (يرجى التحديد) _____

القسم الثاني: محاور الدراسة

برجاء وضع علامة (✓) أمام الإجابة التي تعبر عن رأيك لكل عبارة وفق المقياس التالي:

- (1) أعارض بشدة
- (2) أعارض
- (3) محايد
- (4) أوافق
- (5) أوافق بشدة

المحور الأول: استخدام الذكاء الاصطناعي في إدخال البيانات

م	العبارة	١	٢	3	٤	٥
1	تستخدم جهتي تقنيات الذكاء الاصطناعي في عمليات إدخال البيانات اليومية.	☐	☐	☐	☐	☐
2	تعتمد عملي على أدوات حديثة تقلل الحاجة للتدخل اليدوي في إدخال البيانات.	☐	☐	☐	☐	☐
3	أسهم استخدام الذكاء الاصطناعي في تحسين كفاءة العمل لدي.	☐	☐	☐	☐	☐
4	تلقيت تدريبًا كافيًا على استخدام أدوات الذكاء الاصطناعي في عملي.	☐	☐	☐	☐	☐

المحور الثاني: معدل أخطاء إدخال البيانات

م	العبارة	١	٢	3	٤	٥
١	ساعد الذكاء الاصطناعي في تقليل نسبة الأخطاء البشرية عند إدخال البيانات.	☐	☐	☐	☐	☐
٢	الأخطاء في إدخال البيانات أصبحت أقل بعد استخدام الذكاء الاصطناعي مقارنة بالسابق.	☐	☐	☐	☐	☐
٣	هناك نظام لرصد وتصحيح الأخطاء الناتجة عن الأنظمة الذكية.	☐	☐	☐	☐	☐
٤	ما زالت تحدث أخطاء بشرية رغم استخدام الذكاء الاصطناعي.	☐	☐	☐	☐	☐

المحور الثالث: سرعة إدخال البيانات

م	العبارة	١	٢	3	٤	٥
١	زادت سرعة إدخال البيانات في عملي بعد استخدام الذكاء الاصطناعي.	☐	☐	☐	☐	☐
٢	ساعدت أدوات المعالجة الآلية للبيانات في تسريع إنجاز الأعمال.	☐	☐	☐	☐	☐
٣	أواجه أحياناً مشكلات تقنية تؤثر على سرعة إدخال البيانات.	☐	☐	☐	☐	☐
٤	أشعر بالرضا عن سرعة إدخال البيانات مقارنة بما كانت عليه سابقاً.	☐	☐	☐	☐	☐

المحور الرابع: دقة البيانات المدخلة

م	العبارة	١	٢	3	٤	٥
١	أسهم الذكاء الاصطناعي في رفع مستوى دقة البيانات المدخلة.	☐	☐	☐	☐	☐
٢	تقل نسبة البيانات المكررة أو الخاطئة بفضل الأنظمة الذكية المستخدمة.	☐	☐	☐	☐	☐
٣	توجد آليات للتحقق من صحة البيانات بعد إدخالها عبر الأنظمة الذكية.	☐	☐	☐	☐	☐
٤	تظل بعض الأخطاء موجودة رغم استخدام الذكاء الاصطناعي.	☐	☐	☐	☐	☐

المحور الخامس: سرية وأمن البيانات

م	العبارة	١	٢	3	٤	٥
١	تحرص جهتي على حماية سرية البيانات عند استخدام الذكاء الاصطناعي.	☐	☐	☐	☐	☐
٢	توجد سياسات واضحة للحفاظ على أمن البيانات في الأنظمة الذكية.	☐	☐	☐	☐	☐
٣	أشعر بالقلق أحياناً من احتمال تسرب البيانات بسبب الذكاء الاصطناعي.	☐	☐	☐	☐	☐
٤	أثق في قدرة الأنظمة الذكية على حماية سرية المعلومات.	☐	☐	☐	☐	☐