

الفصل الثاني

الدراسة النظرية

أولاً: الذكاء الاصطناعي:

1. مفهوم الذكاء الاصطناعي:

لقد حدد الذكاء الاصطناعي (AI) العديد من حدود علوم الكمبيوتر منذ الخمسينيات (Klar and Waterman 1986). إنها منطقة واسعة ومحددة بشكل فضفاض تشمل جوانب مختلفة من التعرف على الأنماط ومعالجة الصور، واللغة الطبيعية ومعالجة الكلام، والروبوتات، والحساب الرمزي، والتفكير الآلي، والأنظمة المتخصصة، والشبكات العصبية، ومجموعة من التخصصات الأخرى. لتحديد المشاكل التي تتطلب الذكاء وتوضيح الآليات التي نستخدمها في حلولنا الخاصة لتلك المشاكل.

في المقابل، يهتم النهج الهندسي بإنتاج أنظمة تحل مشكلات مفيدة، بغض النظر عما إذا كانت تلك المشكلات تتطلب ذكاءً أو أن حلولها تتضمن آليات موازية لآلياتنا. ومن الناحية العملية، غالبًا ما يتم دمج هذين النهجين أو حتى الخلط بينهما؛ لكن التمييز مفيد لفهم التركيز المختلف لجهود الذكاء الاصطناعي المختلفة والأدوار المختلفة للذكاء الاصطناعي في النمذجة (والنمذجة في الذكاء الاصطناعي). يعتمد نهج نمذجة الذكاء الاصطناعي على فرضية نفسية أو فلسفية: هل يمكننا استخدام أجهزة الكمبيوتر لبناء نماذج لكيفية عمل الذكاء في اعتقادنا؟ بمعنى، في ضوء النظرية المفاهيمية للذكاء، هل يمكننا تجسيد تلك النظرية في نموذج حاسوبي؟ تعمل النماذج الحاسوبية على جعل مثل هذه النظريات ملموسة بشكل مثالي، مما يسمح باختبارها والتحقق من صحتها وصلتها بشكل أكثر فعالية مما لو ظلت مفاهيمية بحتة.

2. نهج النمذجة للذكاء الاصطناعي

إن نهج النمذجة للذكاء الاصطناعي ينظر إلى تنفيذ النماذج المحوسبة كتقنية أساسية لتعزيز فهمنا للذكاء. بالإضافة إلى ذلك، غالبًا ما تقترح النماذج المطبقة آليات جديدة قد تصبح بدورها جزءًا من النظريات المفاهيمية الجديدة. على سبيل المثال، هذا النوع من "التغذية المرتدة المجازية" هو الذي أدى إلى المفهوم الشائع للدماغ كجهاز كمبيوتر. وقد ساهمت الرؤى المكتسبة من نماذج الذكاء الاصطناعي (سواء من إخفاقاتها أو نجاحاتها) في مراجعة النظريات في مجالات تتراوح من اللغويات إلى علم النفس المعرفي. طوال تاريخه، اهتم الذكاء الاصطناعي بالمشكلات التي بدا حلها مستحيلًا باستخدام علوم الكمبيوتر التقليدية. إن هذه المحاولة لجعل أجهزة الكمبيوتر ذكية لها دافعان متميزان، يشار إليهما هنا باسم النمذجة والهندسة. يسعى نهج النمذجة إلى نمذجة الطريقة التي يؤدي بها البشر (أو غيرهم من الكائنات الذكية) المهام التي تتطلب الذكاء: إنه يحاول.

إن النهج الهندسي للذكاء الاصطناعي له فرضية مختلفة: أجهزة الكمبيوتر ليست كائنات حية، فلماذا لا نستخدمها لتحقيق أفضل استفادة لها في المحاولة لحل المشكلات المفيدة، دون القلق بشأن ما إذا كانوا يحلون بها بالطريقة التي سنحلها بها؟ يركز هذا على حل المشكلات المثيرة للاهتمام والمفيدة بدلاً من التركيز على تحديد الذكاء أو فهمه.

ومن الناحية العملية، يعمل هذا النهج بشكل تكافلي مع نهج النمذجة؛ إذا فشل النموذج في العمل، فقد يقترح المهندس حلاً. في حين أن مثل هذه الحلول غالبًا ما تكون مخصصة، وبالتالي من غير المرجح أن توفر رؤية

مباشرة من وجهة نظر النمذجة، فإنها قد تكشف مع ذلك عن عيوب أساسية أو إمكانيات بديلة في النظرية المفاهيمية التي أنتجت النموذج، وبالتالي تقترح مراجعات للنظرية.

كلما نجح النهج الهندسي في حل مشكلة ما (أو حتى اقترب من النجاح)، تميل نتائجه إلى الاستيلاء عليها من قبل علوم الكمبيوتر أو الهندسة التقليدية، بحيث لا يحصل الذكاء الاصطناعي غالبًا على أي الفضل في الحل النهائي. لقد حدث هذا مرارًا وتكرارًا في تاريخ الذكاء الاصطناعي، مما ساهم في ظهور القول المأثور جزئيًا بأن "الذكاء الاصطناعي لا يحل أي مشكلة أبدًا". والتفسير الأكثر إيجابية لهذه الظاهرة هو أنها تمثل نقلاً ناجحًا للتكنولوجيا.

غالبًا ما يؤدي عدم التمييز بين هذين الدافعين المختلفين إلى الارتباك حول كيفية تقييم أبحاث الذكاء الاصطناعي والحكم عليها. ومن الناحية المثالية، ينبغي الحكم على البحوث النابعة من دوافع النمذجة وفقًا للرؤية التي تنتجها حول كيفية عمل الذكاء الطبيعي؛ وينبغي تقييم الآليات المصممة لبرامج الذكاء الاصطناعي هذه فيما يتعلق بمدى توازيها وإلقاء الضوء على الآليات البيولوجية المقابلة لها. وينبغي الحكم على سلوك مثل هذه البرامج وفقًا لمدى نجاحها في محاكاة سلوك البشر (أو غيرهم من الكيانات الذكية)، وليس مدى نجاحها في حل مشاكل معينة. في المقابل، ينبغي الحكم على الأبحاث النابعة من الدافع الهندسي فقط وفقًا لأدائها في حل المشكلات؛ وينبغي تقييم الآليات المصممة لبرامج الذكاء الاصطناعي هذه وفقًا لمبادئ هندسة البرمجيات القياسية.

1.2 أدوات محاكاة البيئة الافتراضية

إن مجموعة التقنيات اللازمة لدفع هذا المزيج من التقنيات المتقدمة تشير إلى أنه، كما هو الحال مع تطوير الأنظمة المتطورة الأخرى، يمكن للأدوات وبيئات التطوير أن تلعب دوراً محورياً في تقدم هذا المجال. هناك العديد من القضايا المختلفة التي يجب أخذها في الاعتبار، فيما يتعلق بمستوى تجريد هذا الدعم، وتمثيل المعرفة وتكامل الخصائص المعقدة، والتي سنصف كل منها على حدة أدناه.

1. مستوى الدعم

إن تطوير VES الذكي مقيد بشكل أكبر بسبب انحياز معظم أدوات VE المتاحة بشكل عام نحو الواقعية البصرية والدعم الرسومي للواقع الافتراضي، بدلاً من تجاه إضافة الذكاء. على أدنى مستوى، يمكن تطوير النظام باستخدام، على سبيل المثال، Open GL، أو بعض أنظمة Dlibrary3 الأخرى و ++C، ولكن كالعادة، يتم مقايضة المرونة مقابل الوقت والجهد اللازمين لتحقيق الوظيفة المطلوبة. أحد الأمثلة على تطوير VE عند هذا المستوى الأدنى هو AREVtoolkit (Reignier et al., 1998) الذي يقدم مجموعة من فئات ++C المبنية حول لغة برمجة الوكيل، oRis (على الرغم من أن معنى الوكيل في هذا السياق ضعيف، ويتوافق لفكرة كيان البرمجة أكثر بكثير من الوكيل الظاهري بالمعنى الذي تمت مناقشته أدناه).

في المستوى التالي من التجريد، تستخدم مجموعات أدوات VE تمثيل الرسم البياني للمشاهد المشار إليه بالفعل. وهذه طريقة مناسبة لتمثيل الجوانب الرسومية لـ الكائنات، نظراً لأن العقد الورقية في الرسم البياني للمشاهد تمثل عادةً كائنات بدائية رسومية كمجموعة من المضلعات. يتم بعد ذلك تجميع هذه العناصر الأولية في كائنات رسومية أكثر تعقيداً باستخدام عقد المجموعة التي ترتبط بها المكونات.

2. دمج تمثيل المعرفة

ومع ذلك، إذا أردنا ربط المعرفة بالأشياء - وخاصة التعامل مع الأشياء على مستوى المعرفة، فإن تمثيل الرسم البياني للمشاهد يكون أقل ملاءمة بكثير، لأنه ليس من الواضح دائماً كيف يمكن تعيين الكائنات المفاهيمية على مجموعات من البدائيات الرسومية. ونتيجة لذلك، فقد قيل إن الوقت قد حان الآن لمصممي أدوات VE للنظر في دمج مرافق تمثيل المعرفة الواضحة (West and Hubbard, 1998)، وهو مجال يمكن للذكاء الاصطناعي أن يقدم فيه الكثير، ليس أقله في المساعدة على تجنب إعادة اختراع عدد كبير من عجلات تمثيل المعرفة.

يمكن رؤية اتجاه مجموعات الأدوات الحالية نحو التمثيلات الرسومية والمنظور المرئي لمستخدم VE بطرق أخرى أيضاً. في معظم مجموعات الأدوات، يتمتع الكائن الذي يمثل مستخدم VE بموقع متميز في النظام بحيث، على سبيل المثال، في VRML'97، يتم تزويد المستخدم بمرافق تلقائية لاكتشاف الاصطدامات مع أجزاء من البيئات (باستخدام المربعات المحيطة)، في حين يجب أن يكون ذلك أن تكون مبرمجة بشكل صريح لأي كائن آخر. يتم توفير الدعم للرسوم المتحركة على نطاق واسع، ولكن هذا موجه نحو المسارات المحسوبة

من قبل المصمم مقدماً (عادةً ما يتم توفير الاستيفاء التلقائي بين نقاط الطريق)، بدلاً من الحركة المستقلة للأشياء التي تحركها أجهزة استشعار افتراضية.

وقد قام VRML'97 بدمج عقد البرنامج النصي في تمثيل الرسم البياني للمشاهد في من أجل توفير واجهة نظيفة للوظائف المضافة بواسطة المستخدم، وهذه هي الطريقة القياسية لإضافة التعقيد السلوكي إلى تطبيقات VRML. ومع ذلك، تتضمن الانتقادات الموجهة لهذا النهج مقدار حركة المرور بين العقد التي يتم إنشاؤها لسلوك مثير للاهتمام، وهناك اقتراح واحد على الأقل لتجميع الشبكة العصبية في عقدة 1 VRML من أجل جعل السلوك أكثر استجابة دون تدخل كبير. - تحميل توجيه العقدة.

3. التفاعل مع الخصائص المعقدة

إذا أردنا إرفاق خصائص أكثر تعقيداً من المظهر المرئي للكائنات في الواقع الافتراضي، تنشأ مشكلة أخرى تتعلق بالطرق التي يتفاعل بها الكائن والواقع الافتراضي. يحدث التفاعل البصري بالمعنى الكلاسيكي إلى حد كبير بين كائن VE ومستخدم VE، ويشتمل على المظهر المرئي العام للكائن بالنسبة للمستخدم، بما في ذلك اللمس وتأثيرات الإضاءة ومستوى التفاصيل. في VE القياسي، تتفاعل الكائنات بصرياً مع بعضها البعض فقط بقدر ما يخفي أحدها الآخر عن رؤية المستخدم. ومع ذلك، بمجرد تقديم خصائص أكثر تعقيداً، يزداد مقدار التفاعل بين كائنات VE وبين الكائنات وVE نفسه بشكل حاد. والسؤال الذي يحتاج إلى معالجة هو إلى أي مدى يجب أن تكون هذه التفاعلات مدفوعة بالكائن وإلى أي مدى يجب أن تتأثر البيئة التي يوجد بها الكائن الذي تم إعداده.

وحتى الآن لا يوجد حل واضح لهذه المشكلة. تتمثل إحدى الطرق في تضمين الخصائص والمعرفة الضرورية حول كيفية تفاعلها مع البيئة داخل الكائن. على سبيل المثال، يتبنى نظام الارتجال (Goldberg, 1997) ما يسميه Goldberg السببية العكسية، ويخزن رسوماً متحركة للتفاعل بين كائن وممثل افتراضي داخل الكائن، من أجل إزالة أي متطلبات تعليمية من الممثل الافتراضي. وبالتالي، فإن الممثل الافتراضي الذي يشير إلى زجاجة بيرة افتراضية يُمنح خيار الشرب منها دون الحاجة إلى تعلم الإجراءات اللازمة للقيام بذلك.

يبدو هذا غير بديهي بعض الشيء عند النظر في دمج جوانب الفيزياء - مثل الجاذبية (Aylett et al., 1999) - في VE. هنا، يبدو من الأفضل أن تخضع جميع الأجسام الموضوعية داخل VE لأي قوانين فيزيائية حالية، سواء كانت تسقط للأسفل إذا كانت غير مدعومة في حالة الجاذبية، أو تطفو في حالة عدم الجاذبية. مثال على نفس النوع قد يكون كيف يجب أن تتصرف السمكة إذا تم وضعها في مكان غير مملوء بالماء (ويست وهابولد، 1998).

قد يكون أحد الأساليب هو توفير خصائص - مثل القوة - تسمح للكائن بالتفاعل بطريقة معقولة مع أي VE تم تضمينه فيه. يبدو من الواضح أن العمل في مجال الذكاء الاصطناعي على الأنطولوجيات المشتركة قد يكون له تطبيق مهم هنا. في الختام، يجب الإشارة إلى أن مجموعات أدوات VE لم تكن تهدف أبداً إلى دعم نوع

الوظائف التي تمت مناقشتها في هذه الورقة، لذلك كان من المفاجئ جدًا أن فالتصعوبات المذكورة هنا لم تكن موجودة. إن إنشاء جيل جديد من أدوات VE هو مشروع يمكن أن يتعاون فيه مجتمع الذكاء الاصطناعي والواقع الافتراضي بشكل مربح، والعمل جار بالفعل داخل اتحاد VRML (اتحاد VRML، 1998) الذي يدرس مستقبل VRML.

ثالثاً: الذكاء الاصطناعي والمحاكاة:

الذكاء الاصطناعي والمحاكاة في أي مناقشة حول الذكاء الاصطناعي والمحاكاة، يجب أن يتحرر مصطلح "المحاكاة" من قيود التقاليد الخاصة به، حيث يشير غالباً إلى شكل محدود للغاية من النمذجة. هناك ميل قوي في دوائر المحاكاة للنظر إلى المحاكاة بشكل ضيق باعتبارها وسيلة للتنبؤات عن طريق تشغيل نموذج سلوكي مشفر ("إنهاء والسماح له بالعمل") للإجابة على أسئلة "What-ijT". قد يُنظر إلى هذا على أنه وجهة نظر "لعبة البطة" للمحاكاة (Rothenberg, et al. 1989). مطلوب قدر كبير من الجهد لترميز المعرفة اللازمة لبناء المحاكاة؛ بعد أن واجه كل هذه المشاكل، ينبغي للمرء أن يحاول استخلاص أقصى فائدة من هذه المعرفة. على وجه الخصوص، بالإضافة إلى "تشغيل" محاكاة للإجابة على "What-iF".

عندما يتعلق الأمر بالأسئلة، يجب أن يكون المرء قادراً على الاستفادة من النطاق الكامل لأساليب الاستدلال والاستدلال والبحث المتوفرة في الذكاء الاصطناعي. يجب أن تكون هذه الطرق قادرة على تفسير سبب وقوع 34 سلسلة من الأحداث والإجابة على أسئلة محددة مثل "هل يمكن أن يحدث هذا الحدث على الإطلاق؟" والأسئلة الموجهة نحو الهدف مثل "ما الأحداث التي قد تؤدي إلى هذا الحدث؟". ويشار إلى هذه النظرة الواسعة للمحاكاة باسم المحاكاة القائمة على المعرفة. إن التأثير الرئيسي للذكاء الاصطناعي على المحاكاة هو (أو ينبغي أن يكون) تشجيع المحاكاة للاستفادة من مجموعة واسعة من تقنيات النمذجة: وستظل النتيجة نموذجاً ظاهرياً، ولكنه نموذج يمكنه الاستفادة الكاملة من التقنيات الإضافية للإجابة على سؤال أوسع. مجموعة من الأسئلة التي تهم مستخدميهما. يمكن اعتبار هذا الامتداد الطبيعي الذي طال انتظاره للمحاكاة بمثابة "ما وراء What-iff". لقد استمدت محاكاة الحالة المنفصلة فائدة كبيرة من العديد من التقنيات التي تم تطويرها في الذكاء الاصطناعي. النموذج الموجه للكائنات، والذي ظهر لأول مرة في سيمولا (Dahl and Nygaard 1966)، يدين بحالته الحالية من التحسين إلى جهود لغة الذكاء الاصطناعي مثل Smalltalk (Goldberg and Kay 1976) و (ROSS (McArthur, Klahr, and Narain 1984). يتمتع النهج الموجه للكائنات بالعديد من المزايا، على الرغم من عيوبه (Rothenberg 1986).

على سبيل المثال، الاستخدام المناسب للتسلسلات الهرمية للوراثة (أو الشبكات) يبسط إلى حد كبير مواصفات المحاكاة المعقدة، مما ينتج نماذج مفهومة للغاية (Klahr 1985). لقد صنعت تقنيات البحث والتخطيط التي تم تطويرها في الذكاء الاصطناعي نماذج مجدية تحاكي سلوك صناع القرار البشري في بيئات تتطوي على "القيادة والسيطرة"، في حين يمكن أن يساعد التسلسل الخلفي في الإجابة على أسئلة حول كيفية تحقيق نتيجة معينة. ساعدت تقنيات تمثيل الأهداف والمعتقدات في بناء عمليات محاكاة يمكنها تفسير سلوك الكيانات التي تمت محاكاتها. بعض المشاكل المعلقة الحالية في محاكاة الحالة المنفصلة، مثل مشكلة تمثيل وحساب المعلومات المستمرة مثل الطقس والتضاريس، قد تؤدي أيضاً إلى حلول الذكاء الاصطناعي.

تميل المحاكاة التحليلية إلى الاعتماد على الرياضيات بدلاً من الذكاء الاصطناعي في أساليبها، ولكن هنا أيضاً يقدم الذكاء الاصطناعي بعض الأساليب الجديدة. أحد الأمثلة على ذلك هو العمل الأخير في مؤسسة RAND في تحليل الحساسية (مشكلة مهمة بشدة في المحاكاة)، حيث يتم استخدام تقنيات الذكاء الاصطناعي لتمثيل ونشر معلومات الحساسية من خلال الحساب، بحيث لا يلزم إعادة حسابها لكل استدعاء دالة كلما كان هناك

بعض أعلى - يتم اضطراب وظيفة المستوى لاستكشاف حساسيتها للتغيرات في معلماتها. وبالمثل، فإن برامج الجبر الرمزي التي طورها الذكاء الاصطناعي، مثل (REDUCE (Hearn 1985)، قد تسمح بتطبيق معالجة جبرية متخصصة على الوظائف التحليلية داخل المحاكاة.

العلاقة بين الذكاء الاصطناعي والمحاكاة ثنائية:

فقد أنتج الذكاء الاصطناعي العديد من الأنظمة التي تستخدم النماذج كمصادر للخبرة الداخلية. واحدة من أقدم الأمثلة على ذلك كانت آلة الهندسة جيليرنتر (جيليرنتر 1959)، والتي ضمت نموذجاً لمخطط طالب الهندسة (في حد ذاته نموذجاً)، واستخدمت "كمبيوتر رسم بياني" افتراضي لاختبار الفرضيات مقابل هذا المخطط الداخلي. لقد أصبح هذا نموذجاً كلاسيكياً للذكاء الاصطناعي يعبر عن إدراك الذكاء الاصطناعي لأهمية النماذج للوكلاء الأذكاء: في السعي إلى نمذجة هؤلاء الوكلاء، يندفع الذكاء الاصطناعي بشكل طبيعي إلى نمذجة استخدامهم للنماذج! في حالة آلة الهندسة، التي كان دافعها المعلن هو حل المشكلات التي تعتبر عموماً أنها تتطلب الذكاء، فقد تقارب النهج الهندسي مع نهج النمذجة في اختيار حل يعتمد على نموذج لكيفية قيامنا بأنفسنا بحل المشكلات الهندسية: كوننا مصممين راسخين، فإننا استخدم نموذجاً (أي رسماً بيانياً).

الفصل الثالث

الدراسة المنهجية

1. منهج البحث:

لتحقيق أهداف البحث اعتمد هذا البحث على المنهج الوصفي التحليلي للمراجع. كما أجرى دراسة تطبيقية على عدد من العاملين في المركز الوطني للذكاء الاصطناعي (NCAI)، حيث استخدم المنهج التحليلي، حيث يعتمد على عدد من المؤشرات التي اختارها الباحث

2. مجتمع وعينة الدراسة:

يشمل مجتمع البحث العاملين والموظفين في المنظمات الحكومية السعودية. وبالتالي فإن عينة البحث تشمل 20 موظف من العاملين في المركز الوطني للذكاء الاصطناعي (NCAI)، ويبين الجدول (1) التوزيع التكراري لعينة البحث بحسب سنوات الخدمة الوظيفية في المنظمة.

الجدول رقم (1) التوزيع التكراري لعينة البحث بحسب سنوات الخدمة الوظيفية في الشركة

سنوات الخبرة	العدد	النسبة
أقل من 5	7	35.00%
5 – 10	8	40.00%
10 – 15	5	25.00%

3. جمع البيانات:

سيتم جمع البيانات من خلال استبيان ورقي سيتم توزيعه على المبحوثين.

يشمل الاستبيان على قسمين من الأسئلة:

المحور الأول: أسئلة ديموغرافية.

• الاسم:

• سنوات الخدمة الوظيفية :

☐ 15-10 سنة

☐ 10-5 سنوات

☐ أقل من 5 سنوات

المحور الثاني: أثر الذكاء الاصطناعي على محاكاة الواقع الافتراضي للمشاريع

العبارات	موافق بشدة	موافق	محايد	غير موافق	غير موافق بشدة
محاكاة إدارة المخاطر					
1.					
2.					
3.					
4.					
5.					
محاكاة التخطيط والتنفيذ					
6.					
7.					
8.					
9.					
10.					
محاكاة جودة المراقبة					
11.					
12.					
13.					
14.					
1.					
2.					
3.					

4.					
5.					
استخدام الذكاء الاصطناعي					
1.					
2.					
3.					

3. تحليل البيانات:

التحقق من صدق الاستبانة باستخدام الثبات / معامل ألفا كرونباخ Cronbach's Alpha Coefficient:

استخدم الباحث طريقة ألفا كرونباخ لقياس ثبات الاستبانة، حيث يعبر عن متوسط الارتباط الداخلي بين العبارات التي يقيسها وتتراوح قيمته ما بين 0 – 1 وتعتبر القيمة المقبولة له 0.60 فأكثر وكلما اقتربت قيمته من الواحد الصحيح كلما ارتفعت درجة ثبات الأداة وصلاحياتها للاستخدام وكانت النتائج كما هي مبينة في جدول (2).

الجدول رقم (2) نتائج اختبار ألفا كرونباخ لقياس ثبات الإستبانة*

المحور	معامل ألفا كرونباخ
1	0.72
2	0.74
3	0.65
4	0.88
5	0.87

*(المصدر: إعداد الباحث وفقاً لمخرجات التحليل في البرنامج الإحصائي SPSS)

من النتائج الموضحة في الجدول (1) نجد أن قيمة معامل ألفا كرونباخ كانت مقبولة وتراوححت 0.72-0.88 وبذلك يكون الباحث قد تأكد من صدق وثبات استبانة الدراسة مما يجعله على ثقة تامة بصحة الاستبانة وصلاحياتها لتحليل النتائج والإجابة على أسئلة الدراسة واختبار فرضياتها.

4.2 المعالجة الإحصائية للبيانات:

استخدم الباحث برنامج الحزمة الإحصائية للعلوم الاجتماعية **SPSS** وذلك باستخدام التحليل الإحصائية الآتية:

a. اختبار العينة الاحادية T TEST.

b. اختبار One way anova لمقارنة الفروق تبعا للبيانات التعريفية.

c. الانحدار الخطي البسيط.

الفصل الرابع

اختبار الفرضيات

الفرضية الرئيسية: توجد علاقة معنوية ذات دلالة إحصائية لاستخدام أنظمة الذكاء الاصطناعي وبين محاكاة الواقع الافتراضي للمشاريع

الفرضية الفرعية الأولى: يوجد أثر ذو دلالة إحصائية لتطبيق إدارة المخاطر على مستوى استخدام الذكاء الاصطناعي للعاملين والموظفين بالمنظمات الحكومية.

تم اجراء الانحدار الخطي البسيط لايجاد العلاقة المستقل بالتابع كما يلي:

الجدول رقم (3) دالات علاقات الارتباط والتفسير بين المتغير المستقل (إدارة المخاطر) والتابع (استخدام الذكاء

الاصطناعي)*

Sig.	F	Adjusted R Square	R Square	R	Model
.021 ^b	5.506	0.043	620.0	.210 ^a	1

a. Predictors: (Constant), إدارة المخاطر

* (المصدر: إعداد الباحث وفقاً لمخرجات التحليل في البرنامج الإحصائي SPSS)

لدينا المقياس R وهو معامل الارتباط قيمته 21.0% ولدينا مقياس معامل التفسير والذي قيمته تقريبا 5.3% أي أن المتغير المستقل إدارة المخاطر استطاع أن يفسّر 6.2% من التغيرات الحاصلة في التابع (استخدام الذكاء الاصطناعي) (Y) والباقي يعزى الى عوامل أخرى. ويظهر الجدول (3) أيضاً تحليل التباين والذي يمكن من خلاله معرفة القوة التفسيرية للنموذج ككل عن طريق احصائية $F=5.5$ ومعنوية الدلالة الحسابية ($\text{Sig}=0.015$) وهي أصغر من المعنوية الدلالة القياسية $\text{sig}=0.05$. مما يؤكد وجود قوة التفسيرية للنموذج الانحدار الخطي من الناحية الإحصائية أي النموذج ككل ذا دلالة معنوية.

الجدول رقم (4) الدالات الاحصائية لمعادلة التأثير المستقل (إدارة المخاطر) والتابع (استخدام الذكاء الاصطناعي)*

Sig.	t	Standardized Coefficients Beta	Unstandardized Coefficients Std. Error	B	Model
0.000	19.045		0.193	3.670	(Constant)
0.021	2.347	0.230	0.046	0.108	إدارة المخاطر

a. Dependent Variable: استخدام الذكاء الاصطناعي

* (المصدر: إعداد الباحث وفقاً لمخرجات التحليل في البرنامج الإحصائي SPSS)

ومن خلال الجدول (4) نجد أن بعد المتغير المستقل (إدارة المخاطر) له تأثير ذا دلالة معنوية في هذا النموذج حسب نموذج t حيث دالة المعنوية $\text{sig}<0.05$ حيث قيمتها $\text{sig}=0.000$.

وعليه يوجد أثر ذو دلالة احصائية لتطبيق إدارة المخاطر على مستوى استخدام الذكاء الاصطناعي للعاملين والموظفين بالمنظمات الحكومية.

الفرضية الفرعية الثانية: توجد علاقة معنوية ذات دلالة إحصائية لاستخدام أنظمة الذكاء الاصطناعي وبين جودة التخطيط والتنفيذ.

تم اجراء الانحدار الخطي البسيط لإيجاد العلاقة المستقل بالتابع كما يلي:

الجدول رقم (5) دالات علاقات الارتباط والتفسير بين المتغير المستقل (التخطيط والتنفيذ) والتابع (استخدام الذكاء الاصطناعي)*

Sig.	F	Adjusted R Square	R Square	R	Model
.101 ^b	2.732	0.017	0.027	.164 ^a	1

a. Predictors: (Constant), التخطيط والتنفيذ

* (المصدر: إعداد الباحث وفقاً لمخرجات التحليل في البرنامج الإحصائي SPSS)

لدينا المقياس R وهو معامل الارتباط قيمته 16.4% ولدينا مقياس معامل التفسير والذي قيمته تقريبا 2.7% أي أن المتغير المستقل **التخطيط والتنفيذ** استطاع أن يفسر 2.7% من التغيرات الحاصلة في التابع (استخدام الذكاء الاصطناعي) (Y) والباقي يعزى الى عوامل أخرى. ويظهر الجدول (5) أيضاً تحليل التباين والذي يمكن من خلاله معرفة القوة التفسيرية للنموذج ككل عن طريق احصائية $F=2.7$ ومعنوية الدلالة الحسابية ($Sig=0.10$) وهي أكبر من المعنوية الدلالة القياسية $sig=0.05$. مما يؤكد عدم وجود قوة التفسيرية للنموذج الانحدار الخطي من الناحية الإحصائية أي النموذج ككل غير دال احصائياً.

الجدول رقم (6) الدالات الاحصائية لمعادلة التأثير المستقل (التخطيط والتنفيذ) والتابع (استخدام الذكاء الاصطناعي)*

Sig.	t	Standardized Coefficients Beta	Unstandardized Coefficients Std. Error	B	Model
0.000	18.046		0.182	2.980	(Constant)
0.021	2.353	0.230	0.054	0.112	التخطيط والتنفيذ 1

a. Dependent Variable: استخدام الذكاء الاصطناعي

* (المصدر: إعداد الباحث وفقاً لمخرجات التحليل في البرنامج الإحصائي SPSS)

ومن خلال الجدول (6) نجد أن بعد المتغير المستقل (التخطيط والتنفيذ) له تأثير ذا دلالة معنوية في هذا النموذج حسب نموذج t حيث دالة المعنوية $\text{sig} < 0.05$ حيث قيمتها $\text{sig} = 0.000$.

وعليه توجد علاقة معنوية ذات دلالة إحصائية لاستخدام أنظمة الذكاء الاصطناعي وبين جودة التخطيط والتنفيذ.

الفرضية الفرعية الثالثة: توجد علاقة معنوية ذات دلالة إحصائية لاستخدام أنظمة الذكاء الاصطناعي وبين جودة المراقبة.

تم اجراء الانحدار الخطي البسيط لايجاد العلاقة المستقل بالتابع كما يلي:

الجدول رقم (7) دالات علاقات الارتباط والتفسير بين المتغير المستقل (جودة المراقبة) والتابع (استخدام الذكاء

الاصطناعي)*

Sig.	F	Adjusted R Square	R Square	R	Model
.032 ^b	4.710	0.036	0.045	.213 ^a	1

a. Predictors: (Constant), جودة المراقبة

* (المصدر: إعداد الباحث وفقاً لمخرجات التحليل في البرنامج الإحصائي SPSS)

لدينا المقياس R وهو معامل الارتباط قيمته 21.3% ولدينا مقياس معامل التفسير والذي قيمته تقريبا 4.7% أي أن المتغير المستقل **جودة المراقبة** استطاع أن يفسّر 5.3% من التغيرات الحاصلة في التابع (استخدام الذكاء الاصطناعي) (Y) والباقي يعزى الى عوامل أخرى. ويظهر الجدول (7) أيضاً تحليل التباين والذي يمكن من خلاله معرفة القوة التفسيرية للنموذج ككل عن طريق احصائية $F = 5.5$ ومعنوية الدلالة الحسابية ($\text{Sig} = 0.032$) وهي أصغر من المعنوية الدلالة القياسية $\text{sig} = 0.05$. مما يؤكد وجود قوة التفسيرية للنموذج الانحدار الخطي من الناحية الإحصائية أي النموذج ككل ذا دلالة معنوية.

الجدول رقم (8) الدالات الاحصائية لمعادلة التأثير المستقل (جودة المراقبة) والتابع (استخدام الذكاء الاصطناعي)*

Sig.	t	Standardized Coefficients Beta	Unstandardized Coefficients Std. Error	B	Model
0.000	15.514		0.233	3.616	(Constant)
0.032	2.170	0.213	0.056	0.122	جودة المراقبة

a. Dependent Variable: استخدام الذكاء الاصطناعي

* (المصدر: إعداد الباحث وفقاً لمخرجات التحليل في البرنامج الإحصائي SPSS)

ومن خلال الجدول (8) نجد أن بعد المتغير المستقل (جودة المراقبة) له تأثير ذا دلالة معنوية في هذا النموذج حسب نموذج t حيث دالة المعنوية $\text{sig} < 0.05$ حيث قيمتها $\text{sig} = 0.000$.

وعليه توجد علاقة معنوية ذات دلالة إحصائية لاستخدام أنظمة الذكاء الاصطناعي وبين جودة المراقبة.

المراجع:

1. عوضين، فايق. (2022). استخدامات تقنيات الذكاء الاصطناعي بين المشروعات وعدم المشروعات. المجلة الجنائية القومية، المجلد الخامس والستون، العدد الأول.
2. الأسدي، عدي عبود. (). الذكاء الاصطناعي والنظم الخبيرة، كلية الإدارة والاقتصاد.
3. -سعيد خلفان الظاهري، الذكاء الاصطناعي – القوة التنافسية الجديدة، مركز استشراف المستقبل ودعم اتخاذ القرار، ٢٠١٧ ، العدد ٢.
4. بشير عرنوس، الذكاء الاصطناعي القاهرة، دار السحاب للنشر، ٢٠٠٧.
5. محمد سعد الدين محمد ، الذكاء الاصطناعي والحياة فى عام ٢٠٣٠ ، مركز استشراف المستقبل ودعم اتخاذ القرار، العدد ٣٠٣ ، ٢٠١٧.
6. Taisei Naraha, Kouta Akomoto, and Ikuko Eguchi Yairi. Survey of the VR environment for deep learning model development. In The 35th Annual Conference of the Japanese Society for Artificial Intelligence (JSAI2021), page 2N3IS2b04, June 2021. doi: 10.11517/pjsai. JSAI2021.0 2N3IS2b04.
7. Matthew J Page, Joanne E McKenzie, Patrick M Bossuyt, Isabelle Boutron, Tammy C Hoffmann, Cynthia D Mulrow, Larissa Shamseer, Jennifer M Tetzlaff, Elie A Akl, Sue E Brennan, Roger Chou, Julie Glanville, Jeremy M Grimshaw, Asbjørn Hróbjartsson, Manoj M Lalu, Tianjing Li, Elizabeth W Loder, Evan Mayo-Wilson, Steve McDonald, Luke A McGuinness, Lesley A Stewart, James Thomas, Andrea C Tricco, Vivian A Welch, Penny Whiting, and David Moher. The PRISMA 2020 statement: an updated guideline for reporting systematic reviews. BMJ, 372, 2021. doi: 10.1136/bmj.n71. URL <https://www.bmj.com/content/372/bmj.n71>.
8. Dirk Queck, Annika Wohlan, and Andreas Schreiber. Neural network visualization in virtual reality: A use case analysis and implementation. In Sakae Yamamoto and Hirohiko Mori, editors, Human Interface and the Management of Information: Visual and Information Design, pages 384–397, Cham, 2022. Springer International Publishing. ISBN 978-3-031- 06424-1.
9. Tainã Ribeiro de Oliveira, Brenda Biancardi Rodrigues, Matheus Moura da Silva, Rafael Antonio N. Spinassé, Gabriel Giesen Ludke, Mateus Ruy Soares Gaudio, Guilherme Iglesias Rocha Gomes, Luan Guio Cotini, Daniel da Silva Vargens, Marcelo Queiroz Schmidt, Rodrigo Varejão Andreão, and Mário Mestria. Virtual reality solutions employing artificial intelligence methods: A systematic literature review. ACM Comput. Surv., 55(10), feb 2023. ISSN 0360-0300. doi: 10.1145/3565020. URL <https://doi.org/10.1145/3565020>.

10. Wojciech Samek, Thomas Wiegand, and Klaus-Robert Müller. Explainable artificial intelligence: Understanding, visualizing and interpreting deep learning models. arXiv preprint arXiv:1708.08296, 2017.
11. Philipp Schmidt, Felix Biessmann, and Timm Teubner. Transparency and trust in artificial intelligence systems. *Journal of Decision Systems*, 29(4):260–278, 2020.
12. Andreas Schreiber and Marcel Bock. Visualization and exploration of deep learning networks in 3D and virtual reality. volume 1033, 2019. doi: 10.1007/978-3-030-23528-4 29.
13. Sanjit A Seshia, Dorsa Sadigh, and S Shankar Sastry. Toward verified artificial intelligence. *Communications of the ACM*, 65(7):46–55, 2022. 12 G.
14. Sharma, Sushil Chandra, Saraynya Venkatraman, Alok Mittal, and Vijander Singh. Artificial neural network in virtual reality : A survey. *International Journal of Virtual Reality*, 15, 2016. ISSN 1081-1451. doi: 10.20870/ijvr.2016.15.2.2873.
15. Julio J. Valdés, Enrique Romero, and Alan J. Barton. Data and knowledge visualization with virtual reality spaces, neural networks and rough sets: Application to cancer and geophysical prospecting data. *Expert Systems with Applications*, 39, 2012. ISSN 09574174. doi: 10.1016/j.eswa.2012.05.082.
16. Kevin VanHorn and Murat Can C, obanoğlu. Democratizing AI in biomedical image classification using virtual reality. *Virtual Reality*, 26(1):159–171, 2022. doi: 10.1007/s10055-021-00550-1.
17. Annika Wohlan, Nico Hochgeschwender, and Nadine Meissler. Visualizing convolutional neural networks with virtual reality. pages 1–2. ACM, 11 2019. ISBN 9781450370011. doi: 10.1145/3359996.3364817.
- 18.** Tao Zhang. Research on environmental landscape design based on virtual reality technology and deep learning. *Microprocessors and Microsystems*, 81, 2021. ISSN 01419331. doi: 10.1016/j.micpro.2020.103796.
- 19.** Christoph Linse, Hammam Alshazly, and Thomas Martinetz. A walk in the black-box: 3D visualization of large neural networks in virtual reality. *Neural Computing and Applications*, 34(23):21237–21252, 2022. doi: 10.1007/s00521-022-07608-4.
- 20.** G. Longo, E. Asarin, M. Barr, G. Berry, et al. Editors’ note: bibliometrics and the curators of orthodoxy. *Mathematical Structures in Computer Science*, 19:1–4, February 2009. doi: 10.1017/S0960129508007391.