الجمهورية العربية السورية

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

المعهد العالي لإدارة الأعمال

أثر استخدام الذكاء الصنعي التوليدي في تحسين الكفاءة التشغيلية في الشركات البرمجية

The impact of generative artificial intelligence use on improving operational efficiency in software companies

بحث أعد لنيل درجة ماجستير التأهيل والتخصص

اختصاص إدارة العمليات

إعداد الطالب:

عبد القادر وليد طالب

إشراف الدكتور:

مجدي عريف

العام الدراسي: ٢٠٢٤-٢٠٢٥

بِسْمِ ٱللَّهِ ٱلرَّحْمَٰنِ ٱلرَّحِيمِ

" وقُل رَّبِّ زِدْنِي عِلْماً "

وَقَالُوا الْحَمْدُ لِلَّهِ الَّذِي هَدَانَا لِهَٰذَا وَمَا كُنَّا لِنَهْتَدِيَ لَوْلَا أَنْ هَدَانَا اللَّهُ

الإهداء

أُهدي هذه الرسالة، بكل ما حملته من أيّامٍ ولياليٍ، من تعبٍ وفرحٍ قبل الامتحان، إلى مَن جعلوا من وجودي سبباً لوجودها:

أولاً: إلى الله سبحانه وتعالى، الذي وهبني نِعمة العقل، وهيَّأ لي سبل الرزق والصبر، فكان «وقُل ربِّ زدني علماً» دعائي في كل سجدة، و«وما كنتُ لأهتدي لولا أن هداني الله» يقيني في كل لحظة يأس.

ثم إلى رسوله الكريم، الذي علّمني أنَّ طلب العلم فريضة على كل مسلم، فجعلتُ خطاي على خطاه، أبتغي العِلمَ طريقاً إلى الجنّة، وأبتغي به وجهَ الله.

وإلى أبي، الذي زرع فيّ حبَّ السؤال قبل حبَّ الجواب، وعلّمني أنَّ العلم لا يُعطى ولا يُؤخذ، بل يُبنى بالصبر والعرق والأمل، فكان لي سنداً في كل لحظة ضعف، ونبراساً في كل طريق اختيار.

وإلى أمي، التي علّمتني أن أكون قبل أن أُنجز، علمتني أن أُحب قبل أن أُعطي، فكان دعاؤها سرَّ التوفيق، ورضاها غايتي في كل خطوة.

وإلى إخوتي وئام، سامي، جواد، الذين شاركوني الضحكة والدموع، فكانوا وطني الصغير، وملاذي الآمن، وشارع الذكريات الذي لا يُنسى.

وإلى من كانت دفءً في ليالي الدراسة الطويلة، وهدوءً في عاصفة التحضير والتعب، فكانت «الأمل الجميل» في كل لحظة يأس، فإذا وصلتِ يوماً إلى هذه الصفحات، فاعلمي أنكِ كنتِ «السؤال» الذي دفعني إلى الإجابة.

وإلى أصدقائي محمد الأخرس، خالد الطالب، محمود حمادية، الذين لم يَخذلوني يوماً، ولم يتخلوا عني في لحظة، فكانوا «العائلة التي اخترناها»، وكانوا نوراً في كل طريق مظلم.

وإلى رفاق الرحلة آية، بشار، طارق، ليلى، الذين شاركوني اللحظة والكلمة والسؤال، فكانوا «الجسر» الذي عبرتُ منه إلى برّ الأمان، وكانوا «الذاكرة» التي لا تُمحى.

وإلى الدكتور يزن الجيرودي، الذي علّمني أنَّ البحث العلمي ليس مجرَّد معلومات، بل هو منهج حياة، فكان لي خير مرشد، وخير داعم، وخير صديق في كل لحظة عُسر.

وإلى شركة Rachis، التي لم تكن مجرَّد مكان عمل، بل كانت «المدرسة» التي تعلمت فيها كيف أُحوّل المعرفة إلى واقع، وكيف أكون جزءاً من فريق يصنع الفارق، فكان لها الفضل بعد الله في أن أرى العلم يتحول إلى عمل، والفكرة تتحول إلى منتج.

لكم جميعاً، أُهدي كل حرفٍ كُتب، وكل فكرة وُضعت، وكل لحظة تعبٍ مضت، فأنتم «القصة الحقيقية» خلف كل صفحة، و«السبب الحقيقي» خلف كل نجاح.

الشكر

أتقدَّم بالشكر الجزيل إلى أستاذي ومشرفي الدكتور مجدي عريف، الذي أمدَّني بالتوجيه الدقيق، والملاحظات البناءة طوال مسار البحث، فكان نبراساً لا يُخطئ، وكان لي الأب والأخ والصديق، فشكراً له على كل كلمةٍ قرأها، وعلى كل ملاحظةٍ كتبها، فكان لي خير معين.

إلى كل من ساهم بفكرة أو كلمة تشجيع، فكانوا فريقاً واحداً يتقاسم الوقت والجهد والأمل، فكانوا «العائلة الثانية» التي لم أختارها، لكنها اختارتني، فشكراً لهم على كل لحظةٍ سهرنا فيها معاً، وعلى كل ضحكةٍ تقاسمناها، وعلى كل دعوةٍ صادقةٍ رفعوها لي.

لكم جميعاً، كنتم «الطريق»، و«النور»، و«الهدف» في كل خطوة، فشكراً من القلب، وعلى الله التوفيق لما هو أجمل.

الملخص

تهدف هذه الدراسة إلى استكشاف أثر استخدام الذكاء الصناعي التوليدي في تحسين الكفاءة التشغيلية في الشركات البرمجية، من خلال التركيز على أبعاد رئيسة ثلاثة: تقليل الزمن اللازم لتطوير البرمجيات، وخفض التكاليف التشغيلية، وتحسين جودة المنتجات البرمجية. وقد تم تطبيق الدراسة على خمس شركات برمجية تعمل في بيئات جغرافية واقتصادية متنوعة، تشمل سوريا، والإمارات العربية المتحدة، وهولندا، بهدف تقديم رؤية شاملة ومتعددة السياقات حول مدى فعالية هذه التقنيات في بيئات عمل برمجية مختلفة.

اعتمدت الدراسة منهجاً وصفياً تحليلياً، حيث تم تصميم استبيان ميداني شمل 42 موظفاً يعملون في مجالات تطوير البرمجيات، والذكاء الصناعي، وإدارة المشاريع، وتم استخدام مقياس ليكرت الخماسي لقياس مدى استخدام أدوات الذكاء التوليدي مثل ChatGPT وGitHub Copilot، وتأثيرها على الكفاءة التشغيلية. وقد تم التحقق من صدق الأداة من خلال عرضها على محكمين متخصِّصين، بينما تم قياس ثباتها باستخدام معامل كرونباخ ألفا، حيث أظهرت النتائج ثباتاً مقبولاً في معظم الأبعاد.

تم اختبار الفرضيات باستخدام تحليل الانحدار الخطي البسيط، وأظهرت النتائج وجود أثر إيجابي ذي دلالة إحصائية لاستخدام الذكاء التوليدي على الكفاءة التشغيلية، حيث فسَّر استخدام هذه الأدوات نحو 44.8٪ من التباين في الكفاءة التشغيلية الكلية. وعلى مستوى الأبعاد الثلاثة، كان التأثير الأقوى على تقليل زمن التطوير (39.2٪ من التباين)، يليه خفض التكاليف التشغيلية (28.7٪)، ثم تحسين جودة المنتج (21.8٪). وقد تم رفض جميع الفرضيات الصفرية، مما يعزز فعالية الذكاء التوليدي كأداة استراتيجية لتحسين الأداء التشغيلي.

في ضوء هذه النتائج، أوصت الدراسة بضرورة قيام الشركات البرمجية بوضع سياسات مؤسسية واضحة لتنظيم استخدام الذكاء التوليدي، وتوفير برامج تدريبية متخصصة لتعزيز مهارات الموظفين في التعامل مع هذه الأدوات، بالإضافة إلى تبني منهجية تدريجية لدمج الذكاء التوليدي في العمليات اليومية. كما أوصت بأن تقوم الجهات الحكومية والمؤسسات الداعمة بتطوير استراتيجيات وطنية لتعزيز تبني هذه التقنيات، وتقديم حوافز ضريبية للشركات التي تستخدمها بشكل مسؤول ومبتكَر. أخيراً، شدَّدت الدراسة على أهمية إجراء دراسات مستقبلية طولية لتقييم الأثر طويل المدى للذكاء التوليدي على الهياكل التنظيمية، واستدامة الكفاءة التشغيلية.

Abstract

This study aims to explore the impact of generative artificial intelligence (AI) on improving operational efficiency in software companies, with a specific focus on three key dimensions: reducing software development time, lowering operational costs, and enhancing software product quality. The study was conducted across five software companies operating in diverse geographical and economic contexts, including Syria, the United Arab Emirates, and the Netherlands, to provide a comprehensive and context-rich understanding of the effectiveness of generative AI technologies in different software development environments.

A descriptive-analytical methodology was adopted, utilizing a structured questionnaire distributed to 42 employees working in software development, artificial intelligence, and project management roles. A five-point Likert scale was used to measure the extent of usage of generative AI tools such as ChatGPT and GitHub Copilot, and their perceived impact on operational efficiency. The validity of the research instrument was confirmed through expert review, while reliability was assessed using Cronbach's Alpha, which showed acceptable internal consistency across most dimensions.

Hypotheses were tested using simple linear regression analysis. The results revealed a statistically significant positive impact of generative AI on operational efficiency, with AI usage explaining approximately 44.8% of the variance in overall operational efficiency. At the dimensional level, the strongest impact was observed in reducing development time (39.2% of variance), followed by lowering operational costs (28.7%), and improving product quality (21.8%). All null hypotheses were rejected, reinforcing the effectiveness of generative AI as a strategic tool for enhancing operational performance.

Based on these findings, the study recommends that software companies establish clear organizational policies to govern the use of generative AI, implement specialized training programs to enhance employee competencies in utilizing these tools, and adopt a phased integration approach to embed AI into daily operations. Additionally, it calls on government bodies and supporting institutions to develop national strategies that promote the responsible adoption of AI technologies, including offering tax incentives to companies that demonstrate innovative and ethical AI use. Finally, the study emphasizes the need for future longitudinal research to assess the long-term impact of generative AI on organizational structures and the sustainability of operational efficiency gains.

جدول المحتويات

1 . الفصل الأول: الإطار العام للدراسة: 1

1.1 مقدمة: 1

1.2 الدراسات السابقة: 2

أولاً: الدراسات العربية: 3

ثانياً: الدراسات الأجنبية: 5

ثالثاً: تقييم الدراسات السابقة والفجوة البحثية: 8

1.3 فرضيات الدراسة: 11

1.3.1 الفرضية الرئيسة: 11

1.3.2 الفرضيات الفرعية: 11

1.4 أهداف الدراسة: 12

1.5 أهمية الدراسة: 12

أولاً: الأهمية العلمية (الأكاديمية): 12

ثانياً: الأهمية العملية (التطبيقية): 13

1.6 المجتمع والعينة: 14

1.7 منهجية الدراسة: 15

أولاً: الجانب النظري (الوصفي التحليلي): 15

ثانيا: الجانب الميداني (التطبيقي): 15

1.8 نموذج الدراسة: 16

1.9 حدود الدراسة: 17

أولاً الحدود الزمانية: 17

ثانياً: الحدود الموضوعية: 17

ثالثاً: الحدود المكانية: 17

2 . الفصل الثاني (الإطار النظري): 18

2.1 الذكاء الصنعي التوليدي (Generative Artificial Intelligence): 19

2.1.1 المفهوم والتعريف 19

2.1.2 النشأة والتطور التاريخي 20
2.1.3 التقنيات والنماذج المستخدمة: 22
2.1.4 الخصائص والمميزات: 24
2.1.5 المجالات التطبيقية للذكاء التوليدي: 25
2.1.6 استخدامات الذكاء التوليدي في بيئات العمل البرمجي: 26
2.1.7 التحديات والقيود: 27
2.2 الكفاءة التشغيلية (Operational Efficiency): 28
2.2.1 مفهوم الكفاءة التشغيلية 28
2.2.2 أبعاد الكفاءة التشغيلية 30
2.2.3 الكفاءة التشغيلية في الشركات البرمجية 32
2.3 العلاقة بين الذكاء التوليدي والكفاءة التشغيلية: 33
2.3.1 العلاقة بين الذكاء التوليدي والزمن اللازم لتطوير البرمجيات: 34
2.3.2 العلاقة بين الذكاء التوليدي والتكاليف التشغيلية: 34
2.3.3 العلاقة بين الذكاء التوليدي وجودة المنتجات البرمجية: 35
3 . الفصل الثالث (الإطار العملي): 36
3.1 نبذة عن الجهات موضع الدراسة 37
3.1.1 شركة Rachis (سورية) 37
3.1.2 شركة Sama Net (سورية) 37
3.1.3 شركة Meta Gate (الإمارات العربية المتحدة) 38
3.1.4 شركة Techno Visions (الإمارات العربية المتحدة) 38
3.1.5 شركة YaaCode (هولندا) 38
3.2 تصميم أداة الدراسة 39
3.2.1 البيانات الديموغرافية 39
3.2.2 المتغير المستقل (استخدام الذكاء الصنعي التوليدي) 40
3.2.3 المتغير التابع (الكفاءة التشغيلية بأبعادها الثلاثة) 40
3.2.4 التحديات والتوصيات 41
3.3 صدق وثبات أداة الدراسة 41
3.3.1 الصدق الظاهري (Face Validity) 41

3.3.1 ثبات أداة الدراسة (Reliability) 42

3.4 تحليل البيانات الديموغرافية: 46

3.4.1 التوزيع حسب النوع الاجتماعي: 46

3.4.2 التوزيع العمري: 46

3.4.3 التوزيع حسب المؤهل العلمي: 47

3.4.4 التوزيع حسب سنوات الخبرة: 48

3.4.5 التوزيع حسب الدور الوظيفي: 48

3.5 تحليل المتغير المستقل (استخدام الذكاء الصنعي التوليدي) 50

3.5.1 المتوسطات الحسابية والانحرافات المعيارية: 50

المتوسط الإجمالي للمتغير المستقل: 50

3.6 تحليل المتغير التابع (الكفاءة التشغيلية) بأبعاده الثلاثة 51

البعد الأول: وقت التطوير البرمجي 51

البعد الثاني: التكاليف التشغيلية 52

البعد الثالث: جودة المنتج البرمجي 52

الخلاصة العامة: 53

3.7 تحليل الانحدار الخطي لاختبار فرضيات الدراسة 54

3.7.1 الفرضية الرئيسة: 54

3.7.2 الفرضية الفرعية الأولى:(H_0-1) 55

3.7.3 الفرضية الفرعية الثانية:(H_0-2) 56

3.7.4 الفرضية الفرعية الثالثة:(H_0-3) 57

3.8 النتائج العامة للدراسة وتعليق على الفرضيات 58

3.8.1 الفرضية الرئيسة 58

3.8.2 النسبة للفرضيات الفرعية 58

3.9 التوصيات 59

3.9.1 مستوى الشركات البرمجية: 59

3.9.2 مستوى المطورين: 59

3.9.3 مستوى صناع القرار: 60

3.9.4 توصيات للدراسات المستقبلية: 60

4 . المراجع: 61
4.1 المراجع العربية (بالترتيب الذي ظهرت فيه) 61
4.2 المراجع الإنكليزية (بالترتيب الذي ظهرت فيه) 62

فهرس الجداول

جدول 3-1 ثبات أداة الدراسة 42
جدول 3-2 ثبات أداة الدراسة للمتغير المستقل 43
جدول 3-3 ثبات أداة الدراسة -وقت التطوير البرمجي- 44
جدول 3-4 ثبات أداة الدراسة -التكاليف التشغيلية- 44
جدول 3-5 ثبات أداة الدراسة -جودة المنتج البرمجي- 45
جدول 3-6 ثبات أداة الدراسة -الإجمالي للكفاءة التشغيلية- 45
جدول 3-7 التوزيع حسب النوع الاجتماعي 46
جدول 3-8 التوزيع العمري 47
جدول 3-9 التوزيع حسب المؤهل العلمي 47
جدول 3-10 التوزيع حسب سنوات الخبرة 48
جدول 3-11 التوزيع حسب الدور الوظيفي 49
جدول 3-12 تحليل المتغير المستقل -استخدام الذكاء الصنعي- 50
جدول 3-13 تحليل المتغير التابع- وقت التطوير البرمجي- 51
جدول 3-14 تحليل المتغير التابع- التكاليف التشغيلية- 52
جدول 3-15 تحليل المتغير التابع- جودة المنتج البرمجي- 52
جدول 3-16 نتائج تحليل الانحدار-الفرضية الرئيسية- 54
جدول 3-17 نتائج تحليل الانحدار-الفرضية الفرعية الأولى- 55
جدول 3-18 نتائج تحليل الانحدار-الفرضية الفرعية الثانية- 56
جدول 3-19 نتائج تحليل الانحدار-الفرضية الفرعية الثالثة- 57

1 . الفصل الأول: الإطار العام للدراسة:

يستعرض هذا الفصل الخطوط العريضة لتنفيذ المشروع، من حيث تعريف مشكلة الدراسة، وأهميتها، وأهدافها، وفرضياتها، ومنهجها، ومحددات إنجازها؛ سواءً المكانية منها أو الزمانية، وغيرها.

1.1 مقدمة:

في ظل التقدم التكنولوجي المتسارع الذي يشهده العالم، برز الذكاء الصنعي كأحد أهم أدوات التحول الرقمي، لما له من قدرة على معالجة البيانات، واتخاذ القرارات، وتحسين كفاءة العمليات عبر مختلف القطاعات. وقد تطور هذا المجال بشكل لافت في السنوات الأخيرة، إلى أن وصل إلى ما يُعرف اليوم بـ "الذكاء الصنعي التوليدي" (Generative AI)، الذي أصبح يشكِّل نقلة نوعية في تطبيقات الذكاء الصنعي، نظراً لقدرته على إنتاج محتوى جديد وغير مسبوق، سواء كان نصوصاً، أو صوراً، أو رموزاً برمجية، أو حتى حلولاً ابتكارية.

ويعد الذكاء الصنعي التوليدي من أبرز الابتكارات التي بدأت تُحدث تحولاً جذرياً في طريقة عمل الشركات البرمجية، من خلال توفير أدوات متقدمة تساعد على تسريع عمليات تطوير البرمجيات، وتحسين جودة الأكواد، وتقليل التكاليف التشغيلية، بالإضافة إلى دعم اتخاذ القرار القائم على التحليل الذكي للبيانات. كما أصبح بالإمكان من خلال هذه التقنيات تعزيز الإنتاجية، وإعادة تصميم العمليات التشغيلية التقليدية لتكون أكثر كفاءة ومرونة.

ومع ذلك، لا تزال العديد من الشركات البرمجية؛ لا سيما في الدول النامية، تواجه تحديات تتعلق بكيفية استثمار هذه التقنيات الحديثة بشكل فعّال، فضلاً عن غياب دراسات معمَّقة توضِّح التأثير الحقيقي للذكاء الصنعي التوليدي على الأداء التشغيلي داخل هذه الشركات. وهذا ما يثير تساؤلات حول مدى قدرة هذا النوع من الذكاء على إحداث تحسُّن ملموس في الكفاءة التشغيلية، ومدى وعي المؤسسات البرمجية بأهمية دمجه ضمن نظمها وخططها التشغيلية.

من هنا، تبرز أهمية هذه الدراسة التي تسعى إلى دراسة أثر استخدام الذكاء الصنعي التوليدي في تحسين الكفاءة التشغيلية للشركات البرمجية، وذلك من خلال التركيز على أبعاد الكفاءة التشغيلية التي تشمل تخفيض الوقت، والتكاليف، وتحسين الجودة. وتهدف هذه الدراسة إلى تقديم تحليل علمي وعملي لهذه العلاقة، بما يُسهم في سد الفجوة المعرفية في الأدبيات العربية، ويدعم صُنّاع القرار في الشركات البرمجية على تبني هذه التقنيات بفعالية أكبر.

1.2 الدراسات السابقة:

شهدت السنوات الأخيرة اهتماماً متزايداً بتأثير الذكاء الصنعي التوليدي (Generative AI) على بيئات العمل، لا سيما في مجال تطوير البرمجيات. وقد تناولت العديد من الدراسات هذا الموضوع من زوايا متعدِّدة، نستعرض منها ما يلي:

أولاً: الدراسات العربية:

١. دراسة (المحمد، 2024) بعنوان: "تأثير تطبيق تقنيات الذكاء الاصطناعي على الكفاءة التشغيلية في البنوك السعودية".

هدفت الدراسة إلى قياس العلاقة بين تطبيق تقنيات الذكاء الاصطناعي، وخاصة التوليدي منها، وتحسين الكفاءة التشغيلية في البنوك السعودية. اعتمدت على استبيان موجَّه إلى 350 موظفاً، وتم تحليل البيانات باستخدام الانحدار الخطي.

أظهرت النتائج وجود علاقة طردية قوية (R = 0.593) بين مستوى تبنّي تقنيات الذكاء الصنعي التوليدي وانخفاض التكاليف التشغيلية. كما تبيَّن أنَّ كل زيادة بنسبة 1% في تطبيق الذكاء التوليدي تؤدي إلى تحسُّن في الكفاءة التشغيلية بمعدل 0.446%. وحدَّدت الدراسة ثلاثة تحديات رئيسة: ارتفاع التكاليف الابتدائية، ونقص الكفاءات، ومقاومة التغيير المؤسسي.

٢. دراسة (إبراهيم، 2024) بعنوان: "توظيف الذكاء الاصطناعي في تطوير البرامج الأكاديمية".

تناولت هذه الدراسة توظيف أدوات الذكاء الصنعي التوليدي في تطوير البرامج الأكاديمية بجامعة حمد بن خليفة. استخدمت منهجاً وصفياً تحليلياً قائماً على استبيانات ومقابلات مع 68 عضو هيئة تدريس. خلصت النتائج إلى أنَّ 82% من المشاركين لاحظوا تحسناً في تفاعل الطلبة بعد استخدام أدوات التوليد الذكية، كما أدى استخدام هذه الأدوات إلى تقليص زمن إعداد المقررات الجديدة من أربعة أشهر إلى ستة أسابيع. وأوصت الدراسة بتضمين مقررات حول "أخلاقيات الذكاء التوليدي" ضمن الخطط الدراسية المستقبلية.

٣- دراسة (خالدة وحوسنة، 2024) بعنوان: "تأثير الذكاء الاصطناعي التوليدي على ريادة الأعمال: دراسة تحليلية وصفية".

سعت هذه الدراسة لاستكشاف أثر الذكاء الصنعي التوليدي على ريادة الأعمال، من خلال دراسة حالات تطبيقية دراسة وصفية تحليلية، تم تحديد أمثلة من رواد أعمال، واجتماعات مع خبراء لتقييم كيفية استخدام نماذج التوليد في إطلاق وتنمية مشاريع.

أظهرت أنَّ استخدام أدوات الذكاء التوليدي تُسهم في تعزيز الإبداع، وتوليد الأفكار، وتقليل التكلفة والجهد الابتدائي لتأسيس المشاريع، على الرغم من وجود تحديات متعلقة بالبنية التحتية الرقمية والمعرفة التقنية.

٤. دراسة (الهيئة السعودية للبيانات والذكاء الصنعي، ٢٠٢٣) بعنوان: "الذكاء الاصطناعي التوليدي: الممكنات، الفرص، والتحديات في الاقتصاد السعودي".

هدفت هذه الدراسة إلى استكشاف أثر الذكاء الصنعي التوليدي على الاقتصاد السعودي، من خلال قياس إنتاجيته المتوقعة في مختلف القطاعات، لا سيما الرقمية منها. استخدمت الدراسة منهجاً تحليلياً بالاعتماد على مسح ميداني شمل أكثر من 150 منظمة سعودية، إضافة إلى تحليل قواعد بيانات حكومية وقطاعية.

توصلت الدراسة إلى أنَّ الذكاء التوليدي قادر على رفع الإنتاجية الرقمية بمتوسط 22% بحلول عام 2030، وتحقيق وفر تشغيلي سنوي يصل إلى 45 مليار ريال عبر أتمتة المهام المتكررة وخدمة العملاء. كما أوصت الدراسة بخارطة طريق مكوَّنة من ستة مسارات رئيسة، من أبرزها: الحوكمة الرشيقة، وإنشاء معامل ابتكار توليدي داخل الشركات البرمجية.

٥- دراسة (الهادي، 2021) بعنوان: "تأثير الذكاء الاصطناعي وآثاره على العمل والوظائف".

سعت هذه الدراسة إلى تحليل الأثر المحتمل لتقنيات الذكاء الصنعي، بما في ذلك التوليدي، على الوظائف وسوق العمل العربي. اعتمد الباحث على تحليل أدبي واقتصادي لمجموعة من الدراسات العالمية، مع إسقاط النتائج على السياق العربي.

خلصت الدراسة إلى أنَّ 30%–40% من الوظائف الروتينية مهدَّدة بالأتمتة خلال السنوات العشر القادمة، وشددت على أهمية إعادة تأهيل القوى العاملة منخفضة المهارة، من خلال برامج تدريبية موجَّهة لأدوات الذكاء الصنعي التوليدي. كما اقترحت سياسات تحفيزية ضريبية للشركات التي تتبنى هذه التقنيات بمسؤولية.

ثانياً: الدراسات الأجنبية:

1- دراسة (Brynjolfsson ,Li & Raymond, 2025) "Generative AI at Work Open Access"

هدفت الدراسة إلى قياس تأثير أدوات الذكاء الصنعي التوليدي (وتحديداً ChatGPT) على أداء العاملين في المهام الكتابية. استخدمت الدراسة تجربة ميدانية عشوائية شملت أكثر من 400 مشارك لتنفيذ مهام واقعية. توصلت النتائج إلى أنَّ استخدام الذكاء التوليدي أدى إلى زيادة الإنتاجية بنسبة تقارب 40%، وتحسين جودة المهام المنجزة، كما ساهم في تقليص الفجوة بين ذوي الأداء العالي والمنخفض، مما يعكس قدرة هذه التقنيات على تحسين الكفاءة التشغيلية.

2- "The Effects of Generative AI on High-Skilled Work" (Brynjolfsson et al., 2024)

تناولت هذه الدراسة تأثير أدوات الذكاء التوليدي على العاملين ذوي المهارات العالية في بيئات معقدة مثل خدمة العملاء. استخدمت الدراسة بيانات من شركة تقدِّم خدمات الدعم الفني، وقارنت بين أداء الموظفين الذين يستخدمون الذكاء التوليدي وأولئك الذين لا يستخدمونه.

أظهرت النتائج أنَّ استخدام الذكاء التوليدي أدى إلى زيادة الإنتاجية الإجمالية بنسبة 14%، وكانت الزيادة أكثر وضوحاً لدى الموظفين الأقل خبرة، مما يعزز دور الذكاء التوليدي كأداة دعم تشغيلية فعّالة.

3- دراسة (Alnaqbi, et. al ,2024) " Enhancing Work Productivity through Generative Artificial Intelligence"

هدفت الدراسة إلى استكشاف العلاقة بين استخدام أدوات الذكاء التوليدي وزيادة إنتاجية العاملين في بيئات مختلفة. اعتمدت على تحليل نوعي وكمي لآراء وممارسات الموظفين في قطاعات متعددة باستخدام استبيانات ومقابلات.

بينت النتائج أنَّ الذكاء التوليدي يعزِّز الكفاءة من خلال تقليل الوقت اللازم لإنجاز المهام، وتحفيز الإبداع، وتسهيل الوصول إلى المعرفة، مما يجعله أداة استراتيجية لتحسين العمليات التشغيلية.

4- دراسة (Wang et al., 2024) " The Role of Generative AI in Software Development Productivity "

ركزت الدراسة على تحليل كيفية تأثير أدوات الذكاء التوليدي على دورة حياة تطوير البرمجيات. استخدمت منهجية تحليل بيانات من فرق تطوير تستخدم أدوات مثل Copilot وCode Whisperer على مشاريع مفتوحة المصدر.

كشفت النتائج عن وجود تحسن ملحوظ في سرعة كتابة الشيفرة واختبارها، بالإضافة إلى زيادة رضا المطورين، مما يؤكد أهمية الذكاء التوليدي في رفع كفاءة فرق التطوير البرمجي.

5- دراسة (Peng et al., 2023) "The Impact of AI on Developer Productivity"

ركزت الدراسة على قياس تأثير الذكاء الاصطناعي، وبشكل خاص GitHub Copilot، على إنتاجية مطوري البرمجيات. اتبعت الدراسة منهجاً تجريبياً تضمَّن إجراء تجارب خاضعة للرقابة على مجموعة من المطورين الذين طُلب منهم تنفيذ مهام برمجية معينة باستخدام أو بدون استخدام Copilot.

أشارت النتائج إلى أنَّ استخدام Copilot زاد من سرعة إكمال المهام بنسبة 56%، دون تأثير سلبي على الجودة، ما يدل على مساهمة الذكاء التوليدي في تسريع عمليات التطوير وتحسين الكفاءة التشغيلية.

ثالثاً: تقييم الدراسات السابقة والفجوة البحثية:

تعكس الدراسات السابقة، سواء باللغة العربية أو الأجنبية، اهتماماً متزايداً بأثر الذكاء الصنعي التوليدي على بيئات العمل، والإنتاجية والكفاءة التشغيلية. وقد قدمت هذه الدراسات إسهامات مهمة في عدة محاور:

١ – نقاط القوة:

- تعدد القطاعات والسياقات: إذ شملت الدراسات مجالات متعددة مثل البنوك، والتعليم العالي، وريادة الأعمال، وتطوير البرمجيات، ودعم العملاء، مما يمنح فهماً متنوعاً وشاملاً لتأثير الذكاء التوليدي.
- تنوع المنهجيات: حيث استخدمت مناهج كمية (كالانحدار والتحليل الإحصائي)، ونوعية (كالتحليل الوصفي والمقابلات)، ما يعزِّز موثوقية النتائج ويوفر رؤى متكاملة.
- قياسات دقيقة للكفاءة: فالعديد من الدراسات، مثل دراسة Noy & Zhang (2023) ودراسة Peng et al. (2023)، اعتمدت على تجارب ميدانية ورقمية واضحة لقياس الإنتاجية وتحسين الأداء.

٢ – أوجه القصور:

- نقص التركيز على بيئة الشركات البرمجية العربية: فرغم وجود دراسات تناولت البنوك والتعليم، إلا أنَّ هناك نقصاً واضحاً في الدراسات التي تركز تحديداً على الشركات البرمجية في المنطقة العربية، مما يحد من القدرة على تعميم النتائج على هذا القطاع الحيوي.
- غياب البعد التطبيقي في بعض الدراسات العربية: اعتمدت بعض الدراسات على التحليل النظري أو المسوح العامة، دون دراسة حالات تطبيقية فعلية لأدوات الذكاء التوليدي في فرق العمل البرمجية.

- عدم التطرق العميق للأثر طويل الأمد: ركزت أغلب الدراسات على الأثر الفوري أو قصير المدى للذكاء التوليدي، مع قلة الدراسات التي تستشرف أثره على الهيكل التنظيمي، أو نماذج العمل، أو استدامة الكفاءة التشغيلية.
- ضعف التركيز على التحديات التنظيمية في الشركات البرمجية: مثل مقاومة التغيير، والتوافق مع البنية التحتية البرمجية، وضبط جودة النواتج المُولَّدة بالذكاء الاصطناعي.

٣- الفجوة البحثية:

رغم التوسع المتزايد في استخدام الذكاء الاصطناعي التوليدي في قطاع تطوير البرمجيات، تُظهر الدراسات السابقة قصوراً في تناول أثر هذا الاستخدام على الكفاءة التشغيلية من منظور تطبيقي وتنظيمي شامل، خاصة في الشركات البرمجية التي تعمل في أسواق متعدَّدة (محلية، إقليمية، دولية). فقد ركّزت معظم الدراسات على الشركات الغربية أو الكبرى، مع إغفال واضح للسياقات الناشئة أو المتنوعة، ولم تُعنَ بدراسة كيفية تكييف هذه الأدوات مع بيئات تشغيلية مختلفة من حيث اللغة، الثقافة، أو طبيعة السوق. بالتالي، تبقى فجوة معرفية واضحة في فهم كيفية مساهمة الذكاء الاصطناعي التوليدي في تحسين الكفاءة التشغيلية في الشركات البرمجية التي تعمل في أسواق متعددة، مثل الشركات العربية أو تلك التي تتخذ من المنطقة العربية قاعدة انطلاق نحو أسواق إقليمية ودولية، مثل حالة الشركة موضوع الدراسة الحالية (العاملة من هولندا، لكنَّها تخدم أسواقاً عربية وغير عربية).

مشكلة الدراسة:

يشهد العالم اليوم تطورات متسارعة في مجال تقنيات الذكاء الصنعي، ومن أبرز هذه التقنيات الحديثة التي أثارت اهتماماً واسعاً في الأوساط الأكاديمية والتطبيقية هو **الذكاء الصنعي التوليدي**، الذي يُنظر إليه كعامل تحوّل رئيسي في آليات العمل داخل المؤسسات، وخصوصاً في **الشركات البرمجية** التي تعتمد بشكل جوهري على المعرفة والإبداع.

تُظهر التجارب أنَّ هذه التقنية أصبحت تلعب دوراً فعّالاً في **أتمتة العمليات البرمجية**، و**تسريع دورات التطوير**، و**تحسين جودة الشيفرة البرمجية**، إلى جانب دورها ضمن فرق التطوير والإدارة.

ورغم تزايد الأدبيات العلمية التي تناولت الذكاء الصنعي بشكل عام، إلا أنَّ **الدراسات التي تعالج بشكل مباشر العلاقة بين استخدام الذكاء الصنعي التوليدي والكفاءة التشغيلية داخل بيئات تطوير البرمجيات لا تزال محدودة**، لاسيما في **السياق العربي**.

ومن هنا تنبع **إشكالية هذه الدراسة**، التي يمكن بلورتها في التساؤل الرئيس الآتي: **ما هو أثر استخدام الذكاء الصنعي التوليدي في تحسين الكفاءة التشغيلية في الشركات البرمجية محل الدراسة؟**

وللإجابة عن هذا التساؤل، تنبثق منه التساؤلات الفرعية الآتية:

1) ما مدى تأثير الذكاء الصنعي التوليدي على **تقليل زمن تطوير البرمجيات؟**
2) إلى أي مدى يُسهم الذكاء التوليدي في **خفض التكاليف التشغيلية** في المشاريع البرمجية؟
3) كيف يؤثر استخدام الذكاء التوليدي في **تحسين جودة المنتج البرمجي؟**

1.3 فرضيات الدراسة:

بناءً على مشكلة الدراسة وتساؤلاتها، صيغت فرضيات الدراسة على النحو الآتي:

1.3.1 الفرضية الرئيسة:

H_0 : لا يوجد أثر ذو دلالة إحصائية لاستخدام الذكاء الصنعي التوليدي في تحسين الكفاءة التشغيلية في الشركات البرمجية محل الدراسة.

1.3.2 الفرضيات الفرعية:

H_{0-1} : لا يوجد أثر ذو دلالة إحصائية لاستخدام الذكاء الصنعي التوليدي في تقليل الزمن اللازم لتطوير البرمجيات في الشركات البرمجية محل الدراسة.

H_{0-2} : لا يوجد أثر ذو دلالة إحصائية لاستخدام الذكاء الصنعي التوليدي في تقليل التكاليف التشغيلية في الشركات البرمجية محل الدراسة.

H_{0-3} : لا يوجد أثر ذو دلالة إحصائية لاستخدام الذكاء الصنعي التوليدي في تحسين جودة المنتجات البرمجية في الشركات البرمجية محل الدراسة.

(ستُعتمد هذه الفرضيات الصفرية لاختبارها باستخدام الأدوات الإحصائية المناسبة، بهدف رفضها أو قبولها بناءً على نتائج الدراسة الميدانية).

1.4 أهداف الدراسة:

تسعى هذه الدراسة إلى استقصاء العلاقة بين استخدام الذكاء الصنعي التوليدي وتحسين الكفاءة التشغيلية في الشركات البرمجية، وذلك من خلال تحقيق الأهداف التالية:

1. تحليل أثر استخدام الذكاء الصنعي التوليدي في تحسين الكفاءة التشغيلية في الشركات البرمجية محل الدراسة.
2. قياس أثر استخدام الذكاء الصنعي التوليدي في تقليل الزمن اللازم لتطوير البرمجيات في الشركات البرمجية محل الدراسة.
3. تحديد مدى مساهمة الذكاء الصنعي التوليدي في خفض التكاليف التشغيلية في الشركات البرمجية محل الدراسة.
4. تقييم أثر الذكاء الصنعي التوليدي في جودة المنتجات البرمجية في الشركات البرمجية محل الدراسة.
5. تقديم توصيات عملية قابلة للتطبيق حول آليات توظيف الذكاء الصنعي التوليدي لتحسين الكفاءة التشغيلية في الشركات البرمجية محل الدراسة.

1.5 أهمية الدراسة:

أولاً: الأهمية العلمية (الأكاديمية):

تتمثل الأهمية العلمية لهذه الدراسة في تناولها لأحد الموضوعات المستحدثة في تقاطع مجالي الإدارة والتكنولوجيا، وهو **الذكاء الصنعي التوليدي**، الذي يمثل تطوراً نوعياً في مسار الذكاء الصنعي، بفضل قدرته على **توليد محتوى جديد – نصوصاً، أكواداً، حلولاً – بناءً على نماذج التعلم العميق**. وتركز الدراسة بشكل

خاص على **العلاقة بين الذكاء التوليدي والكفاءة التشغيلية داخل الشركات البرمجية**، وهي علاقة لم تحظَ بعد بالقدر الكافي من الدراسة الأكاديمية المنهجية، خاصةً في السياق العربي.

من خلال هذه الدراسة، يتم تقديم **إطار نظري ومفاهيمي** يربط بين التكنولوجيا الحديثة والتحسينات التشغيلية، بما يُسهم في **إثراء المعرفة العلمية** المتعلقة بإدارة الكفاءة في ظل التحول الرقمي المتسارع. كما تُفتح من خلاله آفاق بحثية جديدة أمام الباحثين والدارسين، سواء من خلال **نتائج الدراسة** أو عبر **منهجها العلمي القابل للتطبيق على قطاعات وأبعاد مؤسسية مختلفة**، ما يجعلها نقطة انطلاق لدراسات لاحقة أكثر عمقاً وشمولاً.

ثانياً: الأهمية العملية (التطبيقية):

تكمن الأهمية التطبيقية لهذه الدراسة في **تركيزها على خمس شركات برمجية متنوعة** من حيث الحجم والسياق التشغيلي، وهو ما يمنح نتائجها طابعاً واقعياً مقارناً، ويزيد من قابليتها للتعميم والتوظيف العملي. وتتجلى أهمية هذا التوجه في كون **قطاع البرمجيات بات يشكل البنية التحتية الرقمية الأساسية** لمعظم الأنشطة الاقتصادية والإدارية في العصر الحديث، إذ أصبحت الكفاءة المؤسسية مرهونة بقدرة المؤسسات على **تبني حلول برمجية ذكية ومتقدمة.**

بناءً على ما سبق، لا تقتصر هذه الدراسة على تقديم إطار نظري أو توصيات عامة، بل تهدف إلى **الوصول إلى نتائج علمية دقيقة وقابلة للتطبيق**، بما يدعم صناع القرار في الشركات البرمجية – على اختلاف أحجامها – في **تبني استراتيجيات فعالة لاستثمار الذكاء التوليدي ضمن عملياتها التشغيلية اليومية.**

1.6 المجتمع والعينة:

يتمثّل مجتمع الدراسة في هذه الدراسة بالعاملين في شركات البرمجيات الناشطة في مجالات الذكاء الصنعي. وهندسة البرمجيات، باعتبارهم الفئة الأكثر احتكاكاً بالتطورات التقنية الحديثة، ولا سيما تقنيات الذكاء الصنعي التوليدي. وقد جاء هذا الاختيار انسجاماً مع أهداف الدراسة الرامية إلى دراسة أثر الذكاء الصنعي التوليدي في تحسين الكفاءة التشغيلية ضمن بيئة عمل برمجية تعتمد بشكل كبير على الإبداع والإنتاج المعرفي.

ومن أجل تحقيق تحليل أعمق وأكثر دقة لظاهرة الدراسة، تم اختيار خمس شركات تمثل بيئات مهنية وجغرافية متنوعة، ما يمنح الدراسة بُعداً مقارناً يساعد على تعميم النتائج وفهم الفروقات في التأثير وفق السياقات المختلفة. وقد شملت هذه الشركات: شركة Rachis سورية، شركة Sama Net سورية، شركة YaaCode الهولندية وشركتا Techno Visionsو Meta Gate الإماراتيتان.

نظراً لمحدودية حجم مجتمع البحث، تم اعتماد أسلوب **الحصر الشامل** في اختيار العينة، بحيث شملت الدراسة جميع الموظفين العاملين في الشركات الخمس المشار إليها أعلاه. وقد تم توزيع **50 استبياناً** على أفراد العينة، استُرد منها **43 استبياناً**، في حين تم استبعاد استبيان واحد لعدم صلاحيته للتحليل، ليكون العدد النهائي للاستبانات الصالحة **42 استبياناً**.

1.7 منهجية الدراسة:

اعتمدت الدراسة منهجاً مزدوجاً يجمع بين الجانب النظري والجانب الميداني، بما يضمن تحقيق أهداف الدراسة والوصول إلى نتائج علمية دقيقة وموضوعية:

أولاً: الجانب النظري (الوصفي التحليلي):

تم توظيف المنهج **الوصفي التحليلي** بهدف جمع البيانات الثانوية اللازمة لتحقيق أهداف الدراسة، وذلك من خلال حصر ومراجعة الأدبيات العلمية العربية والأجنبية ذات الصلة بموضوع الذكاء الصنعي التوليدي والكفاءة التشغيلية في الشركات البرمجية. وقد شملت هذه الأدبيات دراسات سابقة، أبحاث أكاديمية، ومقالات محكّمة تناولت الموضوع من زوايا متعدِّدة، مما ساعد في بناء الإطار النظري للبحث وتحديد الفجوة البحثية.

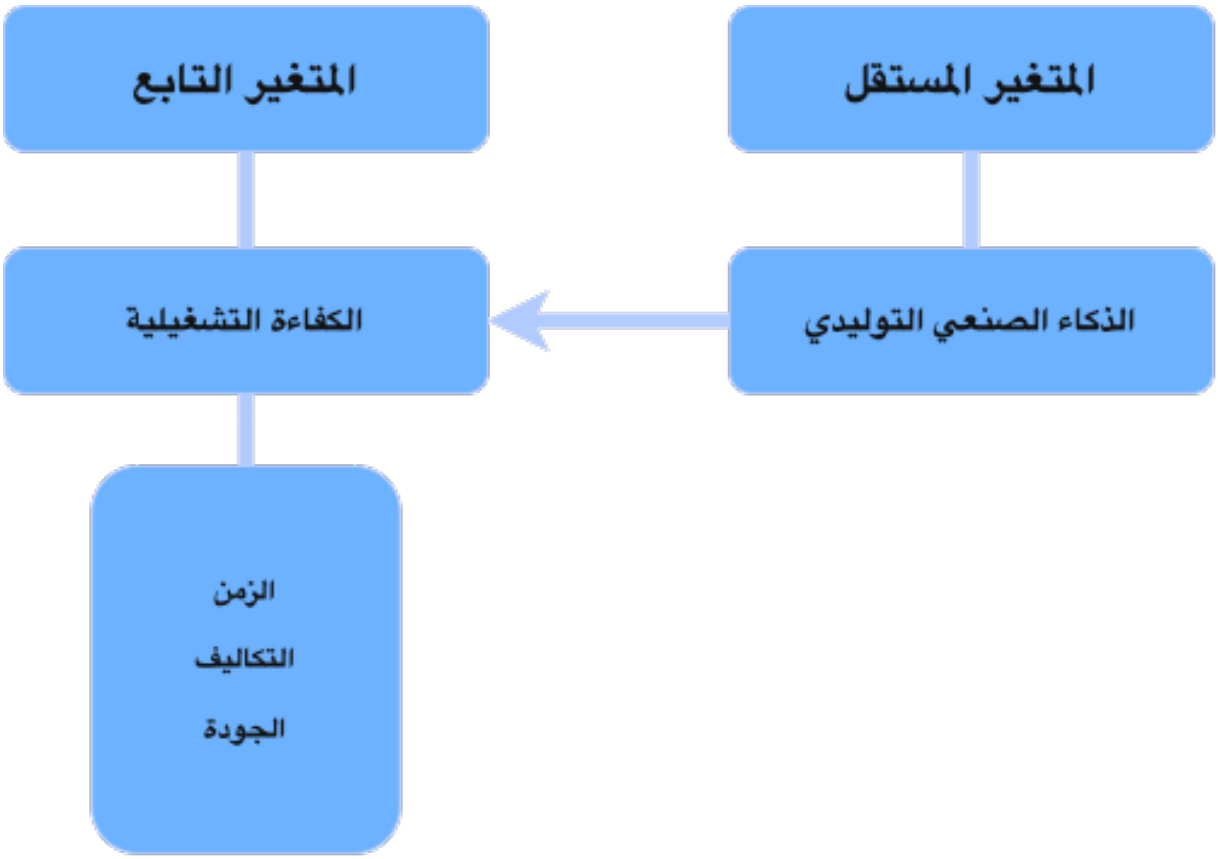
ثانياِ: الجانب الميداني (التطبيقي):

تم تصميم استبيان ميداني كأداة أساسية لجمع البيانات الأولية، وذلك بالاستناد إلى مراجعة الأدبيات العلمية ذات العلاقة بمتغيري الدراسة (الذكاء الصنعي التوليدي، والكفاءة التشغيلية). وقد رُوعي في تصميم الاستبيان أن يكون شاملاً وواضحاً، بما يسمح بقياس المتغيرات بدقة واختبار الفرضيات المطروحة بطريقة موضوعية، تضمن موثوقية وصلاحية النتائج المستخلصة.

1.8 نموذج الدراسة:

يشتمل نموذج الدراسة على متغير مستقل واحد (الذكاء الصنعي التوليدي)، ومتغير تابع واحد (الكفاءة التشغيلية) بأبعاده الثلاثة المتمثلة في الزمن اللازم لتطوير البرمجيات، والتكاليف التشغيلية، وجودة المنتجات البرمجية.

شكل 1-1نموذج الدراسة



1.9 حدود الدراسة:

أولاَ الحدود الزمانية:

تم تنفيذ هذه الدراسة خلال العام الدراسي 2025 – 2024، وهي الفترة التي تم خلالها جمع البيانات الميدانية، وتحليل النتائج، وصياغة التوصيات، مما يعكس الجدول الزمني الفعلي لإنجاز مراحل الدراسة المختلفة.

ثانياً: الحدود الموضوعية:

اقتصر نطاق الدراسة على دراسة العلاقة بين **الذكاء الصنعي التوليدي** بوصفه متغيراً مستقلاً، و**الكفاءة التشغيلية في الشركات البرمجية** بوصفها متغيراً تابعاً، وذلك من خلال تحليل الأبعاد الفرعية للمتغير التابع وفقاً للأدبيات العلمية والنموذج المفاهيمي المعتمد في الدراسة.

ثالثاً: الحدود المكانية:

تم تطبيق الدراسة على خمس شركات برمجية مختلفة من حيث الحجم والموقع الجغرافي، وهي:

- **شركة Rachis سورية.**
- **شركة Sama Net سورية.**
- **شركة Meta Gate الإماراتية.**
- **شركة Techno Visions الإماراتية.**
- **شركة YaaCode الهولندية.**

وقد تم اختيار هذه الشركات بهدف تمثيل بيئات تشغيلية متباينة تعكس مدى تنوع تطبيق الذكاء الصنعي التوليدي في السياقات الواقعية .

2 . الفصل الثاني (الإطار النظري):

مع التطورات المتسارعة في مجالات التكنولوجيا الرقمية، برز الذكاء الاصطناعي كأحد الركائز الأساسية في التحول الرقمي داخل المؤسسات، لما له من قدرة فائقة على تحليل البيانات، وتقديم حلول ذكية ومرنة لمشكلات معقدة. وقد تطور هذا المجال بشكل ملحوظ في العقد الأخير، ليتفرع إلى تخصصات دقيقة، من أبرزها الذكاء الصنعي التوليدي (Generative AI)، الذي يُعد من أكثر الابتكارات تأثيراً في بيئات العمل الحديثة.

يتجاوز الذكاء التوليدي حدود الأتمتة التقليدية إلى إنتاج محتوى إبداعي جديد اعتماداً على نماذج تعلم عميق، مثل النصوص التنبؤية، والصور المُولَّدة، والشيفرات البرمجية الفورية. هذا التطور أتاح إمكانيات هائلة للشركات، لا سيما في قطاع البرمجيات، حيث أصبح بإمكان فرق التطوير الاستفادة من أدوات الذكاء التوليدي لتسريع دورة إنتاج البرمجيات، وتحسين الجودة، وتقليل التكلفة والجهد.

في هذا السياق، تبرز أهمية فهم العلاقة بين تبني هذه التكنولوجيا الحديثة وبين مستوى الكفاءة التشغيلية داخل المؤسسات البرمجية. إذ لم تعد الكفاءة تقتصر على استخدام الموارد بكفاءة، بل باتت ترتبط بمدى قدرة المؤسسة على استثمار الذكاء الاصطناعي لتحسين الأداء وتحقيق نتائج ملموسة ومستدامة.

ويأتي هذا الفصل ليؤسس للإطار النظري الذي ترتكز عليه الدراسة، من خلال تقديم عرض منهجي للمفاهيم الرئيسية المتعلقة بالذكاء الصنعي التوليدي والكفاءة التشغيلية، إلى جانب مناقشة أبرز النظريات ذات العلاقة.

2.1 الذكاء الصنعي التوليدي (Generative Artificial Intelligence):

2.1.1 المفهوم والتعريف

يُعد الذكاء الصنعي التوليدي (Generative Artificial Intelligence) أحد الفروع المتقدمة للذكاء الاصطناعي، ويُشير إلى قدرة الأنظمة الحاسوبية على توليد محتوى جديد وأصيل يشبه ما ينتجه البشر، استناداً إلى أنماط مستخلصة من بيانات سابقة. يختلف هذا النوع من الذكاء الاصطناعي عن النماذج التقليدية التي تقتصر على التصنيف أو التنبؤ، إذ يمتلك خاصية "الإبداع الحسابي"، مما يسمح له بإنتاج نصوص، وصور، وأكواد، ومقاطع صوتية، وأفكار مبتكرة دون تدخل مباشر من المستخدم.

وقد عرَّف (Noy and Zhang, 2023) الذكاء التوليدي بأنَّه "نقلة نوعية في الذكاء الاصطناعي، حيث تتجاوز النماذج قدرات الفهم إلى قدرات الإنشاء والإنتاج المعرفي". كما يشير (Goodfellow, et. al, 2014) إلى أنَّ هذا النوع من الذكاء يعتمد على نماذج تعلم عميق مثل الشبكات التوليدية (GANs)، التي تُعد من أولى النماذج التي أظهرت قدرة الحواسيب على توليد بيانات جديدة تحاكي الواقع.

ويرتكز الذكاء التوليدي في جوهره على نماذج لغوية كبيرة (Large Language Models – LLMs) وشبكات عصبونية عميقة يتم تدريبها على كميات ضخمة من البيانات النصية، أو المرئية، أو الصوتية، ما يمنحها القدرة على إنشاء محتوى جديد يتسم بالترابط المنطقي والواقعية (IBM Research, 2022).

ومن أبرز هذه النماذج (StyleGAN, DALL E, BERT, GT)، التي تمثل أمثلة رائدة على قدرة الأنظمة الذكية على توليد محتوى متنوع، وذو جودة عالية. وقد ساهمت هذه التقنيات في توسيع نطاق استخدامات الذكاء الاصطناعي لتشمل البرمجة، والتصميم، والتعليم، والخدمات العامة (McKinsey & Company, 2023).

وفي سياق الدراسة الحالية، يُنظر إلى الذكاء الصنعي التوليدي كمتغير مستقل ذي تأثير محتمل على الكفاءة التشغيلية في الشركات البرمجية، لما يوفره من إمكانات تكنولوجية تسهم في رفع الإنتاجية، وتبسيط العمليات.

2.1.2 النشأة والتطور التاريخي

ظهر مفهوم الذكاء الصنعي التوليدي كتطور طبيعي في مسار تطور الذكاء الاصطناعي، مدفوعاً برغبة الباحثين في الانتقال من مهام الإدراك والتصنيف (Perception & Classification) إلى مهام الإبداع والإنشاء (Creation & Generation).

ففي المراحل المبكرة من تطور الذكاء الاصطناعي في خمسينيات وستينيات القرن الماضي، كانت النماذج تُبنى على قواعد منطقية محدَّدة مسبقاً ولا تملك قدرة على توليد محتوى جديد (Russell & Norvig, 2021).

ومع ظهور تقنيات التعلم العميق (Deep Learning) في بدايات العقد الثاني من القرن الحادي والعشرين، بدأ التحول نحو تطوير نماذج قادرة على التعلم من كميات ضخمة من البيانات غير المنظمة، وهو ما مهّد الطريق لظهور أول نموذج توليدي فعال: **الشبكات التوليدية المتخاصمة** GANs التي قدمها Goodfellow وآخرون عام ٢٠١٤ والتي أحدثت ثورة في مجال توليد الصور والفيديوهات الواقعية (Goodfellow et al., 2014).

لاحقاً، ظهر توجه نحو بناء نماذج لغوية ضخمة قادرة على توليد نصوص مفهومة وطبيعية، مثل نموذج BERT من Google عام ٢٠١٨، ثم GPT من OpenAI عام ٢٠١٨، الذي شهد تطورات متلاحقة (GPT-2 في 2019، GPT-3 في 2020، ثم GPT-4 في 2023)، وصولاً إلى الاستخدام الواسع في تطبيقات متعددة مثل كتابة المقالات، والأكواد البرمجية، والحوارات التفاعلية (Brown et al., 2020; OpenAI, 2023).

وفي الوقت ذاته، تطورت نماذج توليد الصور مثل **StyleGAN**من شركة NVIDIA، ونموذج **DALL·E** من OpenAI، والتي عززت مفهوم الإبداع لدى الذكاء الصنعي، ووسّعت نطاق تطبيقات الذكاء التوليدي إلى مجالات التصميم، والفن الرقمي، والتسويق.

وترافق هذا التطور مع دعم مؤسسات كبرى مثل Google وMicrosoft وMeta، مما ساعد على تسريع البحث والتطوير، بالإضافة إلى توفر أدوات مفتوحة المصدر، ما أتاح للمطورين والعلماء بناء حلول توليدية مخصصة لقطاعات محددة كالصحة، والتعليم، والبرمجة.

وهكذا، فإنَّ الذكاء التوليدي لم يظهر دفعة واحدة، بل هو نتاج تراكم علمي ومعرفي بدأ بالذكاء الرمزي، وتطوّر من خلال التعلم العميق، حتى بلغ اليوم مرحلة التفاعل التلقائي، والإنتاج المعرفي شبه البشري.

2.1.3 التقنيات والنماذج المستخدمة:

يعتمد الذكاء الصنعي التوليدي على مجموعة من النماذج والخوارزميات المتقدمة التي تم تطويرها بهدف تمكين الآلات من إنتاج محتوى جديد وذي قيمة معرفية أو وظيفية. وقد تنوعت هذه النماذج تبعاً لنوع البيانات والمخرجات المستهدفة، وشملت نصوصاً، وصوراً، وأكواداً برمجية، وأصواتاً، وتصاميم مرئية.

الشبكات التوليدية الخصمية (Generative Adversarial Networks – GANs)

تُعد GANs من أولى التقنيات الرائدة في الذكاء التوليدي، حيث تتكون من نموذجين يتنافسان معاً: مولّد (Generator) ومميّز (Discriminator). يقوم المولد بإنشاء بيانات جديدة، بينما يحاول المميز التمييز بين البيانات الأصلية والمولَّدة. ومع الوقت، يتحسن أداء المولد ليولّد محتوى أكثر واقعية (Goodfellow et al., 2014). وقد أثبتت GANs فعاليتها في توليد الصور الواقعية، والفيديوهات، وتصميم الوجوه البشرية.

النماذج اللغوية الكبيرة (Large Language Models – LLMs)

تُستخدم LLMs في توليد النصوص وتحليل اللغة الطبيعية، وتستند إلى تقنيات "الانتباه الذاتي" (Self-Attention) مثل نموذج Transformer الذي شكّل الأساس لنماذج GPT و BERT. وقد طوّرت OpenAI نموذج GPT (Generative Pre-trained Transformer) بتسلسله الشهير GPT-2، GPT-3، GPT-3.5، وصولاً إلى GPT-4 ، الذي يمتاز بقدرات متقدمة على فهم وتوليد اللغة، والترجمة، وكتابة الأكواد، وتلخيص المحتوى.

نماذج توليد الصور (Text-to-Image Generation)

مثل DALL·E و Stable Diffusion و Midjourney، وهي نماذج تعتمد على وصف نصي (Prompt) لإنشاء صورة متكاملة التفاصيل. وتُستخدم هذه النماذج في مجالات التصميم، والتسويق، والتصور الإبداعي (Ramesh et al., 2021).

نماذج توليد الشيفرة البرمجية (Code Generation Models)

برزت أدوات مثل GitHub Copilot بالشراكة مع OpenAI و Amazon CodeWhisperer، التي تعتمد على نماذج لغوية مدرَّبة على مستودعات ضخمة من الشيفرات المصدرية. تتيح هذه الأدوات للمطورين كتابة أكواد برمجية بشكل أسرع وأكثر دقة، واقتراح حلول تلقائية استناداً إلى سياق المشروع (Peng et al., 2023).

النماذج متعددة الوسائط (Multimodal Models)

وهي نماذج قادرة على التعامل مع أكثر من نوع من البيانات (مثل النصوص والصور معاً)، وتُستخدم في تطبيقات مثل تحليل الفيديو، والشرح التلقائي للصور، وترجمة الإشارات البصرية إلى نصوص. من أبرز هذه النماذج: GPT-4-Vision و Flamingo (DeepMind) و GEMINI (Google DeepMind).

تشكل هذه التقنيات والنماذج الأساس التكنولوجي للذكاء التوليدي، وتُمثّل محركات رئيسية لتغيير طريقة العمل داخل المؤسسات، خاصة في قطاعات تعتمد على المحتوى والبرمجة، مثل الشركات البرمجية محل هذه الدراسة.

2.1.4 الخصائص والمميزات:

يتميز الذكاء الصنعي التوليدي بعدد من الخصائص التقنية والمعرفية التي تجعله مختلفاً عن أشكال الذكاء الاصطناعي التقليدي، والتي تمثل في مجملها عوامل تعزز من كفاءته التشغيلية.

- **القدرة على توليد محتوى جديد:** بخلاف الأنظمة التقليدية التي تعتمد على تصنيف البيانات أو استخراج الأنماط، يمتلك الذكاء التوليدي قدرة فريدة على إنتاج محتوى جديد وغير مكرر، بناءً على أنماط تعلمها مسبقاً من بيانات ضخمة.
- **التعلم من البيانات غير المهيكلة:** يمكن للنماذج التوليدية التعامل مع بيانات نصية، ومرئية، وصوتية، أو حتى شيفرات برمجية، مما يمنحها مرونة عالية في التطبيق عبر قطاعات متنوعة (Brown, 2020).
- **التفاعل اللغوي الطبيعي (Natural Language Interaction):** تُمكن تقنيات الذكاء التوليدي المستخدمين من التفاعل باستخدام اللغة الطبيعية، دون الحاجة لفهم لغات برمجة أو قواعد معقدة، مما يجعلها سهلة الاستخدام على نطاق واسع (Noy & Zhang, 2023).
- **القابلية للتخصيص:** يمكن تدريب النماذج التوليدية لتناسب احتياجات محددة أو مجالات صناعية معينة، ما يعزز من دقتها وكفاءتها في البيئات المهنية المتخصصة (McKinsey, 2023).
- **التكيف والتحسين المستمر:** بفضل تقنيات التعلم المستمر والتغذية الراجعة، تمتلك النماذج التوليدية القدرة على التحسين التلقائي من خلال التفاعل مع المستخدمين والتعلم من أنماط الاستخدام.

2.1.5 المجالات التطبيقية للذكاء التوليدي:

أثبت الذكاء الصنعي التوليدي حضوراً متزايداً في عدة مجالات، مما جعله أداة استراتيجية في تعزيز كفاءة الأداء وزيادة الإنتاجية في المؤسسات. وتتمثل أبرز التطبيقات في:

- **البرمجة وتطوير البرمجيات:** يُستخدم الذكاء التوليدي في كتابة الشيفرات، واختبارها، وتصحيح الأخطاء، من خلال أدوات مثل GitHub Copilot وAmazon CodeWhisperer، مما يقلل من الزمن والتكلفة (Peng et al., 2023).
- **كتابة المحتوى والتسويق:** تُستخدم نماذج مثل ChatGPT و Jasper AI في توليد نصوص تسويقية، ومقالات، ومحتوى مواقع إلكترونية، وتقارير، مع الحفاظ على جودة لغوية عالية.
- **التصميم والإبداع البصري:** تُستخدم أدوات مثل DALL·E و Midjourney في توليد صور وتصاميم فنية تستند إلى أوصاف نصية، ما يسهم في دعم الفرق الإبداعية، وتسريع عمليات الإنتاج البصري (Ramesh et al., 2021).
- **التعليم والتدريب:** يُستخدم الذكاء التوليدي في إعداد محتوى تعليمي تفاعلي، وإنتاج اختبارات تلقائية، وتصميم محاكاة تعليمية، ما يرفع من جودة العملية التعليمية.
- **خدمة العملاء والدعم الفني:** من خلال نماذج المحادثة الذكية (Chatbots) التي تعتمد على الذكاء التوليدي، يمكن تحسين تجربة العملاء وتقليل الضغط على الكوادر البشرية.
- **تحليل البيانات وصنع القرار:** يُستخدم الذكاء التوليدي في إنشاء تقارير تحليلية، وتقديم توصيات ذكية قائمة على البيانات، وهو ما يسهم في دعم اتخاذ القرار الإداري بسرعة وفعالية.

2.1.6 استخدامات الذكاء التوليدي في بيئات العمل البرمجي:

أحدث الذكاء الصنعي التوليدي تحولاً نوعياً في بيئات تطوير البرمجيات، حيث تجاوزت تطبيقاته المفهوم التقليدي لأدوات الدعم إلى كونه شريكاً إنتاجياً فعالاً يساهم في تسريع العمليات وتحسين النتائج. وتتمثل أبرز استخداماته في السياق البرمجي فيما يلي:

- **توليد الشيفرة البرمجية (Code Generation):** تعتبر أدوات مثل GitHub Copilot و Amazon CodeWhisperer من أبرز التطبيقات، حيث تقوم هذه النماذج بإكمال الأكواد تلقائياً، أو توليدها بناءً على وصف وظيفي يقدمه المطوّر، ما يسهم في تقليل الوقت اللازم للبرمجة بنسبة تصل إلى ٥٠% (Peng et al., 2023).
- **مراجعة وتحسين جودة الأكواد (Code Review & Refactoring):** يستطيع الذكاء التوليدي اكتشاف الثغرات والأخطاء الشائعة في الشيفرة، واقتراح تحسينات بنيوية تزيد من الكفاءة والأمان، مما يُقلل الحاجة للمراجعة اليدوية.
- **أتمتة الاختبارات البرمجية (Automated Testing):** يمكن توليد حالات اختبار (Test Cases) أو اختبارات وحدات (Unit Tests) بشكل ذكي، مما يقلل من الجهد اليدوي ويرفع من نسبة التغطية البرمجية.
- **إنشاء التوثيق الفني (Documentation):** تقوم النماذج التوليدية بتحليل الشيفرة وإنتاج توثيق تقني تلقائي يشرح الوظائف والأسطر، مما يُسهّل الفهم على أعضاء الفريق والمستخدمين لاحقاً.
- **تحسين إدارة المشاريع البرمجية:** عبر تحليل المهام وتقدير الجهد تلقائياً بناءً على وصف المشروع أو الشيفرة السابقة، يمكن للأنظمة التوليدية دعم مديري المشاريع في التخطيط والمتابعة الدقيقة.

2.1.7 التحديات والقيود:

رغم الفوائد الكبيرة التي يقدمها الذكاء التوليدي، إلا أنَّ هناك عدداً من التحديات والقيود التي يجب أخذها بعين الاعتبار، خاصة في سياق بيئات العمل البرمجي:

- **جودة ودقة المخرجات:** في بعض الحالات، قد تنتج النماذج التوليدية شيفرة غير دقيقة أو تحتوي على أخطاء منطقية يصعب اكتشافها فوراً، ما قد يؤدي إلى مشاكل لاحقة في المنتج البرمجي (Peng et al., 2023).
- **الاعتماد الزائد على الأنظمة الذكية:** الاعتماد المفرط على الذكاء التوليدي قد يؤدي إلى تراجع مهارات التفكير التحليلي والإبداعي لدى المطورين، مما يُهدد الجودة طويلة الأمد للفرق البرمجية (McKinsey & Company, 2023).
- **قضايا الخصوصية وحماية البيانات:** قد تقوم النماذج بجلب أو اقتراح أجزاء من شيفرات تدريبية خاضعة لترخيص أو حقوق ملكية، مما يُعرض المؤسسة لمخاطر قانونية وأمنية.
- **التحيز في النماذج (Bias):** نظراً لتدريب النماذج على بيانات من مصادر مفتوحة، فقد تحمل بعض التحيزات البرمجية أو الثقافية التي لا تتناسب مع بيئة العمل المحلية أو الاحتياجات الخاصة بالمشروع.
- **مقاومة التغيير التنظيمي:** إدماج الذكاء التوليدي يتطلب تغييرات في الثقافة المؤسسية وأسلوب العمل، وهو ما قد يُقابل بالرفض أو التردد من قبل بعض الفرق، خصوصاً في المؤسسات التقليدية.
- **ارتفاع التكاليف الأولية:** يتطلب تبنّي هذه النماذج في بيئة العمل استثمارات مبدئية في البنية التحتية، والتدريب، وأحياناً التخصيص، وهو ما يشكل عائقاً أمام المؤسسات الصغيرة والمتوسطة.

تُبرز هذه التحديات أهمية التعامل الحذر والمتوازن مع تقنيات الذكاء التوليدي، وضرورة وضع سياسات تنظيمية وأخلاقية مرافقة لضمان الاستفادة القصوى منها دون التأثير على سلامة واستدامة العمليات.

2.2 الكفاءة التشغيلية (Operational Efficiency):

2.2.1 مفهوم الكفاءة التشغيلية

تُشكِّل الكفاءة التشغيلية (Operational Efficiency) مفهوماً محورياً في إدارة العمليات، وتُعرَّف بأنها نسبة المخرجات إلى المدخلات التي تُحقِّق أهداف المنظمة الإستراتيجية(Slack & Brandon-Jones, 2023) . وتعكس هذه النسبة قدرة المؤسسة على تعظيم الإنتاجية عبر الاستغلال الأمثل للموارد البشرية والتقنية والمالية دون الإخلال بجودة المخرجات .(Oesterreich & Teuteberg, 2022) ويستند المفهوم إلى موازنةٍ ديناميكية بين كفاءة التكلفة وكفاءة الزمن، ما يُقلِّص الهدر ويُسرِّع تدفق القيمة.

لقياس هذا التوازن، دعت الأدبيات الأكاديمية الحديثة إلى اعتماد منظومة متكاملة من مؤشرات الأداء الرئيسية تتضمّن: وقت الدورة(Cycle Time) ، التكاليف التشغيلية(OPEX) ، نسبة المرور الأول الخالية من العيوب (First-Pass Yield) (Kaplan & Anderson, 2021).

وتُظهر الدراسات أن استخدام أنظمة قياس الأداء المتقدمة، مثل بطاقة الأداء المتوازن المُحدَّثة، يربط بين هذه المؤشرات وتحقيق التميّز التشغيلي في شركات البرمجيات(Oesterreich & Teuteberg, 2022) .

أخيراً، تُعدّ الكفاءة التشغيلية مُحدِّداً رئيسياً للميزة التنافسية المستدامة في البيئات عالية الديناميكية. فالمنظمات التي تجمع بين المرونة الإستراتيجية والكفاءة التشغيلية عبر قدرات «ثنائية الاتجاه— (Ambidexterity) كالتخصيص الكمّي والابتكار المتوازي— تُحقّق أداءً متفوّقاً، خصوصاً حين تدعم قراراتها بتحليلات البيانات والأتمتة الذكية(Slack & Brandon-Jones, 2023) .

وتختلف الكفاءة التشغيلية عن الفعالية (Effectiveness)، فبينما تشير الكفاءة إلى "كيفية" تنفيذ العمل بأفضل طريقة ممكنة، فإنَّ الفعالية تُعنى بـ "ماذا" يتم إنجازه ومدى توافقه مع الأهداف الاستراتيجية للمؤسسة. ولذلك، فإنَّ تحقيق الكفاءة لا يعني بالضرورة تحقيق الفعالية، إلا أنَّ الجمع بينهما يُعد عاملاً أساسياً لنجاح المؤسسات على المدى الطويل (Heizer & Render, 2016).

في سياق الشركات البرمجية، تكتسب الكفاءة التشغيلية أهمية خاصة نظراً لطبيعة العمليات فيها، والتي تعتمد بشكل كبير على الإبداع، والابتكار، والمعرفة التقنية. فزيادة الكفاءة تعني هنا تقليص زمن تطوير البرمجيات، وتحسين جودة الشيفرة، وتقليل الحاجة إلى المراجعات المتكررة، وبالتالي تقليص التكاليف، وتسريع دورة حياة المنتج. وهو ما ينعكس بدوره على القدرة التنافسية للمؤسسة، ورضا العملاء، واستدامة النمو.

وفي ظل الثورة الرقمية، باتت الكفاءة التشغيلية مرتبطة ارتباطاً وثيقاً بقدرة المؤسسة على تبني وتوظيف التقنيات الحديثة، مثل الذكاء الصنعي التوليدي، الذي يُنظر إليه اليوم كأداة محورية لتحسين أداء المؤسسات وتحقيق أقصى استفادة من الموارد المتاحة.

2.2.2 أبعاد الكفاءة التشغيلية

تُقاس الكفاءة التشغيلية في المؤسسات الحديثة، بما في ذلك الشركات البرمجية، عبر مجموعة من الأبعاد الأساسية التي تعكس مدى قدرة المؤسسة على تحويل الموارد إلى مخرجات ذات قيمة بكفاءة وفعالية. وقد حدَّد (Heizer & Render, 2016; Slack et. al, 2010) عدداً من الأبعاد الرئيسية التي تُشكّل الإطار العام لتقييم الكفاءة التشغيلية:

الكفاءة الزمنية(Time Efficiency) :

تشير الكفاءة الزمنية إلى قدرة المؤسسة على تنفيذ العمليات التشغيلية بأسرع وقت ممكن، مع الحفاظ على الجودة. في الشركات البرمجية، تتجلى هذه الكفاءة في تقليل دورة تطوير البرمجيات، بدءاً من التصميم إلى التسليم النهائي، مما يُسهم في تحسين زمن الاستجابة لحاجات السوق (Slack et al., 2010).

الكفاءة المالية(Cost Efficiency) :

تعكس الكفاءة المالية قدرة المؤسسة على تقليل التكاليف التشغيلية من دون التأثير على جودة المخرجات. وتشمل تقليل التكاليف المباشرة مثل أجور المطورين، أو التكاليف غير المباشرة كالتكاليف الناتجة عن إعادة العمل أو الأخطاء البرمجية. وقد أشار (Kaplan and Norton, 2004) إلى أنَّ تقليل التكاليف التشغيلية يُعد مؤشراً حيوياً على صحة المؤسسة واستدامتها.

جودة العمليات والمخرجات(Process and Output Quality) :

جودة العمليات تشير إلى خلو الأنشطة التشغيلية من الأخطاء والهدر، بينما تتعلق جودة المخرجات في السياق البرمجي بمدى استقرار الشيفرة البرمجية، وخلوها من الثغرات، وسهولة صيانتها لاحقاً. يُعتبر تحسين الجودة من الأهداف المحورية في نماذج إدارة الأداء (Heizer & Render, 2016).

المرونة التشغيلية(Operational Flexibility) :

تُعد المرونة التشغيلية مؤشراً على قدرة المؤسسة على الاستجابة السريعة للتغيرات التقنية والسوقية. وفي صناعة البرمجيات، تظهر هذه المرونة في قابلية تعديل المنتجات، أو العمليات بسرعة، أو اعتماد تقنيات جديدة مثل الذكاء الصنعي التوليدي دون تعطيل سير العمل (Kotler & Keller, 2015).

دعم اتخاذ القرار(Decision-Making Support) :

يعكس هذا البعد مدى توافر المعلومات والتحليلات الداعمة للقرارات التشغيلية. إذ ترتبط الكفاءة هنا باستخدام أدوات تحليل ذكية تساعد في تحسين الأداء وتعزيز دقة التخطيط. ووفقاً لـ Kaplan و Norton (2004)، فإنَّ المؤسسات ذات الكفاءة العالية هي تلك التي تتخذ قرارات قائمة على بيانات دقيقة ومؤشرات أداء واضحة.

تمثل هذه الأبعاد مجتمعة نظاماً متكاملاً لتقييم الأداء التشغيلي، وتشكل مرجعاً أساسياً في قياس التحسين الناتج عن تطبيق تقنيات الذكاء الصنعي في المؤسسات البرمجية.

2.2.3 الكفاءة التشغيلية في الشركات البرمجية

تتمتع الشركات البرمجية بخصائص تشغيلية مميَّزة تختلف عن المؤسسات التقليدية، من حيث اعتمادها على رأس المال الفكري والمهارات التقنية، بدلاً من الموارد المادية والعمليات الصناعية. ولذلك، فإنَّ مفهوم الكفاءة التشغيلية في هذا السياق لا يُقاس فقط بالإنتاج الكمي، بل يُعتمد فيه بشكل أكبر على معايير الجودة، وسرعة الإنجاز، والقدرة على التكيف مع التغيرات التكنولوجية المستمرة (Lientz & Larssen, 2006).

تُعد عملية تطوير البرمجيات من أكثر العمليات تعقيداً وتغيراً، حيث تمر بمراحل متعددة تشمل التحليل، والتصميم، والترميز، والاختبار، والتسليم. وكل مرحلة من هذه المراحل تمثل نقطة حرجة تؤثر بشكل مباشر على الكفاءة التشغيلية العامة. وقد أكد Pressman (2014) أنَّ أي تحسين في الزمن أو الجودة ضمن إحدى هذه المراحل يمكن أن يؤدي إلى تحسن ملحوظ في الأداء التشغيلي للمشروع البرمجي ككل.

ومن أبرز مؤشرات الكفاءة التشغيلية في الشركات البرمجية:

- **زمن التطوير الكلي:** أي المدة الزمنية اللازمة للانتقال من فكرة المشروع إلى منتج قابل للنشر.
- **عدد الأخطاء أو الثغرات المكتشفة في المنتج النهائي:** والذي يعكس جودة العمليات السابقة.
- **تكلفة التطوير لكل وحدة برمجية مثال لكل ألف سطر برمجي.**
- **معدل رضا المستخدم النهائي:** كمؤشر غير مباشر على الكفاءة والجودة.
- **قابلية صيانة المنتج البرمجي لاحقاً (Maintainability):** وهو عنصر أساسي لتقليل تكاليف ما بعد الإطلاق.

كما تُعد فرق العمل البرمجي الرشيقة (Agile Teams) جزءاً محورياً في تحسين الكفاءة التشغيلية، حيث أنَّ أساليب مثل Scrum وKanban تُستخدم لتقليل الهدر، وتعزيز سرعة الإنجاز، وتحقيق تحسين مستمر في الأداء (Schwaber & Sutherland, 2020).

وفي ظل التحولات الرقمية المتسارعة، باتت أدوات الذكاء الاصطناعي التوليدي تلعب دوراً جوهرياً في تعزيز هذه الكفاءة، من خلال أتمتة العديد من المهام، وتحسين جودة الشيفرة، وتسهيل التعاون بين أعضاء الفريق، ما يجعلها عاملاً حاسماً في بقاء الشركات البرمجية في بيئة تنافسية متغيرة باستمرار.

2.3 العلاقة بين الذكاء التوليدي والكفاءة التشغيلية:

يُعد الذكاء الصنعي التوليدي من العوامل التمكينية الحديثة التي أثبتت قدرتها على تحسين مؤشرات الأداء التشغيلي داخل المؤسسات الرقمية، وخاصة في قطاع تطوير البرمجيات. ويعود ذلك إلى قدرة هذه النماذج على المساهمة في تسريع العمل، وتقليل التكاليف، وتحسين جودة المخرجات عبر مراحل الإنتاج البرمجي المختلفة. وفيما يلي تحليل تفصيلي للعلاقة بين الذكاء التوليدي وبعض الأبعاد الرئيسية للكفاءة التشغيلية.

2.3.1 العلاقة بين الذكاء التوليدي والزمن اللازم لتطوير البرمجيات:

أحد أهم مؤشرات الكفاءة التشغيلية هو تقليص الزمن اللازم لتنفيذ المهام والعمليات. وتُظهر الأدبيات الحديثة أنَّ أدوات الذكاء التوليدي مثل GitHub Copilot و ChatGPT تُسهم بشكل مباشر في تقليل الوقت المطلوب لكتابة الشيفرة، وصياغة التوثيق، وإنشاء اختبارات وحدات برمجية، وذلك من خلال التوليد الفوري للمحتوى المناسب استناداً إلى السياق (Peng et al., 2023).

وقد أشار Noy و Zhang (2023) إلى أنَّ استخدام المطورين لأدوات الذكاء التوليدي أدى إلى تقليص زمن تنفيذ المهام بنسبة تصل إلى 55%، ما يشير إلى دور هذه الأدوات في تسريع دورة حياة تطوير البرمجيات (SDLC). كما أنَّ تقليص الزمن يرتبط كذلك بمرونة هذه الأدوات في التعامل مع تغييرات المتطلبات أثناء التطوير.

2.3.2 العلاقة بين الذكاء التوليدي والتكاليف التشغيلية:

تلعب الكفاءة المالية دوراً حاسماً في تحديد مدى نجاح أي مؤسسة، والذكاء التوليدي يُسهم في تقليل التكاليف التشغيلية عبر:

- **تقليل عدد ساعات العمل اليدوي** من خلال أتمتة المهام المتكررة.
- **تقليل الاعتماد على مصادر خارجية (Outsourcing)**، حيث تستطيع الفرق الصغيرة تنفيذ مهام معقدة باستخدام الذكاء التوليدي.
- **تحسين إنتاجية العامل الواحد**، ما يقلل من الحاجة لتوسيع الفريق بشكل مفرط.

وقد أوضحت دراسة McKinsey & Company (2023) أنَّ اعتماد الشركات على أدوات توليدية يمكن أن يوفر ما يقارب 20–30% من تكاليف التطوير، خاصة في المشاريع متوسطة الحجم. كما أنَّ توفير أدوات فعالة يُقلل من الهدر المالي الناتج عن الأخطاء وإعادة العمل (rework).

2.3.3 العلاقة بين الذكاء التوليدي وجودة المنتجات البرمجية:

ترتبط جودة المنتجات البرمجية بمستوى خلوها من الأخطاء، وقابليتها للصيانة، وتجربتها للمستخدم النهائي. ويُسهم الذكاء التوليدي في تعزيز هذه الجوانب من خلال:

- **اقتراح أكواد أنظف وأكثر تنظيماً**، اعتماداً على ممارسات البرمجة الجيدة.
- **تحسين التوثيق الداخلي للشيفرة**، ما يسهّل الفهم الجماعي للمنتج.
- **توليد اختبارات آلية أكثر شمولية**، مما يقلل من ظهور الأخطاء في المنتج النهائي.

3 . الفصل الثالث (الإطار العملي):

يُعَدُّ الإطار العملي أحد المكوّنات الأساسية في هذه الدراسة، إذ يُعنى بتحويل الإطارين المنهجي والنظري إلى إجراءات تطبيقية قابلة للقياس والتحليل، من خلال وصف منهج جمع البيانات، وآلية تصميم أداة الدراسة، وطبيعة العينة، والطرق الإحصائية المستخدمة في اختبار الفرضيات. وفي ظل التوسع السريع في اعتماد تقنيات الذكاء الصنعي التوليدي داخل الشركات البرمجية، برزت الحاجة إلى دراسة أثر هذه التقنيات على الكفاءة التشغيلية بصورة عملية تعتمد على بيانات ميدانية تُعبّر عن واقع بيئات العمل التقنية المختلفة.

يرتكز هذا الإطار على توظيف منهج وصفي–تحليلي يهدف إلى قياس العلاقة بين استخدام تقنيات الذكاء الصنعي التوليدي ومستوى تحسين العمليات التشغيلية داخل الشركات البرمجية، وذلك من خلال استبانة مُحكَّمة موجَّهة إلى المطورين والخبراء العاملين في أقسام الذكاء الصنعي وتطوير البرمجيات. كما يتناول الإطار العملي خصائص مجتمع الدراسة، وآلية اختيار العينة، والمبررات العلمية لاختيار أداة الاستبانة، بالإضافة إلى تحديد المتغيرات الرئيسة للدراسة وكيفية تحويلها إلى مؤشرات قابلة للقياس.

ويشتمل هذا الإطار كذلك على عرض تفصيلي للجهات المشمولة بالدراسة، وطبيعة عمل كل شركة، وأسباب اختيارها لتكوين عينة تغطي ثلاثة أسواق مختلفة (السوق المحلي، الإقليمي، والدولي)، بما يسمح بإجراء تحليل أكثر شمولاً لمدى تأثير الذكاء التوليدي على العمليات التشغيلية في سياقات متنوعة. كما يقدم الإطار توصيفاً دقيقاً للأدوات الإحصائية المستخدمة، بدءاً من الاختبارات الوصفية، وصولاً إلى تحليل الارتباط والانحدار لفحص الفرضيات الأساسية وتقييم قوة العلاقة بين المتغيرات.

وبذلك، يمثّل هذا الإطار العملي البنية التطبيقية التي تعتمد عليها الدراسة لتوليد نتائج علمية موثوقة، تسهم في تقديم فهم أعمق لكيفية توظيف الذكاء الصنعي التوليدي في تعزيز الكفاءة التشغيلية داخل الشركات البرمجية.

3.1 نبذة عن الجهات موضع الدراسة

3.1.1 شركة Rachis (سورية)

شركة متخصصة في تكنولوجيا المعلومات وتعمل في السوقين المحلي والعالمي، وتُعنى بتقديم حلول برمجية متقدمة في مجالات هندسة البرمجيات، تطوير الأنظمة، وبناء التطبيقات المخصّصة. تم اختيار هذه الشركة لما تتمتع به من ديناميكية تشغيلية واعتماد متزايد على أدوات الذكاء الصنعي التوليدي في دعم عمليات التطوير. وقد شملت العينة (11) مطوراً يعملون في أقسام الذكاء الصنعي وتطوير البرمجيات.

3.1.2 شركة Sama Net (سورية)

شركة تعمل في مجال خدمات تكنولوجيا المعلومات وتطوير البرمجيات، وتقدّم حلولاً رقمية متنوعة تشمل تطوير المواقع، الأنظمة البرمجية، وخدمات الدعم التقني. تتميز الشركة بمرونتها التشغيلية وسعيها المستمر لتبنّي التقنيات الحديثة، بما في ذلك الذكاء الصنعي التوليدي. وقد ضمّت العينة (8) مطوراً من كوادر قسم التطوير يعملون في مهام تتعلق بتحسين الإنتاجية والبرمجة.

3.1.3 شركة Meta Gate (الإمارات العربية المتحدة)

شركة تقنية تعمل في سوق متقدم وتقدّم حلولاً برمجية عالية، وأنظمة مؤسسية، وتطبيقات أعمال. تم اختيار الشركة نظراً لامتلاكها بنية تحتية رقمية قوية، وقدرتها على دمج تقنيات الذكاء الصنعي التوليدي ضمن عملياتها التشغيلية. وقد شملت العينة (9) مطوراً من فرق الذكاء الاصطناعي وتطوير البرمجيات.

3.1.4 شركة Techno Visions (الإمارات العربية المتحدة)

شركة متخصصة في تطوير الحلول الرقمية والتطبيقات المؤسسية خصوصاً لشركات الاتصالات، وتعمل ضمن بيئة تقنية تعتمد على أحدث أدوات البرمجة وإدارة الأنظمة. تعكس الشركة نموذجاً مهماً للشركات التي بدأت اعتماد الذكاء الصنعي التوليدي كجزء من عملية تحسين الجودة وتسريع التسليم. وقد تضمنت العينة (8) مطوراً يعملون في وحدات التطوير.

3.1.5 شركة YaaCode (هولندا)

شركة أوروبية تعمل في مجال تطوير البرمجيات والأنظمة الرقمية، وتتميّز بالتزامها بالمعايير العالمية في هندسة البرمجيات، إدارة البيانات، والخصوصية. تم اختيارها لتمثيل بيئة عمل متقدمة تعتمد بشكل كبير على الأتمتة وتقنيات الذكاء الصنعي التوليدي. وشملت العينة (6) مطورين من أقسام تطوير البرمجيات والذكاء الصنعي.

3.2 تصميم أداة الدراسة

تم استخدام مقياس ليكرت الخماسي (Likert Scale) لقياس إجابات المشاركين على جميع العبارات، حيث تدرجت الإجابات من (1) يعني "لا أوافق بشدة" إلى (5) يعني "أوافق بشدة"، مروراً بـ (3) التي تعني "محايد". ولتفسير النتائج، تم اعتماد المتوسط الحسابي كمعيار للحكم على مستوى الموافقة، وفقاً للتصنيف التالي:

- **مستوى ضعيف** :متوسط حسابي أقل من 2.5
- **مستوى متوسط** :متوسط حسابي من 2.5 إلى أقل من 3.5
- **مستوى عالي** :متوسط حسابي من 3.5 إلى 5

هذا التصنيف يساعد على تحديد أثر الذكاء الصنعي التوليدي في كل بعد من أبعاد الكفاءة التشغيلية بشكل واضح وموضوعي.

كما اشتمل الاستبيان على ثلاثة أقسام رئيسة:

3.2.1 البيانات الديموغرافية

تضمن القسم الأول جمع البيانات الديموغرافية للمشاركين، والتي شملت: الجنس، العمر، المؤهل التعليمي، سنوات الخبرة في مجال البرمجيات، الدور الوظيفي (مثل تطوير البرمجيات، تطوير الذكاء الصنعي، إدارة المشاريع، الدعم التقني)، واسم الشركة. هذه البيانات ساعدت في فهم خصائص عينة الدراسة وتحليل النتائج وفقاً للمتغيرات الديموغرافية المختلفة.

3.2.2 المتغير المستقل (استخدام الذكاء الصنعي التوليدي)

ركز القسم الثاني على قياس المتغير المستقل، وهو مدى استخدام أدوات الذكاء الصنعي التوليدي في العمل اليومي. تضمن هذا القسم ثلاث عبارات رئيسة تقيس: مدى استخدام المشاركين لأدوات مثل ChatGPT وCopilot في عملهم اليومي، مدى فائدة هذه الأدوات في تسريع عملية تطوير البرمجيات، ومدى وجود سياسة أو نهج واضح في الشركة تجاه استخدام الذكاء الصنعي التوليدي.

3.2.3 المتغير التابع (الكفاءة التشغيلية بأبعادها الثلاثة)

شكّل القسم الثالث المتغير التابع للدراسة، وهو الكفاءة التشغيلية، والذي تم قياسه من خلال ثلاثة أبعاد رئيسة:

البعد الأول – وقت التطوير البرمجي

تضمن خمس عبارات لقياس أثر الذكاء الصنعي التوليدي في تسريع إنجاز المهام البرمجية، اختصار دورة حياة تطوير البرمجيات، إنجاز المشاريع بشكل أسرع، تقليل الوقت المستغرق في إصلاح الأخطاء البرمجية، وأتمتة المهام الروتينية في التطوير.

البعد الثاني – التكاليف التشغيلية

احتوى على أربع عبارات تقيس أثر الذكاء الصنعي التوليدي في تقليل الحاجة للموارد البشرية في بعض المهام، خفض التكاليف المرتبطة بتطوير البرمجيات، توفير نفقات التدريب والاستعانة بمصادر خارجية، وتقليل الحاجة لإعادة العمل أو التصحيحات المكلفة.

البعد الثالث – جودة المنتج البرمجي

شمل أربع عبارات تركِّز على تحسين جودة الكود المنتج، تقليل الأخطاء البرمجية، زيادة رضا العملاء عن المنتج البرمجي، وتحسين توثيق الكود.

3.2.4 التحديات والتوصيات

تمت إضافة قسم رابع لقياس التحديات التي تواجه المشاركين عند استخدام الذكاء الصنعي التوليدي، حيث تضمن ثلاث عبارات تتعلق بصعوبات الدمج مع الأنظمة القائمة، الحاجة لتدريب إضافي، والمخاوف المتعلقة بالأمان والخصوصية. كما اختتم الاستبيان بسؤال مفتوح للحصول على توصيات واقتراحات المشاركين.

3.3 صدق وثبات أداة الدراسة

3.3.1 الصدق الظاهري (Face Validity)

للتأكد من ملاءمة أداة الاستبيان وقدرتها على قياس المتغيرات المستهدفة بدقة، تم عرضها على مجموعة من المحكمين والخبراء المختصين في مجالات تكنولوجيا المعلومات، هندسة البرمجيات، والإحصاء. قام المحكّمون بمراجعة صياغة العبارات، ومدى وضوحها، وملاءمتها للأبعاد التي تقيسها، وشمولية المحاور لجميع جوانب موضوع الدراسة.

وبناءً على ملاحظاتهم وتوصياتهم، أُجريت تعديلات لغوية ومنهجية على بعض البنود لتعزيز وضوحها ودقتها. وقد أجمع المحكّمون على أنَّ الاستبيان يتمتع بدرجة عالية من الصدق الظاهري، وأنَّ فقراته مناسبة لقياس أثر الذكاء الصنعي التوليدي في الكفاءة التشغيلية في الشركات البرمجية.

3.3.1 ثبات أداة الدراسة (Reliability)

لقياس مدى اتساق العبارات داخلياً، تم الاعتماد على معامل ألفا كرونباخ (Cronbach's Alpha)، وهو المقياس الأكثر استخداماً للتحقق من الثبات الداخلي لأدوات القياس. وتُعد قيمة ألفا ≥ 0.60 مؤشراً على ثبات مقبول، في حين تعكس القيم بين 0.80–0.89 ثباتاً جيداً جداً.

جدول 1–3 ثبات أداة الدراسة

فئة الثبات	نطاق قيمة Cronbach's α	الاستنتاج
غير مقبول	< 0.60	يُستبعد أو يُعاد صياغة المقياس
مقبول	$0.60 - 0.69$	ثبات مقبول
جيد	$0.70 - 0.79$	ثبات جيد
جيد جداً	$0.80 - 0.89$	ثبات جيد جداً
ممتاز	≥ 0.90	ثبات ممتاز (قد يشير إلى تكرار زائد)

اعتماداً على نتائج التحليل الإحصائي، جاءت قيم الثبات على النحو الآتي:

المتغير المستقل: الذكاء الصنعي التوليدي

بلغ معامل كرونباخ ألفا 0.208، وهي قيمة أقل من الحد المقبول (0.60)، مما يشير إلى ضعف الاتساق الداخلي بين عبارات هذا المتغير. وهذا يعني أنَّ البنود الثلاثة لا تقيس المفهوم نفسه بدرجة كافية، وقد يعود ذلك إلى قلة عدد العبارات أو اختلاف طبيعتها.

ومع ذلك، بلغ المتوسط الحسابي 3.66 بانحراف معياري 0.61، وهو ما يعكس مستوى عالٍ من استخدام الذكاء الصنعي التوليدي وفق تقييم المشاركين.

جدول 2-3 ثبات أداة الدراسة للمتغير المستقل

المؤشر	القيمة	التفسير
معامل ألفا كرونباخ(α)	0.208	0.60 >ضعف اتساق داخلي (غير مقبول)
عدد البنود	3	قلة البنود قد تُفسر جزءاً من انخفاضα
المتوسط الحسابي	3.66	–
الانحراف المعياري	0.61	تباين متوسط يشير إلى تقارب آراء المشاركين رغم ضعف الثبات
الاستنتاج	–	مستوى استخدام مرتفع (Mean = 3.66) لكن البنود لا تقيس المفهوم نفسه بدرجة كافية

المتغير التابع: الكفاءة التشغيلية بأبعادها الثلاثة

- **البعد الأول – وقت التطوير البرمجي**

جاء معامل كرونباخ ألفا بقيمة 0.645، وهي تشير إلى ثبات مقبول.

بينما بلغ المتوسط الحسابي 4.02 بانحراف معياري 0.58، وهو مستوى عالٍ يعكس أثراً واضحاً للذكاء الصنعي التوليدي في تقليل زمن تطوير البرمجيات.

جدول 3-3 ثبات أداة الدراسة -وقت التطوير البرمجي-

المؤشر	القيمة	التفسير
عدد البنود	4	
Cronbach's α	0.645	ثبات مقبول
المتوسط الحسابي	4.02	أثر عالٍ
الانحراف المعياري	0.58	تباين منخفض نسبياً

- **البعد الثاني – التكاليف التشغيلية**

سجل معامل كرونباخ ألفا قيمة 0.855، وهي تشير إلى ثبات جيد جداً واتساق قوي بين الفقرات.

وبلغ المتوسط الحسابي 3.21 بانحراف معياري 0.87، وهو مستوى متوسط يعكس أثراً معتدلاً للذكاء الصنعي التوليدي في خفض التكاليف التشغيلية.

جدول 4-3 ثبات أداة الدراسة -التكاليف التشغيلية-

المؤشر	القيمة	التفسير
عدد البنود	4	
Cronbach's α	0.855	ثبات جيد جداً
المتوسط الحسابي	3.21	أثر معتدل
الانحراف المعياري	0.87	تباين متوسط

- **البعد الثالث – جودة المنتج البرمجي**

حقق معامل كرونباخ ألفا 0.544، وهي قيمة أقل من الحد المقبول مما يدل على ثبات ضعيف لهذا البعد.

أما المتوسط الحسابي فقد بلغ 3.39 بانحراف معياري 0.66، وهو مستوى متوسط يعبّر عن وجود تحسن ملحوظ ولكن غير مرتفع في جودة المنتج البرمجي.

جدول 5-3 ثبات أداة الدراسة -جودة المنتج البرمجي-

المؤشر	القيمة	التفسير
عدد البنود	4	
Cronbach's α	0.544	ثبات ضعيف(< 0.60)
المتوسط الحسابي	3.39	تحسن ملحوظ
الانحراف المعياري	0.66	تباين متوسط

الكفاءة التشغيلية (إجمالي الأبعاد الثلاثة)

بلغ معامل كرونباخ ألفا الإجمالي 0.852، وهو ما يشير إلى ثبات جيد جداً للمتغير التابع ككل، مما يعكس اتساقاً قوياً بين بنود الأبعاد الثلاثة عند جمعها في مقياس موحد.

كما بلغ المتوسط الحسابي العام 3.58 بانحراف معياري 0.59، وهو مستوى عالٍ يدل على تأثير إيجابي ملحوظ للذكاء الصنعي التوليدي على الكفاءة التشغيلية بشكل عام.

جدول 6-3 ثبات أداة الدراسة -الإجمالي للكفاءة التشغيلية-

المؤشر	القيمة	التفسير
عدد البنود	12	
Cronbach's α	0.852	ثبات جيد جداً
المتوسط الحسابي	3.58	تأثير إيجابي ملحوظ
الانحراف المعياري	0.59	تباين منخفض نسبياً

تشير النتائج إلى أنَّ أداة الاستبيان تتمتع بدرجة قوية من الصدق الظاهري، وثبات جيد في معظم الأبعاد، وخاصةً في المتغير التابع. إلا أنَّ ثبات المتغير المستقل والبعد الثالث من المتغير التابع جاء ضعيفاً، مما يشير إلى الحاجة إلى زيادة عدد العبارات أو تحسين صياغتها في الدراسات المستقبلية. ومع ذلك، تُعد نتائج الثبات والمتوسطات الحسابية كافية وموثوقة لإكمال التحليل الإحصائي وتحقيق أهداف الدراسة.

3.4 تحليل البيانات الديموغرافية:

تم جمع البيانات من عينة مكونة من **42 مُستجيباً** من خمس شركات برمجية في سياقات جغرافية متنوعة (سوريا، الإمارات، هولندا). وفيما يلي التحليل الديموغرافي المفصَّل:

3.4.1 التوزيع حسب النوع الاجتماعي:

جدول 7–3 التوزيع حسب النوع الاجتماعي

النوع	التكرار	النسبة%
الذكور	42	100.0
الإناث	0	0.0
الإجمالي	**42**	**100.0**

ملاحظة :تعكس هذه النسب غلبة الذكور في القطاع التقني في العينة المدروسة، وهو ما يتوافق مع واقع سوق العمل البرمجي في العديد من المناطق.

3.4.2 التوزيع العمري:

- **تحت 25 سنة** 13 فرداً 31.0%
- **من 25 إلى 34 سنة** 24 فرداً 57.1%
- **من 35 إلى 44 سنة** 5 أفراد 11.9%

جدول 8-3 التوزيع العمري

الفئة العمرية	التكرار	النسبة%
25 >سنة	13	31.0
34 – 25سنة	24	57.1
44 – 35سنة	5	11.9
الإجمالي	**42**	**100.0**

تفسير :تشكل الفئة العمرية **34-25 سنة** العمود الفقري للعينة، مما يعكس طبيعة القطاع البرمجي الذي يعتمد على الكوادر الشابة والمتوسطة الخبرة.

3.4.3 التوزيع حسب المؤهل العلمي:

- **البكالوريوس** 24 فرداً 57.1%
- **الماجستير** 13 فرداً 31.0%
- **طالب** 5 أفراد 11.9%

جدول 9-3 التوزيع حسب المؤهل العلمي

المؤهل	التكرار	النسبة%
بكالوريوس	24	57.1
ماجستير	13	31.0
طالب جامعي	5	11.9
الإجمالي	**42**	**100.0**

تفسير :يظهر أنَّ غالبية العينة حاصلة على مؤهل بكالوريوس أو أعلى، مما يشير إلى مستوى تعليمي متقدم يتناسب مع متطلبات العمل في مجال البرمجيات والذكاء الصنعي.

3.4.4 التوزيع حسب سنوات الخبرة:

- **أقل من 3 سنوات** 19 فرداً 45.2%
- **من 3 إلى 7 سنوات** 18 فرداً 42.9%
- **أكثر من 7 سنوات** 5 أفراد 11.9%

جدول 10–3 التوزيع حسب سنوات الخبرة

خبرة العمل	التكرار	النسبة%
3 > سنوات	19	45.2
7 – 3 سنوات	18	42.9
7 < سنوات	5	11.9
الإجمالي	**42**	**100.0**

تفسير :توزيع الخبرة يشير إلى وجود مزيج من المطورين المبتدئين (أقل من 3 سنوات) وذوي الخبرة المتوسطة (3–7 سنوات)، مما يثري التحليل بوجهات نظر متنوعة.

3.4.5 التوزيع حسب الدور الوظيفي:

- **تطوير البرمجيات** 28 فرداً 66.7%
- **تطوير الذكاء الصنعي** 6 أفراد 14.3%
- **إدارة المشاريع** 3 أفراد 7.1%
- **الدعم الفني** 3 أفراد 7.1%
- **أخرى (البحث والتطوير، التسويق الرقمي)** 2 فرداً 4.8%

جدول 11–3 التوزيع حسب الدور الوظيفي

الدور الوظيفي	التكرار	النسبة%
تطوير البرمجيات	28	66.7
تطوير الذكاء الصنعي	6	14.3
إدارة المشاريع	3	7.1
الدعم الفني	3	7.1
أخرى (بحث، تسويق)	2	4.8
الإجمالي	**42**	**100.0**

تفسير :يهيمن مطورو البرمجيات على العينة، مما يعزز موثوقية البيانات المتعلقة بتأثير الذكاء الصنعي التوليدي في العمليات البرمجية الأساسية.

3.5 تحليل المتغير المستقل (استخدام الذكاء الصنعي التوليدي)

تم قياس المتغير المستقل من خلال ثلاثة بنود رئيسة، باستخدام مقياس ليكرت الخماسي (1: لا أوافق بشدة → 5: أوافق بشدة). فيما يلي النتائج الإحصائية:

3.5.1 المتوسطات الحسابية والانحرافات المعيارية:

جدول 12–3 تحليل المتغير المستقل –استخدام الذكاء الصنعي–

البند	المتوسط الحسابي	الانحراف المعياري	مستوى الموافقة
أستخدم أدوات الذكاء التوليدي مثل (ChatGPT, Copilot) في عملي اليومي	3.71	0.92	عالي
أدوات مثل ChatGPT أو Copilot مفيدة في تسريع تطوير البرمجيات	4.33	0.76	عالي جدًا
لدى شركتي سياسة أو نهج واضح تجاه استخدام الذكاء التوليدي	2.95	1.30	متوسط

المتوسط الإجمالي للمتغير المستقل:

- **المتوسط الكلي** 3.66
- **الانحراف المعياري الكلي** 0.61
- **مستوى الموافقة الإجمالي** عالي

تفسير :يظهر التحليل أن استخدام أدوات الذكاء التوليدي مُتعمّم بدرجة عالية بين المطورين، كما أن هناك إدراكًا قويًا بفائدتها في تسريع التطوير. ومع ذلك، فإن وجود سياسات مؤسسية واضحة لتنظيم هذا الاستخدام لا يزال عند مستوى متوسط، مما يشير إلى حاجة ماسة لوضع أطر تنظيمية.

3.6 تحليل المتغير التابع (الكفاءة التشغيلية) بأبعاده الثلاثة

البعد الأول: وقت التطوير البرمجي

جدول 13-3 تحليل المتغير التابع- وقت التطوير البرمجي-

البند	المتوسط	الانحراف المعياري	مستوى الموافقة
تسريع إنجاز المهام البرمجية	4.29	0.84	عالي جدًا
اختصار دورة حياة التطوير	3.95	0.89	عالي
إنجاز المشاريع بشكل أسرع	4.07	0.85	عالي
تقليل وقت إصلاح الأخطاء	3.95	1.05	عالي
أتمتة المهام الروتينية	3.83	0.99	عالي

- **المتوسط الكلي للبعد**4.02
- **الانحراف المعياري الكلي**0.58
- **مستوى الموافقة** عالي

تفسير :يُظهر البعد تأثيرًا قويًا وإيجابيًا للذكاء التوليدي على تقليل الزمن اللازم للمهام البرمجية، مما يعكس دور هذه الأدوات في تسريع العمليات.

البعد الثاني: التكاليف التشغيلية

جدول 14-3 تحليل المتغير التابع- التكاليف التشغيلية-

البند	المتوسط	الانحراف المعياري	مستوى الموافقة
تقليل الحاجة للموارد البشرية	3.07	1.32	متوسط
خفض تكاليف التطوير	3.29	1.15	متوسط
توفير نفقات التدريب أو الاستعانة بمصادر خارجية	3.14	1.18	متوسط
تقليل الحاجة لإعادة العمل المكلفة	3.33	1.21	متوسط

- **المتوسط الكلي للبعد** 3.21
- **الانحراف المعياري الكلي** 0.87
- **مستوى الموافقة** متوسط

تفسير :يبدو تأثير الذكاء التوليدي على خفض التكاليف معتدلاً، مما قد يعكس التكاليف الأولية المرتفعة للتبني، أو الحاجة إلى مزيد من الوقت لتحقيق توفير ملموس.

البعد الثالث: جودة المنتج البرمجي

جدول 15-3 تحليل المتغير التابع- جودة المنتج البرمجي-

البند	المتوسط	الانحراف المعياري	مستوى الموافقة
تحسين جودة الكود المنتج	3.36	1.20	متوسط
تقليل الأخطاء البرمجية	3.19	1.16	متوسط
زيادة رضا العملاء	3.33	1.05	متوسط
تحسين توثيق الكود	3.69	1.10	عالي

- **المتوسط الكلي للبعد**3.39
- **الانحراف المعياري الكلي**0.66
- **مستوى الموافقة** متوسط

تفسير :يلاحظ تحسن واضح في جودة التوثيق، بينما كان التحسن في جودة الكود وتقليل الأخطاء أقل وضوحًا، مما قد يعكس حاجة الأدوات التوليدية لمزيد من التطور للتعامل مع الأخطاء المنطقية المعقدة.

الخلاصة العامة:

- **البيانات الديموغرافية** :تعكس عينة شابة، متعلمة، وذات خبرة متنوعة، مما يعزز مصداقية النتائج.
- **المتغير المستقل** :يُستخدم الذكاء التوليدي على نطاق واسع، ويُعتبر مفيدًا لتسريع التطوير، لكن غياب السياسات الواضحة يمثل تحديًا.
- **المتغير التابع** :يؤكد التحليل أن الذكاء التوليدي يحسن الكفاءة التشغيلية بشكل ملحوظ، خاصة في تقليل الوقت، بينما كان تأثيره على التكاليف والجودة أقل حدة، مما يستدعي مزيدًا من البحث والتحسين.

3.7 تحليل الانحدار الخطي لاختبار فرضيات الدراسة

بهدف التحقق من الفرضيات الرئيسة والفرعية للدراسة، تم استخدام تحليل الانحدار الخطي البسيط (Simple Linear Regression) لفحص أثر المتغير المستقل (استخدام الذكاء الصنعي التوليدي) في المتغير التابع (الكفاءة التشغيلية) وأبعاده الثلاثة. وقد تم الاعتماد على مستوى دلالة إحصائية ($\alpha \leq 0.05$) لتحديد مدى معنوية العلاقة.

3.7.1 الفرضية الرئيسة:

H_0: لا يوجد أثر ذو دلالة إحصائية لاستخدام الذكاء الصنعي التوليدي في الكفاءة التشغيلية في الشركات البرمجية.

- **نتائج تحليل الانحدار:**

جدول 16-3 نتائج تحليل الانحدار-الفرضية الرئيسية-

المؤشر	القيمة	التفسير
معامل الارتباط(r)	**0.669**	ارتباط متوسط موجب
معامل التحديد(R^2)	0.448	44.8 % من التباين يُفسَّر بالذكاء التوليدي
معامل الانحدار(β)	0.669	كل زيادة بوحدة في الاستخدام ترفع الكفاءة 0.669 وحدة
t	5.712	
p-value	0.000	معنوي عند$\alpha = 0.05$
القرار	**رفضH_0**	**أثر إيجابي ذو دلالة إحصائية**

تشير النتائج إلى وجود علاقة موجبة ذات دلالة إحصائية بين استخدام الذكاء التوليدي والكفاءة التشغيلية، حيث أنَّ قيمة (p-value) أقل من 0.05. كما أنَّ قيمة (R^2) توضح أن **44.8%** من التباين في الكفاءة التشغيلية يعزى إلى استخدام الذكاء التوليدي.

وبالتالي رفض الفرضية الصفرية الرئيسة، وقبول الفرضية البديلة التي تؤكد وجود أثر ذي دلالة إحصائية لاستخدام الذكاء التوليدي في الكفاءة التشغيلية.

3.7.2 الفرضية الفرعية الأولى:(H_0-_1)

لا يوجد أثر ذو دلالة إحصائية لاستخدام الذكاء الصنعي التوليدي في تقليل الزمن اللازم لتطوير البرمجيات.

- **نتائج تحليل الانحدار:**

جدول 17-3 نتائج تحليل الانحدار-الفرضية الفرعية الأولى-

المؤشر	القيمة	التفسير
r	0.626	ارتباط متوسط
R^2	0.392	39.2 % من التباين
β	0.625	–
t	5.128	–
p-value	0.000	–
القرار	**رفض H_0-_1**	**تأثير معنوي قوي**

تظهر النتائج تأثيراً إيجابياً ومعنوياً للذكاء التوليدي على تقليل زمن التطوير، حيث فسر النموذج **39.2%** من التباين في هذا البعد.

رفض الفرضية الصفرية الأولى، مما يؤكد أنّ استخدام الذكاء التوليدي يسهم بشكل معنوي في تقليل زمن تطوير البرمجيات.

3.7.3 الفرضية الفرعية الثانية:(H_0-_2)

لا يوجد أثر ذو دلالة إحصائية لاستخدام الذكاء الصنعي التوليدي في تقليل التكاليف التشغيلية.

- **نتائج تحليل الانحدار:**

جدول 18-3 نتائج تحليل الانحدار-الفرضية الفرعية الثانية-

المؤشر	القيمة	التفسير
r	**0.536**	ارتباط متوسط
R^2	0.287	28.7 % من التباين
β	0.536	–
t	4.062	–
p-value	0.000	–
القرار	**رفض H_0-_2**	**تأثير معنوي متوسط**

على الرغم من أنَّ التأثير أقل حدة مقارنة بالأبعاد الأخرى، إلا أنَّ النتائج تشير إلى وجود علاقة موجبة ذات دلالة إحصائية بين استخدام الذكاء التوليدي وتخفيض التكاليف.

رفض الفرضية الصفرية الثانية، مما يدعم وجود أثر إيجابي للذكاء التوليدي في خفض التكاليف التشغيلية.

3.7.4 الفرضية الفرعية الثالثة:(H_0-_3)

لا يوجد أثر ذو دلالة إحصائية لاستخدام الذكاء الصنعي التوليدي في تحسين جودة المنتجات البرمجية.

- **نتائج تحليل الانحدار:**

جدول 19-3 نتائج تحليل الانحدار-الفرضية الفرعية الثالثة-

المؤشر	القيمة	التفسير
r	**0.536**	ارتباط متوسط
R^2	0.287	28.7 % من التباين
β	0.536	–
t	4.062	–
p-value	0.000	–
القرار	**رفض H_0-_2**	**تأثير معنوي متوس**

التحليل:

أظهر التحليل وجود أثر إيجابي ومعنوي للذكاء التوليدي في جودة المنتج البرمجي، وإن كان الأضعف بين الأبعاد الثلاثة، حيث فسر النموذج **21.8%** فقط من التباين.

رفض الفرضية الصفرية الثالثة، مما يؤكد أنَّ استخدام الذكاء التوليدي يُسهم في تحسين جودة المنتجات البرمجية، وإن كان بمستوى تأثير أقل من البعدين السابقين.

3.8 النتائج العامة للدراسة وتعليق على الفرضيات

من خلال تحليل الانحدار، تم رفض جميع الفرضيات الصفرية (الرئيسة والفرعية)، مما يؤكد وجود أثر إيجابي ذي دلالة إحصائية لاستخدام الذكاء الصنعي التوليدي في تحسين الكفاءة التشغيلية في الشركات البرمجية، سواء من حيث تقليل زمن التطوير، أو خفض التكاليف، أو تحسين الجودة. وتشير قيم معامل التحديد (R^2) إلى أنَّ تأثير الذكاء التوليدي كان أقوى في مجال توفير الوقت، يليه خفض التكاليف، ثم تحسين الجودة. وقد تم التحقق من ذلك من خلال تحليل الانحدار الخطي الذي كشف عن العلاقات التالية:

3.8.1 الفرضية الرئيسة

تم رفض الفرضية الصفرية التي تنفي وجود أثر معنوي للذكاء التوليدي في الكفاءة التشغيلية. حيث أوضحت النتائج أنَّ 44.8% من التباين في الكفاءة التشغيلية يعزى مباشرة لاستخدام أدوات الذكاء التوليدي، مما يؤكد دور هذه التقنية كعامل محوري في تحسين الأداء التشغيلي.

3.8.2 النسبة للفرضيات الفرعية

أظهر التحليل الإحصائي ما يلي:

- **أثر** ضعيف **على بعد الوقت** :حيث فسر النموذج 39.2% من التباين في توفير الوقت، مما يعكس قدرة الذكاء التوليدي على تسريع دورة حياة تطوير البرمجيات بشكل ملحوظ.
- **أثر** ضعيف **على بعد التكاليف** :حيث بلغ معامل التحديد 28.7%، مما يشير إلى وجود أثر إيجابي لكنَّه أقل حدة من تأثير البعد الزمني.

- **أثر** ضعيف **على بعد الجودة** :حيث كان معامل التحديد 21.8% فقط، مما يشير إلى أنَّ أثر الذكاء التوليدي في جودة المنتج البرمجي لا يزال بحاجة لمزيد من التطوير.

3.9 التوصيات

في ضوء هذه النتائج، تقدم الدراسة مجموعة من التوصيات العملية:

3.9.1 مستوى الشركات البرمجية:

- **وضع سياسات مؤسسية واضحة** لاستخدام الذكاء التوليدي، مع تطوير أطر عمل تنظيمية تضمن الاستخدام الأمثل.
- **الاستثمار في برامج تدريبية متخصصة** لتعزيز مهارات الموظفين في استخدام أدوات الذكاء التوليدي بشكل فعال.
- **تبني منهجية تدريجية** لدمج الذكاء التوليدي، تبدأ بالمشاريع الصغيرة ثم التوسع التدريجي

3.9.2 مستوى المطورين:

- **اعتماد الذكاء التوليدي كمساعد ذكي** وليس بديلاً عن المهارات البشرية.
- **التدرب على كتابة الأوامر النصية (Prompts)** الفعالة لتحقيق أقصى استفادة من الأدوات التوليدية.
- **مراجعة وتدقيق المخرجات** بشكل منتظم لضمان جودة الأكواد المولدة.

3.9.3 مستوى صناع القرار:

- **تطوير استراتيجيات وطنية** لدعم تبني تقنيات الذكاء التوليدي في القطاع البرمجي.
- **تخصيص حوافز ضريبية** للشركات التي تتبنى هذه التقنيات بشكل مسؤول.
- **دعم مشاريع البحث والتطوير** الرامية إلى تحسين جودة مخرجات الذكاء التوليدي.

3.9.4 توصيات للدراسات المستقبلية:

1. **إجراء دراسات طولية** لقياس الأثر طويل المدى للذكاء التوليدي على الهياكل التنظيمية.
2. **التعمق في دراسة العوامل الوسيطة** التي تؤثر على العلاقة بين الذكاء التوليدي والكفاءة التشغيلية.
3. **توسيع نطاق البحث** ليشمل قطاعات تقنية أخرى بالإضافة إلى الشركات البرمجية.

تهدف هذه التوصيات مجتمعة إلى تعظيم الفوائد التشغيلية للذكاء الصنعي التوليدي، مع التغلب على التحديات المرتبطة به، وبما يسهم في تحقيق قفزة نوعية في كفاءة وأداء القطاع البرمجي بشكل خاص والقطاع التقني بشكل عام.

4 . المراجع:

4.1 المراجع العربية (بالترتيب الذي ظهرت فيه)

1. المحمد، خ. (2024) تأثير تطبيق تقنيات الذكاء الاصطناعي على الكفاءة التشغيلية في البنوك السعودية .مجلة الدراسات الإدارية، 15(3)، 45-67.
2. إبراهيم، أ. (2024) توظيف الذكاء الاصطناعي في تطوير البرامج الأكاديمية .جامعة حمد بن خليفة.
3. خالدة، م.، وحوسنة، ع. (2024)تأثير الذكاء الاصطناعي التوليدي على ريادة الأعمال: دراسة تحليلية وصفية .المؤتمر العربي للابتكار وريادة الأعمال.
4. الهيئة السعودية للبيانات والذكاء الاصطناعي. (2023)الذكاء الاصطناعي التوليدي: الممكنات، الفرص، والتحديات في الاقتصاد السعودي .الرياض: الهيئة السعودية للبيانات والذكاء الاصطناعي.
5. الهادي، ص. (2021)تأثير الذكاء الاصطناعي وآثاره على العمل والوظائف .مجلة المستقبل العربي، 44(512)، 89-110.

4.2 المراجع الإنكليزية (بالترتيب الذي ظهرت فيه)

1. Brynjolfsson, E., Li, D., & Raymond, L. R. (2025). Generative AI at Work. NBER Working Paper Series.
2. Brynjolfsson, E. (2024). The Effects of Generative AI on High-Skilled Work. MIT Sloan School of Management.
3. Alnaqbi, M., Alshamsi, M., & Alzaabi, N. (2024). Enhancing Work Productivity through Generative Artificial Intelligence. International Journal of Information Management Data Insights, 4(1), 100-115.
4. Wang, Y., Li, H., He, X., & Zhang, Y. (2024). The Role of Generative AI in Software Development Productivity. Journal of Systems and Software, 215, 112045.
5. Peng, S., Kalliamvakou, E., Cihon, P., & Demirer, M. (2023). The Impact of AI on Developer Productivity: Evidence from GitHub Copilot. IEEE Transactions on Software Engineering, 49(4), 1823-1837.
6. Goodfellow, I., Pouget-Abadie, J., Mirza, M., Xu, B., Warde-Farley, D., Ozair, S., ... & Bengio, Y. (2014). Generative Adversarial Nets. Advances in Neural Information Processing Systems, 27.

7. Noy, S., & Zhang, W. (2023). Experimental Evidence on the Productivity Effects of Generative Artificial Intelligence. Science, 381(6654), 187-191.
8. IBM Research. (2022). What are Generative AI Models? IBM Corporation.
9. McKinsey & Company. (2023). The Economic Potential of Generative AI: The Next Productivity Frontier.
10. Brown, T., Mann, B., Ryder, N., Subbiah, M., Kaplan, J. D., Dhariwal, P., ... & Amodei, D. (2020). Language Models are Few-Shot Learners. Advances in Neural Information Processing Systems, 33, 1877-1901.
11. OpenAI. (2023). GPT-4 Technical Report. OpenAI.
12. Ramesh, A., Dhariwal, P., Nichol, A., Chu, C., & Chen, M. (2021). Zero-Shot Text-to-Image Generation. International Conference on Machine Learning, 139, 8821-8831.
13. Russell, S., & Norvig, P. (2021). Artificial Intelligence: A Modern Approach (4th ed.). Pearson.
14. Kaplan, R. S., & Anderson, S. R. (2021). Time-Driven Activity-Based Costing. Harvard Business Review Press.

15. Oesterreich, T. D., & Teuteberg, F. (2022). Understanding the Implications of Digital Transformation: A Research Agenda for Information Systems. Information Systems Journal, 32(1), 3-22.

16. Slack, N., & Brandon-Jones, A. (2023). Operations Management (10th ed.). Pearson Education.

17. Heizer, J., & Render, B. (2016). Operations Management: Sustainability and Supply Chain Management (12th ed.). Pearson Education.

18. Kotler, P., & Keller, K. L. (2015). Marketing Management (15th ed.). Pearson Education.

19. Lientz, B. P., & Larssen, L. (2006). Risk Management for IT Projects: How to Deal with Over 150 Issues and Risks. Elsevier.

20. Pressman, R. S. (2014). Software Engineering: A Practitioner's Approach (8th ed.). McGraw-Hill Education.

21. Lientz, B. P., & Larssen, L. (2006). *Risk Management for IT Projects: How to Deal with Over 150 Issues and Risks*. Elsevier.

22. Schwaber, K., & Sutherland, J. (2020). The Scrum Guide. ScrumGuides.org.