SHIHAB JOURNAL OF HUMANITIES
Volume (2), Issue (4) (October, 2026)
ISSN: 3136-2958

مجلة الشهاب للعلوم الإنسانية
المجلد (2) العدد(4) اكتوبر 2026
عدد خاص بالمؤتمر الدولي الأول لسلاسل الامداد والتوريد والإدارة اللوجستية في ليبيا
26-27 أغسطس 2026

تحليل بيانات الموردين باستخدام الذكاء الاصطناعي لكشف المخاطر ودعم اتخاذ القرار في المشتريات الحكومية: إطار عمل للمؤسسات الحكومية الليبية

مراد علي حسن[1]؛ مصباح عبدالكريم الأسطى[2]؛ عمر أحمد بسطامي[3]

كلية تقنية المعلومات - جامعة بني وليد[1]؛ كلية العلوم التقنية - بني وليد[2]؛ معهد المهن الشاملة - براك الشاطي[3]

Analyzing Supplier Data Using Artificial Intelligence to Detect Risks and Support Decision-Making in Government Procurement: A Framework for Libyan Government Institutions

Murad Ali Hassan[1]; Misbah Abdulkarim Al-Astaa[2]; Omar Ahmed Bastami[3]
Faculty of Information Technology – University of Bani Walid1; College of Technical Sciences – Bani Walid[2]; Institute of Comprehensive Professions – Brak Al-Shati[3]
moradali@bwu.edu.ly[1]; tgrnna@yahoo.com[2]; omarbistami88@gmail.com[3]

تاريخ الاستلام: 2026/06/30 تاريخ المراجعة 08/7/ 2025 تاريخ القبول:2026/8/05- تاريخ النشر:05/10/ 2026

الملخص

تكتسب حوكمة المشتريات وسلاسل الامداد أهمية استراتيجية لأي اقتصاد حكومي كان أو خاص، حيث أن هذه الاقتصادات تواجه تحديات ترتبط بمخاطر الامتثال والانحرافات المالية التي قد تؤثر في جودتها. هذه الورقة، تعدف إلى تطوير إطار تنبؤي مدعوم بالذكاء الاصطناعي لتحليل بيانات الموردين وتعزيز كفاءة المشتريات والتعاقدات العامة. ولتحقيق ذلك، تم تبني منهجية ثلاثية المسارات: أولاً، تطبيق خوارزمية الغابة العشوائية (Random Forest) للتنبؤ بمستويات المخاطر بناءً على مؤشرات الأداء الكمية كالتأخير وتجاوز التكاليف. ثانياً، توظيف تقنية الغابات المعزولة (Isolation Forest) للكشف عن الشذوذ والأنماط غير الطبيعية المرتبطة بشبهات الفساد. ثالثاً، استخدام تقنيات معالجة اللغات الطبيعية (NLP) لاستخلاص مؤشرات المخاطر النوعية من التقارير الرقابية. أظهرت النتائج قدرة الإطار على تصنيف الموردين وكشف الانحرافات حيث حققت خوارزمية (Random Forest) دقة بلغت 99.50% ومعدل استدعاء (Recall) بنسبة 100%، في حين سجل نموذج (TF-IDF + Logistic Regression) المخصص للتحليل النوعي دقة بلغت 91.00% ومعدل استدعاء 100%، مع توفير لوحة تحكم تفاعلية مدعومة بنظام توصية ذكي يخدم متخذي القرار.

الكلمات المفتاحية: الذكاء الاصطناعي، سلاسل التوريد، المشتريات الحكومية، كشف الفساد، معالجة اللغات الطبيعية.

1.0 المقدمة

يعيش العالم في السنوات الأخيرة ما يعرف بالثورة الصناعية الرابعة (Industry 4.0)، والتي أحدثت تحولاً جذرياً بدأً من عمليات التصنيع وصولاً إلى تسليم المنتجات إلى المستهلك النهائي، هذا التحول عزَز من عملية الرقمنة الشاملة في مجالات الإنتاج والمشتريات وسلاسل التوريد انفيص وآخرون (2024). من هذا المنطلق، يعد الذكاء الاصطناعي الركيزة لهذا التحول الجذري، إذ تقوم الثورة الصناعية الرابعة على علاقة جوهرية مع (التحول الرقمي، البيانات الضخمة (Big Data) والتحليل

التنبؤي، الـ Blockchain، التعلم الآلي، انترنت الأشياء (IoT). لقد أصبح من الضروري على القطاعين الحكومي والخاص تبني أطر وآليات قائمة على الذكاء الاصطناعي لمواكبة التطور المتسارع في التقنية، لما لهما من دور أساسي في زيادة السرعة والدقة والتحليل العميق للمهام التي كانت تطلب وقتاً وجهداً كبيرين في الماضي.

تعتبر المشتريات الحكومية أحد العناصر الأساسية في الاقتصاد الوطني، حيث تمثل جزءًا كبيرًا من الإنفاق الحكومي وركيزة أساسية لتطوير البنية التحتية والخدمات العامة. وفي ليبيا، كما في العديد من الدول النامية، تواجه هذه المشتريات تحديات كبيرة تتعلق بنقص الشفافية، وتأخير في تنفيذ المشاريع، وتفاوت في أداء الموردين، حيث تسعى الحكومات لتحسين هذه العمليات عبر دمج الحلول الرقمية الحديثة، ومنها الذكاء الاصطناعي، بهدف تحسين الكفاءة وتقليل المخاطر المرتبطة بالفساد والتلاعب.

من الملاحظ أن عملية تشغيل سلاسل التوريد قد أعيد تشكيلها بفعل ثورة البيانات الضخمة التي تشهدها بيئة الأعمال المعاصرة، والتي أدت إلى تحويل إدارة وتقييم الموردين من النمط التقليدي القائم على رد الفعل إلى نموذج استباقي قائم على التحليل واتخاذ القرار. في هذا السياق، ظهرت التقنيات التحليلية، سواء الوصفية أو التنبؤية، كأدوات جوهرية لمعالجة وتحليل بيانات الموردين المتعلقة بالتكلفة ومواعيد التسليم والمخاطر ومعايير الاستدامة وغيرها. ومن خلال الاعتماد على أطر متقدمة مثل القرار متعدد المعايير (MCDA)، والنمذجة الضبابية متعددة الأهداف، وطرق التحليل الهرمي والترتيب حسب التشابه مع الحل الأمثل (TOPSIS)، يمكن لصناع القرار تحقيق توازن أكثر دقة في المفاضلة بين الجودة والتكلفة والمرونة والشفافية (Lo et al., 2026; Dhongde & Choudhuri, 2024; Hallikas et al., 2021; Fang et al., 2024). ويتم دعم هذا التوجه عن طريق دمج تحليلات البيانات وأدوات ذكاء الأعمال ضمن أنظمة تخطيط موارد المؤسسات؛ إذ يسهم ذلك في أتمتة تقييم أداء الموردين وتحسين شروط العقود بناءً على مؤشرات أداء واقعية وفورية تعكس كفاءة العمليات التشغيلية (Lo, 2023; Mehta, 2025; Akinleye et al., 2023).

يمتد الأثر الإيجابي لدمج قدرات التحليل المتقدمة مع المشتريات الرقمية ليشمل رفع الكفاءة المالية والتنظيمية وإدارة المخاطر في سلاسل الإمداد (Lo, 2023; Salleh et al., 2025; Devarapalli, 2024). وتسهم تحليلات الإنفاق والتنبؤ بالطلب والنمذجة التنبؤية للتكاليف بشكل ملموس في الحد من الهدر وتخصيص الموارد بكفاءة ومرونة عالية (Paul et al., 2024; Olaleye et al., 2024; Wang, 2025; Omoegun et al., 2024). كما أن تطبيق نماذج تخطيط المشتريات ثنائية المراحل له أثر إيجابي في إعادة توزيع الطلبات بين موردين أقل مع تحسين الأداء الكلي دون تحميل المؤسسة تكاليف إضافية (Lo et al., 2026; Wang, 2025). وعلى صعيد الحماية، تعمل التحليلات التنبؤية المعتمدة على البيانات التاريخية والسوقية والجيوسياسية على التنبؤ بتعثر الموردين واضطراب السلسلة قبل حدوثها. إضافة إلى ذلك، تسهم أنظمة تقييم التهديدات الهجينة التي تدمج المؤشرات المالية ومعايير الامتثال وأداء التسليم والموقع الجغرافي في تحسين استقرار دورات الشراء وتقليص معدلات التأخير (Filani et al., 2020; Chowdhury, 2025)، لا سيما عند دعمها بأطر متطورة تعتمد على الذكاء الاصطناعي ونماذج التوليد المعزز بالاسترجاع (RAG-LLM). ويضمن هذا الإسهام بناء نظام إنذار مبكر يتسم بالشفافية والموثوقية العالية للتدقيق وحماية السلسلة من مخاطر الجودة والامتثال والتسليم (Bonthu & Goel, 2025; Vadakkepati, 2025).

تقدم هذه الورقة إطار عمل تقني يعتمد على تقنيات الذكاء الاصطناعي لتحليل بيانات الموردين في سياق المشتريات الحكومية الليبية حيث يرتكز الإطار المقترح على ثلاث مسارات منهجية متقاطعة؛ يبدأ بتوظيف خوارزمية التعلم الآلي (Random

Forest) للتنبؤ بمستويات مخاطر الموردين استناداً إلى مؤشرات الأداء الكمية كأيام التأخير وتجاوز التكاليف، بينما يعتمد المسار الثاني على تقنيات كشف الشذوذ (Isolation Forest) لرصد الأنماط التشغيلية غير الطبيعية وشبهات التلاعب المالي، في حين يركز المسار الثالث على أدوات معالجة اللغات الطبيعية (NLP) لاستخلاص مؤشرات المخاطر من التقارير الرقابية غير المنظمة. أخيرا، تم تطوير لوحة تحكم تفاعلية مدعومة بنظام توصية (Recommender System) لتمكين متخذ القرار من اختيار الموردين الأكفاء، مما يساهم في سد الفجوة بين تدفقات البيانات الضخمة والرقابة الفعالة وتعزيز قيم النزاهة والتحول الرقمي في المؤسسات الحكومية الليبية.

2.0 الدراسات السابقة

تمثل الدراسات السابقة حول تحليل بيانات الموردين والمشتريات الرقمية نقطة انطلاق مهمة لبناء الإطار المقترح لهذه الورقة، حيث تشير الكثير من هذه الدراسات إلى أن التحول الرقمي في سلاسل التوريد لم يعد مقتصراً على أتمتة الإجراءات فقط؛ بل أصبح مرتبطاً بتحويل البيانات التشغيلية والرقابية إلى معرفة قابلة للاستخدام في التنبؤ و التقييم و الرقابة وأيضاً دعم اتخاذ القرار. في المراجعة المقدمة من انفيص و آخرين (2024) تؤكد أن الصناعة 4.0 والبيانات الضخمة والبلوكشين ومرونة سلاسل التوريد تمثل محاور مركزية في الإدارة الرقمية لسلاسل التوريد والذي يتوافق مع الهدف من هذه الورقة، غير أن الإطار المقترح يركز بصورة أضيق على بيئة المشتريات الحكومية الليبية حيث تصبح الشفافية وكشف المخاطر والامتثال لا تقل أهمية عن الكفاءة التشغيلية.

بعض الدراسات أكدت أن قدرات تحليل البيانات تسهم في تحسين أداء سلاسل الإمداد من خلال الربط بين البيانات الداخلية والخارجية ورفع كفاءة عمليات التوريد وأيضاً تحسين جودة القرار. دراسة أجريت عن طريق Hallikas وآخرين (2021) بينت أن وجود علاقات إيجابية بين قدرات تحليل البيانات وقدرات الشراء الرقمي وأداء سلسلة الإمداد. علاوة على ذلك، يوضح Akinleye وآخرين (2023) أن البيانات الضخمة وذكاء الأعمال ينقلان وظيفة المشتريات من نموذج تعاملي تقليدي إلى نموذج تحليلي قادر على التعامل مع بيانات كبيرة ومتنوعة. وبالمقارنة مع الإطار المقترح، فإنه لا يكتفي بتأكيد أثر التحليلات في الأداء، بل يترجم هذا الأثر إلى نماذج تنبؤية محددة لتصنيف مخاطر الموردين وإظهارها في لوحة تحكم تفاعلية داعمة للقرار.

وفيما يتعلق بمجال اختيار الموردين وتخصيص أوامر الشراء فإن العديد من الدراسات السابقة قدمت نماذج كمية متقدمة تستند إلى القرار متعدد المعايير والتحسين الرياضي. وفقاً لـ.. Lo و آخرون (2026) فقد صمموا نموذجاً يحتوي على مرحلتين لاختيار الموردين وتخطيط المشتريات التفاوضي، هذا النموذج يدمج التكلفة والتأخير و العيوب و الاستدامة و مخاطر التعطل ضمن نموذج أمثلية تعدد الأهداف. بالتوازي مع ذلك، ركزKufile و آخرون (2022) على دور القرار المدفوع بالبيانات في دعم التفاوض واختيار الموردين. وفي إطار دمج المعايير الاقتصادية مع مرونة الرقمنة، قدم Fang وآخرون (2024) إطاراً يجمع بين المعايير الاقتصادية ومعايير المرونة والرقمنة (AHP) و (TOPSIS) و خوارزمية (NSGA-II) لاختيار الموردين وتخصيص الطلبات. وعلى نمط مشابه، فإن الإطار المقترح يعتمد مؤشرات كمية مثل التأخير وتجاوز التكاليف ودرجات الجودة، لكنها تختلف عنه بإضافة طبقة تحليل مخاطر ورقابة عامة موجهة لكشف الانحرافات المحتملة في عقود الدولة وتجاوز مجرد تحسين الطلبات التقليدي.

أما في سياق تقييم الموردين استنادا إلى أبعاد الاستدامة والمرونة، فقد طور Lo (2023) نظاماً لدعم القرار يتوافق مع متطلبات الثورة الصناعية الخامسة (Industry 5.0) مدمجاً فيه المحددات الاقتصادية والبيئية والاجتماعية والمؤسسية. وفي اتجاه موازٍ، أكد Dhongde و Choudhuri (2024) على فاعلية التحليلات المتقدمة في تحسين كفاءة التعاون مع الموردين وإدارة المخاطر وتحديداً في قطاع السلع سريعة الدوران (FMCG). من جانبه، وسع Devarapalli (2024) نطاق هذا النقاش عبر استعراض تطبيقات الذكاء الاصطناعي والتحليلات التنبؤية في مشروعات الهندسة والتوريد والإنشاء (EPC)، لا سيما في مجالات التنبؤ بالاحتياجات، وتقييم الموردين، وتقدير التكاليف. وبالمقارنة، فإن الإطار المقترح لديه تركيز أكبر على مخاطر الامتثال والنزاهة في بيئة المشتريات الحكومية، مع إمكانية اتساعه مستقبلا لاستيعاب معايير الاستدامة.

تركز مجموعة أخرى من الأدبيات على تحليلات الإنفاق وإدارة التكاليف كركيزة أساسية لرفع كفاءة المشتريات. أكدت دراسات Olaleye وآخرون (2024) و Wang (2025) أن النمذجة التنبؤية وتحليلات الأعمال لها دور مهم في خفض تكاليف الشراء والتنبؤ بالطلب ودعم استدامة القرارات. هذا الأثر الإيجابي يمتد للتحليلات الرقمية ليتجاوز خفض النفقات إلى تحسين البيئة التعاقدية؛ إذ يوضح Filani وآخرون (2020) قدرة هذه النماذج على توحيد الموردين وتقوية الموقف التفاوضي ودعم الشفافية التشغيلية. وللتأكيد على ما سبق، قدم Omoegun وآخرون (2024) مراجعة لتطبيقات إدارة الفئات السلعية وتحليلات الإنفاق في سلاسل الإمداد الهندسية. في الإطار المقترح، لا يتعامل مع التكلفة بوصفها غاية مالية مستقلة فحسب؛ بل تعيد تموضعها كمؤشر ديناميكي على المخاطر، لاسيما عند اقترانها بمظاهر التأخير أو تدني الجودة أو تكرار الانحرافات التعاقدية.

ويتبوأ دور نظم المعلومات المؤسسية والتقارير المبنية على البيانات مكانة محورية في الدراسات الحديثة؛ إذ أثبت Mehta (2025) أن تضمين تحليلات البيانات وآليات ذكاء الأعمال والذكاء الاصطناعي في أنظمة المعلومات المؤسسية (ERP) يسهم بفاعلية في تقييم أداء الموردين وتحسين إدارة العقود. وفي المقابل، بيّن Paul وآخرون (2024) أن التقارير الفورية ونظم دعم القرار تتيح تشخيص أنماط الإنفاق والتنبؤ بالطلب وإدارة المخاطر. وتتقاطع الورقة الحالية مع هذا التوجه من خلال تبنيها للوحات التحكم التفاعلية وأنظمة الوصاية، إلا أنها تتميز بإضافة جانب رقابي إجرائي يكمن في تحويل تلك المخرجات التحليلية إلى مؤشرات إنذار مبكر وذلك لتمكين متخذ القرار في البيئة الحكومية من فحص الموردين ذوي المخاطر العالية وضبط الاستحقاق قبل إسناد العقود.

أما بالنسبة لمحور إدارة مخاطر الموردين، تشير الدراسات إلى انتقال واضح من التقييم التقليدي الثابت إلى نماذج ديناميكية واستباقية. وفقاً للمراجعة المنهجية التي أجريت عن طريق Chowdhury (2025) فقد بين أن استراتيجيات الشراء القائمة على المخاطر في سلاسل التجزئة تتطلب مرونة في التوريد وقياساً مستمراً لأداء الموردين واستجابة أسرع للبطء. وفي دراسة مشابهة، قدم Bonthu و Goel (2025) منحنى عبر اقتراح تقييم ذاتي للموردين مدعوم بالذكاء الاصطناعي وحوكمة بيانات شفافة تجمع بين البيانات المجدولة والأدلة المنظمة والخصائص الشبكية. أما Vadakkepati (2025) فيقترح إطاراً هجينا من RAG و LLM لتحليل مصادر غير منتظمة مثل الأخبار والملفات التنظيمية. يتميز الإطار الحالي بتبني مساراً مشابهاً في استخدام معالجة اللغات الطبيعية (NLP) للتقارير الرقابية لكنه ملائم أكثر للبيئة الحكومية لأنه يجمع بين التنبؤ الكمي وكشف الشذوذ والتحليل النصي ضمن نموذج واحد قابل للتدقيق.

من خلال ما تم التطرق له من دراسات سابقة، فإن أغلب هذا الدراسات تركز على أحد ثلاثة اتجاهات رئيسية؛ تحسين اختيار الموردين وتخصيص الطلبات ورفع كفاءة الإنفاق والتفاوض أو بناء نموذج لإدارة المخاطر والمرونة. بالنسبة للإطار المقترح فإنه يحاول الجمع بين هذه الاتجاهات في سياق واحد خاص بالمشتريات الحكومية الليبية وذلك بالتركيز على خوارزميات Random Forrest لتصنيف الموردين حسب مستوى الخطر و Isolation Forest لرصد الأنماط غير الطبيعية التي قد ترتبط بالتلاعب أو الفساد و NLP لاستخلاص مؤشرات المخاطر من التقارير الرقابية غير المنظمة. من ناحية أخرى، لا تقتصر النتيجة المتوقعة على تحسين اختيار المورد فقط، بل تمتد إلى تمكين المساءلة والشفافية وتوفير أساس تحليلي قابل للتفسير أمام متخذ القرار.

وعليه، فإن هذه الدراسات تكشف عن فجوة بحثية واضحة تتمثل في محدودية النماذج و الأطر التي تدمج بين التحليل التنبؤي وكشف الشذوذ وتحليل النصوص الرقابية داخل إطار واحد موجه للقطاع العام. ومن الملاحظ، أن أغلب هذه الدراسات تركز على قطاعات صناعية أو تجارية مثل التصنيع والسلع الاستهلاكية والهندسة وسلاسل التجزئة.

الجدول1 مقارنة نتائج الإطار المقترح مع أعمال مشابهة.

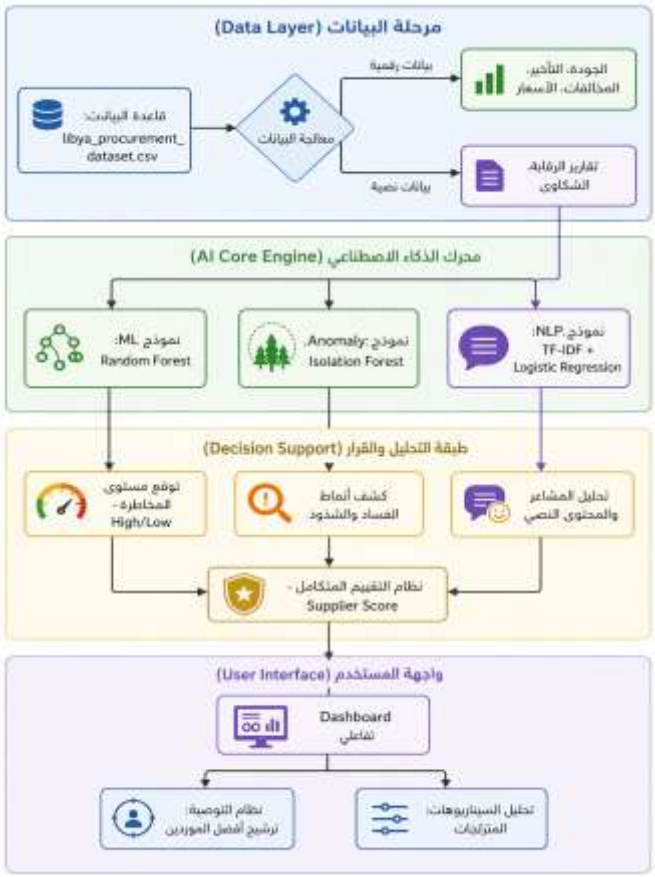
الدراسة	المجال	طبيعة النتائج	موقع الإطار المقترح مقارنة بها
Hallikas et al. (2021)	تحليل أثر قدرات البيانات والشراء الرقمي على أداء سلسلة الإمداد	نمذجة علاقات وقدرات مؤسسية	الإطار الحالي يحول القدرات التحليلية إلى نماذج تنبؤية وتشغيلية داخل لوحة قرار حكومية.
Lo et al. (2026)	اختيار الموردين وتخطيط المشتريات التفاوضي متعدد الأهداف	تحسين رياضي لاختيار المورد وتوزيع الطلبات	الإطار الحالي يضيف كشف الشذوذ وتحليل التقارير الرقابية إلى جانب تصنيف المخاطر.
Dhongde & Choudhuri (2024)	تحليلات البيانات للتعاون مع الموردين وإدارة المخاطر في FMCG	تحليل إحصائي وتحسين مؤشرات الأداء	الإطار الحالي ينقل الفكرة إلى سياق حكومي ليبي يركز على الامتثال والنزاهة.
Mehta (2025)	تقييم أداء الموردين داخل أنظمة ERP باستخدام BI وAI	تكامل مؤسسي داخل نظم تخطيط الموارد	النموذج الحالي يقدم نموذجًا أوليًا مستقلًا يمكن ربطه لاحقًا بأنظمة ERP الحكومية.
Bonthu & Goel (2025); Vadakkepati (2025)	دمج الأدلة غير المنظمة وحوكمة البيانات و-RAG LLM في تقييم مخاطر الموردين	أطر متقدمة للذكاء الاصطناعي والبيانات غير المنظمة	الإطار الحالي يستخدم NLP مبسطًا وقابلًا للتطوير، مع قابلية إضافة RAG-LLM مستقبلاً.

3.0 المنهجية

من منطلق أهمية دمج التحليلات الرقمية والذكاء الاصطناعي في المشتريات وسلاسل الإمداد لتحسين الأداء وزيادة المرونة والشفافية (Hallikas et al., (2021); Bonthu & Goel, (2025، فإن هذه الورقة تركز على منهجية تصميمية تطبيقية تهدف إلى بناء إطار ذكي ومن ثم اختبار قابليته على دعم القرار وكشف المخاطر.

3.1 تصميم الإطار العام

يوضح الشكل (1) مراحل تصميم الإطار المقترح ومسار تدفق البيانات. تبدأ المعمارية من طبقة البيانات التي تضم البيانات الخاصة بالموردين الكمية والتقارير النصية ثم تنتقل إلى طبقة المعالجة التي تشمل ترميز المتغير حسب كل فئة وتطبيق القيم الرقمية وتحويل النصوص إلى صيغ رقمية. يتم توزيع البيانات على ثلاث نماذج تحليلية؛ نموذج للتنبؤ بمستوى المخاطر ونموذج كشف الشذوذ لرصد الأنماط غير الطبيعية و وحدة معالجة لغات طبيعية لاستخلاص مؤشرات المخاطر من الملاحظات والتقارير الرقابية. وأخيراً، يتم دمج مخرجات المراحل السابقة في مرحلة القرار التي تعرض درجة المورد ومستوى الخطر وحالة السلوك ونتيجة التحليل النصي لاستخدامها كتوصية مع ترتيب الموردين الأكثر موثوقية.



شكل 1 مراحل تصميم الإطار المقترح والمعمارية التقنية

ولتمثيل بيانات كل مورد بصورة موحدة قبل إدخالها إلى النماذج (محرك الذكاء الاصطناعي) تم تعريف متجه خصائص المورد بحيث يجمع جميع مؤشرات الأداء التشغيلية والمالية في متجه واحد يمثل مدخلات نماذج التعلم الآلي وكشف الشذوذ وتحليل النصوص كما موضح في المعادلة (1):

$$xi = [di, qi, pi, vi, ri, ci, ai, si]T$$

حيث أن:

x_i :متجه خصائص المورد رقم i .
d_i :عدد أيام التأخير .
q_i :درجة الجودة .
p_i :نسبة تفاوت السعر .
v_i :عدد المخالفات .
r_i :زمن استجابة المورد .
c_i :نسبة تجاوز التكلفة .
a_i :قيمة العقد .
s_i :القطاع الذي ينتمي إليه المورد.

3.2 البيانات

نظراً لمحدودية قواعد بيانات رسمية مفتوحة ومتكاملة عن المشتريات الحكومية، تم بناء مجموعة بيانات تمثيلية باستخدام لغة Python، وذلك لمحاكاة خصائص الموردين والعقود العامة. تضم هذه البيانات 1000 سجل موزعة على موردين وقطاعات رئيسية مثل الصحة والتعليم والبنية التحتية. تحتوي هذه البيانات على متغيرات مصنفة كأيام التأخير وعدد المخالفات وتفاوت السعر وزمن الاستجابة وقيمة العقد ونسبة تجاوز التكلفة والقطاع ودرجة الجودة، إضافة إلى تقرير يحاكي ملاحظات رقابية أو فنية حول أداء المورد. بالنسبة لدرجة الجودة، فقد تم توليدها بصورة مرتبطة بالمخالفات والتأخير فكلما زادت المخالفات وأيام التأخير انخفضت درجة الجودة. وفي هذا السياق، فقد تم بناء متغير لتحديد مستوى الخطر بحيث يصنف المورد عالي المخاطر إذ تجاوز التأخير 30 يوماً أو انخفضت الجودة عن 60 درجة أو زاد عدد المخالفات عن مخالفتين أو تجاوزت نسبة التكلفة عن 0.3%.

3.2.1 المعالجة الأولية للبيانات

تم تجهيز البيانات قبل المحاكاة عبر فصل المتغيرات الكمية والنصية ثم تحويل متغير القطاع إلى متغيرات رقمية. بعد ذلك تم استخدام MinMaxScaler لتحويل نطاق المتغيرات الرقمية ضمن نطاق موحد وذلك من أجل الحد من أثر اختلاف وحدات القياس بين قيمة العقد وأيام التأخير ودرجات الجودة ونسب تجاوز التكاليف كما موضح في المعادلة (2):

$$x' = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}}$$

حيث أن:

x : القيمة الأصلية للمتغير .
x' : القيمة بعد التطبيع.
x_{min} أصغر قيمة للمتغير .
x_{max} أكبر قيمة للمتغير.

أما بالنسبة للتقارير أو النصوص الرقابية، فقد تمت معالجتها باستخدام TfidfVectorizer لتحويل الكلمات والعبارات إلى تمثيل عددي يعكس أهميتها النسبية داخل التقرير كما يوضح الشكل 2.

label	report_text	quality_score	sector	cost_overrun	contract_value	response_time	price_variation	violations	delay_days	supplier_id
1	مشاكل في التنفيذ ومخالفات متكررة للقوانين	17	health	0.126561737	357823	20	0.186083512	5	39	103
1	مشاكل في التنفيذ ومخالفات متكررة للقوانين	29	health	0.514314994	135829	20	0.216038441	4	48	180
1	مشاكل في التنفيذ ومخالفات متكررة للقوانين	23	education	0.492256092	138216	21	0.219702495	4	43	93
1	عدم الالتزام بالموارد وجدول زمني غير محدد	18	health	0.264344117	929607	3	0.306469791	5	18	15
1	مشاكل في التنفيذ ومخالفات متكررة للقوانين	59	health	0.079442768	600189	3	0.471537919	3	41	107
1	تأخير كبير في المشروع وضعف إدارة الموارد	37	infrastructure	0.229351351	776774	17	0.120346356	3	40	72
1	عدم الالتزام بالموارد وتأخيرات في تسليم المواد	61	education	0.371606072	185607	7	0.060750688	3	36	189
0	المورد ملتزم بالقائمة دون تأخير والتزام كامل	68	infrastructure	0.272641893	419319	27	0.098735245	1	5	21

شكل 2 عينة من البيانات المستخدمة بعد معالجتها

3.3 محاكاة مخاطر الموردين

تتم محاكاة مخاطر الموردين ضمن المسار الأول في محرك الذكاء الاصطناعي، حيث اعتمد هذا المسار على خوارزمية Random Forest Classifier للتعامل مع العلاقات غير الخطية بين مؤشرات الأداء المختلفة. ولهذا الغرض، تم تدريب النموذج باستخدام 150 شجرة قرار. هذه الخوارزمية تصنف المورد إلى منخفض أو مرتفع المخاطر بناءً على مؤشرات الأداء سالفة الذكر. تكمن أهمية هذه الخوارزمية بقدرتها على التعامل مع تفاعل المتغيرات وهو أمر مهم في المشتريات الحكومية لأن الخطر لا ينتج عادة من مؤشر واحد منفرد بل من تداخل عدة مؤشرات تشغيلية ومالية ورقابية كما تعبر عنه المعادلة (3):

$$\hat{y} = \arg max_k \sum_{b=1}^{B} I\left(T_{b(x)} = k\right)$$

حيث أن:
$\hat{y}$: التصنيف المتوقع .
B : عدد أشجار القرار .
$T_b(x)$: مخرجات الشجرة رقم b .
$I(\cdot)$: دالة المؤشر .
k : فئة الخطر.

3.4 كشف الشذوذ والأنماط غير الطبيعية

خوارزمية Isolation Forest تعمل ضمن المسار الثاني للمحرك وذلك لرصد السجلات التي تظهر نمطاً غير اعتيادي مقارنة بباقي بيانات الموردين حيث تم ضبط نسبة التلوث عند 0.05، أي أن النموذج يتوقع وجود نحو 5% من الحالات الشاذة داخل البيانات. تكمن أهمية هذا المسار بالبحث عن حالات قد لا تكون مصنفة كعالية المخاطر ولكنها تحمل سلوك غير طبيعي مثل ارتفاع قيمة العقد مع جودة منخفضة أو تجاوز تكلفة غير متناسبة مع بقية المؤشرات. هذا السلوك، يوفر طبقة رقابية إضافية

يمكن أن تساعد في توجيه التدقيق نحو حالات تستحق الفحص التفصيلي. تشير المسارات الأقصر إلى اختمال أكبر لكون السجل حالة شاذة وتتم حساب درجة الشذوذ حسب المعادلة (4):

$$s(x,n) = 2^{-\frac{E(h(x))}{c(n)}}$$

حيث أن:
$s(x,n)$: درجة الشذوذ .
x : سجل المورد .
n : عدد سجلات التدريب .
$E(h(x))$: متوسط طول المسار .
$c(n)$: معامل تطبيع طول المسار.

3.5 تحليل النصوص الرقابية

اعتمد المسار الثالث على معالجة اللغات الطبيعية (NLP) لتحليل التقارير أو الملاحظات النصية المرتبطة بالموردين وذلك بتحويل النصوص إلى مصفوفة خصائص باستخدام TF-IDF ومن تم تدريب خوارزمية Logistic Regression للتنبؤ بما إذا كان النص يحمل مؤشرات خطر أو لا كما موضح بالمعادلة (5):

$$TFIDF(t,d) = TF(t,d) \times IDF(t)$$

حيث أن:
$TF(t,d)$: تكرار الكلمة داخل التقرير .
$IDF(t)$: الوزن العكسي للكلمة .
t : الكلمة .
d : التقرير.

هذا المسار يعالج جانباً مهما في المشتريات الحكومية وهو أن كثير من مؤشرات الخطر لا تظهر فقط في الأرقام، بل تظهر في التقارير الرقابية وملاحظات لجان الفحص وشكاوي التأخير ومراسلات التنفيذ. وهذه ما تؤكده الدراسات الحديثة من أهمية دمج الأدلة غير المنظمة في تقييم مخاطر الموردين Vdakkepati (2025).

3.6 لوحة التحكم ونظام التوصية

تم تنفيذ الإطار في صورة لوحة تحكم تفاعلية باستخادم Streamlit، بحيث تسمح للمستخدم باختيار مورد محدد أو عرض جميع الموردين وإدخال مؤشرات المورد يدوياً ثم الحصول على تحليل فوري لمستوى الخطر أو السلوك الشاذ ونتيجة تحليل التقارير النصية. كما يعرض الإطار نظام توصية يعتمد على متوسط الجودة ومتوسط التأخير وإجمالي المخالفات ومتوسط المخاطر. تتمثل أهمية هذه الواجهة في تحويل الإطار من أداة تحليل خلفية إلى أداة قرار عملية يمكن أن يستخدمها متخذ القرار لمقارنة الموردين وترتيبهم قبل التكليف أو أثناء متابعة تنفيذ العقود.

يمكن تلخيص المعادلة الرياضية للإطار المقترح باعتباره سلسلة مترابطة تبدأ بتجهيز بيانات الموردين ومروراً بعمليات الترميز ثم تطبيق نماذج الذكاء الاصطناعي وصولاً إلى حساب درجة المورد وترتيب الموردين وتقييم أداء النماذج وفقاً للمعادلة (6):

$$X \rightarrow Encoding \rightarrow Scaling \rightarrow \begin{cases} Random\ Forest \\ Isolation\ Forest \\ TF-IDF + Logistic\ Regression \end{cases} \rightarrow Supplier\ Score \rightarrow Recommendation \rightarrow Evaluation$$

حيث أن:

X : بيانات الموردين الأولية .

Encoding : تحويل المتغيرات الفئوية إلى تمثيل رقمي .

Scaling: تطبيق الخصائص العددية .

Random Forest: تصنيف الموردين حسب مستوى المخاطر .

Isolation Forest: اكتشاف السلوكيات والأنماط غير الطبيعية .

TF-IDF + Logistic Regression: تحليل التقارير الرقابية والتنبؤ بوجود مؤشرات خطر نصية .

Supplier Score: حساب الدرجة النهائية للمورد اعتمادًا على مخرجات النماذج .

Recommendation: ترتيب الموردين واقتراح الأنسب لاتخاذ القرار .

Evaluation: تقييم أداء النماذج باستخدام مقاييس مثل Accuracy و Precision و Recall و F1-Score.

3.7 تقييم دقة النماذج

في هذه الورقة، تم استخدام F1-Score Recall و Precision و Accuracy لتقييم نماذج الذكاء الاصطناعي المستخدمة. هذا التقييم اعتمد على تقسيم البيانات إلى عينة تدريب وعينة اختبار بنسب 80% و20%.

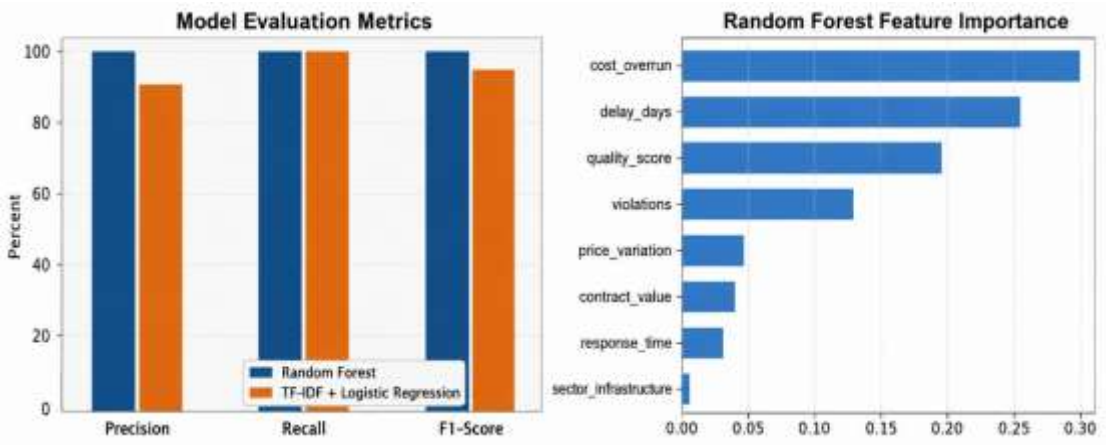
4.0 النتائج والمناقشة

يوضح الجدول (1) مؤشرات تقييم النماذج ذات التقييم الكمي حيث حقق نموذج تصنيف المخاطر أداءً مرتفعا جداً، وبلغت قيمة F1-Score نحو 99.73% وحقق نموذج تحليل النصوص 95.29% من نفس التقييم. بينما بلغت قيمة Recall 100% في النموذجين وهي إشارة إلى أن الإطار لم يفشل في معاينة حالات الخطر داخل عينة الاختبار.

جدول 2 مؤشر تقييم نماذج الإطار المقترح

النموذج	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
Random Forest لتصنيف مخاطر الموردين	%99.50	%99.45	%100.00	%99.73
TF-IDF + Logistic Regression لتحليل التقارير	%91.00	%91.00	%100.00	%95.29

أما بالنسبة إلى نموذج كشف الشذوذ فقد حدد 50 سجلا بوصفها حالات غير طبيعية وهو ما يتوافق مع نسبة التلوث المحددة مسبقاً وهي 5%.



شكل 3 مقارنة مؤشرات الأداء مع نتائج تقييم أداء النماذج

لقد تأثرت دقة النماذج بطريقة إنشاء السجلات في قاعدة البيانات، فمستوى الخطر (Risk Level) لم يكن ناتجاً عن ملاحظات واقعية أو أحكام خبراء مستقلين وإنما تم استخراجه من نفس المؤشرات المستخدمة في تدريب النماذج. ونتيجة لذلك، كان اكتشاف العلاقات والقواعد المنطقية التي بني عليها التصنيف بسهولة مما أدى إلى تحقيق أداء مرتفع جداً. إضافة إلى ذلك، فإن البيانات المستخدمة تميزت بكونها مكتملة ومنتظمة بالكامل ولا تحتوي على قيم مفقودة أو أخطاء إدخال أو بيانات متضاربة الأمر الذي يسهل عملية التعلم وتقليل الضوضاء الإحصائية مما يرفع من قدرة النموذج على التنبؤ بدقة أكبر. وبالنظر إلى توزيع الفئات في البيانات فنلاحظ عدم توازن في توزيع هذه الفئات حيث بلغ عدد المشاريع المصنفة عالية المخاطر 907 مشاريع في حين كان 93 مشروعاً منخفض المخاطر. في مثل هذه الحالات، تعطي قيم Accuracy انطباعاً متفائلاً عن أداء النموذج لأن النموذج يمكن أن يحقق نسبة صحة مرتفعة بمجرد التنبؤ بالفئة الأكبر في أغلب الحالات.

5.0 الخاتمة والتوصيات

5.1 الخاتمة

خلصت الورقة إلى أن توظيف البيانات والذكاء الاصطناعي في تقييم الموردين يمكن أن يدعم المشتريات الحكومية الليبية من خلال تحويل مؤشرات الأداء المتفرقة إلى مخرجات قابلة للتفسير تساعد على كشف المخاطر مبكراً. في هذا السياق، أظهر الإطار المقترح قدرة أولية على تصنيف مخاطر الموردين ورصد الحالات الشاذة وتحليل التقارير النصية ضمن لوحة تحكم واحدة. ومع ذلك، فإن النتائج ينبغي أن تفهم بوصفها دليلاً أولياً على قابلية التطبيق وليست حكماً نهائياً على الأداء الفعلي نظراً لاعتماد الدراسة على بيانات تمثيلية وحاجة النموذج إلى التحقق باستخدام بيانات حكومية فعلية أكثر تنوعا.

5.2 التوصيات

1. إنشاء قاعدة بيانات وطنية موحدة للموردين والعقود الحكومية بما يضمن توافر بيانات موثوقة وقابلة للتحليل.
2. دمج النموذج تدريجياً مع أنظمة المشتريات الإلكترونية وأنظمة تخطيط الموارد الحكومية بحيث تصبح مخرجات الخطر والشذوذ جزءً من دورة اتخاذ القرار وليس تحليلاً منفصلاً عنها.
3. تطوير قابلية تفسير النماذج باستخدام أدوات مثل Feature Importance و SHAP وتوثيق أسباب التصنيف حتى يمكن مراجعة القرارات من قبل اللجان الإدارية والجهات الرقابية.

المراجع

انفيص، أ. م. ع.، موسى، ح. خ.، ورحال، إ. ب. (2024). الصناعة 4.0 وتقنية البلوكشين والبيانات الضخمة في مجال سلاسل التوريد: مراجعة تحليلية. مجلة صرمان للعلوم التقنية، 6(2)، 447-458.

Akinleye, O. K., Okoruwa, P. O., Babatope, O. M., & Akokodaripon, D. A. (2023). Leveraging big data and business intelligence for optimization of manufacturing sector procurement. *International Journal of Advanced Multidisciplinary Research and Studies, 3(6),* 2164-2172. https://doi.org/10.62225/2583049x.2023.3.6.5323

Bonthu, C., & Goel, G. (2025). Autonomous supplier evaluation and data stewardship with AI: Building transparent and resilient supply chains. *International Journal of Computational and Experimental Science and Engineering, 11(3)*. https://doi.org/10.22399/ijcesen.3854

Chowdhury, A. R. (2025). A systematic review of risk-based procurement strategies in retail supply chains: Sourcing flexibility and vendor disruption management. *American Journal of Advanced Technology and Engineering Solutions, 1(1),* 466-505. https://doi.org/10.63125/jr03rv07

Devarapalli, V. N. (2024). Revolutionizing procurement: How AI and data analytics driving cost effective solutions in EPC. *International Journal of Computer Science and Mobile Computing, 13(10)*, 12-23. https://doi.org/10.47760/ijcsmc.2024.v13i10.002

Dhongde, A., & Choudhuri, S. (2024). Innovative procurement practices in FMCG: Harnessing data analytics for enhanced supplier collaboration and risk management. *Journal of Informatics Education and Research, 4(3)*. https://doi.org/10.52783/jier.v4i3.1840

Fang, J., Zhou, W., & Xiong, L. (2024). Multi-criteria decision making approach for supplier selection and order allocation in a digital supply chain resilience. *Annals of Operations Research.* https://doi.org/10.1007/s10479-024-06435-1

Filani, O. M., Nwokocha, G. C., & Alao, O. B. (2020). Digital spend analysis model enabling supplier consolidation to increase procurement efficiency and strategic sourcing performance. *International Journal of Multidisciplinary Research and Growth Evaluation, 1(4)*, 116-124. https://doi.org/10.54660/.ijmrge.2020.1.4.116-124

Hallikas, J., Immonen, M., & Brax, S. (2021). Digitalizing procurement: The impact of data analytics on supply chain performance. *Supply Chain Management: An International Journal, 26(5)*, 629-646. https://doi.org/10.1108/scm-05-2020-0201

Kufile, O. T., Akinrinoye, O. V., Umezurike, S. A., Ejike, O. G., Otokiti, B. O., & Onifade, A. Y. (2022). Advances in data-driven decision-making for contract negotiation and supplier selection. *International Journal of Multidisciplinary Research and Growth Evaluation, 3(2)*, 831-842. https://doi.org/10.54660/.ijmrge.2022.3.2.831-842

Lo, H.-W. (2023). A data-driven decision support system for sustainable supplier evaluation in the Industry 5.0 era: A case study for medical equipment manufacturing. *Advanced Engineering Informatics, 56*, 101998. https://doi.org/10.1016/j.aei.2023.101998

Lo, H.-W., Chi, C.-Y., Pai, C.-J., & Deveci, M. (2026). A data-driven two-stage decision-making model for supplier selection and negotiation-based procurement planning. *International Journal of Production Research, 64(1)*, 39-62. https://doi.org/10.1080/00207543.2025.2539305

Mehta, R. (2025). Supplier performance evaluation in ERP systems using data analytics, business intelligence, and artificial intelligence for contract optimization. *International Journal of Applied Mathematics, 38(6s)*, 530-542. https://doi.org/10.12732/ijam.v38i6s.413

Olaleye, I. A., Mokogwu, C., Olufemi-Phillips, A. Q., & Adewale, T. T. (2024). Optimizing procurement efficiency: Frameworks for data-driven cost reduction and strategic vendor management. *Magna Scientia Advanced Research and Reviews, 12(2)*, 164-171. https://doi.org/10.30574/msarr.2024.12.2.0192

Omoegun, G., Fiemotongha, J. E., Omisola, J. O., Okenwa, O. K., & Onaghinor, O. (2024). Systematic review of category management and spend analytics in engineering supply chains. *International Journal of Scientific Research in Science, Engineering and Technology, 11(4)*, 384-412. https://doi.org/10.32628/ijsrset25121176

Paul, P. O., Ogugua, J. O., & Eyo-Udo, N. L. (2024). The role of data analysis and reporting in modern procurement: Enhancing decision-making and supplier management. *International Journal of Management & Entrepreneurship Research, 6(7)*, 2139-2152. https://doi.org/10.51594/ijmer.v6i7.1262

Salleh, M. N. S., Muhamed, A. A., Zakariah, H., Nasarudin, N., & Omar, M. (2025). Exploring the interplay of digital procurement and data analytics capabilities for enhancing supply chain performance: A dynamic capabilities perspective. *International Journal of Research and Innovation in Social Science*, 6361-6365. https://doi.org/10.47772/ijriss.2025.908000520

Vadakkepati, S. (2025). Hybrid RAG-LLM framework for intelligent supplier risk assessment in global supply chains. *Journal of International Crisis and Risk Communication Research, 72-87*. https://doi.org/10.63278/jicrcr.vi.3496

Wang, X. (2025). Business analytics in strategic sourcing and supplier performance management within modern supply chains. *Lecture Notes in Education, Arts, Management and Social Science*, *3(9)*, 154-160. https://doi.org/10.18063/lne.v3i9.974