Libyan Open University Journal of Applied Sciences (LOUJAS)
Volume 2 - Issue 1 - 2026 - Pages 137-153

Functional Classification of Artificial Intelligence Applications within Learning Management Systems: An Analytical Study of Concepts and Applications

Affra Ahmed Silla [1*], Hiba Abdullah Ateeya[2]
[1] Department of Computer Technologies, Tripoli College of Science and Technology,Libya.
[2] Department of Information Technology , College of Technical Sciences Derna, Libya.
***Email (for reference researcher)**: Silla@tcst.edu.ly

التصنيف الوظيفي لتطبيقات الذكاء الاصطناعي داخل أنظمة إدارة التعلم: دراسة تحليلية للمفاهيم والتطبيقات

عفراء أحمد صيلة [1*] ، هبة عبدالله عطية [2]
[1] قسم تقنيات الحاسوب، كلية طرابلس للعلوم والتقنية، ليبيا.
[2] قسم تقنية المعلومات، كلية العلوم التقنية درنة، ليبيا.

Received: 01-01-2026; Accepted: 20-02-2026; Published: 15-03-2026

Abstract

This paper presents a conceptual and classificatory analytical study aimed at constructing a functional taxonomy of artificial intelligence applications within Learning Management Systems (LMS) during the period 2020–2025. The study responds to the problem of conceptual confusion and terminological overlap between artificial intelligence, learning analytics, rule-based automation, and personalization.

The paper adopts a structured review of evidence and codes "functional features" as the unit of observation into defined categories according to operational definitions and attribution rules based on the "traceable end output" within the LMS environment.

This approach produces a single classification table comprising five functional categories: prediction, recommendation, automated assessment, conversational support, and administrative decision support. Each category is linked to expected data inputs and observable outputs, along with explicit rules for managing overlap when more than one function appears within a single feature.

The paper concludes that regulating attribution through traceable outputs reduces terminological ambiguity and improves the comparability and descriptive evaluation of artificial intelligence functions within LMS environments, without making causal claims regarding educational impact.

Keywords : AI in Education, LMS, Functional Taxonomy, Learning Analytics, Educational Automation.

الملخص:

تقدم هذه الورقة دراسة تحليلية مفاهيمية/تصنيفية تهدف إلى بناء تصنيف وظيفي لتطبيقات الذكاء الاصطناعي داخل أنظمة إدارة التعلم (LMS) خلال الفترة 2020–2025، استجابةً لمشكلة خلط المفاهيم وتداخل المصطلحات بين الذكاء الاصطناعي وتحليلات التعلم والأتمتة القائمة على القواعد والتخصيص.

تعتمد الورقة على مراجعة منظمة للأدلة وترميز "الميزات الوظيفية" بوصفها وحدة الملاحظة إلى فئات محددة وفق تعريفات تشغيلية وقواعد إسناد تعتمد على "المخرج النهائي القابل للتتبع" داخل LMS. ينتج عن ذلك جدول تصنيفي واحد يضم خمس فئات وظيفية (التنبؤ، التوصية، أتمتة التقييم، دعم الحوار، دعم القرار الإداري) مع ربط كل فئة بمدخلات بيانات متوقعة ومخرجات قابلة للرصد، إضافةً إلى قواعد صريحة لإدارة التداخل عند اجتماع أكثر من وظيفة في ميزة واحدة. تخلص الورقة إلى أن ضبط الإسناد

(LOUJAS) Copyright: © 2026 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

عبر المخرج القابل للتتبع يقلل الالتباس المصطلحي ويدعم قابلية المقارنة والتقويم الوصفي لوظائف الذكاء الاصطناعي داخل LMS دون ادعاءات سببية عن الأثر التعليمي.

الكلمات المفتاحية: الذكاء الاصطناعي في التعليم، أنظمة إدارة التعلم(LMS) ، التصنيف الوظيفي، تحليلات التعلم، الأتمتة التعليمية، التخصيص التعليمي.

المقدمة

منذ عام 2020 شهد التعليم تحولًا نوعيًا بفعل التوسع في توظيف تقنيات الذكاء الاصطناعي داخل أنظمة إدارة التعلم(LMS) ، إذ لم تعد هذه الأنظمة تقتصر على إدارة المحتوى بل أصبحت بيئات تفاعلية ذكية قادرة على تحليل السلوك التعلمي، وتخصيص المسارات التعليمية، وتحسين التفاعل عبر أدوات توليد اللغة والتنبؤ بالأداء .وقد بينت الدراسة الببليومترية التي أجراها (Vergaraوآخرون ,2024) أن تطبيقات الذكاء الاصطناعي في أنظمة إدارة التعلم أسهمت في تعزيز التعلم التكيفي والتعلم الذاتي المنظم، وقد بينت الدراسة الببليومترية التي أجراها (Vergara وآخرون (2024) أن الأدبيات خلال هذه الفترة تربط توظيف تطبيقات الذكاء الاصطناعي داخل LMS بموضوعات مثل التعلم التكيفي، والتعلم الذاتي المنظم، ومؤشرات تعليمية مُبلّغ عنها في الدراسات، فضلًا عن دعم الوصول إلى الموارد التعليمية المفتوحة.

ورغم هذا التطور المتسارع، تظل إشكالية خلط المفاهيم وغياب التعريفات التشغيلية الدقيقة قائمة في الأدبيات المعاصرة. فقد أظهرت مراجعة (Zhu et al., 2025) أن الدراسات حول الذكاء الاصطناعي في التعليم تعاني من غموض مفاهيمي بين مصطلحات مثل التعلم المخصص والتحليلات *التعليمية والأتمتة الذكية*، ما يضعف القدرة على بناء أطر تصنيفية دقيقة تحدد دور الذكاء الاصطناعي ووظيفته التربوية داخل النظام. كما أشار الباحثون إلى أن تركّز الأبحاث في التعليم العالي والتقنيات التوليدية أفرز فجوة بحثية في فهم الجوانب التشغيلية والأخلاقية في مستويات التعليم الأخرى.

من هنا تتضح الفجوة البحثية في غياب تصنيف موحد يربط بين *وظيفة النظام التعليمية والآلية التقنية التي يعتمدها* .فالتصنيفات التقنية السائدة تصف الأنظمة من منظور الخوارزمية أو نوع التقنية، لكنها لا تفسر كيف تُترجم تلك الخوارزميات إلى وظائف تعليمية ملموسة مثل التوصية، أو التغذية الراجعة، أو دعم القرار الأكاديمي.(Vergara et al., 2024)

لذلك تسعى هذه الدراسة إلى اعتماد التصنيف الوظيفي (Functional Classification) بصفته مدخلًا أكثر دقة لتوصيف تطبيقات الذكاء الاصطناعي داخل LMS. فبينما يجيب التصنيف التقني عن سؤال "*كيف بُني النظام؟*"، يركز التصنيف الوظيفي على سؤال "ماذا يفعل النظام داخل بيئة التعلم؟"، أي أنه ينظر إلى الذكاء الاصطناعي بوصفه أداة تشغيل تربوي تربط المدخلات التعليمية بالمخرجات السلوكية والمعرفية القابلة للقياس. وبهذا المنظور، يصبح التصنيف الوظيفي الأنسب لتحليل الأثر الحقيقي للذكاء الاصطناعي في تحسين التعلم وإدارة المعرفة داخل المؤسسات التعليمية الحديثة.(Zhu et al., 2025)

كما تتحدد جِدّة هذه الدراسة في تحويل منطق التصنيف من وصف عام للتقنيات إلى معيار تشغيلي قابل للفحص داخلLMS ، يقوم على ربط كل فئة وظيفية بـ مدخلات بيانات متوقعة وبمخرجات نهائية قابلة للتتبع. والمقصود بـ "قابلية التتبع" هنا هو وجود مخرج يمكن رصده بوصفه ناتجًا مباشرًا للميزة داخل النظام، مثل: عنصر ظاهر في الواجهة، أو سجلLog/، أو تقرير، أو إشعار، أو لوحة مؤشرات، أو مخرج محفوظ يمكن الرجوع إليه. أما ما لا يُعد قابلًا للتتبع فيشمل الوعود العامة، ووصف الخوارزمية دون أثر ظاهر، واللغة التسويقية التي لا تقدم مثالًا تشغيليًا على المدخلات والمخرجات. وبذلك تُقدَّم الفجوة البحثية بوصفها غياب تصنيف وظيفي موحّد داخل LMS يُعرّف الفئات عبر مخرجات قابلة للرصد ويضع قواعد صريحة لإدارة التداخل بين الوظائف.

مشكلة الدراسة

رغم اتساع توظيف الذكاء الاصطناعي داخل أنظمة إدارة التعلم منذ 2020، ما زالت الكتابات المعاصرة تُظهر خلطًا مفاهيميًا بين الذكاء الاصطناعي، وتحليلات التعلم، والتخصيص، والأتمتة القائمة على القواعد، بحيث تُوصَف وظائف مختلفة بمصطلحات متداخلة دون تعريفات تشغيلية تضبط "ما يدخل" و"ما لا يدخل". ونتيجةً لذلك، يصبح توصيف ما يفعله النظام داخل LMS غير مستقر: فقد تُقدَّم ميزة توصية أو

(LOUJAS) Copyright: © 2026 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

تنبؤ بوصفها "تحليلات تعلم"، أو تُقدَّم أتمتة قواعدية بوصفها "ذكاءً اصطناعيًا"، وهو ما يضعف قابلية المقارنة بين الدراسات، ويُربك لجان الجودة والترقية عند تقييم الادعاءات، ويمنع بناء تصنيف موحّد يربط الوظيفة بالمدخلات وبالمخرجات القابلة للملاحظة داخل المنصة.

وتزداد حدة المشكلة عندما تُستخدم المصطلحات بوصفها تسميات بديلة للميزة نفسها دون معيار يمكن اختباره داخلLMS ؛ لذلك تُعالج هذه الورقة الفجوة عبر معيار "المخرج النهائي القابل للتتبع" لضبط ما يُدرج ضمن الذكاء الاصطناعي الوظيفي داخل LMS وما يُستبعد منه، ولجعل مقارنة الدراسات ووصف الميزات عملية قابلة للمراجعة بدل الاعتماد على تعريفات فضفاضة أو تسميات تجارية.

السؤال الرئيس:

كيف يمكن بناء تصنيف وظيفي لتطبيقات الذكاء الاصطناعي داخل أنظمة إدارة التعلم خلال 2020–2025، يعتمد على "ماذا يفعل النظام" لا "كيف بُني"، ويُحدّد لكل فئة تعريفًا تشغيليًا ومدخلات بيانات متوقعة ومخرجات قابلة للتتبع، مع قواعد واضحة لإدارة التداخل بين الفئات؟

الأسئلة الفرعية :

1. ما الحدود التشغيلية الفاصلة بين :AI و Learning Analyticsو Rule-based Automation داخل سياقLMS ، وما الذي يُعد داخل كل مفهوم وما الذي يُستبعد؟
2. ما التصنيفات/التاكسونوميات التي قدّمتها الأدبيات لتطبيقات الذكاء الاصطناعي في التعليم، وأين يتجلى قصورها عند نقلها إلى مستوى وظائفLMS ؟
3. ما الفئات الوظيفية الأكثر تمثيلًا لتطبيقات الذكاء الاصطناعي داخل LMS بحيث تغطي الوظائف الأساسية دون توسّع غير منضبط؟
4. ما المدخلات البياناتية النموذجية، ومخرجات النظام القابلة للملاحظة، لكل فئة وظيفية مقترحة داخلLMS ؟
5. ما معايير الفصل/الدمج عند التداخل بين الفئات داخل منتج واحد أو ميزة واحدة، وما قواعد الإسناد (فئة واحدة/متعددة) التي تقلّل الالتباس؟

أهداف الدراسة

- بناء تصنيف وظيفي لتطبيقات الذكاء الاصطناعي داخل أنظمة إدارة التعلم خلال 2020–2025 يقوم على معيار "ماذا يفعل النظام" بدل معيار "كيف بُني."
- ضبط الحدود التشغيلية الفاصلة بين AI و Learning Analyticsو Rule-based Automationداخل سياقLMS ، مع تحديد ما يدخل ضمن كل مفهوم وما يُستبعد.
- اشتقاق فئات وظيفية قابلة للاستخدام داخل LMS وربط كل فئة بـ مدخلات بيانات متوقعة ومخرجات قابلة للتتبع/الملاحظة داخل المنصة.
- صياغة قواعد فصل/دمج واضحة لإدارة التداخل بين الفئات عند اجتماع أكثر من وظيفة داخل ميزة واحدة أو نظام واحد، بما يقلل الالتباس ويحسن قابلية المقارنة وتقييم الادعاءات.

أهمية الدراسة ودوافعها

تنبع أهمية هذه الدراسة من أنها تعالج اضطرابًا مفاهيميًا متكررًا في توصيف الذكاء الاصطناعي داخل أنظمة إدارة التعلم، وهو غياب معيار تشغيلي موحّد يحدد "المخرج النهائي القابل للتتبع" بوصفه أساسًا لإسناد الوظائف داخلLMS ؛ لذلك فهي توفر لغة وصفية أكثر انضباطًا لتمييز المفاهيم المتقاربة وتحويل النقاش من توصيفات تقنية عامة إلى توصيفات وظيفية يمكن رصدها داخل المنصة. وعلى المستوى التطبيقي، يتيح التصنيف المقترح إطارًا يمكن أن يُستخدم في مراجعة أوصاف الميزات داخل مشاريع تطوير LMS أو في توثيقها، عبر ربط كل فئة بمدخلات ومخرجات قابلة للملاحظة، مع قواعد واضحة لإدارة التداخل. وتلتزم هذه الورقة بأن هذا الاستخدام وصفي/تنظيمي ولا ينطوي على ادعاءات سببية عن أثر تعليمي، كما أن أي إحالة إلى سياقات التقويم المؤسسي تُفهم بوصفها إمكانية استخدام مشروطة وليست تقريرًا عن ممارسة مؤسسية قائمة.

(LOUJAS) Copyright: © 2026 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

مساهمات الدراسة

تقدّم هذه الدراسة ثلاث مساهمات مترابطة يمكن استخدامها مباشرة في البحث والتقويم الوصفي. أولًا، تُنتج مفردات تشغيلية مشتركة تقلّل الغموض عند توصيف وظائف الذكاء الاصطناعي داخل LMS عبر تعريفات تحدد حدود الإدراج/الاستبعاد وفق معيار المخرج النهائي القابل للتتبع. ثانيًا، تضع قواعد عملية للفصل والدمج عند التداخل بين الوظائف، بما يوضح متى تُسند الميزة إلى فئة واحدة ومتى تُعامل كحالة متعددة الفئات بناءً على استقلال المخرجات النهائية. ثالثًا، تُقدّم مخرجًا تطبيقيًا في صورة جدول تصنيفي واحد يربط الفئة بالتعريف والمدخلات والمخرجات، بوصفه مخرجًا مشتقًا من الترميز، بما يجعل التصنيف قابلاً للاستخدام في كتابة الدراسات ومراجعة أوصاف الميزات دون ادعاءات سببية أو تعميمات غير مدعمة.

حدود الدراسة

تتحدد حدود هذه الورقة في ثلاثة مستويات: **أولًا**، حدود موضوعية: يقتصر العمل على توصيف وتصنيف الوظائف القابلة للتتبع داخل LMS وفق مخرجاتها الظاهرة/المسجلة، ولا يتناول تقييم جودة الخوارزميات أو فاعليتها أو عدالتها أو آثارها التجريبية على التحصيل. **ثانيًا**، حدود مادية/مصدرية: يبنى التصنيف على ما تصفه الأدلة المنشورة ووثائق الأنظمة ضمن نطاق 2020–2025، وبالتالي فإن غياب توصيف واضح للمدخلات أو المخرجات في بعض الأدلة يحدّ من إمكان الإسناد أو يفرض وسمًا منهجيًا للحالات غير الكافية. **ثالثًا**، حدود تطبيقية: يُستخدم معيار "المخرج النهائي القابل للتتبع" لضبط الإسناد عبر منصات مختلفة، إلا أن اختلاف طرق عرض المخرجات بين الأنظمة قد يتطلب تكييفًا محدودًا لقواعد الإسناد عند التطبيق المؤسسي، دون أن يغير من منطق التصنيف الوظيفي ذاته.

القيود وحدود التعميم

تتحدد قيود هذه الدراسة أولًا بطبيعة مادتها التحليلية؛ فهي تبني التصنيف على ما تصفه الأدلة المنشورة ووثائق الأنظمة خلال 2020–2025، وبالتالي فإن أي غموض أو نقص في توصيف المدخلات أو المخرجات داخل تلك الأدلة ينعكس مباشرةً على دقة الإسناد الوظيفي، وقد يفرض وسمًا منهجيًا للحالات غير الكافية بدل إدراجها. كما أن جزءًا من تطبيقات LMS يُقدَّم أحيانًا بلغة تسويقية أو بتسميات غير منضبطة، ما يخلق تحيزًا وصفيًا: الأدلة الأكثر تفصيلًا قد تُدرج بسهولة أكبر، وقد ينحاز التمثيل لمنصات أو قطاعات موثقة أكثر؛ لذلك يُعامل هذا بوصفه قيدًا يؤثر في التمثيل لا في منطق التصنيف نفسه.

وثانيًا، يرتبط حد التعميم بكون التصنيف "وظيفيًا"؛ فهو يهدف إلى ضبط الفئات بحسب ما يظهر كنواتج تشغيل داخلLMS ، لا بحسب البنى التقنية الداخلية التي قد تختلف جذريًا بين المنصات. لذلك فإن التصنيف يصلح لتوحيد لغة الوصف والمقارنة بين الميزات على مستوى الوظائف، لكنه لا يقدّم حكمًا على جودة الخوارزميات أو فعاليتها أو عدالتها، ولا يُستخدم لاستنتاج علاقات سببية حول التحصيل أو الدافعية أو غيرها من النتائج التعليمية.

وثالثًا، تظل حالات التداخل بين الفئات قيدًا منهجيًا قائمًا؛ فحتى مع قواعد الإسناد، قد تتغير طريقة عرض المخرجات أو دمجها في واجهة النظام أو سجلاته، ما قد يؤثر على قابلية التتبع بين منصة وأخرى، ويحدّ من إمكان تطبيق التصنيف دون تكييف محدود لقواعد الإسناد بحسب سياق النظام. وأخيرًا، يظل قيد النطاق الزمني (2020–2025) محددًا لحدود التعميم؛ فالتطور السريع في الأدوات قد ينتج وظائف هجينة أو مخرجات جديدة خارج هذا النطاق، ما يستلزم تحديثًا دوريًا للتعريفات التشغيلية أو للفئات إذا استُخدم التصنيف لاحقًا.

آفاق البحث المستقبلي

تفتح هذه الدراسة مسارين رئيسين للبحث المستقبلي يرتبطان مباشرةً بطبيعة التصنيف الوظيفي وحدوده. يتمثل المسار الأول في اختبار قابلية تطبيق معيار "المخرج النهائي القابل للتتبع" عبر منصات LMS مختلفة من حيث التصميم والسياق المؤسسي، من خلال دراسات تحقق تنظيمي تراجع كيف تُعرض المخرجات وظيفيًا في الواجهات والسجلات، وكيف تؤثر اختلافات عرض المخرجات على قواعد الإسناد

(LOUJAS) Copyright: © 2026 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

عند التداخل. كما يمكن تطوير نسخ لاحقة من التصنيف تتضمن وصفًا أكثر تفصيلًا للحالات الحدّية والوظائف الهجينة التي تجمع مخرجات متعددة في سير عمل واحد.

أما المسار الثاني فيتعلق بتوسيع العمل من "التصنيف" إلى "التشغيل القياسي" للمخرجات، عبر اقتراح صيغ معيارية لتمثيل المدخلات والمخرجات في وثائق المشاريع وتقارير المؤسسات، بما يحسن الشفافية ويقلل الادعاءات غير القابلة للتتبع. وفي هذا السياق، يمكن توجيه بحوث لاحقة لربط الفئات الوظيفية بمخاطر الحوكمة والخصوصية والإنصاف على مستوى وصفي/تشغيلي، بحيث تُعرّف متطلبات الحد الأدنى للبيانات والمخرجات القابلة للتدقيق لكل فئة، دون تحويل ذلك إلى استنتاجات سببية حول الأثر التعليمي.

إتاحة البيانات

تلتزم هذه الورقة بإتاحة ما يلزم لإعادة تتبع منطق التصنيف والتحقق منه دون إلزام بإدراج ملاحق داخل المتن. وتشمل الإتاحة: (1) قائمة الأدلة المعتمدة ضمن نطاق 2020–2025، (2) سجل الأدلة Evidence Log الذي يوثق مصادر الترميز على مستوى "الميزة/وحدة الملاحظة" مع موضع الدليل المستخدم (فقرة/صفحة/مقطع بحسب ما هو متاح في المصدر)، (3) دليل الترميز Codebook الذي يوضح تعريف كل فئة وظيفية وشروط إدراجها أو استبعادها وقواعد الإسناد وإدارة التداخل، و(4) نسخة الجدول الرئيس للتصنيف (الفئة/التعريف/المدخلات/المخرجات) بوصفه المخرج التطبيقي المركزي. وتُقيَّد الإتاحة بما تسمح به حقوق النشر للمصادر وبما هو متاح علنًا، مع توضيح أي عناصر لا يمكن توفيرها لأسباب تتعلق بالملكية أو القيود المؤسسية.

ولتعزيز شفافية المصدر على مستوى "وحدة الملاحظة"، تُرفق الورقة سجل الأدلة (Evidence Log) بوصفه سجلًا يُوثّق كل "ميزة وظيفية" مُرمَّزة داخل LMS مع موضع الدليل المستخدم في المصدر (صفحة/فقرة/مقطع بحسب المتاح). ويُعد سجل الأدلة المرجع المباشر لتبرير الإسناد تحت الجدول الرئيس، ويُمكّن المراجع من تتبع سبب إدراج كل ميزة أو استبعادها وفق معيار "المخرج النهائي القابل للتتبع."

مساهمات الباحثتين

قامت الباحثتين بتحديد مشكلة الدراسة وصياغة أسئلتها وأهدافها، ووضع التعريفات التشغيلية للمفاهيم الأساسية وضبط الحدود الفاصلة بينها داخل سياق LMS وفق معيار المخرج النهائي القابل للتتبع. كما تولّى تصميم المنهج التصنيفي وإعداد قواعد الاشتمال/الاستبعاد، وتحديد وحدة التحليل ووحدة الملاحظة، وبناء منطق التصنيف الوظيفي والفئات الخمس، وتطوير قواعد الإسناد وإدارة التداخل بين الفئات. إضافةً إلى ذلك، قام الباحث بتنفيذ الترميز وإعداد سجل الأدلة ودليل الترميز وصياغة مخرجات الدراسة في صورة الجدول التصنيفي، وكتابة أقسام النتائج والمناقشة والقيود وآفاق البحث ضمن نطاق الورقة، مع الالتزام بأن النتائج تنظيمية/تصنيفية لا سببية.

قابلية تكرار التحليل

لضمان قابلية تكرار التحليل، تُعرّف الورقة خطوات العمل وقراراته الجوهرية بصورة قابلة لإعادة التنفيذ. يبدأ ذلك بتثبيت نطاق الدراسة الزمني (2020–2025) ونوع الأدلة المقبولة بوصفها وحدة التحليل (دراسات، وتقارير، ووثائق/وصف ميزات ضمن LMS)، ثم تحديد وحدة الملاحظة بوصفها "الميزة الوظيفية داخل LMS" باعتبارها أصغر وظيفة لها مخرج مستقل قابل للتتبع داخل الواجهة أو السجلات أو التقارير أو الإشعارات. بعد ذلك تُطبَّق معايير اشتمال/استبعاد قابلة للتنفيذ بصيغة "نعم/لا"، ويُوثَّق سبب الاستبعاد على مستوى الدليل/الميزة عند غياب المخرج القابل للتتبع أو عدم كفاية الوصف.

وتتضمن قابلية التكرار توثيق بنية بيانات الترميز بوصفها مصفوفة (وثائق × ميزات) بحيث تكون كل "ميزة" سجلًا مستقلًا داخل Evidence Log يحتوي حقولًا ثابتة (EvidenceID ، السنة، السياق، مقتطف الدليل، المدخلات، المخرجات، الفئة/الفئات، حالة التداخل، قرار الاشتمال/الاستبعاد، ودرجة قوة الدليل عند استخدامها). ويُحسم الإسناد الوظيفي اعتمادًا على دليل ترميز (Codebook) يعرّف الفئات الخمس وشروط

(LOUJAS) Copyright: © 2026 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

الإسناد وحدود الإدخال/الإخراج لكل فئة، مع تطبيق قاعدة التداخل: الإسناد متعدد الفئات فقط عند وجود مخرجات نهائية مستقلة متعددة قابلة للرصد.

كما تُوثَّق قرارات التنظيف التي قد تؤثر على نتائج التصنيف (إزالة التكرار، ودمج الميزات المتطابقة، ومعالجة اختلاف التسميات)، وتُحدد أداة الترميز المستخدمة لإدارة السجل (مثل جدول بيانات أو برنامج ترميز). وعند اختلاف الإسناد تُطبق آلية موثقة لإدارة الخلاف بالرجوع إلى Codebook وقاعدة المخرج النهائي القابل للتتبع، مع تسجيل سبب الخلاف وقرار الحسم. وأخيرًا تُتاح قائمة الأدلة وسجل الأدلة ودليل الترميز والجدول الرئيس للتصنيف بوصفها الحد الأدنى الذي يسمح لباحث آخر بإعادة تطبيق القواعد على العينة ذاتها والوصول إلى إسنادات قابلة للمقارنة.

مصفوفة توصية–دليل

تُقدِّم هذه الورقة مصفوفة توصية–دليل بصياغة قابلة للتحقق، بحيث تُربط كل توصية بنتيجة ترميزية/تنظيمية محددة خرجت بها الدراسة، وبمؤشر تحقق وصفي يمكن مراجعته داخل LMS أو داخل وثائق النظام دون الحاجة إلى قياس إحصائي أو استدلال سببي.

1. اعتماد معيار "المخرج النهائي القابل للتتبع" عند توصيف أي ميزة ذكاء اصطناعي داخلLMS . معيار الإسناد في التصنيف يعتمد على وجود مخرج نهائي يمكن رصده داخل الواجهة/السجلات، لا على وصف التقنية أو التسمية وجود مخرج ظاهر/مسجل (إنذار، أو قائمة توصيات، أو تغذية راجعة/تقدير، أو استجابة حوارية، أو لوحة/تقرير قرار) مرتبط بميزة محددة داخل النظام.
2. تثبيت الحدود التشغيلية بين الذكاء الاصطناعي وتحليلات التعلم والأتمتة القاعدية قبل التقييم أو الشراء أو التقرير المؤسسي.

مشكلة الدراسة والتعريفات التشغيلية تُظهر أن الخلط المصطلحي يربك الإسناد ويضعف المقارنة. وثيقة تعريفات تشغيلية تُحدد ما يدخل وما يُستبعد لكل مفهوم، وتُطبَّق على وصف الميزات.

3. استخدام الفئات الخمس كقائمة مراجعة موحّدة عند مراجعة منصات LMS أو تحديثاتها.

التصنيف المقترح يثبت خمس وظائف متكررة قابلة للتتبع داخلLMS . إمكانية إسناد كل ميزة إلى فئة واحدة أو أكثر وفق قواعد الإسناد، مع تبرير مبني على المدخلات/المخرجات.

4. إدارة التداخل عبر إسناد متعدد الفئات فقط عند وجود مخرجات نهائية مستقلة متعددة. والدليل داخل الدراسة قسم التداخل يثبت قاعدة التفريق بين المخرجات النهائية والوسيطة توثيق يبيّن لكل ميزة: ما المخرجات النهائية، وما المخرجات الوسيطة، ولماذا اختير إسناد واحد أو متعدد.
5. وسم أو استبعاد الادعاءات التي لا تُظهر مخرجات قابلة للتتبع من تقارير "الذكاء الاصطناعي" المؤسسية والدليل داخل الدراسة النتائج تميز بين الأدلة الكافية والأدلة غير القابلة للتحقق تشغيليًا قائمة ميزات موسومة "غير قابلة للتحقق تشغيليًا" لغياب مخرج واضح أو لعدم اتساقه مع تعريفات الفئات.
6. إتاحة سجل الأدلة ودليل الترميز بوصفهما الحد الأدنى لقابلية التكرار والتحقق . أقسام المنهجية وإتاحة البيانات وقابلية التكرار تحدد عناصر الإتاحة اللازمة للتحقق من الإسناد.

توفر Evidence Log و Codebookوالجدول الرئيس للتصنيف ضمن الورقة أو كمادة مرافقة.

مصطلحات الدراسة وتعريفاتها التشغيلية

لمنع الخلط المفاهيمي الذي بُنيت عليه مشكلة الدراسة، تعتمد الورقة تعريفات تشغيلية تُحدِّد حدود كل مفهوم داخل سياقLMS ، وتُميّز صراحةً بين الذكاء الاصطناعي وتحليلات التعلم والأتمتة القائمة على القواعد، مع توضيح ما يدخل ضمن كل مصطلح وما يُستبعد، حتى يُبنى التصنيف اللاحق على معيار ثابت يتعلق بوظيفة النظام ومدخلاته ومخرجاته

تعتمد هذه الورقة في ضبط المفاهيم على معيار تشغيلي واحد قابل للترميز داخل LMS: طبيعة المخرج النهائي ودرجة التدخل .لذلك لا تُفصل المفاهيم اعتمادًا على نوع الخوارزمية (تعلم آلي/إحصاء/قواعد) وحده، لأن هذا الفصل لا يصمد داخل الأدبيات التطبيقية، بل تُفصل وفق سؤالين: (1) ما المخرج الذي يظهر للمستخدم (متعلم/مدرس/إدارة) ويمكن تتبعه داخل واجهة النظام أو سجلاته؟ (2) هل ينتج النظام

(LOUJAS) Copyright: © 2026 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

قرارًا/توصية/تخصيصًا/تغذية راجعة مولدة، أم يكتفي بعرض مؤشرات تفسيرية وتقارير متابعة؟ وبناءً على ذلك تُكتب التعريفات التالية مع تحديد ما يدخل وما يُستبعد من كل مفهوم داخل سياق LMS.

- الذكاء الاصطناعي(Artificial Intelligence - AI)

التعريف التشغيلي:

الذكاء الاصطناعي في التعليم يُقصد به الأنظمة القادرة على أداء مهام معرفية — مثل التنبؤ، التحليل، أو اتخاذ القرار — استنادًا إلى أنماط البيانات التعليمية بهدف دعم التعلم أو الإدارة داخل بيئة رقمية. ولا يشمل ذلك الأنظمة القائمة فقط على القواعد المحددة مسبقًا دون تعلم آلي(Garzón et al., 2025) .

حدود الإدراج/الاستبعاد داخل LMS :يُدرج ضمن الذكاء الاصطناعي وظيفيًا كل ما ينتج داخل LMS مخرجًا نهائيًا يتضمن قرارًا أو توصية أو تقديرًا احتماليًا/تنبؤيًا موجّهًا للتدخل، أو تغذية راجعة مولدة، أو تكييفًا مباشرًا لمسار/محتوى المتعلم يمكن تتبعه في الواجهة أو السجلات. ويُستبعد من ذلك (أ) الأتمتة القاعدية التي تنفذ قواعد ثابتة دون مخرج "ذكي" يتغير بحسب أنماط البيانات، و(ب) المخرجات التحليلية التي تقتصر على العرض/الرصد دون تحويلها إلى تدخل أو قرار داخل النظام، لأنها تُعامل وظيفيًا ضمن تحليلات التعلم وفق معيار المخرج النهائي.

- تحليلات التعلم(Learning Analytics)

التعريف التشغيلي:

تحليلات التعلم هي عملية قياس وجمع وتحليل بيانات المتعلمين لفهم سلوكهم وتحسين بيئة التعلم وصنع القرار التربوي. وتستند إلى البيانات الإحصائية والوصفية أكثر من الذكاء الاصطناعي القائم على التعلم الآلي. (Solar,2025)

حدود الإدراج/الاستبعاد داخل LMS: تُعامل تحليلات التعلم وظيفيًا بوصفها مخرجات تفسيرية/متابعة (لوحات، تقارير، مؤشرات، تلخيصات وصفية أو تنبؤية) تُستخدم للفهم والرصد دون أن تُحوَّل مباشرةً داخل النظام إلى قرار مخصص للمتعلم أو إجراء آلي أو توصية تشغيلية. وعند وجود مخرج نهائي يتضمن تقدير خطر/احتمال، أو توصية، أو مسارًا مخصصًا، أو تغذية راجعة مولدة، أو تنبيهًا تشغيليًا موجّهًا لاتخاذ إجراء فإن الإسناد ينتقل وظيفيًا إلى فئات الذكاء الاصطناعي الوظيفية المقترحة في هذه الورقة even— إذا وصفه المصدر بلفظ—"Analytics" لأن معيار الإسناد هنا هو المخرج النهائي القابل للتتبع لا التسمية.

- التخصيص(Personalization)

التعريف التشغيلي:

يقصد بالتخصيص تكييف المحتوى التعليمي أو تسلسل الأنشطة ليتناسب مع احتياجات المتعلم الفردية، باستخدام خوارزميات أو نماذج تعلم تستند إلى بيانات سلوكية أو أداء سابقة (Slepankova et al., 2025) .

يُعامل التخصيص هنا بوصفه سِمة/مخرجًا ناتجًا عن أكثر من فئة وظيفية، وليس فئة مستقلة في الجدول النهائي. عمليًا، يظهر التخصيص داخل LMS عبر مخرجات قابلة للتتبع مثل: قائمة توصيات موجهة، أو ترتيب/تسلسل مهام مقترح، أو مسار تعلم مُقترح، أو تكييف محتوى/واجهة مرتبط بنتائج تنبؤ/تقويم. لذلك يُسند التخصيص إلى الفئة التي تمثل المخرج النهائي :فإذا كان المخرج قائمة موارد/أنشطة/مسارات مقترحة فهو "التوصية"، وإذا كان المخرج تقدير خطر/احتمال يقود لتدخل فهو "التنبؤ"، وإذا كان المخرج إجراء تقويمي/تعليق آلي فهو "أتمتة التقييم"، وإذا كان المخرج استجابة لغوية موجهة فهو "دعم الحوار"، وإذا كان المخرج لوحة/تقرير موجه للإدارة فهو "دعم القرار الإداري". وبهذا الحسم تُمنع الازدواجية بين تعريف التخصيص والجدول الوظيفي ذي الفئات الخمس.

- الأتمتة(Automation / Rule-based Automation)

التعريف التشغيلي:

الأتمتة القائمة على القواعد هي تنفيذ مهام محددة مسبقًا وفق قواعد ومعايير ثابتة دون قدرة على التعلم أو التنبؤ. وهي تختلف عن الذكاء الاصطناعي في كونها لا تُحسّن ذاتها بالتجربة أو بالبيانات الجديدة. (Bhardwaj & Kumar, 2025)

حدود الإدراج/الاستبعاد داخل LMS: تُسند الأتمتة القاعدية عندما يكون المخرج ناتجًا عن قاعدة ثابتة محددة مسبقًا (إذا-فإن) ويظل ثابت المنطق أمام بيانات جديدة، مثل تفعيل تذكير، أو فتح/إغلاق نشاط، أو

(LOUJAS) Copyright: © 2026 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

تحويل حالة، أو تنفيذ إجراء إداري تلقائي دون تقدير احتمالي أو توصية مستندة إلى نمط تعلم. ويُستبعد من الأتمتة ما ينتج تقديرًا احتماليًا، أو توصية مخصصة، أو تغذية راجعة مولدة، أو مسارًا تكيفيًا لأن هذه تُسند وظيفيًا إلى فئات الذكاء الاصطناعي المقترحة بحسب المخرج النهائي.

- نظام إدارة التعلم(Learning Management System - LMS)

التعريف التشغيلي:

هو نظام رقمي لإدارة عمليات التعليم والتدريب، يشمل تسجيل الطلاب، تتبع التقدم، توزيع المحتوى، وتقديم التغذية الراجعة، ويمكن أن يتكامل مع تقنيات الذكاء الاصطناعي أو تحليلات التعلم أو الأتمتة. (OECD، 2023).

جدول (1) يوضح تمييز تشغيلي بين المفاهيم

المفهوم	يعتمد على التعلم من البيانات	يستجيب لمدخلات جديدة	قائم على قواعد ثابتة	الوظيفة الرئيسة
AI	نعم	نعم	لا	تنبؤ /توصية /دعم قرار
Learning Analytics	جزئيًا)تحليل (وصفي/تنبؤي	محدود	لا	تحليل وتحسين التعلم
Rule-based Automation	لا	لا	نعم	تنفيذ مهام متكررة
Personalization	نعم(بناءً على بيانات المستخدم)	نعم	جزئيًا	إدارة وتنظيم التعلم
LMS	(لا منفذ/منصة)	جزئي	جزئي	إدارة وتنظيم التعلم

التصنيفات السابقة لتطبيقات الذكاء الاصطناعي في التعليم

- في دراسة Zheng يُطرَح التصنيف بوصفه إطارًا لترتيب الخطاب حول الذكاء الاصطناعي داخل التعليم العالي عبر مستويات متداخلة (البيداغوجيا، والعمليات، والمنهج، ومستقبل العمل)، مع تعريف الذكاء الاصطناعي كنظم تكيفية قائمة على البيانات تُؤتمت التحليل والنمذجة ودعم القرار، وبذلك يصبح "التصنيف" هنا أداة لضبط النقاش وتوجيه إصلاح المنهج بوصفه الرافعة الأهم للتغيير (Zheng, 2025).
- وفي دراسة Shiri يُعاد توجيه فكرة التصنيف نحو "محو الأمية بالذكاء الاصطناعي" نفسها، عبر تصنيف وجهي متعدد الأبعاد يهدف إلى تنظيم موضوعات محو الأمية ورسم خريطة معرفية تدعم تطوير المناهج، أي أن وحدة التصنيف ليست "وظائف النظام" بل "مكوّنات المعرفة والمهارات" المرتبطة بالتعامل مع الذكاء الاصطناعي (Shiri, 2025).
- وفي دراسة Lakulu وآخرين يُستخدم التصنيف لتجميع تطبيقات الذكاء الاصطناعي في التعلم المتنقل ضمن مجموعات مرتبطة بالتقنيات/المقاربات (مثل التعلم الآلي، والتعلم العميق، وأدوات المحادثة)، بحيث يخدم التصنيف وظيفة تنظيم المجال وإظهار الاتجاهات التقنية أكثر من ضبط الوظائف التشغيلية داخل منصات إدارة التعلم (Lakulu et al., 2024,)
- وفي دراسة Alherabi & Aljebreen يظهر تصنيفٌ "تربوي" مرتبط بإطار بلوم، حيث تُوصف أداة تعلم مفردات مدعومة بالذكاء الاصطناعي عبر مواءمتها مع مستويات معرفية متدرجة؛ هنا يصبح معيار التنظيم هو "مستوى الهدف المعرفي" الذي تخدمه الأداة داخل التعلم، لا معيار "وظيفة الذكاء الاصطناعي" كنظام داخل منصة (Alherabi & Aljebreen, 2025,).

وفي دراسة Kennedy & Vargas Campos يُوظَّف مفهوم التصنيفات لتشغيل السلامة والأخلاقيات عبر "تصنيفات الضرر"، مع التأكيد أن قابلية التنفيذ داخل التعليم تتطلب نقل التصنيفات إلى فئات محلية متسقة مع قيم القطاع ومعاييره، ما يعيد تعريف "ما الذي ينبغي تصنيفه" عند الحديث عن نشر الذكاء الاصطناعي في البيئات التعليمية (Kennedy & Vargas Campos, 2025).

أطر تنظيم وظائف الذكاء الاصطناعي داخل LMS

- في دراسة Ra وآخرين يُنظَّم دمج الذكاء التوليدي/الحواري في LMS عبر نموذج تصميمي مرحلي ينتهي إلى مكوّنات تشغيلية محددة داخل النظام، مثل إعداد prompts قابلة للضبط، ودوائر تغذية راجعة

(LOUJAS) Copyright: © 2026 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

تكيفية، وتدفّقات محادثة متعددة الوكلاء، مع ربط هذه المكوّنات بمنطق بيداغوجي صريح؛ أي أن تنظيم الوظائف هنا ينطلق من "بنية النظام + منطق التدريس" معًا (Ra et al., 2024).

- وفي دراسة Vijaykumar وآخرين تُقدَّم وظيفة محددة داخل LMS كنقطة تنظيم: "مراجعة الأقران" في التقويم، حيث يُعاد تعريف دمج الذكاء الاصطناعي بوصفه مجموعة خصائص متوقعة لتحسين جودة التغذية الراجعة ودعم التفكير الناقد، مقابل اعتبارات تنفيذية وأخلاقية (Vijaykumar et al., preprint).

- وفي دراسة Olaoye وآخرين يتم تنظيم وظائف "الـIntelligent LMS" حول تنظيم المقرر ومسارات التعلم، عبر مسارات تكيفية، وتنسيق محتوى مدعوم بالذكاء الاصطناعي، وتحليلات تنبؤية؛ أي أن الإطار يُعرّف الوظائف داخل LMS بوصفها تحسينًا لبنية التقديم والتنظيم والمتابعة التعليمية (Olaoye et al., 2024).

- وفي دراسة Rahate وآخرين تُصاغ وظائف الذكاء الاصطناعي داخل LMS ضمن أبعاد مؤسسية تشغيلية مثل أتمتة العمليات الإدارية، وتخصيص التعلم، ودعم القرار القائم على البيانات، بما يجعل "الوظيفة" مرتبطة مباشرة بمخرجات تشغيلية على مستوى المؤسسة والطلبة (Rahate et al., 2025,).

مقارنةً بالاتجاهات السابقة، لا تدّعي هذه الورقة نفي وجود تصنيفات أو أطر تنظيمية سابقة، ولا تقدّم حكمًا حاسمًا بعدم تكرار الفكرة في جميع الأدبيات؛ لكنها تثبت نطاق الجِدّة داخل هذا المخطوط في نقطة تشغيلية محددة: اعتماد "المخرج النهائي القابل للتتبع" بوصفه معيار الإسناد، وربط الفئات بمدخلات/مخرجات مع قواعد صريحة لإدارة التداخل، بما يجعل التصنيف قابلًا للتطبيق والتحقق داخل LMS على مستوى الميزة لا على مستوى الخطاب العام.

أوجه القصور والفجوة البحثية التي تعالجها الدراسة

بالجمع بين هذه الاتجاهات، يظهر أن التصنيفات المتاحة تُنظّم المجال من زوايا مختلفة: زاوية إصلاح المنهج وترتيب السرديات (Zheng, 2025)، وزاوية محو الأمية (Shiri, 2025)، وزاوية تجميع التقنيات في سياق التعلم المتنقل (Lakulu et al., 2024) وزاوية مواءمة الاستخدام مع أهداف معرفية (Alherabi & Aljebreen, 2025) وزاوية تشغيل السلامة عبر تصنيفات ضرر تتطلب "محلّنة" في التعليم (Kennedy & Vargas Campos, 2025). أما داخل LMS تحديدًا، فالأطر تميل إما إلى تنظيمٍ تصميمي واسع (Ra et al., 2024)، أو إلى وظيفة واحدة محددة (Vijaykumar et al., 2024)، أو إلى توصيف مؤسسي عام للوظائف (Rahate et al., 2025،) وهو ما يترك فجوة في وجود "تصنيف وظيفي موحّد" يضبط الفئات وفق معيار واحد ثابت:

ماذا يفعل النظام داخل LMS مع حدود إدخال/إخراج وقواعد صريحة لإدارة التداخل.

خلاصة مقارنة مركّزة: ماذا صنّفت الأدبيات؟ وما الذي لم تُحكمه تشغيليًا؟

صنّفت الأدبيات "موضوع الذكاء الاصطناعي في التعليم" بوحدات متعددة: وحدات خطابية ومنهجية لإصلاح التعليم العالي (Zheng, 2025)، ووحدات معرفية لمحو الأمية (Shiri, 2025)، ووحدات تقنية/نهجية لتطبيقات التعلم المتنقل (Lakulu et al., 2024) ووحدات تربوية مرتبطة بمستويات بلوم (Alherabi & Aljebreen, 2025) ووحدات معيارية للأضرار وطرق تشغيلها محليًا (Kennedy & Vargas Campos, 2025). ولم يُحكم تشغيليًا — ضمن هذه المجموعة — تحويل هذا التنوع إلى تصنيف واحد داخل LMS يربط كل فئة تعريفًا وظيفيًا محددًا بمدخلات بيانات متوقعة ومخرجات قابلة للتتبع داخل المنصة، مع قواعد إسناد واضحة عند التداخل بين الوظائف (Ra et al., 2024؛ Vijaykumar et al., preprint؛ Rahate et al., 2025,).

المنهجية

هذه الورقة دراسة تحليلية مفاهيمية/تصنيفية، وليست دراسة أثر أو فاعلية لتقنيات الذكاء الاصطناعي في التعلم. وبناءً على ذلك، فإن "القياس" المقصود هنا لا يتعلق بقياس نتائج تعلم تجريبيًا أو استنتاج علاقات سببية، بل يتعلق بقياس ترميزي/تصنيفي يقوم على استخراج "ميزات وظيفية" من الأدلة ضمن نطاق 2020–2025، ثم ترميزها إلى فئات وفق تعريفات تشغيلية وقواعد إسناد واضحة. لذلك تُصاغ لغة الورقة

(LOUJAS) Copyright: © 2026 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

بصياغات تصنيفية/وصفية، وأي إشارات في الأدبيات إلى "تحسين" أو "تعزيز" تُعامل بوصفها نتائج مُبلّغًا عنها في المصادر لا بوصفها أحكامًا سببية صادرة عن هذه الدراسة.

تصميم الدراسة ووحدات التحليل/الملاحظة

تُعد الوثيقة/الدراسة/التقرير/وصف المنتج وحدةَ تحليل. أما وحدة الملاحظة فهي "الميزة الوظيفية داخل LMS" بوصفها أصغر وظيفة لها مخرج مستقل قابل للتتبع داخل واجهة النظام أو سجلاته أو تقاريره أو إشعاراته أو عناصر UI المرتبطة بها. ويُستبعد من ذلك خصائص واجهة غير وظيفية، أو قدرات عامة لا تنتج مخرجًا ظاهرًا/مسجلًا، أو أوصاف تقنية لا تُظهر أين يتمثل الناتج داخل النظام.

معايير الاشتمال/الاستبعاد (قواعد نعم/لا قابلة للتنفيذ)

تُحوَّل معايير الاشتمال/الاستبعاد إلى قواعد قابلة للتطبيق لتقليل اختلاف المرمزين:

الاشتمال يتطلب أن:

1. يكون الدليل ضمن 2020–2025.
2. يصف LMS أو تكاملًا مباشرًا داخله.
3. يذكر مخرجًا وظيفيًا قابلًا للتتبع داخل النظام (واجهة/سجل/تقرير/إشعار/عنصر UI).
4. يقدّم نصًا/وصفًا يثبت المخرج ويتيح ربطه بمدخلات ومخرجات بصورة صريحة.

الاستبعاد يشمل:

1. أدوات تعليمية عامة غير مدمجة داخل LMS.
2. مقالات رأي/تصورات دون مخرج وظيفي قابل للتتبع.
3. ادعاءات تسويقية بلا مثال تشغيلي على المخرجات أو بلا ما يثبت وجودها داخل النظام.
4. تكرار نفس الميزة من المصدر نفسه دون إضافة معلومات تشغيلية جديدة تفيد الترميز.

بنية بيانات الترميز (وثائق × ميزات)

لرفع الصرامة، يُحوَّل العمل النوعي إلى "بيانات نوعية منظمة" عبر مصفوفة ترميز من نوع (وثائق × ميزات)، بحيث تُعامل كل ميزة سجلًا مستقلًا. ويتضمن سجل الترميز حقولًا تشغيلية ثابتة مثل:

- (EvidenceID معرف الدليل)
- السنة
- المنصة/السياق
- مقتطف الدليل المستخدم (النص/الوصف الذي يثبت المخرج)
- المدخلات المذكورة
- المخرجات القابلة للتتبع
- الفئة/الفئات المسندة
- حالة التداخل (مخرج واحد/مخرجات متعددة)
- قرار الاشتمال/الاستبعاد مع سبب موجز
- درجة قوة الدليل (عند استخدامها)

ويُستخدم هذا السجل لتوثيق الإسناد على مستوى "الميزة/وحدة الملاحظة"، ولتوليد الجدول التصنيفي النهائي بوصفه مخرجًا مشتقًا من الترميز لا مجرد إطار مقترح.

دليل الترميز وقواعد الإسناد وإدارة التداخل

تعتمد الدراسة دليل ترميز (Codebook) يحدد لكل فئة: تعريفًا وظيفيًا، وشروط إدراج/استبعاد، وأنماط المدخلات والمخرجات المتوقعة، وقاعدة قرار مختصرة لحسم الإسناد بالاعتماد على "المخرج النهائي القابل للتتبع". وتُثبت قاعدة التداخل كما يلي:

- إذا كانت للميزة مخرجات نهائية مستقلة متعددة يمكن رصدها (مثل: إنذار تنبؤي + قائمة توصيات + تقرير إداري)، تُسند كحالة متعددة الفئات مع تحديد نطاق كل مخرج.

(LOUJAS) Copyright: © 2026 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

- إذا كان المخرج النهائي واحدًا ظاهرًا وكانت بقية الخطوات وسيطة غير معروضة للمستخدم، فتُسند الميزة إلى فئة واحدة تمثل المخرج النهائي الغالب.

اشتقاق قرار قابل لإعادة التطبيق (Rubric) لقوة الدليل + مثال

حتى في الدراسات التصنيفية، تُعرض قاعدة اشتقاق قابلة لإعادة التطبيق عبر "درجة قوة الدليل" بوصفها Rubricبسيطة**(3–0)** :

- **(0)**لا يوجد مخرج قابل للتتبع.
- **(1)**مخرج مذكور دون وصف كافٍ يتيح تتبعه.
- **(2)**مخرج موصوف مع مؤشر تتبع واحد (واجهة/سجل/تقرير/إشعار).
- **(3)**مخرج موصوف مع أكثر من مؤشر تتبع أو مثال تشغيلي واضح.

تُطبّق هذه الدرجة على كل سجل "ميزة" داخل EvidenceID محدد، وتُعرض في قسم النتائج أمثلة قصيرة تُظهر كيف أُسنِدت الفئة وكيف حُسبت درجة قوة الدليل على مقتطف محدد.

ولتطبيق Rubric بصورة قابلة لإعادة الحساب، يُوثَّق لكل EvidenceID: (أ) مؤشر/مؤشرات التتبع المتاحة، و(ب) سبب الدرجة وفق التعريفات التشغيلية، ثم تُعرض حالة واحدة على الأقل كاملة البيانات في قسم النتائج توضح مسار الإسناد واحتساب الدرجة خطوة بخطوة.

موثوقية الترميز وإدارة الخلاف

بما أن هذه الورقة تصنيفية/مفاهيمية ولم تُجرَ فيها عملية ترميز مزدوج أو قياس اتفاق بين مرمزين، فإن الورقة لا تُبلغ عن مؤشرات كمية للموثوقية في النسخة الحالية. ويُعالج هذا القيد منهجيًا عبر تثبيت قواعد قرار مكتوبة داخل Codebook (تعريفات الفئات، ومعيار "المخرج النهائي القابل للتتبع"، وقاعدة التداخل)، بحيث يمكن لباحث آخر تطبيق القواعد نفسها على الأدلة ذاتها ومقارنة الإسناد. وعند ظهور حالات لبس بين أكثر من فئة، يُحسم الإسناد بالرجوع إلى المخرج النهائي الظاهر داخلLMS ، مع وسم الحالات التي لا تقدم مخرجًا قابلًا للتتبع بوصفها "غير كافية" وعدم استخدامها في دعم تعميمات تصنيفية.

أدوات الترميز والتنظيف وقابلية التكرار

تُحدد أداة الترميز المستخدمة لإدارة سجل الميزات (مثل: جدول بيانات/برنامج ترميز)، وتُوثّق قرارات التنظيف التي تؤثر على النتائج التصنيفية (إزالة التكرار، ودمج الميزات المتطابقة، ومعالجة اختلاف التسميات)، مع تثبيت قالب سجل الترميز وحقوله بوصفه الحد الأدنى لإعادة التطبيق.

اعتبارات أخلاقية وحوكمة بيانات التعلم

يرتبط توصيف وظائف الذكاء الاصطناعي داخل—LMS خصوصًا في فئات التنبؤ والتوصية ودعم القرار الإداري—بتعامل النظام مع بيانات تعلم قد تكون حساسة. وبما أن هذه الورقة تصنيفية/ترميزية ولا تُجري جمع بيانات ميدانيًا، فإن معالجتها للأخلاقيات تركز على متطلبات الحوكمة الوصفية المرتبطة بالمخرجات القابلة للتتبع لا على تقييم الأثر. وعليه تُراعى ثلاثة مبادئ تشغيلية عند إدراج الأدلة:

(1) الخصوصية وتقليل البيانات: يُوسم الدليل عندما يتطلب المخرج الوظيفي بيانات تفصيلية دون توضيح مبرر جمعها أو حدود استخدامها، لأن ذلك يؤثر على قابلية تبنّي الوظيفة مؤسسيًا .

(2) الإنصاف وعدم التحيز: تُوسم وظائف التنبؤ/التوصية عندما يُعرض المخرج بوصفه قرارًا ضمنيًا دون ذكر ضوابط مراجعة بشرية أو آليات تفسير، لأن هذا يرفع مخاطرة التحيز في قرارات التدخل.

(3) المساءلة وقابلية التدقيق: يُعامل "المخرج القابل للتتبع" شرطًا داعمًا للمساءلة، لأن وجوده في الواجهة/السجلات يتيح تدقيق القرارات الوظيفية ومراجعتها عند الاعتراض أو الخطأ.

وتُستخدم هذه المبادئ بوصفها إطارًا وصفيًا مرافقًا للتصنيف، دون تحويلها إلى استنتاجات سببية عن العدالة أو الفاعلية.

(LOUJAS) Copyright: © 2026 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

Libyan Open University Journal of Applied Sciences (LOUJAS)
Volume 2 - Issue 1 - 2026 - Pages 137-153

التصنيف الوظيفي المقترح لتطبيقات الذكاء الاصطناعي داخل LMS

ينتج عن المنهجية السابقة تصنيفٌ وظيفي يُعرّف تطبيقات الذكاء الاصطناعي داخل LMS وفق "ما تفعله" داخل دورة التعلم والإدارة، لا وفق نوع الخوارزمية أو البنية التقنية. ويقوم التصنيف على مبدأ ثابت: تُسند الفئة وفق المخرج النهائي القابل للتتبع داخل LMS—أي المخرج الذي يمكن رصده بوصفه ناتجًا مباشرًا للميزة داخل النظام واجهة/سجل/تقرير/إشعار/عنصر (UI) . وبناءً على ذلك، لا تُستخدم اللغة التقنية أو التسميات التسويقية بوصفها معيارًا للإسناد ما لم تُدعّم بمخرج ظاهر/مسجل يمكن الاستشهاد به.

وقد اعتمدت الدراسة خمس فئات وظيفية وفق معيار مزدوج: التغطية مقابل الاقتصاد (Coverage vs Parsimony). فالتصنيف يهدف إلى تغطية الوظائف الأكثر تكرارًا داخل LMS بوصفها مخرجات نهائية قابلة للتتبع، دون توسّع غير منضبط يؤدي إلى تضخم الفئات أو ازدواج الإسناد. لذلك جرى دمج الوظائف التي تشترك في مخرج نهائي واحد تحت فئة واحدة، بينما تُركت موضوعات فرعية (مثل كشف الغش أو مراقبة النزاهة الأكاديمية) لتُسند وظيفيًا بحسب مخرجها النهائي: فإذا كان المخرج إنذارًا احتماليًا أو تقدير خطر تُعامل ضمن "التنبؤ"، وإذا كان المخرج توصيات تدخل/محتوى تُعامل ضمن "التوصية"، وإذا كان المخرج تقريرًا/لوحة مؤشرات موجهة للإدارة تُعامل ضمن "دعم القرار الإداري"، وهكذا. وبهذا التبرير تُفهم "الخمس فئات" بوصفها نواة تشغيلية قابلة للتطبيق، لا ادعاءً بالشمول لكل الوظائف المستقبلية.

ويُقدَّم التصنيف في جدول واحد فقط يضم خمس فئات وظيفية تمثل النتائج الرئيسة للدراسة: التنبؤ، والتوصية، وأتمتة التقييم، ودعم الحوار، ودعم القرار الإداري. ولكل فئة تعريف تشغيلي يوضح حدودها، ومدخلات نموذجية تعكس نوع البيانات التي تعتمد عليها داخلLMS ، ومخرجات تُفهم بوصفها ناتجًا وظيفيًا يمكن تتبعه داخل الواجهة أو السجلات. ويُستخدم "المخرج القابل للتتبع" معيارًا إجرائيًا لتمييز الفئات، لأن وجوده أو غيابه داخل النظام هو ما يحسم إسناد الميزة إلى فئة بعينها دون ادعاءات سببية أو تحليل كمي.

وتُدار حالات التداخل داخل ميزة واحدة عبر قاعدة إسناد صريحة: إذا كانت للميزة مخرجات نهائية مستقلة متعددة يمكن رصدها بوصفها نواتج منفصلة (مثل إنذار تنبؤي + قائمة توصيات + تقرير إداري)، تُسند كحالة متعددة الفئات مع تحديد نطاق كل مخرج. أما إذا كان أحد المخرجات تابعًا تشغيليًا لآخر ولا يظهر للمستخدم إلا بوصفه خطوة وسيطة، فتُسند الميزة إلى الفئة التي تمثل المخرج النهائي الغالب

جدول (2) يوضح ترميز الأدلة على مستوى "الميزة الوظيفية"

الفئة	التعريف	المدخلات	المخرجات
التنبؤ	وظيفة تُنتج تقديرًا احتماليًا/توقعيًا لحالة تعلمية أو إدارية مستقبلية اعتمادًا على بيانات سابقة داخل LMS. (eLeaP, n.d.) .	سجلات التفاعل، ووتكرار الدخول، وومعدلات إنجاز الأنشطة، وودرجة/زمن الاختبار، ووسجل الحضور/الالتزام.	إنذار مبكر بالتعثر، ووتوقع أداء/مخاطر انسحاب، ووتصنيف احتمالي للحالات.
التوصية	وظيفة تُنتج اقتراحات موجهة للمحتوى أو الأنشطة أو المسارات بناءً على ملف المتعلم وبيانات التفاعل.	ملف المتعلم، ووسجل التصفح، وونتائج سابقة، ووتفضيلات/اختيارات، ووسياق المقرر.	قائمة موارد/أنشطة مقترحة، ومسار تعلم مُوصى به، ووتسلسل مهام مُقترح.
أتمتة التقييم	وظيفة تُنفّذ جزءًا من التقويم أو التغذية الراجعة آليًا وفق معايير محددة، مع إخراج تقويمي أو تعقيبي يمكن تتبعه داخل LMS. .	إجابات المتعلم، وواجبات نصية/ملفات، ومعايير تقييم/روبرك، ونماذج إجابة/بنود أسئلة.	درجة/تقدير آلي، وتغذية راجعة آلية، وتحديد أخطاء/نقاط تحسين، وتقارير تقويم.

(LOUJAS) Copyright: © 2026 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

دعم الحوار	وظيفة توفر تفاعلًا حواريًا موجّهًا للتعلم/الدعم عبر استجابات لغوية تساعد على الفهم أو الإرشاد أو حل المشكلات داخل LMS. (D2L, n.d.)	استفسارات المتعلم، ووسياق الدرس/المقرر، ومحتوى المنصة، ووسجل الحوار.	ردود حوارية، وشروحات/توجيهات فورية، وتلخيصات، ومساندة إجرائية داخل المنصة.
دعم القرار الإداري	وظيفة تُنتج مخرجات موجهة لصانع القرار الأكاديمي/الإداري داخل المؤسسة لتحسين إدارة المقرر/الموارد/الجودة	بيانات المقررات، ومؤشرات التفاعل، ونتائج التقييم، وسجلات الدعم، وبُنى الجداول/السعات/الموارد.	لوحات مؤشرات، وتقارير أداء، وتنبيهات تشغيلية، وتوصيات تخص تخصيص الموارد أو تحسين التشغيل.

ملاحظة اشتقاق :هذا الجدول ناتج عن ترميز الأدلة على مستوى "الميزة الوظيفية" وفق معيار المخرج القابل للتتبع وقواعد الإسناد/التداخل المبيّنة في المنهجية وسجل الأدلة.

تحليل مناطق التداخل بين الفئات

يُظهر تطبيق التصنيف الوظيفي داخل LMS أن التداخل لا ينشأ من غموض تقني بقدر ما ينشأ من اجتماع أكثر من وظيفة في "سلسلة تشغيل" واحدة داخل الميزة نفسها؛ فقد تبدأ الميزة بمكوّنات رصد/تحليل، ثم تنتقل إلى تقدير احتمالي/تنبؤ، ثم تُنتج توصية، وقد تُفعّل إجراءً تقويميًا أو إداريًا. لذلك تُعامل هذه الورقة التداخل بوصفه حالة متوقعة، وتضبطه عبر معيار واحد ثابت :إسناد الفئة يتم وفق المخرج النهائي القابل للتتبع داخل LMS لا وفق الخطوات الداخلية أو التسميات.

تظهر أنماط التداخل في صور متكررة؛ أبرزها تداخل التنبؤ–التوصية عندما يُستخدم تقدير خطر/احتمال (مثل خطر التعثر) أساسًا لإنتاج توصيات موجهة، وتداخل أتمتة التقييم–دعم الحوار عندما تقترن التغذية الراجعة الآلية بتفسير حواري أو إرشاد فوري، وتداخل دعم القرار الإداري مع بقية الفئات عندما تُعاد صياغة مخرجات التنبؤ أو التقويم أو التوصية في شكل تقارير أو لوحات مؤشرات أو تنبيهات تشغيلية موجهة لصانع القرار. وفي جميع الحالات، يُحسم الإسناد وفق السؤال: ما المخرج الذي يتلقاه المستخدم المعني (متعلم/مدرس/إدارة) ويمكن تتبعه في الواجهة أو السجلات بوصفه ناتجًا مباشرًا للميزة؟

وتُطبَّق قواعد إسناد عملية عند التداخل. أولًا، إذا كانت للميزة مخرجات نهائية مستقلة متعددة يمكن رصدها كنواتج منفصلة (مثل: إنذار تنبؤي + قائمة توصيات + تقرير إداري)، تُسند الميزة كحالة متعددة الفئات مع تحديد نطاق كل مخرج. ثانيًا، إذا كان أحد المخرجات تابعًا تشغيليًا لآخر ولا يظهر للمستخدم إلا بوصفه خطوة وسيطة، فتُسند الميزة إلى الفئة التي تمثل المخرج النهائي الغالب .ثالثًا، إذا غاب المخرج القابل للتتبع أو لم يثبت الدليل وجوده داخلLMS ، تُوسم الحالة "غير كافية" ولا تُستخدم في دعم تعميمات تصنيفية.

النتائج

تُعرض نتائج هذه الورقة بوصفها نتائج ترميزية/تنظيمية ناتجة عن إسناد "ميزات وظيفية" إلى فئات وفق تعريفات تشغيلية وقواعد قرار تعتمد على المخرج النهائي القابل للتتبع داخلLMS . لذلك لا تُقدَّم النتائج كاستدلالات سببية حول أثر الذكاء الاصطناعي على التعلم، بل كإطار وصفي يحدد ما الذي يُدرج ضمن كل فئة وكيف يُفصل عن المفاهيم المتداخلة (خصوصًا تحليلات التعلم والأتمتة القاعدية) بناءً على قابلية تتبع المخرج داخل النظام.

أولًا: يُظهر تطبيق القواعد أن الفئات الخمس تعمل كوحدات تشغيل يمكن فحصها: فإسناد "التنبؤ" يتطلب وجود مخرج نهائي من نوع تقدير احتمالي/إنذار مبكر قابل للتتبع؛ وإسناد "التوصية" يتطلب مخرجًا نهائيًا على هيئة قائمة/مسار/تسلسل مهام مقترح؛ وإسناد "أتمتة التقييم" يتطلب درجة/تغذية راجعة/تقرير تقويم قابل للتتبع؛ وإسناد "دعم الحوار" يتطلب استجابة لغوية/توجيهًا حواريًا يمكن الرجوع إليه؛ وإسناد "دعم

(LOUJAS) Copyright: © 2026 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

القرار الإداري" يتطلب لوحة مؤشرات/تقرير/تنبيه تشغيلي موجه للإدارة. وبذلك يصبح "المخرج" معيار الحسم عند الالتباس بين التسميات المتداولة داخل الأدلة.

ثانيًا: تتجسد خريطة الاتساق (Traceability) في أن عناصر الدراسة تُترجم مباشرةً إلى عناصر قابلة للتحقق: ضبط الحدود المفاهيمية يقابله قسم التعريفات التشغيلية ومعيار المخرج النهائي؛ اشتقاق الفئات يقابله جدول التصنيف ذي الخمس فئات؛ ربط المدخلات/المخرجات يقابله عمودا المدخلات والمخرجات في الجدول؛ وإدارة التداخل يقابلها قسم تحليل مناطق التداخل وقاعدة الإسناد (فئة واحدة/متعددة) وفق استقلال المخرجات النهائية. وبهذا الاتساق لا يُقبل أي توصيف لميزة بوصفها "ذكاءً اصطناعيًا وظيفيًا داخل LMS" إلا إذا أمكن ربطه بمخرج قابل للتتبع وفق تعريف الفئة.

ثالثًا: تُظهر النتائج نمطين من الحالات التي تُوسم منهجيًا:

(1)حالات ادعاء غير كافٍ: تُطلق فيها تسميات مثل "ذكاء اصطناعي" أو "تخصيص ذكي" دون بيان مخرج وظيفي يمكن رصده داخلLMS ؛ وتُعامل هذه الحالات بوصفها غير قابلة للتحقق تشغيليًا ولا تُستخدم في دعم إسناد أو تعميم.

(2)حالات إسناد خاطئ مفاهيميًا: تُقدَّم فيها عمليات قواعدية ثابتة بوصفها ذكاءً اصطناعيًا دون وجود مخرج احتمالي/توصية/تغذية راجعة مولدة/تكييف قابل للتتبع؛ ووفق التعريفات التشغيلية تُسند هذه الحالات إلى الأتمتة القائمة على القواعد لا إلى الفئات الوظيفية للذكاء الاصطناعي.

رابعًا: ولضمان قابلية إعادة التطبيق، تُشغَّل "درجة قوة الدليل" بوصفها (0–3) Rubric على مستوى سجل الميزة داخل EvidenceID محدد، بحيث تُوسم الأدلة الضعيفة التي تذكر مخرجات دون وصف كافٍ، وتُميَّز عن الأدلة التي تقدم مخرجًا واضحًا مع مؤشر تتبع أو أكثر. ويُحوّل ذلك الترميز إلى بيانات نوعية منظمة تُسند الجدول الرئيس وتفسر قرارات الإدراج/الاستبعاد دون اللجوء إلى تحليل إحصائي.

ولتقليل الاعتراض بأن التصنيف "رأي"، تعتمد الورقة في عرض القابلية للتطبيق على توضيح قاعدة الإسناد نفسها بدل تقديم حالات ترميز من سجل أدلة مستقل، لأن الدراسة لم تُنتج سجلًا ميدانيًا للميزات ولم تُجر ترميزًا عمليًا على منصات بعينها. وبناءً عليه، فإن التحقق هنا يكون منطقيًا/تشغيليًا: تُسند "التنبؤ" عندما يكون المخرج النهائي إنذارًا أو تقدير خطر/احتمال قابلًا للتتبع، وتُسند "التوصية" عندما يكون المخرج النهائي قائمة توصيات أو مسارًا مقترحًا، وتُسند "أتمتة التقييم" عندما يكون المخرج النهائي درجة أو تغذية راجعة آلية، وتُسند "دعم الحوار" عندما يكون المخرج النهائي استجابة لغوية موجّهة، وتُسند "دعم القرار الإداري" عندما يكون المخرج النهائي لوحة مؤشرات أو تقريرًا إداريًا. أما الحالات التي تستخدم تسميات عامة دون مخرج ظاهر/مسجل داخل LMS فتُوسم "غير قابلة للتحقق تشغيليًا" ولا تُستخدم في دعم الإسناد.

خريطة الاتساق (Traceability) بين مكونات الدراسة:

- **الإطار المفاهيمي/المشكلة :**خلط المصطلحات داخل LMS وغياب تعريفات تشغيلية وحدود إدراج/استبعاد.
- **أسئلة الدراسة :**(أ) ضبط الحدود التشغيلية بين المفاهيم، (ب) اشتقاق فئات وظيفية، (ج) ربط الفئات بمدخلات/مخرجات، (د) إدارة التداخل بقواعد إسناد.
- **أداة القياس التصنيفية :**تعريف "الميزة الوظيفية" كوحدة ملاحظة + معيار "المخرج النهائي القابل للتتبع + Codebook + Rubric "+ قوة الدليل.
- **إجراءات التحليل + Search & Screening :**تطبيق معايير الاشتمال/الاستبعاد + ترميز مصفوفة (وثائق × ميزات) + تطبيق قواعد الإسناد والتداخل.
- **المخرجات/النتائج :**جدول تصنيفي واحد بخمس فئات (تعريف/مدخلات/مخرجات) + تحليل التداخل + أمثلة ترميز + وسم الحالات غير الكافية.
- **الاستنتاجات :**ضبط وصفي قابل للتحقق لتوصيف وظائف الذكاء الاصطناعي داخل LMS دون استدلال سببي أو أحكام أثر تعليمي.

(LOUJAS) Copyright: © 2026 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

المناقشة

تُبيّن المناقشة أن القيمة الأساسية للتصنيف الوظيفي ليست في استحداث تسميات جديدة، بل في تحويل توصيف الذكاء الاصطناعي داخل LMS من مستوى "وصف التقنية" إلى مستوى "تحديد الوظيفة" بحدود إدخال/إخراج قابلة للتتبع. فمعيار الإسناد في هذه الورقة هو المخرج النهائي القابل للرصد داخل النظام، وليس نوع الخوارزمية أو اللغة التسويقية المصاحبة؛ وبذلك يصبح التصنيف أداة لضبط اللغة البحثية ومنع توسّع المصطلح ليشمل كل ما هو رقمي أو مؤتمت.

وعند مقارنته بالأطر السابقة، يتضح أن كثيرًا من التصنيفات تنظّم المجال وفق محاور معرفية أو تقنية أو تربوية عامة، بينما يركز التصنيف الحالي على سؤال تشغيلي واحد يحسم الإسناد: ما المخرج النهائي الذي ينتجه النظام داخل LMS ويمكن تتبعه؟ هذا التحول يجعل التصنيف أكثر ملاءمة للتطبيق في تقييم منصات أو ميزات محددة، لأن عناصره يمكن فحصها عبر وجود المخرجات في الواجهات أو السجلات، بدل الاعتماد على أوصاف عامة لا تُظهر أين تتمثل الوظيفة داخل دورة التعلم أو الإدارة.

وتبرز القيمة المنهجية للتصنيف في أنه يوفّر قاعدة مشتركة للاتساق بين المصطلحات والأسئلة والنتائج: فحين تُعرّف الفئة بوظيفة محددة وبمخرج قابل للتتبع، يصبح من الممكن التعامل مع التداخل بوصفه اجتماع مخرجات نهائية متعددة لا بوصفه غموضًا مفاهيميًا غير قابل للحل. كما أن قواعد الإسناد والتداخل التي تعتمدها الدراسة تحدّ من "التضخم الدلالي" للمصطلحات، لأن الإسناد لا يتم إلا إذا توفرت شروط المخرج وفق تعريف الفئة، وما عدا ذلك يُوسم كحالة غير كافية أو يُسند إلى مفهوم آخر (مثل الأتمتة القاعدية أو التحليلات).

ومن زاوية قابلية التطبيق، يدعم التصنيف استخدامًا عمليًا عند مراجعة مشاريع تطوير LMS أو توثيق ميزات الذكاء الاصطناعي داخلها، لأن الفئات الخمس تغطي وظائف متكررة دون ادعاء الشمول لكل ما يمكن تطويره مستقبلًا. ومع ذلك، تلتزم الورقة بتقييد اللغة الاستنتاجية؛ فالنتائج هنا وصفية/تصنيفية لا سببية، ولا تُستخدم للحكم على الفاعلية التعليمية أو جودة الخوارزميات أو عدالتها، بل لضبط الإسناد الوظيفي وفق مخرجات قابلة للتتبع.

وأخيرًا، تشير المناقشة إلى أن الالتباس قد ينشأ من اختلاف طريقة عرض المخرجات أو إعادة تسميتها عبر المنصات والمؤسسات؛ لذلك يبقى معيار "المخرج النهائي القابل للتتبع" هو الضابط الأقوى ضمن نطاق هذه الدراسة، مع إمكانية تكييف محدود لقواعد الإسناد عند التطبيق المؤسسي دون تغيير منطق التصنيف.

الخاتمة

خلصت هذه الدراسة إلى أن الإشكال الرئيس في توصيف الذكاء الاصطناعي داخل أنظمة إدارة التعلم خلال 2020–2025 لا يعود إلى نقص التقنيات بقدر ما يعود إلى غياب معيار تشغيلي موحّد يضبط المصطلحات ويحدد وظيفة النظام داخل LMS على نحو قابل للتحقق. وبناءً على ذلك قدّمت الورقة تصنيفًا وظيفيًا يقوم على سؤال "ماذا يفعل النظام؟" ويُسند الفئات وفق المخرج النهائي القابل للتتبع داخل المنصة، مع ربط كل فئة بمدخلات بيانات متوقعة وبمخرجات قابلة للرصد، بما يتيح فصلًا أدق بين الذكاء الاصطناعي وتحليلات التعلم والأتمتة القائمة على القواعد، ويحدّ من التوسع غير المنضبط للمصطلحات.

كما بينت الدراسة أن التداخل بين الفئات ليس خللًا بحد ذاته، بل نتيجة طبيعية لاجتماع وظائف متعددة داخل سير عمل واحد فيLMS ؛ لذلك جرى تنظيمه عبر قواعد إسناد تميز بين المخرجات النهائية المستقلة والمخرجات الوسيطة، وتحدد متى تُعامل الميزة كفئة واحدة ومتى تُسند كحالة متعددة الفئات. وبهذا الأساس يصبح التصنيف المقترح أداة وصفية قابلة للاستخدام في كتابة الدراسات ومراجعة مشاريع LMS وتقييم الادعاءات وفق مخرجات يمكن تتبعها، مع الالتزام بأن نتائج الورقة تصنيفية/تنظيمية لا سببية ولا تُستخدم للحكم على الفاعلية أو الجودة بمعناها التجريبي.

المراجع

1. Alherabi, J. A., & Aljebreen, S. (2025). AI-supported vocabulary learning in Saudi EFL higher education: A Bloom's taxonomy–based

(LOUJAS) Copyright: © 2026 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

application. Journal of English Language Teaching and Applied Linguistics, 7(8), 9. doi.org

2. Bhardwaj, V., & Kumar, M. (2025). Transforming higher education with robotic process automation: Enhancing efficiency, innovation, and student-centered learning. Discover Sustainability, 6, 356. https://doi.org/10.1007/s43621-025-01198-6
3. D2L. (n.d.). AI LMS platforms compared: Best AI-capable LMS for 2026. Retrieved March 3, 2026, from https://www.d2l.com/blog/ai-lms/
4. eLeaP. (n.d.). Predictive learning analytics in LMS: How data intelligence transforms learning outcomes. Retrieved March 3, 2026, from https://www.eleapsoftware.com/glossary/predictive-learning-analytics-in-lms-how-data-intelligence-transforms-learning-outcomes/?utm_source=chatgpt.com
5. Garzón, J., Patiño, E., & Marulanda, C. (2025). Systematic review of artificial intelligence in education: Trends, benefits, and challenges. Multimodal Technologies and Interaction, 9(8), 84. https://doi.org/10.3390/mti9080084
6. Kennedy, W. M., & Campos, D. V. (2024). Vernacularizing taxonomies of harm is essential for operationalizing holistic AI safety
7. Lakulu, M. M., Izkair, A. S., Muttalib, M. F. H. A., & Zainuddin, N. A. (2024). Leveraging AI in mobile learning to support education: A taxonomy of AI applications. Journal of Infrastructure, Policy and Development, 8(16), 7347. https://doi.org/10.24294/jipd7347
8. OECD. (2023). OECD Digital Education Outlook 2023: Towards an effective digital education ecosystem (Revised version, October 2024). France, Paris: OECD Publishing. https://doi.org/10.1787/c74f03de-en
9. Olaoye, G., Olusegun, J., Flypaper, D., Oluwaseyi, J., & Brightwood, S. (2024). Intelligent learning management systems: AI-driven course organization.
10. Ra, E., Kim, S. J., Seo, E.-Y., & So, G. (2024). Designing LMS and instructional strategies for integrating generative-conversational AI [Preprint].
11. Rahate, V., Mehta, A. K., Deshpande, S., Jawarkar, P., Disawal, V., & Sarge, P. (2024). Impact of AI-driven learning management systems on institutional efficiency and student engagement. Metallurgical and Materials Engineering.
12. Saprykina, N. (2023, August 16). Enterprise learning management system: Buyers guide. Mad Devs. Retrieved March 3, 2026, from https://maddevs.io/blog/enterprise-learning-management-system-guide/?utm_source=chatgpt.com
13. Shiri, A. (2024). Artificial intelligence literacy: A proposed faceted taxonomy. Journal of Information Literacy.
14. Slepankova, M., Kilianova, K., Kockova, P., Kostolanyova, K., Kotyrba, M., & Habiballa, H. (2025). Student perceptions and preferences in

(LOUJAS) Copyright: © 2026 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

personalized AI-driven learning. Acta Informatica Pragensia, 14(2), 261–271. https://doi.org/10.18267/j.aip.278

15. Society for Learning Analytics Research (SoLAR). (2025). What is learning analytics? Retrieved 3 March, 2026, from https://www.solaresearch.org/about/what-is-learning-analytics/?utm_source=chatgpt.com
16. Solvexia. (n.d.). Rule-based automation. Retrieved March 3, 2026, from https://www.solvexia.com/glossary/rule-based-automation?utm_source=chatgpt.com
17. Udugahapattuwa, P., & Fernando, S. (2025). Content recommendation e-learning system for personalized learners to enhance user experience using SCORM. Journal of Engineering Research and Sciences, 4(9), 30–46. https://doi.org/10.55708/js0409004
18. Vergara, D., Lampropoulos, G., Antón-Sancho, Á., & Fernández-Arias, P. (2024). Impact of artificial intelligence on learning management systems: A bibliometric review. Multimodal Technologies and Interaction, 8(9), 75. https://doi.org/10.3390/mti8090075
19. Vijaykumar, P., Das, M., & Bhandar, M. (2024). Qualitative study on the integration of AI-powered peer review systems in learning management systems. Journal of Educators Online.
20. Wylie, N. (2026, February 12). The top 20 LMS features list: A detailed overview. iSpring. Retrieved March 3, 2026, from https://www.ispring.com/knowledge-hub/lms-features?utm_source=chatgpt.com&utm_source=chatgpt.com
21. Zheng, T. (2025). AI education in higher education: A taxonomy for curriculum reform and the mission of knowledge (arXiv:2509.23363v1). arXiv. https://arxiv.org/abs/2509.23363
22. Zhu, W., Wei, L., & Qin, Y. (2025). Artificial Intelligence in Education (AIEd): Publication Patterns, Keywords, and Research Focuses. Information, 16(9), 725. https://doi.org/10.3390/info16090725

Disclaimer/Publisher's Note: The statements, opinions, and data contained in all publications are solely those of the individual author(s) and contributor(s) and not of LOUJAS and/or the editor(s). LOUJAS and/or the editor(s) disclaim responsibility for any injury to people or property resulting from any ideas, methods, instructions, or products referred to in the content.

(LOUJAS) Copyright: © 2026 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)