عرض شامل عن الذكاء الاصطناعي
في مجال تعلّم اللّغات بمساعدة الحاسوب*

تأليف: أنيسيا كاتينسكايا

جامعة هلسنكي، فنلندا

ترجمة: فتيحة خلوت

1. مقدمة

يُعدّ الدعم الذكيّ للتعلّم في ميدان تعلّم اللغة الثانية (L2) وتعليمها - وكذلك في تعليم اللغة الأجنبية - تحدّيا بحثيا كبيرا. ويُعتبر مجال البحث في تعلّم اللغات بمساعدة الحاسوب (CALL) من المجالات التي تدمج عدّة تخصّصات علميّة، من أبرزها :الذكاء الاصطناعي، وتعلّم الآلة، وتكنولوجيا اللغة، وعلوم بيانات التعليم[1] (EDS)، واللسانيات التطبيقية، وبيداغوجيا اللغة [1]. كما تؤدي مجالات التصميم والهندسة البرمجية دورا محوريا في هذا السياق ؛ إذ يُعَدّ توفير تجربة استخدام ممتعة عنصرا أساسيا للحفاظ على الدافعيّة لدى المتعلّم، وتحفيزه على الاستمرار في استخدام نظم تعلّم اللّغات باستخدام الحاسوب.

يعود مفهوم توظيف الحاسوب في تعليم اللّغات إلى نحو خمسين سنة مضت. وقد نشأ مجال تعلّم اللّغات بمساعدة الحاسوب باعتباره فرعا بحثيا نشطا انبثق من

---

* **العنوان الأصلي للمقال:**

Katinskaia, Anisia. (2025). An overview of artificial intelligence in computer-assisted language learning. 10. 48550/arXiv. 2505. 02032.

https://export. arxiv. org/pdf/2505. 02032

الإطار الأوسع لما يُعرف بـ "التعليم بمساعدة الحاسوب" (Computer-assisted instruction). ويُعرَّف هذا المجال -بوجه عام- على أنّه "البحث عن تطبيقات الحاسوب ودراستها في مجال تعليم اللّغات وتعلّمها"[2]. ويعدّ نظام "بلاتو" (Plato) [3، 4] من بين النظم الأولى في هذا المجال ؛ إذ طُوِّر في مطلع سبعينيات القرن العشرين، وبرز آنذاك بوصفه أقدم الأدوات المخصّصة لتعليم اللّغات وتعلّمها، وأهمها أيضا.

وقد حظي أنموذج "الحاسوب بوصفه معلّما" ("computer-as-a-tutor") باعتراف واسع النطاق ضمن مجال تعلّم اللّغات بمساعدة الحاسوب، وشكّل محور اهتمام مستمر على مدى عقود، رغم انتشار أنموذج "الحاسوب بوصفه أداة" ("computer-as-a-tool") [5، 6]. وسيركز بحثنا على أنموذج "المعلّم" تحديدا، مع إيلاء اهتمام خاص لبنية نظم التدريس الذكيّة (intelligent tutoring systems - ITS) ووظيفتها في سياق تعلّم اللّغات. وقد نشأت هذه النظم بفضل تطوّر ما يُعرف بـ"التعلّم الذكي بمساعدة الحاسوب" (Intelligent Computer-Assisted Learning - ICAL) في الستينيات والسبعينيات [7، 8]. وفي الآونة الأخيرة، جرى توظيف نظم التدريس الذكيّة في مجالات تربوية متعدّدة، من بينها : الرياضيات في التعليم الثانوي والجامعي، والعلوم، وإدارة الأعمال، وغيرها من التخصّصات. وتتميّز هذه النظم بقدرتها على تعميم المعرفة وتطبيقها على مهام محدّدة، مع التكيّف الديناميكي وفقا للمستخدم، وطبيعة المهام المنّفذة. ويتمثل الهدف الأساس من تطوير هذه النظم في محاكاة دور المعلّم البشري، ليس فقط من حيث تيسير عملية التعلّم، بل أيضًا من حيث رصد تقدّم المتعلّم والاستجابة لذلك [9، 10].

لقد أظهرت عقود من الأبحاث فعالية تكنولوجيا نظم التدريس الذكيّة في تعزيز التعلّم ؛ إذ تشير الدراسات إلى أنّ الطلبة الذين يستخدمون هذه النظم يُحققون -في الغالب- أداء تعليميا أحسن مقارنة بأقرانهم الذين يقتصر تعلّمهم على البيئة الصفيّة التقليدية [11]. وقد استُخدمت نظم رائدة في هذا المجال مثل "المدرّس المعرفي" (Cognitive Tutor) [12، 13]، وأليكس (ALEKS) [14]، وأسيستمِنتس (ASSESTments) [15] من قبل عشرات الآلاف، بل ومئات الآلاف من الطلبة سنويًّا،

وأسهمت بشكل ملحوظ في تحسين نتائج التعلّم. وفيما يخص نظم التدريس الذكيّة الموجّهة لتعلّم اللّغات، فيمكن الإشارة -على سبيل المثال- إلى نظام إي-تيوتور (E-Tutor) المخصّص لتعلّم اللّغة الألمانية في المستوى الجامعي [16، 17]، ونظام تاغاريلا (TAGARELA) المصمّم لتعلّم اللّغة البرتغالية في الجامعة [18، 19]، ونظام روبو-سينسي (Robo-Sensei) الموجّه لتعلّم اللّغة اليابانية، مع تركيز خاص على الترجمة [20]. ويعتمد النظامان الأولان على نماذج تعليميّة قابلة للتكيّف تتيح تقديم تغذية راجعة (feedback)[ii] في صيغة رسائل مخصّصة وفق أداء كل متعلّم على حدة، بينما يقدّم النظام الثالث سلسلة ثابتة من الأنشطة موزّعة على أربعة وعشرين درسا، من دون تكييف مع الخصائص الفردية للمتعلّمين. وتتميّز هذه النظم الثلاثة بكونها أحاديّة اللّغة، كما أنّها - إلى غاية تاريخ إعداد هذا البحث- غير متاحة للاستخدام العام.

لقد أدّى تقدّم التكنولوجيا، ولا سيما في مجال تعلّم الآلة، إلى توسيع نطاق استخدام نظم التدريس الذكيّة في حقول تعليميّة متعدّدة، بما في ذلك تعليم اللّغات. ويُفترض - في الوضع المثالي - أن توفّر هذه النظم تجربة تعلّم مكيّفة تحاكي دور المعلّم البشري في توجيه مسار التعلّم وتكييفه وفقًا لحاجات كلّ طالب على حدة، بغية اكتساب مهارات محدّدة. غير أن تعقيد عملية تعلّم اللّغات يجعل من استبدال المعلّم البشري بنظام تدريس ذكي أمرا غير واقعي. ومن ثمّ، فإن تمكّن هذا النوع من النظم من أداء جزء محدود من مهام المعلّم - ولو بنسبة تتراوح بين 10% إلى 15% - من شأنه أن يُحقق توفيرا معتبرا في الموارد البشرية.

تتكوّن بنية نظام التدريس الذكي من ثلاثة مكونات أساسيّة : الأنموذج المعرفي للمجال، والأنموذج المعرفي للمتعلّم، والأنموذج التربوي أو التعليمي [21, 22]، وباستخدام هذه النماذج الثلاثة، يعدّ النظام مكتمل الخصائص. أما في البنية رباعية النماذج، فيُضاف مكون رابع هو أنموذج واجهة المستخدم [23]. ومن بين الوظائف المهمّة لنظم التدريس الذكيّة -ذات الصلة بنجاح نظم تعليم اللّغات بمساعدة الحاسوب- نذكر ما يلي : (1) توليد التمارين التي تستهدف المهارات الإنتاجية

والاستقبالية[iii] عبر مستويات الكفاءة[iv] المختلفة، (2) إجراء تقييم تفصيلي لمهارات المتعلّم وأدائه، ولمستوى صعوبة المحتوى التعليمي، والعناصر التعليمية الفردية[v]، (3) تقديم تغذية راجعة (أي ملاحظات تقويمية) للمتعلّم أثناء مسار التعلّم، (4) وتحليل البيانات التعليمية التي تُفيد المتعلّم والمعلّم معًا، مما قد يسهم في رسم مسار تعليمي نحو تحقيق مستويات الكفاءة المرجوّة. ويُعد مستوى الكفاءة المستهدف بالنسبة إلى كل فوج من المتعلمين عاملا حاسما في تطوير نظم تعليم اللّغات بمساعدة الحاسوب؛ إذ يمكن أن تختلف الإستراتيجيات الفعّالة المناسبة للمبتدئين اختلافا كبيرا عن تلك الملائمة للمتعلمين في المستويات المتوسطة أو المتقدمة [24 - 26].

ويتّسم التفاعل بين مكوّنات نظام التدريس الذكي ووظائفه بدرجة عالية من الترابط، إذ تُتيح العلاقات المتبادلة فيما بينها بناء جسور بحثية بين التخصّصات المختلفة، وهو ما نعتقد أنّه سيشكل محورا أساسيا في أبحاث تعليم اللّغات بمساعدة الحاسوب في المستقبل.

ويعرض هذا البحث في القسم الثاني بنية نظام التدريس الذكي بمزيد من التفصيل؛ أما القسم الثالث، فيتناول الوظائف التي تعدّ جزءا من الأنموذج التربوي، وتُشكّل حلقة الوصل بين النماذج الثلاثة المكوّنة لنظام التدريس الذكي. ويختتم القسم الرابع البحث بتقديم الاستنتاجات وآفاق البحث المستقبلية.

2. بنية النظام

تشير الأدبيات التي تخصّ نظم التدريس الذكية إلى أن محاكاة أداء المعلّم الجيّد تقتضي أن يمتلك النظام معرفة بالعناصر الآتية:

- محتوى المادة التعليمية ؛
- الحالة الراهنة للمتعلّم؛
- والمهام أو التمارين الأكثر ملاءمة له ؛ أي تلك التي من شأنها أن تسهم في رفع مستوى الكفاءة بأكبر قدر من الفعالية [27 - 29].

وتتطابق هذه العناصر مع النماذج الثلاثة الأساسية في نظام التدريس الذكي التي ذكرناها سابقا، وهي : الأنموذج المعرفي للمجال، والأنموذج المعرفي للمتعلّم، والأنموذج التربوي أو التعليمي. كما يضاف إلى هذه المكونات أنموذج واجهة المستخدم الذي يضطلع بوظيفة الوسيط بين النظام والمتعلم، بحيث يتيح تفاعلا فعالا يقوم على تقديم : المهام التعليمية المنتجة، والتغذية الراجعة، وعرض نتائج تقييم أداء المتعلم بطريقة واضحة وبنّاءة، فضلا عن الحفاظ على دافعيّة المتعلّم وانخراطه في عملية التعلّم.

الأنموذج المعرفي للمجال

يمثّل أنموذج المجال البنية المعرفيّة لحقل التعلّم المعني في نظام التدريس الذكي، إذ يضمّ عادة أنواعا مختلفة من المعارف، مثل : المعرفة التصريحية والمعرفة الإجرائية [30]. ويُعدّ هذا الأنموذج تمثيلا شاملا لكل ما ينبغي على المتعلّم إتقانه من حقائق، وقواعد، ومفاهيم، وغير ذلك (المعروفة في أدبيات نظم التدريس الذكي بـ : "المهارات")، بالإضافة إلى العلاقات التي تربط بينها [21، 22]. وفي سياق تعلّم اللّغات، يتضمّن الأنموذج المعرفي للمجال الظواهر اللغوية أو القواعد بدرجات متفاوتة من التحديد. ومن أمثلة ذلك : مرادفات كلمة "retain"، والقاعدة النحوية في اللّغة الإنجليزية التي تنص على أنّ "الأسماء غير المعدودة لا تُستعمل عادة مع أداة تنكير" كما في المثال الخاطئ ("a sand ?")، بالإضافة إلى اشتقاق الكلمات (تشكيل كلمات من كلمات أخرى أبسط)، وتصريف الأفعال التي لا تخضع لقاعدة منتظمة في التصريف (irregular verbs)، والعلاقات التركيبية بين الأفعال والمعمولات التابعة لها، ومختلف المتلازمات اللفظية (collocations)، والتعابير المجازية (idioms)، وغيرها. وفي هذا البحث، نستخدم مصطلح "البُنى" (constructs) للإشارة إلى جميع هذه العناصر التي تُكوّن الأنموذج المعرفي للمجال في سياق تعلّم اللّغة.

وقد تختلف طرائق تمثيل المعرفة داخل أنموذج المجال باختلاف المجال التعلّيمي، إذ تُعتمد صيغ مثل : الشبكات الدلالية (networks)[vi] أو الأنطولوجيات (ontologies)[vii] [31 - 33]. وكما أشار إليه سلافوي وزملاؤه (Slavuj et al.) [5]، فإن

الطريقة الأكثر شيوعا لتمثيل المعرفة في نظم التدريس الذكية الخاصة بتعلّم اللّغات تتمثل في شبكة من العناصر المترابطة عبر علاقات متنوّعة. وغالبا ما يكون مصدر هذه المعرفة هو الخبراء البشريون، من خلال الكتب المدرسية، وكتب القواعد النحوية، وغيرها. غير أنّ الأنموذج المعرفي للمجال يمكن أن يُحسّن أيضا عبر دمج المعرفة المستخلصة من بيانات المتعلّمين واسعة النطاق، ولا سيما من خلال تحليل أنماط الإجابات الصحيحة والخاطئة، بما يتيح استنتاج معلومات عن العلاقات المحتملة ومسارات التعلّم الممكنة. ويُعدّ التعرّف على الأنماط في بيانات المتعلّمين مجالا محوريا ضمن ميدان تنقيب البيانات التعليمية[viii] [34، 35]. وفي هذا السياق، يمكن الرجوع إلى الدراسة الشاملة التي قدّمها برافو وزملاؤه (.Bravo et al) [36] عن تنقيب البيانات التعليمية في ميدان تعلّم اللّغة الثانية.

الأنموذج المعرفي للمتعلّم

يُمثّل الأنموذج المعرفي للمتعلّم ما يمكن وصفه بالوضع المستنتج من مجمل معارف المتعلم ومهارته في أيّ لحظة من لحظات مسار التعلّم ؛ ويشمل ذلك الخصائص الثابتة للمتعلّم : اللّغة الأم، واللّغات التي سبق للمتعلم دراستها، وغيرها. أما الخصائص الديناميكية، فهي تتضمّن معلومات تتعلّق بمستوى الكفاءة لدى المتعلّم، مثل مستوى أدائه في المهام التعليمية، والأخطاء التي يرتكبها، والمدة الزمنية المستغرقة للإجابة عن الأسئلة أو إنجاز تمارين، إضافة إلى تفضيلات المتعلم من حيث نوع المحتوى، وأساليب التعلّم [5، 37]. ويستقطب هذا الجزء من نظام التدريس جميع الخصائص التي تميّز متعلّمًا عن آخر، مما يمكّن النظام من توفير تجربة تعلّم فردية مناسبة لكل متعلم. ويعتمد الأنموذج المعرفي للمتعلّم على الأنموذج المعرفي للمجال في تحديد الأجزاء التي أتقنها المتعلّم ضمن المجال المعرفي، وتقدير مستوى الكفاءة المحقّق، إلى جانب تحديد الجوانب التي تستدعي مزيدا من التدريب.

الأنموذج التعليمي

يعدّ الأنموذج التعليمي -أو ما يُعرف أيضا بأنموذج المعلّم- المكوّن "البيداغوجي" في نظام التدريس الذكي، إذ يتولى تحديد ما الذي يجب تدريسه، ومتى، وكيف، استنادا

إلى المعلومات الواردة من النموذجين المعرفيين : أنموذج المتعلّم وأنموذج المجال. وتتمثل مهمته الرئيسة في تنظيم اختيار الوحدات التعليمية وترتيب العناصر المعرفية التي ينبغي تقديمها للمتعلّم في المراحل اللاحقة من مسار التعلم. ويرتبط هذا التصوّر ارتباطا وثيقا بمفهوم "منطقة النمو التقاربي" [ix] في علوم التربية، وهي النطاق الذي يضم المهام التي يكون المتعلّم مستعدا لتعلّمها عند حصوله على قدر مناسب من الدعم [38، 39] . فبعض العناصر التعليمية قد تكون صعبة جدا بالنسبة إلى بعض المتعلّمين، في حين أنّ بعضها الآخر سهل للغاية إلى درجة لا تثير التحدّي. ومن ثمّ، فإن الالتزام بمبدأ "منطقة النمو التقاربي" يقتضي التركيز على الأنشطة التي تحقّق توازنا دقيقا بين السهولة والصعوبة : فلا تكون بسيطة إلى درجة الملل، ولا صعبة إلى حدّ يُفضي إلى الإحباط. ويستلزم ذلك أن يكون النظام قادرا على التنبؤ بالعناصر التعليمية التي تُناسب مستوى المتعلّم الراهن بالصورة المثلى، وهو ما يتطلب تقييمًا مستمرًا لأدائه. كما يتفاعل أنموذج المعلّم بصورة ديناميكية مع المكونات الأخرى للنظام ؛ إذ يقوم بتوليد تمارين جديدة استنادا إلى الأنموذج المعرفي للمجال والأنموذج المعرفي للمتعلّم، ويُقدّم تغذية راجعة فورية استجابةً لأفعال المتعلّم، بينما يتمّ تحديث الأنموذج المعرفي للمتعلّم بناء على تحليل البيانات المستنبطة من أدائه.

3. وظائف النظام

نتناول في هذا القسم من البحث موضوع التوليد الآلي للتمارين النحويّة، إلى جانب التمارين الموجّهة لتنمية مهارات القراءة والاستماع والمحادثة. أمّا الجزء الثاني، فيركزّ على التقييم الآلي وتوليد الملاحظات التقييمية (أي التغذية الراجعة)، ولا سيّما في مجالي التقييم الآلي للتعبير الكتابي وتقييم الكلام المنطوق.

3. 1 توليد التمارين

تشمل الأنماط الشائعة من التمارين اللغوية المولّدة آليا، كما ترد في الأدبيات العلميّة : أسئلة أدوات الاستفهام - التي تكون إجاباتها حقائق قصيرة منصوصا عليها صراحة في الجملة المُدخلة -، وأسئلة ملء الفراغات المستندة إلى نصوص، وأسئلة الاختيار من متعدد [40]. ويمكن تصميم تمارين ملء الفراغات إمّا مع تقديم إرشادات

أو بدونها، بما يُتيح توفير مستويات متنوعة من التحدّي [41]. كما يمكن اعتبار أسئلة الاختيار من متعدد شكلاً من أشكال ملء الفراغات، مع تقديم خيارات للإجابة. وتتمثل أهداف هذه التمارين في سياق تعلّم اللّغات - دون أن تقتصر عليها - فيما يلي :

- اختبار مهارات الفهم القرائي لدى المتعلّم [42]؛
- تعلّم المفردات [43-44]؛
- تعلّم القواعد النحوية، مثل استخدام حروف الجر (prepositions) على سبيل المثال [45].

وقد ركّزت العديد من الدراسات على مهمّة اختيار الكلمات المستهدفة في تمارين ملء الفراغات. فقد قام مارّيس تايلور وزملاؤه (Marrese-Taylor et al.) [46] بصياغة هذه الإشكالية بوصفها مهمّة وسم للسلاسل وتصنيفها، مستفيدين من نماذج الذاكرة الطويلة قصيرة الأمد[x] (LSTM) [47] ، والمدرّبة على بيانات متعلّمين مجهولي الهوية انطلاقًا من منصات تعليم اللغات. كما استُخدمت خوارزمية بيرت[xi] (BERT) [48] وخوارزمية تيكست رانك[xii] [49] (TextRank) لتحديد الجمل الأكثر ملاءمة واستخلاص الكلمات الدالة بهدف توليد تمارين ملء الفراغات التي تُسهم في تحسين فهم المقروء. [50]

وفي الوقت الراهن، تُستخدم مجموعة واسعة من نماذج المحوّلات في توليد تمارين "ملء الفراغات المفتوحة" [51، 52]. فعلى سبيل المثال، يقترح فليس وزملاؤه (Felice et al.) [51] أنموذجا قائما على المحولات لاختيار الوحدات اللغوية التي يُفترض تحويلها إلى فراغات، حيث يُدرَّب الأنموذج على تصنيف كل عنصر بوصفه "فراغًا أو ليس فراغًا"، مع هدف إضافي يتمثّل في تقليل الخطأ في الأنموذج اللغوي المساعد عند التنبؤ بالإجابة الصحيحة لكل فراغ. كما يصف تشينكينا وموريرس (Chinkina and Meurers) [53] آلية لتوليد التمارين تلقائيا، مع تركيز خاص على صيغ لغويّة محدّدة.

يمكن توليد المشتتات[xiii] باستخدام أدوات متنوعة، من أبرزها : الشبكة المعجمية الدلالية [54 - 56]، والأنطولوجيات [57، 58]، والتلازم اللفظي القائم على

الحجوم النحوية (N-gram co-occurence) [42]، فضلا عن مقاييس التشابه المختلفة، مثل التشابه التضميني (embedding similarity) [59] أو التشابه التوزيعي المستنتج من السياق، بما في ذلك التشابه التضميني للكلمات (word embedding similarity) [43، 60-63]. وقد اعتمدت الطرائق السابقة على : (1) توليد مشتّتات للكلمة المستهدفة استنادًا إلى صنفها النحوي وتواترها فقط [54، 64]، أو (2) استخدام قواعد لغوية تعكس التشابه التركيبي بين الكلمة المستهدفة وخياراتها الخاطئة (أي المشتتات)، أو السمات النحويّة الصريحة التي ينبغي أن تتوافر في هذه المشتتات [41، 65]. أما التمارين الأكثر واقعية، فيمكن توليدها بالاعتماد على مدونات تعلّم اللّغة من خلال رصد الأخطاء الشائعة وتحويلها إلى مشتتات. فعلى سبيل المثال، اقترح ساكاقوشي وزملاؤه (Sakaguchi et al.) [66] طريقة لتوليد المشتتات باستخدام نماذج تمييزية مدرّبة على أنماط من الأخطاء المستخرجة من مدوّنة اللّغة الإنجليزية بوصفها لغة ثانية. كما استكشف باندا وزملاؤه (Panda et al.) [67] إمكانية توظيف الترجمة الآلية العصبية ثنائية الاتجاه[xiv] لتوليد مشتتات في تمارين ملء الفراغ ؛ حيث تُترجم الجمل إلى لغة أخرى، ثم تُعاد ترجمتها إلى اللّغة الأصلية -أي المنقول منها-، مما يُنتج مجموعة متنوعة من المشتتات التي تسهم في رفع جودة التمارين.

وقد ركّزت عدّة دراسات أخرى على تصفية المشتتات وترتيبها من حيث الملاءمة والصلاحية، بهدف اختيار أفضل للبدائل من بين مجموعة من الإجابات المحتملة. وتتم عملية التصفية باستخدام أساليب متعدّدة، منها : نماذج التعلّم الجماعي القائم على السمات (مثل غابة القرارات العشوائية[xv] (random forest) [68، 69])، ونماذج الترتيب العصبية [69، 70]، بالإضافة إلى الدمج بين السمات البسيطة والتمثيلات المستخرجة من النماذج المسبقة التدريب، مثل أنموذج "بيرت" (BERT) [71]. وقد أظهرت نماذج المحوّلات أداء جيدا في ترتيب المشتّتات بحسب درجة الصعوبة [70]. كما بيّن بيتو وزملاؤه (Bitew et al.) [72] أنّ النماذج متعدّدة اللّغات -القائمة على

المحوّلات- تُحقّق نتائج متفوقة في استخراج المشتتات وتقييمها مقارنة بالنماذج القائمة على السمات.

وفي هذا السياق، قام وانق وزملاؤه (.Wang et al) [73] بتقييم منهجية لتوليد أسئلة "ملء الفراغات" من نوع "الاختيار من متعدّد"، بالاعتماد على النماذج اللغوية الضخمة (LLMs)[xvi]. وقد طُوّر محرّك "فوكات" (VocaTT) بلغة بايثون (Python)، لمعالجة قوائم الكلمات المستهدفة وتوليد الجمل وخيارات الكلمات المحتملة باستخدام أنموذج "جي بي تي-3.5" (GPT-3. 5)، ثم اختيار المشتتات الأنسب. وفي مرحلة الاختبار، وُلّد ستون (60) سؤالًا يستهدف مفردات أكاديمية، وقد قيّم الخبراء 75% من الجمل و66.85% من الخيارات على أنها سليمة الصياغة.

كما قدّم شين وآخرون (.Shen et al) [74] إطار عمل يُعرف باسم "التوليد المخصّص لاختبارات ملء الفراغ" (Personalized Cloze Test Generation Framework - PCGL)، يعتمد على النماذج اللغوية الضخمة في توليد اختبارات -من نوع "الاختيار من متعدّد"- تتكيّف مع مستوى كفاءة المتعلّم. وعلى خلاف الطرائق التقليدية التي تتطلّب وجود السؤال والإجابة مسبقًا، يُبسّط إطار "PCGL" عملية إنشاء الاختبار من خلال توليد السؤال والمشتتات انطلاقًا من كلمة واحدة فقط. كما يقوم الإطار بتعديل مستوى صعوبة الأسئلة بما يتلاءم مع مستوى الكفاءة لدى المتعلّم.

لقد اقترحت عدّة دراسات منهجيات متنوعة لتوليد التمارين ضمن أنظمة تعليم اللّغات وتطبيقاتها. ويمكن الإشارة إلى بعض النماذج البارزة منها. يُعدّ نظام التدريس الذكي "رياب"(REAP: Reading Practice and Assessment) أحد هذه الأنظمة [75]، إذ يعمل باستخدام نصوص مأخوذة من مصادر على الويب، ويضمّ ضمن وحدات التدريب والتقويم الخاصة به تمارين من نوع "ملء الفراغ"، سواء باستخدام مشتتات أو بدونها [76]. أما نظام "فالو يو!"(!FollowYou) الذي قدّمه شاي وزملاؤه (.Shei et al) [64]، فيقوم بتوليد دروس لغويّة آليا انطلاقًا من نصوص أصيلة[xvii] يُدخلها المتعلّم بنفسه، غير أنّ هذا النظام يقتصر على دعم التمارين في

المستوى المعجمي فقط. كما تقدّم منصة "لاركا" (Lärka) التعليمية [77] تمارين في المفردات والقواعد الصرفية باللّغة السويدية، بالاعتماد على جمل مفردة مستخرجة من مدونة لغوية، ويتمّ تكييف التمارين فيها تبعا لمستوى الكفاءة اللغوية المحدّد للمتعلّم. أما "وورد قاب"(WordGap) [55]، فهي طريقة أخرى تمكّن من توليد تمارين "ملء الفراغ" انطلاقًا من أيّ نصّ أو موقع إلكتروني يُوفّر لها. وطوّر بيريز وزملاؤه (Perez et al.) [78] تطبيقًا إلكترونيًا قائما على الويب لتصميم التمارين اللغوية، مثل تمارين "الاختيار من متعدّد"، و"ملء الفراغ"، و"ترتيب الجمل المبعثرة"[1] وذلك بأربع لغات : الباسكية، والإسبانية، والإنجليزية، والفرنسية. كما قدّم هك ومورز (Heck and Meurers) [79] ميزة لتوليد التمارين النحوية ضمن محرك البحث "فلير" (FLAIR)، إذ يتيح ترتيب النصوص وفقا لدرجة ارتباطها بالتراكيب اللغوية المستهدفة، مع إمكانية ضبط المستخدم للإعدادات في اختيار موضوعات التمارين، مثل "زمن الماضي"، ونوعها مثل "ملء الفراغ" أو "السحب والإفلات".

وكما أشار هك ومورز (Heck and Meurers) [79]، فإن إدماج النّصوص الأصيلة في عملية توليد التمارين يختلف بشكل كبير من نظام إلى آخر. فعلى سبيل المثال، لا تستخدم النظم القائمة على القواعد مثل "مقبيغ" (Mgbeg) [80] و"غرام إكس" (GramEx) [41] نصوصًا أصيلة في تصميم التمارين، بينما تقتصر أنظمة أخرى، مثل "فاست" (FAST) [65] و"لاركا" (Lärka)، على جمل مستخرجة من مصادر أصيلة (authentic sources). أما الأنظمة الأخرى مثل "ريفيتا" (Revita)، و"تطبيق التّمارين اللغوية" (Language Exercise App)، و"فلير" (FLAIR)، فهي تدمج التمارين بصورة منسجمة داخل نصوص أصيلة كاملة.

القراءة

تُعدّ مهام فهم المقروء المختلفة -مثل الإجابة عن أسئلة حقيقية تستند إلى نص معيّن أو تحديد القيمة الصادقة (truth value) لعبارة ما- مكوّنا أساسيا في العديد من أنظمة التعليم اللّغوي المدعومة بالحاسوب. وتشير النتائج التجريبية إلى أنّ الأسئلة المولّدة بالحاسوب قادرة على تعزيز فهم المتعلّمين للنصوص [81]. وقد تناول هيلمان

(Heilman) [82] مسألة توليد الأسئلة الحقيقية انطلاقا من أيّ نصّ، بما يتلاءم مع مستويات المتعلمين المبتدئين والمتوسّطين؛ إذ لا تتطلب هذه الأسئلة المولّدة معرفة متخصّصة في مجال بعينه، بل تختبر قدرة المتعلّم على الفهم والاحتفاظ بالمعلومات الواردة في النص. وقبل ظهور الشبكات العصبية، كانت عمليات توليد الأسئلة تعتمد على التحويلات المعجميّة والنّحويّة [83]، أو على طرائق قائمة على القوالب [84]، أو من خلال إنشاء سؤال باستبدال الكلمة المستهدفة بفراغ [85]. ومن جهة أخرى، يركّز كل من تشينكين وموريرز (Chinking and Meurers) [53] على توليد أسئلة تُعنى بالبنى اللغوية والفئات النحوية في النصوص، ولا سيّما أسئلة التعرّف على الصيغة التي تتطلب فهم البنية المستهدفة، وأسئلة المفاهيم النحويّة التي تختبر تأويل تلك البنية. وتولّد هذه التمارين باستخدام قواعد تحويلية وقوالب جاهزة، أو من خلال استبدال الصيغ اللغوية المستهدفة بفراغات.

وقد تناولت عدة مقاربات مهمّة التوليد الآلي للأسئلة اعتمادا على النماذج العصبيّة، مثل النماذج القائمة على آلية الانتباه [86]، أو شبكات المؤشّر [87، 88]، أو نماذج المحوّلات [89]. كما تناولت تجارب قاو وزملائه (Gao et al.) [90] وستازاسكي وزملائه (Stasaski et al.) [91] توليد أسئلة أطول وأكثر توسعا دلاليا انطلاقا من مقاطع نصيّة، وهي أسئلة تقترب بدرجة أكبر من اختبارات حقيقة لفهم المقروء. ويُذكر أنّ البحث في مجال فهم المقروء يتقاطع إلى حدّ كبير مع مجالين واسعين هما : توليد الأسئلة (Question Generation - QG) وتوليد الأجوبة عن الأسئلة (Question Answering - QA). وبناءً عليه، تبقى الأعمال البحثية المتعلقة بهذين المجالين (QG وQA) خارج نطاق هذه الدراسة.

شهدت النماذج اللغوية الضخمة في السنوات الأخيرة تطورات بارزة، من بينها : شات جي بي تي-3 [92]، وشات جي بي تي-4 [93]، وللاما (Llama) [94]، وجيميني (Gemini) [95]، وميكسترال (Mixtral) [96] وغيرها. وقد أظهرت هذه النماذج أداء قويا في مختلف مهام المعالجة الآليّة للّغة الطبيعيّة، سواء في سياقات "الأوضاع الصفرية (أي بدون تدريب مسبق)" (zero-shot) أو "بتدريب محدود" (few-shot)[xviii].

فعلى سبيل المثال، يتمتّع شات جي بي تي والنماذج الحوارية المشابهة له بإمكانات كبيرة في تحسين توليد مهام فهم المقروء ؛ إذ يمكنها توليد أسئلة للفهم والتوسّع الدلالي، وتقديم ملخّصات، وشرح الكلمات غير المألوفة وتعريفها، إلى جانب تكييف الإجابات بما يتناسب مع مستويات الكفاءة اللغوية لدى المتعلّمين [97].

وقد طوّر شياو وزملاؤه (Xiao et al.) [98] نظامًا لتوليد تمارين فهم المقروء يهدف إلى توفير مواد قرائية عالية الجودة ومواد مخصّصة لمتعلّمي اللّغة الإنجليزية في المدارس الإعدادية في الصين[xix]. وقد استخدم هذا النظام النماذج اللغوية الضخمة لتوليد مقاطع نصيّة للقراءة وأسئلة عنها. وأظهرت التقييمات الموسّعة - سواء الآلية أو اليدوية- أنّ المواد المولّدة كانت مناسبة للمتعلّمين، بل تفوّقت أحيانا على المحتوى الذي أنشأه الإنسان.

كما استكشف زويبرلي وكليماتيد (Säuberli and Clematide) [99] كيفية توظيف النماذج اللغوية الضخمة في توليد وتقييم عناصر أسئلة فهم المقروء من نوع "الاختيار من متعدّد". وقد تناولت الدراسة التحديات المرتبطة بالإعداد اليدوي للاختبارات وضمان جودتها، وذلك باستخدام أنموذجي Llama 2 وGPT-4 لأتمتة هذه العملية. وتشير النتائج إلى أنّ النماذج اللغوية الضخمة قادرة على توليد عناصر اختبار بجودة مقبولة، حتى في سياقات "الطلقات الصفرية" (zero-shot). وقد بيّنت الدراسة أنّ استخدام هذه النماذج يُعدّ منهجا واعدا في توليد أسئلة اختبارات فهم المقروء وتقييمها، خصوصا في اللّغات التي تفتقر إلى حجم كبير من البيانات.

ومع ذلك، لا تزال هناك مخاوف تتعلق بدقة الأجوبة المنتجة، ومحدوديّة التخصيص الفردي، والانحيازات الكامنة في بيانات التدريب، فضلا عن احتمالات الانتحال (plagiarism)، والقضايا الأخلاقية الأخرى [98، 100-102]. ومع تطوّر تكنولوجيا النماذج اللغوية الضخمة، يُتوقع أن تُعالج كثير من هذه القضايا، بما يعزّز تأثير هذه النماذج في قطاع التعليم. ويجدر الذكر -على سبيل المثال- أنّ مؤتمر "نيرأبس" (NeurIPS)[2] يتضمن ورشة عمل متخصّصة موسومة "الذكاء الاصطناعي التوليدي من

أجل التعليم" (GAIED)، تُخصّص لبحث استخدام النماذج اللغوية الضخمة لأغراض تعليمية، وهو ما يعكس التزاما بحثيا واضحا بمعالجة هذه الإشكالات [103].

الاستماع والتحدث

يمكن تحسين مهارات الاستماع من خلال التعرض لمواد صوتية مسجلّة بأصوات ناطقين -أصليين- باللغة المستهدفة. ويسهم استخدام الترجمة الآنية المصاحبة للمحتوى الصوتي أو المرئي (synchronized captions) -سواء بصورة كلية أو جزئية- في تعزيز الفهم لدى المتعلّم وتحقيق اكتساب أفضل للمفردات [104-106]. ورغم أنّ العديد من التطبيقات المدعومة بالذكاء الاصطناعي - مثل يوتيوب (YouTube)، وسبوتيفاي (Spotify)، وسيري (Siri)، وأليكسا (Alexa)، وغيرها - تتيح فرصًا لتحسين فهم المسموع، فإنّها لم تُصمّم في الأصل لأغراض تعليمية. وقد بيّن ديزون (Dizon) [107] تجريبيا أنّ استخدام أليكسا (Alexa) لم يؤد إلى تحسين ملموس في فهم المسموع. كما تشير عدّة دراسات [108، 109] إلى تجارب أُجريت على مجموعتين من الطلبة: إحداهما استخدمت تطبيقات تعليم اللّغات بمساعدة الحاسوب، وأخرى ضابطة[xx]. وأظهرت جميع المجموعات التجريبية تحسنا في مهارات فهم المسموع. وبينت ليبيديفا مع مجموعة من الباحثين (Lebedeva et al.) [110] أنّ استخدام تطبيقات تعليم اللّغات بمساعدة الحاسوب يُسهم بشكل كبير في تطوير مهارات الاستماع الانتقائي[3]. ويفسّر هذا التحسّن -في الغالب- بفضل العمل الفردي عبر المنصات التعليميّة، الذي يمكّن المعلّمين من فهم أدق لحاجات المتعلّمين الفردية وصعوباتهم التعلميّة.

ويمكن توليد تمارين فهم المسموع بطريقة مشابهة لتمارين فهم المقروء، فعلى سبيل المثال، تعتمد التمارين في تطبيق "ديولينغو" (Duolinguo) [111] على مطابقة مدخلاته بالنص الأصلي، حيث يُطلب من المتعلم كتابة ما يسمعه. كما تتضمن منصة "بوشكين أونلاين" (PushkinOnline) التي عرضتها ليبيديفا وزملاؤها [110] مهام ما بعد الاستماع تركز على المعلومات الحقيقية الواردة في النص المسموع. أما تطبيق

"ليسنتغ هاكد" (Listening Hacked) [108]، فيُيسّر التعلّم من خلال مشاهدة الأفلام وكتابة عبارات مختارة بشكل متقطع أثناء المشاهدة.

وقدّم آن وزملاؤه (An et al.) [112] إطار عمل يُعرف باسم "فان أوديو أل. أل. ميم" (FunAudioLLM)، صُمّم لتعزيز التفاعل الصوتي الطبيعي بين البشر والنماذج اللغوية الضخمة. يدمج هذا الإطار أنموذجين هما: "سنس فويس" (SenseVoice) للتعرف على الكلام بعدة لغات والكشف عن الأحاسيس، و "كوزي فويس" (CosyVoice) لتوليد كلام طبيعي. ويتيح هذا النظام تطبيقات تعليمية متعدّدة، منها الترجمة الصوتية الفورية (speech-to-speech translation)، والبودكاست التفاعلي[xxi]، وسرد الكتب المسموعة بأسلوب معبّر (expressive audiobook narration)، مما يعزّز التدريب على الاستماع من خلال محتوى صوتي معبّر ومتكيّف مع السياق. ورغم أنّ هذا النظام لم يُصمّم خصّيصا لأغراض تعليم اللّغات، إلا أنّه يمكن توظيفه على نطاق واسع لتحسين مهارات فهم المسموع.

ومن المجالات البحثية الناشئة الأخرى، أنظمة الحوار لأغراض تعليميّة، إذ تمتلك هذه الأنظمة - المزوّدة بتقنيتي التعرّف الآلي على الكلام والتوليد الآلي للكلام - قدرة مميزة على توفير تفاعل لغوي موجّه، ومتاح في أي وقت. وتوفّر هذه الأنظمة بيئة آمنة تتيح للمتعلّمين ارتكاب الأخطاء دون خشية الحكم أو التقييم البشري [113، 114]. ومن خلال التفاعل مع النظام، يتمكّن المتعلّم من تكرار التمارين على المحتوى ذاته، والتدرّب على سرعة التجاوب مع المدخلات الصوتيّة. وقد أظهرت دراسات عديدة أنّ التفاعل مع أنظمة الحوار التعليمية يمكن أن يُسهم في تقليل القلق أثناء الحديث [115-117]، ويعزز في الوقت نفسه الحصيلة المعجمية الاستقبالية [118].

وفي هذا السياق، يقترح شارما وزملاؤه (Sharma et al.) [119] نظاما يُعرف باسم "كومينيكا" (Comuniqa)، وهو نظام قائم على النماذج اللّغوية الضخمة، صمّم لتعزيز مهارات التحدث باللّغة الإنجليزية، لا سيما لدى غير الناطقين بها. وتُقيِّم الدراسة فعالية هذا النظام مقارنة بالمعلمين البشريين، وتشير إلى أنّه يوفّر فرصًا قابلة

للتوسيع (scalable) لممارسة التحدث، غير أنّه لا يزال يفتقر إلى الدقة في التغذية الراجعة وإلى القدرة على التفاعل العاطفي التي يتميّز بها المعلّم البشري.

كما يعرض شو وزملاؤه (Xu et al.) [120] نماذج حوارية سياقية مضبوطة بدقّة تعتمد على النماذج اللغوية الضخمة (LLMs)، وتهدف إلى تيسير ممارسة المحادثة في سياقات متنوّعة تجمع بين المحادثات المفتوحة والمهام المركّزة ذات السياق المحدّد، مما يتيح للمتعلّمين فرصة التدرّب على التحدّث في موضوعات متعدّدة.

وقدّم جيون وزملاؤه (Jeon et al.) [121] مراجعة شاملة للأبحاث المتعلّقة بالوكيل الحواري الذكي (chatbots)[xxii] التي تعتمد على التعرّف على الكلام لأغراض تعليم اللّغات.

3. 2 التقييم والتغذية الراجعة

يرتبط تقييم مُدخلات المتعلّم ارتباطا وثيقا بكل من الأنموذج المعرفي للمتعلّم والأنموذج التعليمي. إذ يمكن تحديث الأنموذج المعرفي للمتعلّم استنادا إلى سجلّ إجاباته الصحيحة والخاطئة. وبناء على هذه البيانات، يقوم الأنموذج التعليمي بتحديد الخطوات اللاحقة في تطوير المهارة أو الموضوع، ويقدّم تغذية راجعة مخصّصة تتلاءم مع خصائص كل متعلّم.

وتُستخدم طرائق متعدّدة في تقييم مدخلات المتعلم، مثل مطابقة الأنماط، والطرائق القائمة على القواعد، والطرائق الإحصائية. وتُعدّ مطابقة الأنماط مناسبة على نحو خاص لتقييم الإجابات في التمارين ذات الاختيار من متعدّد، نظرا لاحتوائها عادة على إجابة واحدة صحيحة فقط. أما التمارين الأخرى -مثل ملء الفراغات أو إعادة ترتيب الجمل - فقد تتضمّن إجابات صحيحة متعدّدة، وهو ما يستدعي دمج نماذج قادرة على تقييم السلامة النحوية ضمن نظام تعليم اللّغات بمساعدة الحاسوب.

ويُعدّ رصد الأخطاء النحوية (Grammatical error detection - GED) عنصرا أساسيا في تقييم النصوص المكتوبة (أو المنطوقة)، إذ يؤثر تأثيرا مباشرا في تقدير

الدرجات وتقديم التغذية الراجعة في المهام المرتبطة بمجال النحو. ويُعدّ الكشف الدقيق عن الأخطاء النحويّة أمرا جوهريا لتقييم مدى قدرة المتعلّم على فهم بُنى نحوية معيّنة، بما ينعكس على الأنموذج التعليمي من خلال توجيه اختيار تمارين التدريب في المراحل القادمة.

ويشير التقييم الآلي للمقالات إلى عملية تقييم المقالات المكتوبة من قِبل نظام تعليم مدعوم بالحاسوب. ويُعد هذا المجال واسعا، إذ تعود بداياته إلى ستينيات القرن الماضي [122، 123]. غير أنّ تقييم المقالات آليا يُعد مهمّة صعبة للغاية، نظرا لارتباطه بجوانب متعددة تشمل النحو والإملاء والدلالة، فضلا عن الخطاب والبراغماتية. وتركّز البحوث في هذا المجال على توليد علامة شاملة تعكس الجودة العامة للنص الذي ينتجه المتعلّم، إلى جانب تقديرات تفصيلية تُمنح وفق أبعاد مختلفة للتقييم [124-127]. كما تتناول الدراسات عناصر تتعلق بالأسلوب، مثل الأخطاء الإملائية وطول النص وغيرها [126، 128]، وعناصر المحتوى والاتساق، أي المعنى والتشابه مع مقالات مصحّحة مسبقا [129-131]، بالإضافة إلى دمج مؤشرات متعدّدة في آن واحد [132]. ويمكن الاطلاع على عرض موسع لهذا المجال في دراسة ليم وزملائه (Lim et al.) [133].

ورغم أنّ بعض أنظمة التقييم الآلي للمقالات الناجحة أصبحت متاحة مجانا - مثل نظام التقييم الآلي لتحديد المستوى في مجال الكتابة [134] المدمج في أداة "كامبريدج للتحرير باللغة الإنجليزية" Cambridge English Write & Improve™[4] - فإن معظم الأنظمة الأخرى تعدّ ذات ملكية خاصة، مثل Project Essay Grader (PEG) [135]، و Intelligent Essay Assessor (IEA) [136]، وIntelliMetric[5]، وE-rater [137] . ومن بين الأنظمة الأخرى، يقترح زوبانك وزملاؤه (Zupanc et al.) [138] نظام "ساج" (SAGE) الذي يقيّم تماسك النص (الاتساق) عبر تحليل تنوع المفردات. أما أداة Revision Assistant [139]، وهي أداة تعليميّة قائمة على البيانات، فتستخدم أنموذجا لتقييم المقالات بهدف تحديد الجمل التي تحتاج إلى تحسين. كما قدّم راميش وزملاؤه (Ramesh et al.) [122] دراسة تناولت عددا من الأنظمة الأكاديمية والتجارية الخاصة بالتقييم الآلي للمقالات التي تعتمد على تقنيات التقييم، وطرائق استخراج

الخصائص، ومستويات الدّقة، فضلا عن مقارنتها بأنظمة أخرى. وعلى الرغم من هذا التقدم، فإنه -حسب علمنا- لم يُدمج حتى الآن أيّ نظام للتقييم الآلي للمقالات ضمن أنظمة التعليم بمساعدة الحاسوب القائمة.

عادة ما يُتناول التقييم الآلي للمقالات بوصفه مسألة تنتمي إلى مجال التعلّم الآلي الخاضع للإشراف، وهو ما يستلزم وجود مجموعة تدريب تحتوي على مقالات مقيّمة يدويا من قبل مصححين بشريين. وفي مراحله الأولى، ركّز تطوير هذه النظم على تصميم خصائص لغوية مفصولة ومحدّدة يدويا [126، 140-143]. وقد اقترحت دراسات عديدة نماذج تعتمد على تقنيات الانحدار[xxiii] أو التصنيف التي توظّف خصائص مثل : عدد الحروف، والكلمات، والجمل، وأقسام الكلام، والحجوم النحوية[xxiv]، والكلمات التي تحتوي على أخطاء إملائية، والسمات التركيبية وغيرها [144-147]. كما ظهر توجّه نحو تقييم المقالات بناء على مدى تشابه إجابات الطلبة مع الإجابات المرجعية، كما في أعمال سلطان وزملائه (Sultan et al.) [148] وسوزن وآخرين (Suzen et al.) [149]. ولمعالجة البعد الدلالي للنصوص، استُخدمت تقنيات متنوعة، من أبرزها التحليل الدلالي الكامن [150، 151]، وتخصيص ديريشلي الكامن[xxv] [152]، أو أنموذج الدلالة الكامنة المعتمد على الشبكات العصبية [153].

أما الطرائق الحديثة في تقييم المقالات، فتعتمد على نماذج التعلّم العميق، مثل الشبكات العصبية المتكرّرة والتلافيفية [130، 131، 154-156]، إلى جانب الدمج بين دوال النواة وتضمين الكلمات [157]، وكذلك نماذج المحوّلات [158-161]. وقد جمعت بعض الحلول الفعالة بين خصائص لغويّة متعدّدة ونماذج عصبية [162-164]. وتستخدم الأنظمة العصبية لتقييم المقالات التي طوّرها كمينس وزملاؤه (Cummins et al.) [165] ونااديم وزملاؤه (Naddem et al.) [166] إطارا متعدّد المهام مزوّدا بكاشف للأخطاء النحويّة (GED) باعتباره مهمة فرعية داعمة للنظام الرئيس.

وفي دراسة أجراها ليو وتان (Liew and Tan) [167] تمّت مقارنة إمكانات عدد من النماذج اللغوية الضخمة مثل GPT-4 و GPT-3. 5 وPaLM وLLaMA2 في مهام التقييم الآلي للمقالات. وقد قيّم البحث أداء هذه النماذج في تصحيح المقالات، مبرزا

قدراتها وحدودها في السياقات التعليمية. وأظهرت النتائج أنّ النماذج اللغوية الضخمة قادرة على تحقيق مستوى عال من التوافق مع المصحّحين البشريين، مما يؤكد إمكاناتها في تحسين ممارسات التقييم التربوي.

وقدّم تشاي وزملاؤه (Cai et al.) [168] إطار عمل جديدا للضبط الدقيق للنماذج اللغوية الضخمة [xxvi] يُعرف باسم "صنّف ثم قيّم" (Rank-Then-Score - RTS)، يهدف إلى تحسين أداء هذه النماذج في مجال تقييم المقالات. ويجمع هذا الإطار بين أنموذجين لغويين كبيرين مدربين على نحو متخصّص: أحدهما لترتيب المقالات، والآخر لتقييمها. وقد تمّ اختبار هذه الطريقة على مجموعات بيانات باللغتين الصينية والإنجليزية، فأظهرت أداء متفوّقا مقارنة بالطرائق التقليدية.

تُعدّ التغذية الراجعة التي توفّرها أنظمة التقييم الآلي للمقالات عنصرا محوريا في العملية التعليمية، إذ ينبغي أن تكون بنّاءة، وواضحة، وقابلة للفهم والتأويل، ودقيقة في مضمونها، حتى تسهم بفاعلية في تنمية مهارات الكتابة لدى المتعلّمين. وقد ركّزت مقاربات بحثيّة متعدّدة على تقييم جودة التغذية الراجعة المولّدة آليا [139، 169]. وتشير بعض الدراسات إلى أنّ هذه التغذية الراجعة المولّدة آليا قادر على تحسين جودة الكتابة، غير أنّها تظلّ أقل جودة مقارنة بتلك التي يقدمّها المعلّم البشري، وتميل في بعض الأحيان إلى العمومية أو الإفراط في عدد الاقتراحات. وفي المقابل، تتميّز التغذية الراجعة الآلية بفورية الارجاع وقدرتها على تحفيز المتعلّمين على إعادة الكتابة أكثر من مرة.

التقييم الآلي للكلام

إنّ تعزيز مهارات التعبير الشفاهي يعدّ مكوّنا أساسيا في مناهج التعليم التي تهدف إلى تحسين قدرة المتعلمين على التواصل بفاعليّة باللّغة المستهدفة. غير أنّ إيجاد فرص لممارسة التعبير الشفاهي خارج القسم يظلّ مسألة صعبة، كما أنّ المعلمين غالبا ما يمتلكون وقتا محدودا للتفاعل الفردي مع كل طالب. وتوفر أنظمة تعليم اللغات بمساعدة الحاسوب المعزّزة بتقنيات التعرّف الآلي على الكلام فرصا غير

محدودة للمتعلمين لممارسة الكلام باللغة الثانية، إلى جانب التغذية الرجعة الآلية التي تغطي جوانب مختلفة من الكلام.

صنّف بيباو وزملاؤه (Bibauw et al.) [170] أنظمة تعليم اللّغة بمساعدة الحاسوب المعتمدة على الحوار إلى عدّة أنواع، من بينها : نظم التدريس الذكيّة التي تقيّم كلام المتعلّم وتقدّم له تغذية راجعة مخصّصة ؛ وأنظمة التدريب على النطق بمساعدة الحاسوب (computer-assisted pronunciation training - CAPT)، التي تهدف إلى تحسين دقّة النطق؛ وأنظمة الحوار المنطوق والوكلاء الحواريون (conversational agents – SDS/CA)، إضافة إلى المحاورات الآلية الذكية. تركّز أنظمة الحوار الشفاهي عادة على إدارة الحوار والتكامل متعدد الوسائط، وغالبا ما تُوجّه نحو الحوارات الموجّهة نحو أهدف تواصلية محدّدة. أما المحاور الآلي الذكي (روبوت المحادثة) فهي أنظمة نصّية مصمّمة لتوليد ردود تفاعلية [171].

ويُعد التقييم الآلي للكلام مجالا بحثيا واسعا، يركّز جزء منه على تقييم مستوى الكفاءة لدى المتحدثين غير الناطقين باللغة الأصلية. وقد انصبّ الاهتمام في البداية على تقييم جودة النطق عبر مقارنة الإجابات المسجّلة للمتعلمين بنماذج كلام الناطقين باللغة الأصلية [172، 173]. ثمّ تطوّر البحث لاحقا ليشمل تقييم الكلام العفوي، مع التركيز على مجموعة من سّمات الكلام، مثل الأخطاء النحوية في الكلام العفوي [174، 175]، وجودة النطق [176]، والأخطاء المعجمية والنبر [177]، والإجابات الخارجة عن الموضوع [178-180].

ومن بين الأنظمة التي توفّر تغذية راجعة تفصيلية حول كلام المتعلّم، نذكر نظام SpeechRater[SM] [181, 182]، وهو خدمة تقييم آلي تعمل منذ عام 2006، وتعدّ أوّل نظام يُقيّم الكلام العفوي غير المقيّد للمتحدثين غير الناطقين باللّغة الإنجليزية. ويعتمد هذا النظام على نماذج التعرّف الآلي على الكلام وتكنولوجيا المعالجة الآلية للّغة الطبيعية لتصفية الإجابات الخارجة عن الموضوع أو غير الإنجليزية، كما يقدّم ملاحظات حول التنغيم (prosody) والنطق والمفردات والقواعد النحوية.

وقدّم فو وزملاؤه (.Fu et al) [183] نظام تقييم يستند إلى النماذج اللغوية الضخمة، ويقوم بتقييم كلام المتعلّمين عبر أبعاد متعدّدة تشمل الدّقة والطلاقة. ويحوّل هذا النظام الكلام المنطوق إلى سمات سياقية تُطابَق لاحقا مع تمثيلات نصيّة لتنبؤ درجات التقييم. وقد أظهرت التجارب أنّ النظام يقدم أداء تنافسيا مقارنة بالأنظمة الأساسية (baselines) الحالية ضمن مجموعة بيانات Speechocean762.

وركّز وانق وزملاؤه (.Wang et al) [184] على تقييم العبارات الفاصلة (phrase breaks) في كلام متعلّمي اللّغة الإنجليزية بوصفها لغة ثانية، باستخدام نماذج لغويّة مدرّبة مسبقا ونماذج لغويّة ضخمة. وقدّمت الدراسة طرائق للتقييم العام للعبارات الفاصلة، إلى جانب تقييم دقيق (fine-grained evaluation) لكل موضع فاصل محتمل. وأظهرت النتائج قدرة النماذج اللغوية الضخمة على التقاط السمات التنغيمية أو التطريزية للكلام.

وتتشابه التحديّات المرتبطة بتوليد تغذية راجعة فورية ومُخصّصة في تقييم الكلام المنطوق مع تلك التي تواجهها أنظمة تصحيح المقالات [185]، إذ تحدّد عدّة عوامل ما إذا كانت التغذية الراجعة المولّدة مفيدة للمتعلم [186]. وتشمل هذه العوامل الوضوح - أي ما إذا كانت الملاحظة التقييمية مباشرة أم غير مباشرة ؛ فالملاحظات غير المباشرة تكتفي بالإشارة إلى وجود خطأ دون تحديد طبيعته أو تصحيح الاستراتيجيات، وغالبا ما تكون أقلّ فعالية من الملاحظات المباشرة الصريحة [187]. كما تؤثّر دقّة الملاحظات بدرجة كبيرة على تصوّر المتعلّم لفائدة الأداة التعليمية. وكذلك معظم الأدوات الحالية لا تراعي الفروقات الفردية بين المستخدمين عند توليد الملاحظات. ورغم أنّ مستوى الكفاءة في اللّغة الثانية والبيئة التعليمية قد يؤثّران تأثيرا ملحوظا في مدى فهم المتعلّمين لهذه الملاحظات [188، 189].

4 .الاستنتاجات و آفاق العمل المستقبلي

عرضنا في هذه الدراسة الطرائق المعتمدة على الذكاء الاصطناعي التي يمكن أن تُسهم في تعليم اللّغات وتعلمها، وذلك من منظور مطوّر لنظام تعليم اللغات بمساعدة

الحاسوب. وقد أبرزنا الترابط البنيوي الموجود بين مكوّنات نظم التدريس الذكيّة وعلاقتها بوظائف النظام، مثل التوليد الآلي للتمارين، والتقييم، وتقديم الملاحظات التقييمية (التغذية الراجعة). كما تناولنا بالتفصيل الطرائق المستخدمة في نمذجة درجة التمكُّن لدى المتعلّم، واستعرضنا المقاربات الشائعة في التوليد الآلي للتمارين والتقييم بالنسبة لكل مهارة من المهارات اللغوية.

إنّ هذا العرض المكثّف في طرحه والمتنوع في مصادره جاء عن قصد وبدافع الضرورة العلمية، إذ لا يزال هذا المجال في حاجة ماسّة إلى مزيد من الأبحاث من أجل بناء نظريات متماسكة وشاملة بشأن الدعم الذكي لتعلّم اللّغات. ولا تزال مثل هذه النظريات غائبة إلى اليوم، وتُعدّ هذه الدراسة خطوة أولى نحو تطويرها مستقبلا.

وفي الأعمال البحثية المستقبلية، نعتزم معالجة جوانب إضافية، منها : مستوى الكفاءة لدى المتعلّم، وإجراء مقارنة بين المناهج الموجّهة للمتعلمين للمبتدئين وتلك المعتمدة في المستويات المتقدّمة. كما سنتناول المقاربات الحالية في مجال التقييم الآلي لقابلية القراءة - لتقدير صعوبة النصوص، والتمارين، والمحتويات التعليميّة الأخرى، إضافةً إلى البحث في ميدان تبسيط النصوص . وسنولي اهتماما خاصا بإنشاء الموارد الضرورية لتعلّم اللّغات، مثل التعليقات التوضيحية (annotations)، والبيانات الأخرى التي قد يُنتجها المتعلّمون (أو المعلّمون) أثناء تفاعلهم مع نظم التعليم الذكيّة، بما في ذلك الاستفادة من التعهيد الجماعي الضمني[xxvii] (implicit crowd-sourcing) في بناء مدوّنات المتعلمين، أو توظيف منهجيات أخرى من التعهيد الجماعي. وأخيرا، نعتزم تحليل نظم التدريس الذكيّة ونظم التعليم المعتمدة على الحاسوب، سواء التجارية منها أم الأكاديمية، وذلك وفق الأبعاد النظرية والتقنية التي تناولناها في هذه الدراسة.

الإحالات:

[1] تمرين يتمثل في ترتيب قائمة من الكلمات المبعثرة لتشكيل جملة كاملة.

[2] https://gaied.org/neurips2023

[3] تركيز الانتباه على معلومات معيّنة دون غيرها.

[4] https://writeandimprove.com

[5] https://intellimetric.com/direct/

تعليقات المترجمة:

i علم بيانات التعليم ((Educational data science (EDS): هو فرع تطبيقي من علم البيانات يركّز على تحليل البيانات التعليمية، واستخدام خوارزميات التعلّم الآلي لفهم سلوك المتعلّمين، ودعم اتخاذ القرار في التعليم، وتطوير أنظمة تعليمية ذكية.

ii مصطلح التغذية الراجعة (Feedback / Rétroaction) يُشير إلى عملية تواصليّة دائرية يتمّ من خلالها نقل معلومات عن أداء نظام أو متعلّم أو متحدث إلى المصدر الأصلي لتقويم الفهم أو السلوك أو الإنتاج وتصحيحه. نشأ المفهوم في الهندسة والسيبرنطيقا للدلالة على آلية التحكم الذاتي للنظام من خلال مقارنة النتائج الفعلية بالنتائج المتوقعة، ثمّ انتقل إلى ميادين علم النفس والتربية واللسانيات ليعبّر عن ردود الفعل اللفظية أو غير اللفظية التي تساعد على تعديل الأداء وتحسين الكفاءة .في المجال التربوي، تُعدّ التغذية الراجعة عنصرا جوهريا في عملية التعلم البنائي(constructivist learning) ، إذ تمكّن المتعلّم من إدراك أخطائه وتطوير أدائه في ضوء الملاحظات المقدّمة من المعلّم أو الزملاء أو الوسائط الرقمية، كما تتيح للمعلّم تكييف استراتيجياته وفق حاجات المتعلّمين. وقد تكون التغذية الراجعة إيجابية (تعزيزية ومحفّزة) أو سلبية (تصحيحية وتثبيتية)، وتُقدَّم بوسائل لفظية كالتصحيح والتشجيع، أو غير لفظية كالإيماء وتعابير الوجه.

وقد استعملتُ هذا المصطلح لما يتميّز به من استقرار دلالي وانتشار واسع مقارنة ببدائل مثل "التغذية المرتدة"، و"الارجاع"، و"رد الفعل". وعندما يستدعي السياق ذلك، استعملت عبارات شارحة، مثل "ملاحظات تقويمية"، بدل المصطلح ذاته لمزيد من الوضوح.

iii المهارات الإنتاجية والاستقبالية (productive and receptive skills): تشير إلى نوعين متكاملين من الكفاءات التواصلية التي يعتمد عليها المتعلّم لاكتساب اللغة واستعمالها بفاعلية، وتُسمّى "استقبالية" لأنّ المتعلّم فيها يتلقّى اللغة ويفكّ رموزها ويفهم معانيها دون إنتاجها مباشرة. وهي تشمل الاستماع والقراءة. أما المهارات الإنتاجية فتُسمّى "إنتاجية" لأنّ المتعلّم فيها ينتج اللغة بشكل شفاهي أو كتابي، انطلاقًا من المعرفة اللغوية والمعجمية المكتسبة. وتشمل التحدث والكتابة. وتُعدّ هذه المهارات الأربع (الاستماع، القراءة، التحدث، الكتابة) ركائز الكفاءة التواصلية في تعليم اللغات، حيث تتكامل فيما بينها: فالمهارات الاستقبالية تُغذّي المهارات الإنتاجية، بينما تسهم هذه الأخيرة في ترسيخ الفهم وبناء الكفاءة التواصلية الشاملة. وفي أنظمة التدريس الذكية (ITS) الخاصة بتعليم

اللغات، يُصمَّم المحتوى بحيث يوازن بين المهارتين، وغالبا ما تُستخدم التغذية الراجعة لمتابعة تطور المتعلّم في كلا الجانبين.

iv مستويات الكفاءة (Proficiency Levels): يشير هذا المصطلح إلى مدى إتقان المتعلّم للّغة المستهدفة من حيث الفهم والإنتاج في كلٍّ من المجالات الشفاهية والكتابية، ويُعتمد عليه لتقويم الأداء وتصنيف المتعلّمين في برامج تعليم اللغات وضمن أنظمة التدريس الذكية على السواء. وفي هذه الأنظمة، تُستخلص مؤشرات الكفاءة من التحليل المستمر لبيانات المتعلّم، ويشمل ذلك أداءه في الأنشطة، وزمن استجابته، ونسبة الخطأ، وأنماط التفاعل، مما يتيح للنظام تحديد مستوى الإتقان بدقّة وتكييف المسار التعليمي تبعا له. ويُعدّ مفهوم مستويات الكفاءة اللغوية من الركائز الأساسية في بناء أنظمة التقويم الذاتي الذكية، إذ يُوظَّف لتخطيط المحتوى، وضبط درجة صعوبته، وتوليد أنشطة موجهة وتغذية راجعة مكيّفة مع قدرات المتعلّم.

v العناصر التعليمية الفردية (Individual Learning Items): هي الوحدات الأساسية الصغرى للمعرفة أو المهارة التي تُبنى عليها العملية التعليمية في أنظمة التعلّم الذكية وتعليم اللغات بمساعدة الحاسوب. وتمثّل هذه العناصر أصغر وحدة تعليمية يمكن أن يتعامل معها النظام أو المعلّم لتطوير تعلم معيّن، فهي اللبنات المكوّنة لمحتوى التعلّم، ويُقاس من خلالها تقدّم المتعلّم بشكل دقيق ومُجزّأ.

vi الشبكة المعجمية الدلالية (Wordnet) : هي بنية معجمية حاسوبية تنظّم مفردات اللغة وفق علاقات دلالية مترابطة، مثل الترادف، والتضاد، والاحتواء الدلالي. تمّ تطوير هذه البنية البيانية التي تربط بين المفاهيم لتزويد الحاسوب بتمثيل مفهومي للّغة يُمكّنه من معالجة المعنى لا الكلمات فقط، مما يجعلها أداة محورية في مجالات الترجمة الآلية، واسترجاع المعلومات، وتحليل النصوص، والتعلّم الدلالي. وبذلك تمثل الشبكة المعجمية الدلالية نموذجا وسيطا بين المعجم اللغوي التقليدي والأنطولوجيا الحاسوبية، لأنها لا تكتفي بتجميع الكلمات، بل تنظّمها في فضاء دلالي يمكن للآلة فهمه واستعماله في تطبيقات اللغة الطبيعية.

vii الأنطولوجيا : هي بنية معرفية تصف المفاهيم داخل مجال محدّد والعلاقات التي تربط بينها، بطريقة منظّمة تمكّن الحاسوب من فهم المعرفة وتبادلها. فهي تمثّل نموذجا صوريا للمفاهيم (Concepts) والعلاقات الدلالية بينها، تُستخدم في بناء الأنظمة الذكية،

واسترجاع المعلومات، والترجمة الآلية، وتوحيد المعاني عبر قواعد البيانات. وغالبا ما تتكوّن من: الفئات (Classes) التي تمثّل الكيانات الأساسية؛ والعلاقات (Relations) التي توضّح كيفية الربط بين المفاهيم؛ والخصائص (Attributes) التي تحدد صفات كل مفهوم؛ والأمثلة (Instances) التي تمثل الحالات الفردية لكل فئة. وعليه، فإنّ الأنطولوجيا بنية دلالية-مفاهيمية تتوسط بين اللغة البشرية والمعالجة الآلية للمعنى. وقد فضلت استعمال مصطلح الأنطولوجيا الذي شاع استعماله في الدراسات والبحوث المتخصّصة؛ وذلك بدلا من استعمال بدائل أخرى مثل "المعجم الدلالي المهيكل" مثلا.

viii ميدان تنقيب البيانات التعليمية (educational data mining) : يشير هذا الميدان إلى فرع علميّ منبثق عن تنقيب البيانات يُعنى بتطبيق التقنيات الإحصائية والذكاء الاصطناعي على البيانات الناتجة عن البيئات التعليمية الرقمية. ويهدف هذا المجال إلى اكتشاف الأنماط والعلاقات الضمنية في سلوك المتعلّمين وتفاعلاتهم مع الأنظمة التعليمية، من أجل فهم عملية التعلّم وتحسينها. وتُستخدم فيه خوارزميات التعلّم الآلي وتحليل الشبكات العصبية ونمذجة المتعلّم لاستخراج معلومات دقيقة حول الأداء، والدافعية، واستراتيجيات التعلم، مما يساعد على تصميم تعليم مكيّف يلبّي احتياجات كل متعلّم. وبذلك يُعدّ تنقيب البيانات التعليمية أداة أساسية في تطوير أنظمة التعليم الذكية وتحسين اتخاذ القرار التربوي بالاستناد إلى البيانات بدلا من الحدس أو الخبرة وحدهما.

ix منطقة النمو التقاربي (Zone of Proximal Development - ZPD) أو ما يصطلح عليه أيضا بـ: "منطقة النمو القريب" أو "المنطقة القريبة من النمو"، مبدأ من ركائز نظرية فيغوتسكي (Vygotsky)، ويمكن تعريفه على أنّه الحيّز الديناميكي بين المستوى الفعلي لقدرات المتعلّم، أي ما يمكنه إنجازه بصورة مستقلّة، والمستوى الذي يمكن أن يبلغه بمساعدة شخص آخر أكثر خبرة أو معرفة، مثل المعلّم أو الرفيق المتقدّم. وتمثّل هذه المنطقة المجال الأمثل للتعلّم، إذ إنّها تتيح انتقال المتعلّم من الاعتماد على التوجيه الخارجي إلى الاستقلال المعرفي، عبر التفاعل الاجتماعي والوساطة اللغوية.

x الذاكرة الطويلة القصيرة الأمد (LSTM)، وهو نوع من الشبكات العصبية المتكرّرة صُمّم لمعالجة البيانات المتسلسلة كاللغة والكلام. وتتميّز هذه البنية بقدرتها على الاحتفاظ بالمعلومات المهمة لفترات طويلة من خلال بوابات التحكم في الذاكرة، ما يجعلها من

النماذج الأساسية في التعلّم العميق ومعالجة اللغة الطبيعية، وتُعدّ اليوم أساسا لتقنيات مثل الترجمة الآلية وأنظمة المحادثة الذكية.

xi بيرت (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) نموذج متقدّم في معالجة اللغة الطبيعية طوّرته Google عام 2018، يتميّز بقدرته على فهم اللغة في الاتجاهين معا، إذ يحلل الكلمة في سياقها السابق واللاحق في الوقت نفسه، خلافا للنماذج التقليدية التي تقرأ النص في اتجاه واحد فقط. ويرتكز بيرت على بنية المحوّل، ويُدرّب على مهام لغوية عامة لاكتساب تمثيلات دلالية عميقة تُستخدم لاحقا في تطبيقات متنوعة مثل تحليل النصوص والإجابة عن الأسئلة، مما جعله أحد النماذج التي أحدثت تطورا في مجال فهم اللغة آليا.

xii خوارزمية تيكست رانك (TextRank): من خوارزميات معالجة اللغة الطبيعية غير الإشرافية. طُوّرت سنة 2004 على أساس فكرة PageRank الخاصة بترتيب صفحات الويب. وهي تعتمد على تمثيل النص في صورة شبكة تربط بين الكلمات أو الجمل وفقا لعلاقات الترابط أو التشابه، ثم تحسب درجة أهمية كل عنصر لتحديد الجمل أو المفردات الأكثر دلالة. وتُستخدم أساسا في تلخيص النصوص آليا واستخراج الكلمات المفتاحية دون الحاجة إلى بيانات تدريب، مما يجعلها من الأدوات البسيطة والفعّالة في التحليل الدلالي للنصوص.

xiii المشتتات (distractors) : هي إجابات خاطئة تُدرج في أسئلة الاختيار من متعدّد إلى جانب الإجابة الصحيحة، وتهدف إلى قياس دقّة الفهم والتمييز لدى المتعلّم .تُصمَّم لتبدو مقنعة لكنها غير صحيحة، ويُعتمد على جودتها لتحديد فعالية السؤال ودقّته التقييميّة.

xiv الترجمة الآلية العصبية ثنائية الاتجاه (Round-trip neural machine translation): تُشير إلى أسلوب في الترجمة الآلية يقوم على ترجمة النص من اللغة الأصلية إلى اللغة الهدف ثم إعادته مرة أخرى إلى اللغة الأصلية باستخدام أنظمة ترجمة عصبية. يُستخدم هذا النهج لتقييم جودة الترجمة أو لتحسين أداء النماذج، حيث يُقاس مدى احتفاظ النص المُعاد ترجمته إلى اللغة الأصلية بالمعنى الأصلي ومدى دقّة النقل الدلالي بين اللغتين.

xv غابة القرارات العشوائية (Random forest): هي خوارزمية من خوارزميات تعلم الآلة، وتُستخدم في مهام التصنيف والتنبؤ. تعتمد هذه الخوارزمية على مبدأ "الذكاء الجماعي"

من خلال إنشاء مجموعة من أشجار القرار (Decision Trees) ودمج نتائجها للحصول على أداء أفضل.

xvi النماذج اللغوية الضخمة (Large Language Models): هي أنظمة ذكاء اصطناعي تعتمد على تحليل كميات كبيرة من النصوص لتعلّم أنماط اللغة واستعمالاتها. تُستخدم لفهم المعنى وتوليد الكلام بطريقة تشبه اللغة البشرية، وتدخل في تطبيقات متعددة مثل المحادثة، والترجمة، والتعليم الذكي.

xvii نصوص أصيلة (Authentic texts) أو حقيقية : بمعنى النصوص المأخوذة من الواقع الاستعمالي للغة. وهي النصوص التي تُنتج في سياقات تواصليّة واقعية لأغراض غير تعليمية، ثم تُستخدم في تدريس اللغة لتزويد المتعلّمين بعينات من الاستعمال الطبيعي للّغة، مما يتيح تطوير الكفاءة التداولية والاستيعاب الثقافي.

xviii الوضع الصفري (Zero-shot) و الوضع بتدريب محدود (Few-shot) : في مجال تعلّم الآلة يشير مصطلح الوضعية الصفرية (Zero-Shot Setting) إلى الحالة التي يُطلَب فيها من الأنموذج تنفيذ مهمة لم يسبق أن رأى لها أي أمثلة مبرمجة أو مبيّنة أثناء التدريب. أما في وضعية التعلّم بتدريب محدود، فهو يشير إلى وضع نمط من التعلم الآلي تُختبر فيه النماذج على مهام جديدة اعتمادا على عدد محدود جدا من الأمثلة المقدَّمة أثناء التدريب. يهدف هذا الإعداد إلى تقييم قدرة النموذج على تعميم معرفته السابقة وتكييفها بسرعة مع مهام لم يسبق له التدرّب عليها بعمق. ويُعدّ هذا الوضع مرحلة وسطى بين التعلّم الصفري الذي يتمّ دون أمثلة، والتعلّم الكامل الذي يعتمد على كميات كبيرة من البيانات، ويُستخدم على نطاق واسع في النماذج اللغوية الضخمة وأنظمة التعليم الذكية لتخصيص المحتوى وتحسين الأداء بسرعة.

xix المدارس الإعدادية في الصين تعادل المدارس المتوسطة في بعض البلدان مثل الجزائر.

xx المجموعة الضابطة (Control group) : المجموعة الضابطة هي فئة من المشاركين في التجربة لا تتعرض للتدخل التجريبي أو للتغيير الذي يطبّق على المجموعة التجريبية، وتُستخدم للتحقق من أن النتائج ناتجة عن المتغير المدروس لا عن عوامل أخرى.

xxi البودكاست التفاعلي : هو تدوين صوتي تفاعلي يُسجَّل ويُبث عبر الإنترنت بانتظام، بحيث يمكن للمستمع تحميل الحلقات أو الاستماع إليها عبر المنصّات الإلكترونية. ويتمثل الجانب التفاعلي في عنصر التفاعل المباشر أو الموجّه بين المرسل والمتلقي، من

خلال واجهات رقمية تسمح بالرد، أو الاختيار، أو الإجابة عن أسئلة ضمن المحتوى الصوتي نفسه. يُستخدم هذا النوع من الوسائط في التعليم الإلكتروني، وتعلّم اللغات، والتدريب الذكي، نظرا لقدراته على دمج المحتوى السمعي مع التفاعل الفوري الذي يعزز الاستيعاب والمشاركة النشطة لدى المتعلم.

xxii الوكيل الحواري الذكي أو ما يعرف بروبوت الدردشة (chatbot): برنامج حاسوبي تفاعلي صُمّم لمحاكاة محادثة محدودة النطاق مع المستخدمين، عادة عبر النص أو الصوت، ويستخدم غالبا في مجالات خدمة العملاء، أو التعليم، أو الترفيه. وقد آثرت استعمال مصطلح "الوكيل الحواري الذكي" أو "روبوت المحادثة" بدلا من "روبوت الدردشة".

xxiii تقنيات الانحدار (Regression technics) : هي أساليب تحليلية تُستخدم لدراسة العلاقة بين متغيّر تابع ومتغيّرات مستقلة، بهدف تفسير السلوك الكمي للظواهر أو التنبؤ بالقيم المستقبلية. تعتمد هذه التقنيات على بناء نموذج رياضي يوضّح كيفية تغيّر المتغير التابع استجابة لتغيّر العوامل المؤثرة فيه. وتُعد من الأدوات الأساسية في الإحصاء والتعلّم الآلي، إذ تساعد على فهم الاتجاهات العامة في البيانات واتخاذ قرارات مبنية على التقدير الكمي.

xxiv الحجوم النحوية (N-grams) أو السلاسل/المتتاليات النحوية : تشير إلى تسلسل من Nعنصرا متتابعا (عادة كلمات أو حروف أو رموز) في نص معيّن. وتُستخدم هذه الوحدات الإحصائية لتحليل التوزيع اللغوي والتنبؤ بالكلمة التالية في النصوص.

xxv نموذج ديريشلي الكامن (Latent Dirichlet Allocation - LDA) هو نموذج إحصائي احتمالي يُستخدم لتحليل النصوص واكتشاف الموضوعات الكامنة داخل مجموعات كبيرة من الوثائق. يعتمد على فكرة أن كل وثيقة تتكوّن من مزيج من الموضوعات، وكل موضوع يتكوّن من مجموعة من الكلمات ذات احتمال مرتفع للظهور معا.

xxvi الضبط الدقيق أو التوليف الدقيق (Fine-tuning) : هو عملية تطوير إضافية للنماذج اللغوية المدربة مسبقا، يُعاد فيها تدريب النموذج على بيانات متخصّصة تتعلق بمهمة أو مجال محدّد. تهدف هذه العملية إلى تكييف النموذج مع خصائص المجال الجديد دون فقدان قدراته العامة التي اكتسبها أثناء التدريب الأولي. ويُستفاد من الضبط الدقيق لتحسين دقة الأداء في مجالات معيّنة مثل الترجمة، أو تصنيف النصوص، أو تحليل

البيانات التعليمية، حيث يسمح للنظام بفهم المصطلحات والسياقات الخاصة بشكل أدق.

xxvii التعهيد الجماعي الضمني (Implicit crowd-sourcing) : هو عملية تُستخلص فيها البيانات أو التقييمات من سلوك المستخدمين دون مشاركتهم الصريحة، كما في أنظمة التعلّم التي تجمع بيانات التفاعل لتطوير النماذج اللغوية أو التعليمية. ويتم استخدام هذا الذكاء الجماعي لحل المشكلات أو توليد أفكار جديدة أو المساهمة في مشروع أو مبادرة معينة.

قائمة المراجع:

[1] Meurers, D. : Natural Language Processing and Language Learning. In: Encyclopedia of Applied Linguistics, pp. 4193-4205. Blackwell Oxford, UK, ??? (2012)

[2] Levy, M. : Computer-assisted Language Learning: Context and Conceptualization. Oxford University Press, ??? (1997)

[3] Chapelle, C. , Jamieson, J. : Language Lessons on the PLATO IV System. System **11** (1), 13-20 (1983)

[4] Hart, R. : Language Study and the PLATO System. Studies in Language Learning **3** (1), 1-24 (1981)

[5] Slavuj, V. , Kovačić, B. , Jugo, I. : Intelligent Tutoring Systems for Language Learning. In: Proceedings of the 38th International Convention on Information and Communication Technology, Electronics and Microelectronics, pp. 814-819 (2015). IEEE

[6] Tafazoli, D. , María, E. G. , Abril, C. A. H. : Intelligent Language Tutoring System: Integrating Intelligent Computer-assisted Language Learning into Language Education. International Journal of Information and Communication Technology Education **15**(3), 60-74 (2019)

[7] Anderson, J. R. , Boyle, C. F. , Reiser, B. J. : Intelligent Tutoring Systems. Science 228 (4698), 456-462 (1985)

[8] Graesser, A. C. , Conley, M. W. , Olney, A. : Intelligent Tutoring Systems. APA Educational Psychology Handbook: Application to Learning and Teaching 3, 451-473 (2012)

[9] Self, J. : Theoretical Foundations for Intelligent Tutoring Systems. Journal of Artificial Intelligence in Education **1**(4), 3-14 (1990)

[10] Self, J. : The Defining Characteristics of Intelligent Tutoring Systems Research: ITSs Care, Precisely. International Journal of Artificial Intelligence in Education **10**, 350-364 (1998)

[11] Kulik, J. A. , Fletcher, J. D. : Effectiveness of Intelligent Tutoring Systems: A Meta-analytic Review. Review of Educational Research **86** (1), 42-78 (2016)

[12] Ostrow, K. , Heffernan, N. : Testing the Multimedia Principle in the Real World: A Comparison of Video vs. Text Feedback in Authentic Middle School Math Assignments. In: Proceedings of the 7th International Conference on Educational Data Mining, pp. 296-299. International Educational Data Mining Society, ??? (2014)

[13] Oxman, S. , Wong, W. : White Paper: Adaptive Learning Systems. Integrated Education Solutions (2014)

[14] Craig, S. D. , Hu, X. , Graesser, A. C. , Bargagliotti, A. E. , Sterbinsky, A. , Cheney, K. R. , Okwumabua, T. : The Impact of a Technology-based Mathematics After-school Program Using ALEKS on Student's Knowledge and Behaviors. Computers & Education **68**, 495-504 (2013)

[15] Koedinger, K. R. , McLaughlin, E. A. , Heffernan, N. T. : A Quasi-experimental Evaluation of an On-line Formative Assessment and Tutoring System. Journal of Educational Computing Research **43**(4), 489-510 (2010)

[16] Heift, T. : Modeling Learner Variability in CALL. Computer Assisted Language Learning **21**(4), 305-321 (2008)

[17] Heift, T. : Developing an Intelligent Language Tutor. CALICO Journal **27**(3), 443-459 (2010)

[18] Amaral, L. , Meurers, D. : Conceptualizing Student Models for ICALL. In: Proceedings of the 11th International Conference on User Modeling, vol. 11, pp. 340-344 (2007). Springer

[19] Amaral, L. A. , Meurers, D. : On Using Intelligent Computer-assisted Language Learning in Real-life Foreign Language Teaching and Learning. ReCALL **23**(1), 4-24 (2011)

[20] Nagata, N. : Robo-Sensei's NLP-based Error Detection and Feedback Generation. Calico Journal **26**(3), 562-579 (2009)

[21] Polson, M. C. , Richardson, J. J. , Soloway, E. : Foundations of Intelligent Tutoring Systems. Psychology Press, ??? (1988)

[22] Wenger, E. : Artificial Intelligence and Tutoring Systems: Computational and Cognitive Approaches to the Communication of Knowledge. Morgan Kaufmann, ??? (2014)

[23] Padayachee, I. : Intelligent Tutoring Systems: Architecture and Characteristics. In: Proceedings of the 32nd Annual SACLA Conference, pp. 1-8 (2002)

[24] Ebadi, S. , Asakereh, A. : Developing EFL Learners' Speaking Skills through Dynamic Assessment: A Case of a Beginner and an Advanced Learner. Cogent Education **4**(1), 1419796 (2017)

[25] Félix-Brasdefer, J. C. : Pragmatic Development in the Spanish as a FL Classroom: A Cross-sectional Study of Learner Requests. Intercultural Pragmatics **4**(2), 253-286 (2007).

https://doi.org/10.1515/IP.2007.013

[26] Van Gog, T. , Ericsson, K. A. , Rikers, R. , Paas, F. : Instructional Design for Advanced Learners: Establishing Connections Between the Theoretical Frameworks of Cognitive Load and Deliberate Practice. Educational Technology Research and Development **53**(3), 73-81 (2005)

[27] Albacete, P. , Jordan, P. , Katz, S. , Chounta, I. -A. , McLaren, B. M. : The Impact of Student Model Updates on Contingent Scaffolding in a Natural-language Tutoring System. In: Proceedings of the 20th International Conference on Artificial Intelligence in Education, pp. 37-47 (2019). Springer

[28] Graesser, A. C. , Cai, Z. , Morgan, B. , Wang, L. : Assessment with Computer Agents That Engage in Conversational Dialogues and Trialogues with Learners. Computers in Human Behavior **76**, 607-616 (2017)

[29] Mu, T. , Wang, S. , Andersen, E. , Brunskill, E. : Combining Adaptivity with Progression Ordering for Intelligent Tutoring Systems. In: Proceedings of the 5th Annual ACM Conference on Learning at Scale, pp. 1-4 (2018)

[30] Anderson, J. R. , Boyle, C. F. , Corbett, A. T. , Lewis, M. W. : Cognitive modeling and intelligent tutoring. Artificial Intelligence **42**(1), 7-49 (1990). https://doi.org/10.1016/0004-3702(90)90093-F

[31] Chang, M. , D'Aniello, G. , Gaeta, M. , Orciuoli, F. , Sampson, D. , Simonelli, C. : Building Ontology-driven Tutoring Models for Intelligent Tutoring Systems Using Data Mining. IEEE Access **8**, 48151-48162 (2020)

[32] Kazi, H. , Haddawy, P. , Suebnukarn, S. : Leveraging a Domain Ontology to Increase the Quality of Feedback in an Intelligent Tutoring System. In: Proceedings of the 10th International Conference on Intelligent Tutoring Systems, pp. 75-84 (2010). Springer

[33] Stankov, S. , Glavinić, V. , Rosić, M. : On Knowledge Representation in an Intelligent Tutoring System. In: Proceedings of 4th IEEE International Conference on Intelligent Engineering Systems, pp. 17-19 (2000)

[34] Aldowah, H. , Al-Samarraie, H. , Fauzy, W. M. : Educational Data Mining and Learning Analytics for 21st Century Higher Education: A Review and Synthesis. Telematics and Informatics **37**, 13-49 (2019)

[35] Romero, C. , Ventura, S. : Educational Data Mining and Learning Analytics: An Updated Survey. Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery **10**(3), 1355 (2020)

[36] Bravo-Agapito, J. , Bonilla, C. F. , Seoane, I. : Data Mining in Foreign Language Learning. Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery **10**(1), 1287 (2020)

[37] Alkhatlan, A. , Kalita, J. : Intelligent Tutoring Systems: A Comprehensive Historical Survey with Recent Developments. International Journal of Computer Applications **181**(43), 1-20 (2019). https://doi.org/10.5120/ ijca2019918451

[38] Shabani, K. , Khatib, M. , Ebadi, S. : Vygotsky's Zone of Proximal Development: Instructional Implications and Teachers' Professional Development. English language teaching **3**(4), 237-248 (2010)

[39] Vygotsky, L. S. : Mind in Society: The Development of Higher Mental Process. Harvard University Press, ??? (1978)

[40] Kurdi, G. , Leo, J. , Parsia, B. , Sattler, U. , Al-Emari, S. : A Systematic Review of Automatic Question Generation for Educational Purposes. International Journal of Artificial Intelligence in Education **30**(1), 121- 204 (2020)

[41] Perez-Beltrachini, L. , Gardent, C. , Kruszewski, G. : Generating Grammar Exercises. In: Proceedings of the 7th Workshop on Innovative Use of NLP for Building Educational Applications, pp. 147-156. Association for Computational Linguistics, ??? (2012).

https://aclanthology.org/W12-2017

[42] Hill, J. , Simha, R. : Automatic Generation of Context-Based Fill-in-theblank Exercises Using Co-occurrence Likelihoods and Google N-grams. In: Proceedings of the 11th Workshop on Innovative Use of NLP for Building Educational Applications, pp. 23-30 (2016)

[43] Jiang, S. , Lee, J. S. Y. : Distractor Generation for Chinese Fill-in-the-blank Items. In: Proceedings of the 12th Workshop on Innovative Use of NLP for Building Educational Applications, pp. 143-148 (2017)

[44] Qiu, X. , Xue, H. , Liang, L. , Xie, Z. , Liao, S. , Shi, G. : Automatic Generation of Multiple-choice Cloze-test Questions for Lao Language Learning. In: Proceedings of International Conference on Asian Language Processing, pp. 125-130 (2021). IEEE

[45] Lee, J. , Sturgeon, D. , Luo, M. : A CALL System for Learning Preposition Usage. In: Proceedings of the 54th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, vol. 1, pp. 984-993. Association for Computational Linguistics, ??? (2016).

https://doi.org/10.18653/v1/P16-1093.

https://aclanthology.org/P16-1093

[46] Marrese-Taylor, E. , Nakajima, A. , Matsuo, Y. , Yuichi, O. : Learning to Automatically Generate Fill-In-The-Blank Quizzes. In: Proceedings of the 5th Workshop on Natural Language Processing Techniques for Educational Applications, pp. 152-156. Association for Computational Linguistics, ??? (2018).

https://doi.org/10.18653/v1/W18-3722.

https://aclanthology.org/W18-3722

[47] Hochreiter, S. , Schmidhuber, J. : Long Short-term Memory. Neural Computation **9**(8), 1735-1780 (1997)

[48] Devlin, J. , Chang, M. -W. , Lee, K. , Toutanova, K. : BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding. In: Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies, vol. 1, pp. 4171-4186. Association for Computational Linguistics, ??? (2019).

https://doi.org/10.18653/v1/N19-1423.

https://aclanthology.org/N19-1423

[49] Mihalcea, R. , Tarau, P. : TextRank: Bringing Order into Text. In: Proceedings of the 2004 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, pp. 404-411. Association for Computational Linguistics, ??? (2004). https://aclanthology.org/W04-3252

[50] Yang, A. C. , Chen, I. Y. , Flanagan, B. , Ogata, H. : Automatic Generation of Cloze Items for Repeated Testing to Improve Reading Comprehension. Educational Technology & Society 24(3), 147-158 (2021)

[51] Felice, M. , Taslimipoor, S. , Buttery, P. : Constructing Open Cloze Tests Using Generation and Discrimination Capabilities of Transformers. In: Findings of the Association for Computational Linguistics: The 2022 Conference of the

European Chapter of the Association for Computational Linguistics, pp. 1263-1273. Association for Computational Linguistics, ??? (2022).

https://doi. org/10.18653/v1/2022.findings-acl.100.

https://aclanthology.org/2022.findings-acl.100

[52] Matsumori, S. , Okuoka, K. , Shibata, R. , Inoue, M. , Fukuchi, Y. , Imai, M. : Mask and Cloze: Automatic Open Cloze Question Generation Using a Masked Language Model. IEEE Access 11, 9835-9850 (2023). https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3239005

[53] Chinkina, M. , Meurers, D. : Question Generation for Language Learning: from Ensuring Texts Are Read to Supporting Learning. In: Proceedings of the 12th Workshop on Innovative Use of NLP for Building Educational Applications, pp. 334-344. Association for Computational Linguistics, ??? (2017).

https://doi. org/10. 18653/v1/W17-5038.

https://aclanthology. org/W17-5038

[54] Brown, J. , Frishkoff, G. , Eskenazi, M. : Automatic Question Generation for Vocabulary Assessment. In: Proceedings of Human Language Technology Conference and Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, pp. 819-826 (2005)

[55] Knoop, S. , Wilske, S. : WordGap-Automatic Generation of Gap-filling Vocabulary Exercises for Mobile Learning. In: Proceedings of the 2nd Workshop on NLP for Computer-Assisted Language Learning, pp. 39-47 (2013)

[56] Mitkov, R. , Ha, L. A. : Computer-aided Generation of Multiple-choice Tests. In: Proceedings of the 3rd Workshop on Innovative Use of NLP for Building Educational Applications, vol. 2, pp. 17-22. Association for Computational Linguistics, ??? (2003).

https://doi.org/10.3115/1118894.1118897

https://doi.org/10.3115/1118894.1118897

[57] Papasalouros, A. , Kanaris, K. , Kotis, K. : Automatic Generation of Multiple-Choice Questions from Domain Ontologies. e-Learning **1**, 427-434 (2008)

[58] Stasaski, K. , Hearst, M. A. : Multiple Choice Question Generation Utilizing an Ontology. In: Proceedings of the 12th Workshop on Innovative Use of NLP for Building Educational Applications, pp. 303-312 (2017)

[59] Pino, J. , Eskenazi, M. : Semi-automatic Generation of Cloze Question Distractors Effect of Students' L1. In: Proceedings of the International Workshop on Speech and Language Technology in Education, pp. 65-68 (2009)

[60] Guo, Q. , Kulkarni, C. , Kittur, A. , Bigham, J. P. , Brunskill, E. : Questimator: Generating Knowledge Assessments for Arbitrary Topics. In: Proceedings of the AAAI 25th International Joint Conference on Artificial Intelligence, pp. 3726-3732 (2016)

[61] Kumar, G. , Banchs, R. E. , D'Haro, L. F. : RevUP: Automatic Gap-fill Question Generation from Educational Texts. In: Proceedings of the 10th Workshop on Innovative Use of NLP for Building Educational Applications, pp. 154-161 (2015)

[62] Susanti, Y. , Tokunaga, T. , Nishikawa, H. , Obari, H. : Automatic Distractor Generation for Multiple-choice English Vocabulary Questions. Research and Practice in Technology Enhanced Learning **13**(1), 16-31 (2018)

[63] Zesch, T. , Melamud, O. : Automatic Generation of Challenging Distractors Using Context-sensitive Inference Rules. In: Proceedings of the 9th Workshop on Innovative Use of NLP for Building Educational Applications, pp. 143-148 (2014)

[64] Shei, C. -C. : FollowYou!: An Automatic Language Lesson Generation System. Computer Assisted Language Learning **14**(2), 129-144 (2001)

[65] Chen, C. -Y. , Liou, H. -C. , Chang, J. S. : FAST - An Automatic Generation System for Grammar Tests. In: Proceedings of the COLING/ACL 2006 Interactive Presentation Sessions, pp. 1-4 (2006)

[66] Sakaguchi, K. , Arase, Y. , Komachi, M. : Discriminative Approach to Fill-in-the-blank Quiz Generation for Language Learners. In: Proceedings of the 51st Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, vol. 2, pp. 238-242 (2013)

[67] Panda, S. , Palma Gomez, F. , Flor, M. , Rozovskaya, A. : Automatic generation of distractors for fill-in-the-blank exercises with roundtrip neural machine translation. In: Proceedings of the 60th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics: Student Research Workshop, pp. 391-401. Association for Computational Linguistics, ??? (2022).

https://doi.org/10.18653/v1/2022.acl-srw.31.

https://aclanthology.org/2022.acl-srw.31/

[68] Liang, C. , Yang, X. , Dave, N. , Wham, D. , Pursel, B. , Giles, C. L. : Distractor Generation for Multiple Choice Questions Using Learning to Rank. In: Proceedings of the 13th Workshop on Innovative Use of NLP for Building Educational Applications, pp. 284-290. Association for Computational Linguistics, ??? (2018).

https://doi.org/10.18653/v1/W18-0533.

https://aclanthology.org/W18-0533

[69] Murugan, S. , Ramakrishnan, B. S. : Automatic Morpheme-based Distractors Generation for Fill-in-the-blank Questions Using Listwise Learning-To-Rank Method for Agglutinative Language. Engineering Science and Technology, an International Journal **26**, 100993 (2022)

[70] Yeung, C. Y. , Lee, J. S. Y. , Tsou, B. K. : Difficulty-aware Distractor Generation for Gap-fill Items. In: Proceedings of the The 17th Annual Workshop of the Australasian Language Technology Association, pp. 159-164 (2019)

[71] Gao, L. , Gimpel, K. , Jensson, A. : Distractor Analysis and Selection for Multiple-choice Cloze Questions for Second-language Learners. In: Proceedings of the

15th Workshop on Innovative Use of NLP for Building Educational Applications, pp. 102-114 (2020)

[72] Bitew, S. K. , Hadifar, A. , Sterckx, L. , Deleu, J. , Develder, C. , Demeester, T. : Learning to Reuse Distractors to Support Multiple Choice Question Generation in Education. IEEE Transactions on Learning Technologies **17**, 375-390 (2022)

[73] Wang, Q. , Rose, R. , Orita, N. , Sugawara, A. : Automated generation of multiple-choice cloze questions for assessing English vocabulary using gpt-turbo 3. 5. arXiv preprint arXiv:2403. 02078 (2024)

[74] Shen, C. -H. , Kuo, Y. -L. , Fan, Y. -C. : Personalized cloze test generation with large language models: Streamlining MCQ development and enhancing adaptive learning. In: Proceedings of the 17th International Natural Language Generation Conference, pp. 314-319. Association for Computational Linguistics, ??? (2024).

https://aclanthology.org/2024.inlg-main.26/

[75] Heilman, M. , Collins-Thompson, K. , Callan, J. , Eskenazi, M. : Classroom Success of an Intelligent Tutoring System for Lexical Practice and Reading Comprehension. In: Proceedings of the 9th International Conference on Spoken Language Processing, pp. 829-833. International Speech Communication Association (ISCA), ??? (2006)

[76] Pino, J. , Heilman, M. , Eskenazi, M. : A Selection Strategy to Improve Cloze Question Quality. In: Proceedings of the Workshop on Intelligent Tutoring Systems for Ill-Defined Domains, pp. 22-32 (2008). Citeseer

[77] Volodina, E. , Pilán, I. , Borin, L. , Tiedemann, T. L. : A Flexible Language Learning Platform Based on Language Resources and Web Services. In: Proceedings of the 9th International Conference on Language Resources and Evaluation, pp. 3973-3978. European Language Resources Association, ??? (2014)

[78] Perez, N. , Cuadros, M. : Multilingual CALL Framework for Automatic Language Exercise Generation from Free Text. In: Proceedings of the Software Demonstrations of the 15th Conference of the European Chapter of the

Association for Computational Linguistics, pp. 49-52. Association for Computational Linguistics, ??? (2017).

https://aclanthology. org/E17-3013

[79] Heck, T. , Meurers, D. : Parametrizable Exercise Generation from Authentic Texts: Effectively Targeting the Language Means on the Curriculum. In: Proceedings of the 17th Workshop on Innovative Use of NLP for Building Educational Applications, pp. 154-166. Association for Computational Linguistics, ??? (2022).

https://doi.org/10.18653/v1/2022.bea-1.20

https://aclanthology.org/2022.bea-1.20

[80] Almeida, J. J. , Grande, E. , Smirnov, G. : Exercise Generation on Language Specification. In: Recent Advances in Information Systems and Technologies, pp. 277-286 (2017). Springer

[81] Steuer, T. , Filighera, A. , Tregel, T. , Miede, A. : Educational Automatic Question Generation Improves Reading Comprehension in Non-native Speakers: A Learner-Centric Case Study. Frontiers in Artificial Intelligence **5** (2022)

[82] Heilman, M. : Automatic factual question generation from text. PhD thesis, Carnegie Mellon University (2011)

[83] Mitkov, R. , Le An, H. , Karamanis, N. : A Computer-aided Environment for Generating Multiple-choice Test Items. Natural language engineering **12**(2), 177-194 (2006)

[84] Curto, S. , Mendes, A. C. , Coheur, L. : Question Generation Based on Lexico-syntactic Patterns Learned from the Web. Dialogue & Discourse **3**(2), 147-175 (2012)

[85] Becker, L. , Basu, S. , Vanderwende, L. : Mind the Gap: Learning to Choose Gaps for Question Generation. In: Proceedings of the 2012 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human

Language Technologies, pp. 742-751. Association for Computational Linguistics, ??? (2012)

https://aclanthology. org/N12-1092

[86] Du, X. , Shao, J. , Cardie, C. : Learning to Ask: Neural Question Generation for Reading Comprehension. In: Proceedings of the 55th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, vol. 1, pp. 1342-1352. Association for Computational Linguistics, ??? (2017).

https: //doi.org/10.18653/v1/P17-1123

https://aclanthology.org/P17-1123

[87] Kumar, V. , Boorla, K. , Meena, Y. , Ramakrishnan, G. , Li, Y. -F. : Automating Reading Comprehension by Generating Question and Answer Pairs. In: Proceedings of the 22nd Pacific-Asia Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, pp. 335-348 (2018). Springer

[88] Wang, Z. , Lan, A. S. , Nie, W. , Waters, A. E. , Grimaldi, P. J. , Baraniuk, R. G. : QG-net: A Data-driven Question Generation Model for Educational Content. In: Proceedings of the 5th Annual ACM Conference on Learning at Scale, pp. 1-10 (2018)

[89] Liu, B. , Wei, H. , Niu, D. , Chen, H. , He, Y. : Asking Questions the Human Way: Scalable Question-answer Generation from Text Corpus. In: Proceedings of the Web Conference 2020, pp. 2032-2043 (2020)

[90] Gao, Y. , Bing, L. , Li, P. , King, I. , Lyu, M. R. : Generating Distractors for Reading Comprehension Questions from Real Examinations. In: Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, pp. 6423-6430 (2019)

[91] Stasaski, K. , Rathod, M. , Tu, T. , Xiao, Y. , Hearst, M. A. : Automatically Generating Cause-and-Effect Questions from Passages. In: Proceedings of the 16th Workshop on Innovative Use of NLP for Building Educational Applications, pp. 158-170. Association for Computational Linguistics, ??? (2021). https://aclanthology.org/2021.bea-1.17

[92] Brown, T. , Mann, B. , Ryder, N. , Subbiah, M. , Kaplan, J. D. , Dhariwal, P. , Neelakantan, A. , Shyam, P. , Sastry, G. , Askell, A. , et al. : Language Models are Few-shot Learners. In: Proceedings of the 34st International Conference on Neural Information Processing Systems, pp. 1877-1901. Curran Associates Inc., ??? (2020).

https://arxiv. org/pdf/2005.14165. pdf

[93] OpenAI: GPT-4 Technical Report. arXiv:2303. 08774 (2023)

[94] Touvron, H. , Lavril, T. , Izacard, G. , Martinet, X. , Lachaux, M. - A. , Lacroix, T. , Rozi`ere, B. , Goyal, N. , Hambro, E. , Azhar, F. , et al. : LLaMA: Open and Efficient Foundation Language Models. arXiv preprint arXiv:2302. 13971 (2023)

[95] Team, G. , Anil, R. , Borgeaud, S. , Wu, Y. , Alayrac, J. -B. , Yu, J. , Soricut, R. , Schalkwyk, J. , Dai, A. M. , Hauth, A. , et al. : Gemini: A Family of Highly Capable Multimodal Models. arXiv preprint arXiv:2312. 11805 (2023)

[96] Jiang, A. Q. , Sablayrolles, A. , Roux, A. , Mensch, A. , Savary, B. , Bamford, C. , Chaplot, D. S. , Casas, D. d. l. , Hanna, E. B. , Bressand, F. , et al. : Mixtral of Experts. arXiv preprint arXiv:2401. 04088 (2024)

[97] Kohnke, L. , Moorhouse, B. L. , Zou, D. : ChatGPT for Language Teaching and Learning. RELC Journal **52**, 537-550 (2023)

[98] Xiao, C. , Xu, S. X. , Zhang, K. , Wang, Y. , Xia, L. : Evaluating reading comprehension exercises generated by LLMs: A showcase of ChatGPT in education applications. In: Proceedings of the 18th Workshop on Innovative Use of NLP for Building Educational Applications (BEA 2023), pp. 610-625. Association for Computational Linguistics, Toronto, Canada (2023).

https://doi.org/10.18653/v1/2023.bea-1.52.

https://aclanthology.org/2023.bea-1.52/

[99] Säuberli, A. , Clematide, S. : Automatic generation and evaluation of reading comprehension test items with large language models. In: Proceedings of the 3rd Workshop on Tools and Resources for People with REAding DIfficulties

(READI) @ LRECCOLING 2024, pp. 22-37. ELRA and ICCL, Torino, Italia (2024). https://aclanthology.org/2024.readi-1.3/

[100] Caines, A. , Benedetto, L. , Taslimipoor, S. , Davis, C. , Gao, Y. , Andersen, O. , Yuan, Z. , Elliott, M. , Moore, R. , Bryant, C. , Rei, M. , Yannakoudakis, H. , Mullooly, A. , Nicholls, D. , Buttery, P. : On the Application of Large Language Models for Language Teaching and Assessment Technology. arXiv preprint arXiv:2307. 08393 (2023)

[101] Kasneci, E. , Seßler, K. , Küchemann, S. , Bannert, M. , Dementieva, D. , Fischer, F. , Gasser, U. , Groh, G. , Günnemann, S. , Hüllermeier, E. , et al. : ChatGPT for Good? On Opportunities and Challenges of Large Language Models for Education. Learning and Individual Differences **103**, 1-13 (2023)

[102] Nye, B. , Mee, D. , Core, M. G. : Generative Large Language Models for Dialog-based Tutoring: An Early Consideration of Opportunities and Concerns. In: Proceedings of the Workshop on Empowering Education with LLMs - the Next-Gen Interface and Content Generation Colocated with 24th International Conference on Artificial Intelligence in Education, pp. 78-88. Springer, ??? (2023)

[103] Denny, P. , Gulwani, S. , Heffernan, N. T. , Käser, T. , Moore, S. , Rafferty, A. N. , Singla, A. : Generative ai for education (gaied): Advances, opportunities, and challenges. arXiv preprint arXiv:2402. 01580 (2024)

[104] Mirzaei, M. S. , Meshgi, K. , Akita, Y. , Kawahara, T. : Partial and Synchronized Captioning: A New Tool to Assist Learners in Developing Second Language Listening Skill. ReCALL **29**(2), 178-199 (2017)

[105] Montero Perez, M. , Peters, E. , Clarebout, G. , Desmet, P. : Effects of Captioning on Video Comprehension and Incidental Vocabulary Learning. Language Learning & Technology **18**(1), 118-141 (2014)

[106] Perez, M. M. , Peters, E. , Desmet, P. : Is Less More? Effectiveness and Perceived Usefulness of Keyword and Full Captioned Video for L2 Listening Comprehension. ReCALL **26**(1), 21-43 (2014)

[107] Dizon, G. : Evaluating Intelligent Personal Assistants for L2 Listening and Speaking Development. Language Learning & Technology **24**(1), 16-26 (2020)

[108] Vu, D. C. , Lian, A. -P. , Siriyothin, P. : Integrating Natural Language Processing and Multimedia Databases in CALL Software: Development and Evaluation of an ICALL Application for EFL Listening Comprehension. Computer Assisted Language Learning **23**(3), 41-69 (2022)

[109] Julyati, E. , Nurlaili, N. : The Use of Computer Assisted Language Learning (Call) as Instructional Media English to Increase Listening Comprehension at First Grade Smp Lestari Beringin. UMNEEJ (UNIVERSITAS MUSLIM NUSANTARA ENGLISH EDUCATION JOURNAL) **1**(1), 29-36 (2023)

[110] Lebedeva, M. Y. , Koltakova, E. V. , Khaleeva, O. N. , Rusetskaya, M. N. : Computer-assisted Language Learning for the Development of Listening Skills: A Case Study of Pre-university Russian as a Foreign Language. International Journal of Applied Linguistics and English Literature **6**(1), 257-265 (2017)

[111] Nushi, M. , Eqbali, M. H. : Duolingo: A Mobile Application to Assist Second Language Learning. Teaching English with Technology **17**(1), 89-98 (2017)

[112] An, K. , Chen, Q. , Deng, C. , Du, Z. , Gao, C. , Gao, Z. , Gu, Y. , He, T. , Hu, H. , Hu, K. , et al. : Funaudiollm: Voice understanding and generation foundation models for natural interaction between humans and llms. arXiv preprint arXiv:2407. 04051 (2024)

[113] Cucchiarini, C. , Strik, H. : Second Language Learners' Spoken Discourse: Practice and Corrective Feedback through Automatic Speech Recognition. In: Smart Technologies: Breakthroughs in Research and Practice, pp. 367-389. IGI Global, ??? (2018)

[114] Golonka, E. M. , Bowles, A. R. , Frank, V. M. , Richardson, D. L. , Freynik, S. : Technologies for Foreign Language Learning: A Review of Technology Types and Their Effectiveness. Computer Assisted Language Learning **27**(1), 70-105 (2014)

[115] Bashori, M. , van Hout, R. , Strik, H. , Cucchiarini, C. : Web-based Language Learning and Speaking Anxiety. Computer Assisted Language Learning **35**(5-6), 1058-1089 (2022)

[116] Chen, Y. -c. : Effects of Technology-enhanced Language Learning on Reducing EFL Learners' Public Speaking Anxiety. Computer Assisted Language Learning **37**, 1-25 (2022)

[117] Hapsari, I. P. , Wu, T. -T. : AI Chatbots Learning Model in English Speaking Skill: Alleviating Speaking Anxiety, Boosting Enjoyment, and Fostering Critical Thinking. In: Proceedings of the 5th International Conference on Innovative Technologies and Learning, pp. 444-453 (2022). Springer

[118] Bashori, M. , van Hout, R. , Strik, H. , Cucchiarini, C. : 'Look, I Can Speak Correctly': Learning Vocabulary and Pronunciation through Websites Equipped with Automatic Speech Recognition Technology. Computer Assisted Language Learning **37**, 1-29 (2022)

[119] Sharma, S. , Mhasakar, M. , Mehra, A. , Venaik, U. , Singhal, U. , Kumar, D. , Mittal, K. : Comuniqa: Exploring large language models for improving English speaking skills. In: Proceedings of the 7th ACM SIGCAS/SIGCHI Conference on Computing and Sustainable Societies, pp. 256-267 (2024)

[120] Xu, S. , Qin, L. , Chen, T. , Zha, Z. , Qiu, B. , Wang, W. : Large language model based situational dialogues for second language learning. arXiv preprint arXiv:2403. 20005 (2024)

[121] Jeon, J. , Lee, S. , Choi, S. : A systematic review of research on speech recognition chatbots for language learning: Implications for future directions in the era of large language models. Interactive Learning Environments **32**(8), 4613-4631 (2024)

[122] Ramesh, D. , Sanampudi, S. K. : An Automated Essay Scoring Systems: A Systematic Literature Review. Artificial Intelligence Review **55**(3), 2495-2527 (2022)

[123] Vijaya Shetty, S. , Guruvyas, K. R. , Patil, P. P. , Acharya, J. J. : Essay Scoring Systems Using AI and Feature Extraction: A Review. In: Proceedings of 3rd International Conference on Communication, Computing and Electronics Systems, pp. 45-57 (2022). Springer

[124] Carlile, W. , Gurrapadi, N. , Ke, Z. , Ng, V. : Give Me More Feedback: Annotating Argument Persuasiveness and Related Attributes in Student Essays. In: Proceedings of the 56th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, pp. 621-631. Association for Computational Linguistics, ??? (2018)

[125] Mathias, S. , Bhattacharyya, P. : Can Neural Networks Automatically Score Essay Traits? In: Proceedings of the 15th Workshop on Innovative Use of NLP for Building Educational Applications, pp. 85-91 (2020)

[126] Phandi, P. , Chai, K. M. A. , Ng, H. T. : Flexible Domain Adaptation for Automated Essay Scoring Using Correlated Linear Regression. In: Proceedings of the 2015 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, pp. 431-439. Association for Computational Linguistics, ??? (2015).

https://doi.org/10.18653/v1/D15-1049.

https://aclanthology.org/D15-1049

[127] Somasundaran, S. , Burstein, J. , Chodorow, M. : Lexical Chaining for Measuring Discourse Coherence Quality in Test-taker Essays. In: Proceedings of the 25th International Conference on Computational Linguistics, pp. 950-961 (2014)

[128] Mathias, S. , Bhattacharyya, P. : Thank "Goodness"! A Way to Measure Style in Student Essays. In: Proceedings of the 5th Workshop on Natural Language Processing Techniques for Educational Applications, pp. 35- 41. Association for Computational Linguistics, ??? (2018).

https://doi.org/10.18653/v1/W18-3705.

https://aclanthology.org/W18-3705

[129] Chen, M. , Li, X. : Relevance-based Automated Essay Scoring via Hierarchical Recurrent Model. In: Proceedings of International Conference on Asian Language Processing, pp. 378-383 (2018). IEEE

[130] Dong, F. , Zhang, Y. : Automatic Features for Essay Scoring - An Empirical Study. In: Proceedings of the 2016 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, pp. 1072-1077. Association for Computational Linguistics, ??? (2016).

https://doi.org/10.18653/v1/D16-1115.

https://aclanthology.org/D16-1115

[131] Taghipour, K. , Ng, H. T. : A Neural Approach to Automated Essay Scoring. In: Proceedings of the 2016 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, pp. 1882-1891. Association for Computational Linguistics, ??? (2016).

https://doi.org/10.18653/v1/D16-1193.

https://aclanthology.org/D16-1193

[132] Jin, C. , He, B. , Hui, K. , Sun, L. : TDNN: A Two-stage Deep Neural Network for Prompt-independent Automated Essay Scoring. In: Proceedings of the 56th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, vol. 1, pp. 1088-1097. Association for Computational Linguistics, ??? (2018).

https://doi.org/10.18653/v1/P18-1100.

https://aclanthology.org/P18-1100

[133] Lim, C. T. , Bong, C. H. , Wong, W. S. , Lee, N. K. : A Comprehensive Review of Automated Essay Scoring (AES) Research and Development. Pertanika Journal of Science & Technology **29**(3), 1875-1899 (2021)

[134] Yannakoudakis, H. , Andersen, Ø. E. , Geranpayeh, A. , Briscoe, T. , Nicholls, D. : Developing an Automated Writing Placement System for ESL Learners. Applied Measurement in Education **31**(3), 251-267 (2018)

[135] Page, E. B. : The Imminence of … Grading Essays by Computer. The Phi Delta Kappan **47**(5), 238-243 (1966)

[136] Foltz, P. W. , Laham, D. , Landauer, T. K. : The Intelligent Essay Assessor: Applications to Educational Technology. Interactive Multimedia Electronic Journal of Computer-Enhanced Learning **1**(2), 939-944 (1999)

[137] Attali, Y. , Burstein, J. : Automated Essay Scoring with E-rater® V. 2. The Journal of Technology, Learning and Assessment **4**(3), 3-30 (2006)

[138] Zupanc, K. , Bosnić, Z. : Automated Essay Evaluation with Semantic Analysis. Knowledge-Based Systems **120**, 118-132 (2017)

[139] Woods, B. , Adamson, D. , Miel, S. , Mayfield, E. : Formative Essay Feedback Using Predictive Scoring Models. In: Proceedings of the 23rd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, pp. 2071-2080 (2017)

[140] Chen, H. , He, B. : Automated Essay Scoring by Maximizing Human machine Agreement. In: Proceedings of the 2013 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, pp. 1741-1752 (2013)

[141] Dikli, S. : An Overview of Automated Scoring of Essays. The Journal of Technology, Learning and Assessment **5**(1) (2006)

[142] Vajjala, S. : Automated Assessment of Non-native Learner Essays: Investigating the Role of Linguistic Features. International Journal of Artificial Intelligence in Education **28**(1), 79-105 (2018)

143] Wang, J. , Brown, M. S. : Automated Essay Scoring Versus Human Scoring: A Correlational Study. Contemporary Issues in Technology and Teacher Education **8**(4), 310-325 (2008)

[144] Cummins, R. , Zhang, M. , Briscoe, T. : Constrained Multi-Task Learning for Automated Essay Scoring. In: Proceedings of the 54th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, vol. 1, pp. 789-799. Association for Computational Linguistics, ??? (2016).

https: //doi.org/10.18653/v1/P16-1075.

https://aclanthology.org/P16-1075

[145] Persing, I. , Ng, V. : Modeling Thesis Clarity in Student Essays. In: Proceedings of the 51st Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, vol. 1, pp. 260-269. Association for Computational Linguistics, ??? (2013). https://aclanthology.org/P13-1026

[146] Sakaguchi, K. , Heilman, M. , Madnani, N. : Effective Feature Integration for Automated Short Answer Scoring. In: Proceedings of the 2015 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies, pp. 1049-1054. Association for Computational Linguistics, ??? (2015).

https://doi.org/ 10.3115/v1/N15-1111.

https://aclanthology.org/N15-1111

[147] Salim, Y. , Stevanus, V. , Barlian, E. , Sari, A. C. , Suhartono, D. : Automated English Digital Essay Grader Using Machine Learning. In: Proceedings of IEEE International Conference on Engineering, Technology and Education, pp. 839-845 (2019). IEEE

[148] Sultan, M. A. , Salazar, C. , Sumner, T. : Fast and Easy Short Answer Grading with High Accuracy. In: Proceedings of the 2016 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies, pp. 1070-1075. Association for Computational Linguistics, ??? (2016).

https://doi.org/10.18653/v1/ N16-1123.

https://aclanthology.org/N16-1123

[149] Süzen, N. , Gorban, A. N. , Levesley, J. , Mirkes, E. M. : Automatic Short Answer Grading and Feedback Using Text Mining Methods. Procedia Computer Science **169**, 726-743 (2020)

[150] Islam, M. M. , Hoque, A. S. M. L. : Automated Essay Scoring Using Generalized Latent Semantic Analysis. In: Proceedings of the 13th International Conference on Computer and Information Technology, pp. 358-363 (2010). IEEE

[151] Sendra, M. , Sutrisno, R. , Harianata, J. , Suhartono, D. , Asmani, A. B. : Enhanced Latent Semantic Analysis by Considering Mistyped Words in Automated Essay Scoring. In: Proceedings of International Conference on Informatics and Computing, pp. 304-308 (2016). IEEE

[152] Kakkonen, T. , Myller, N. , Sutinen, E. : Applying Latent Dirichlet Allocation to Automatic Essay Grading. In: Proceedings of the 5th International Conference on Advances in Natural Language Processing, pp. 110-120 (2006). Springer

[153] Tashu, T. M. , Maurya, C. K. , Horvath, T. : Deep Learning Architecture for Automatic Essay Scoring. arXiv preprint arXiv:2206. 08232 (2022)

[154] Alikaniotis, D. , Yannakoudakis, H. , Rei, M. : Automatic Text Scoring Using Neural Networks. In: Proceedings of the 54th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, vol. 1, pp. 715-725. Association for Computational Linguistics, ??? (2016).

https://doi.org/ 10.18653/v1/P16-1068.

https://aclanthology.org/P16-1068

[155] Dong, F. , Zhang, Y. , Yang, J. : Attention-based recurrent convolutional neural network for automatic essay scoring. In: Proceedings of the 21st Conference on Computational Natural Language Learning, pp. 153-162. Association for Computational Linguistics, ??? (2017).

https://doi.org/ 10.18653/v1/K17-1017.

https://aclanthology.org/K17-1017/

[156] Zhang, H. , Litman, D. : Co-Attention Based Neural Network for Source Dependent Essay Scoring. In: Proceedings of the 13th Workshop on Innovative Use of NLP for Building Educational Applications, pp. 399- 409. Association for Computational Linguistics, ??? (2018).

https://doi.org/10.18653/v1/W18-0549.

https://aclanthology.org/W18-0549

[157] Cozma, M. , Butnaru, A. , Ionescu, R. T. : Automated Essay Scoring with String Kernels and Word Embeddings. In: Proceedings of the 56th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, vol. 2, pp. 503-509. Association for Computational Linguistics, ??? (2018).

https://doi.org/10.18653/v1/P18-2080.

https://aclanthology.org/P18-2080

[158] Fiacco, J. , Adamson, D. , Ros, C. : Towards Extracting and Understanding the Implicit Rubrics of Transformer Based Automatic Essay Scoring Models. In: Proceedings of the 18th Workshop on Innovative Use of NLP for Building Educational Applications, pp. 232-241. Association for Computational Linguistics, ??? (2023).

https://doi.org/10.18653/v1/ 2023.bea-1.20.

https://aclanthology.org/2023.bea-1.20

[159] Lun, J. , Zhu, J. , Tang, Y. , Yang, M. : Multiple Data Augmentation Strategies for Improving Performance on Automatic Short Answer Scoring. In: Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, vol. 34, pp. 13389-13396 (2020)

[160] Mayfield, E. , Black, A. W. : Should You Fine-tune BERT for Automated Essay Scoring? In: Proceedings of the 15th Workshop on Innovative Use of NLP for Building Educational Applications, pp. 151-162 (2020)

[161] Sethi, A. , Singh, K. : Natural Language Processing Based Automated Essay Scoring with Parameter-efficient Transformer Approach. In: Proceedings of the 6th International Conference on Computing Methodologies and Communication, pp. 749-756 (2022). IEEE

[162] Dasgupta, T. , Naskar, A. , Dey, L. , Saha, R. : Augmenting Textual Qualitative Features in Deep Convolution Recurrent Neural Network for Automatic Essay Scoring. In: Proceedings of the 5th Workshop on Natural Language Processing

Techniques for Educational Applications, pp. 93-102. Association for Computational Linguistics, ??? (2018).

https: //doi.org/10.18653/v1/W18-3713.

https://aclanthology.org/W18-3713

[163] Liu, J. , Xu, Y. , Zhu, Y. : Automated Essay Scoring Based on Two-stage Learning. arXiv preprint arXiv:1901. 07744 (2019)

[164] Tay, Y. , Phan, M. , Tuan, L. A. , Hui, S. C. : SkipFlow: Incorporating Neural Coherence Features for End-to-end Automatic Text Scoring. In: Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, pp. 5948-5955 (2018)

[165] Cummins, R. , Rei, M. : Neural Multi-task Learning in Automated Assessment. arXiv preprint arXiv:1801. 06830 (2018)

[166] Nadeem, F. , Nguyen, H. , Liu, Y. , Ostendorf, M. : Automated Essay Scoring with Discourse-aware Neural Models. In: Proceedings of the 14th Workshop on Innovative Use of NLP for Building Educational Applications, pp. 484-493 (2019)

[167] Liew, P. Y. , Tan, I. K. T. : On automated essay grading using large language models. In: Proceedings of the 2024 8th International Conference on Computer Science and Artificial Intelligence. CSAI '24, pp. 204-211. Association for Computing Machinery, New York, NY, USA (2025).

https://doi.org/10.1145/3709026.3709030.

https://doi.org/10.1145/3709026.3709030

[168] Cai, Y. , Liang, K. , Lee, S. , Wang, Q. , Wu, Y. : Rank-then-score: Enhancing large language models for automated essay scoring. arXiv preprint arXiv:2504. 05736 (2025)

[169] Liu, M. , Li, Y. , Xu, W. , Liu, L. : Automated Essay Feedback Generation and Its Impact on Revision. IEEE Transactions on Learning Technologies **10**(4), 502-513 (2016)

[170] Bibauw, S. , François, T. , Desmet, P. : Discussing with a Computer to Practice a Foreign Language: Research Synthesis and Conceptual Framework of Dialogue-based CALL. Computer Assisted Language Learning **32**(8), 827-877 (2019)

[171] Hsu, M. -H. , Chen, P. -S. , Yu, C. -S. : Proposing a Task-oriented Chatbot System for EFL Learners Speaking Practice. Interactive Learning Environments **37**, 1-12 (2021)

[172] Bernstein, J. , Cohen, M. , Murveit, H. , Rtischev, D. , Weintraub, M. : Automatic Evaluation and Training in English Pronunciation. In: Proceedings of the 1st International Conference on Spoken Language Processing, pp. 1185-1188 (1990)

[173] Witt, S. M. , Young, S. J. : Phone-level Pronunciation Scoring and Assessment for Interactive Language Learning. Speech Communication **30**(2- 3), 95-108 (2000)

[174] Knill, K. M. , Gales, M. J. F. , Manakul, P. P. , Caines, A. P. : Automatic Grammatical Error Detection of Non-native Spoken Learner English. In: Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, pp. 8127-8131 (2019). IEEE

[175] Lu, Y. , Gales, M. , Knill, K. , Manakul, P. , Wang, L. , Wang, Y. : Impact of ASR Performance on Spoken Grammatical Error Detection. In: Proceedings of the 20th Annual Conference of the International Speech Communication Association, pp. 1876-1880 (2019)

[176] Yoon, S. -Y. , Lee, C. : Content Modeling for Automated Oral Proficiency Scoring System. In: Proceedings of the 14th Workshop on Innovative Use of NLP for Building Educational Applications, pp. 394-401 (2019)

[177] Kyriakopoulos, K. , Knill, K. , Gales, M. : Automatic Detection of Accent and Lexical Pronunciation Errors in Spontaneous Non-native English Speech. In: Proceedings of the 47th Annual International Symposium on Computer Architecture, pp. 3052-3056 (2020)

[178] Lee, C. M. , Yoon, S. -Y. , Wang, X. , Mulholland, M. , Choi, I. , Evanini, K. : Off-Topic Spoken Response Detection Using Siamese Convolutional Neural Networks. In: Proceedings of the 18th Annual Conference of the International Speech Communication Association, pp. 1427-1431 (2017)

[179] Raina, V. , Gales, M. , Knill, K. : Complementary Systems for Off-topic Spoken Response Detection. In: Proceedings of the 15th Workshop on Innovative Use of NLP for Building Educational Applications, pp. 41-51 (2020)

[180] Wang, X. , Yoon, S. -Y. , Evanini, K. , Zechner, K. , Qian, Y. : Automatic Detection of Off-topic Spoken Responses Using Very Deep Convolutional Neural Networks. In: Proceedings of the 20th Annual Conference of the International Speech Communication Association, pp. 4200-4204 (2019)

181] Chen, L. , Zechner, K. , Yoon, S. -Y. , Evanini, K. , Wang, X. , Loukina, A. , Tao, J. , Davis, L. , Lee, C. M. , Ma, M. , Mundkowsky, R. , Lu, C. , Leong, C. W. , Gyawali, B. : Automated Scoring of Nonnative Speech Using the SpeechRaterSM v. 5. 0 Engine. ETS Research Report Series **2018**(1), 1-31 (2018)

[182] Zechner, K. , Higgins, D. , Xi, X. , Williamson, D. M. : Automatic Scoring of Non-native Spontaneous Speech in Tests of Spoken English. Speech Communication **51**(10), 883-895 (2009)

[183] Fu, K. , Peng, L. , Yang, N. , Zhou, S. : Pronunciation assessment with multi-modal large language models. arXiv preprint arXiv:2407. 09209 (2024)

[184] Wang, Z. , Mao, S. , Wu, W. , Xia, Y. , Deng, Y. , Tien, J. : Assessing phrase break of esl speech with pre-trained language models and large language models. arXiv preprint arXiv:2306. 04980 (2023)

[185] Yoon, S. -Y. , Hsieh, C. -N. , Zechner, K. , Mulholland, M. , Wang, Y. , Madnani, N. : Toward Automated Content Feedback Generation for Non-native Spontaneous Speech. In: Proceedings of the 14th Workshop on Innovative Use of NLP for Building Educational Applications, pp. 306-315 (2019)

[186] Ranalli, J. : Automated Written Corrective Feedback: How Well Can Students Make Use of It? Computer Assisted Language Learning **31**(7), 653-674 (2018)

[187] Ellis, R. , Loewen, S. , Erlam, R. : Implicit and Explicit Corrective Feedback and the Acquisition of L2 Grammar. Studies in Second Language Acquisition **28**(2), 339-368 (2006)

[188] Hyland, K. : 11 Interpersonal Aspects of Response: Constructing and Interpreting. Feedback in Second Language Writing: Contexts and Issues (2006)

[189] O'Neill, R. , Russell, A. : Stop! Grammar Time: University Students' Perceptions of the Automated Feedback Program Grammarly. Australasian Journal of Educational Technology **35**(1), 42-56 (2019)

التعريف بالمؤلفة :

أنيسيا كاتينسكايا هي باحثة في جامعة هلسنكي - فنلندا. وهي حاصلة على شهادة دكتوراه في علوم الحاسوب. كما أنها خبيرة بيانات في مجال المعالجة الآلية للغة في المركز السويسري لعلوم البيانات/ (Swiss Data Science Center) .

البريد الالكتروني : anisia.katinskaia@helsinki.fi

الملخص

يُعدّ تعلّم اللّغات بمساعدة الحاسوب (CALL) مجالا بحثيا راسخا. نستعرض في هذا المقال كيفية توظيف الذكاء الاصطناعي في دعم تعلّم اللّغات وتعليمها؛ إذ تزداد الحاجة إلى عوامل ذكية (intelligent agents) تساعد متعلّمي اللغات والمعلّمين، نظرا لأن وقت المعلّم البشري يعدّ موردا نادرا ومكلفا، مما يجعله لا يتوافق مع الطلب المتزايد في هذا المجال. وتُسهم عوامل إضافية في زيادة الحاجة إلى التعلّم المدعوم بالحاسوب، منها: الأوبئة، وتزايد الطلب على التعلّم عن بعد، وهجرة أعداد كبيرة من السكان، والحاجة إلى وسائل دعم تعليمي مستدام ومنخفض التكلفة، إلخ. تتكوّن أنظمة تعلّم اللّغات بمساعدة الحاسوب من مكونات متعدّدة تؤدي وظائف متنوعة، ويُوظَّف الذكاء الاصطناعي في عدّة جوانب مختلفة ضمن هذه النظم، حيث يرتبط كل منها بمجال بحثي واسع قائم بذاته. إنّ معظم ما نعثر عليه في الأدبيات البحثية وفي الاستخدام التطبيقي يتمثل في نماذج أوليّة أو تطبيقات جزئية - نظم تنفّذ بعض الوظائف فقط من المنظومة الكاملة المرجوّة، في حين أنّ الحلول المتكاملة - ومعظمها تجاري - نادرة نظرا لما تتطلّبه من موارد ضخمة. ومع أنّ التقدّم الحديث في الذكاء الاصطناعي ينبغي أن يفضي إلى تحسين أنظمة تعلّم اللّغات بمساعدة الحاسوب، إلا أنّه لا تزال الدراسات الاستطلاعية التي تركّز على الذكاء الاصطناعي في سياق هذا المجال البحثيّ لا تزال نادرة. ويسعى هذا المقال إلى تقديم رؤية حول تقنيات الذكاء الاصطناعي التي يمكن توظيفها في تعلّم اللّغات، وذلك من منظور مطوّر لنظام تعليم

لغوي مدعوم بالحاسوب. كما نهدف إلى ربط الأعمال المنجزة في تخصّصات مختلفة، لبناء جسور للعمل ما بين التخصّصات.

الكلمات الدّالة: تعلّم اللّغات بمساعدة الحاسوب، الذكاء الاصطناعي، تعلّم اللّغات، نظم التعليم الذكية