

Développer des services de formation s’adaptant aux conditions atmosphériques hyperlocales : une preuve de concept avec l’environnement FACTS

Imran S. A. Khan ^[0009-0000-2777-1663], Emmanuel G. Blanchard ^[0009-0006-0454-5739],
Sébastien George ^[0000-0003-0812-0712]

Laboratoire d’Informatique de l’Université du Mans, Le Mans, FRANCE
{imran.khan, emmanuel.blanchard, sebastien.george}@univ-lemans.fr

Résumé : Les dérèglements climatiques font apparaître une nécessité d’adaptation pour les sociétés et les individus. Face à l’ampleur de la tâche et des enjeux, les environnements informatiques pour l’apprentissage humain pourraient contribuer à enseigner et diffuser de bonnes pratiques et connaissances facilitant ces adaptations nécessaires. Cet article présente une approche innovante d’application éducative dans laquelle des activités d’apprentissage ancrées dans un lieu sont directement adaptées en fonction des conditions atmosphériques. Une évaluation préliminaire est présentée et fournit des résultats très encourageants.

Mots-clés : IA générative, Internet des Objets, génération augmentée par récupération, adaptation atmosphérique, apprentissage ancré dans un lieu.

Abstract: Climate change has highlighted the need for societies and individuals to adapt. Given the scale of the task and the stakes involved, computer environments for human learning could be used to help teach and disseminate good practices and knowledge that facilitate these necessary adaptations. This article presents an innovative approach to educational applications in which place-based learning activities are directly adapted to atmospheric conditions. A preliminary evaluation is also presented, and prove to be very encouraging.

Keywords: Generative AI, Internet of Things, Retrieval Augmented Generation, Atmospheric Adaptation, Place-based Learning.

1 Introduction

Les changements climatiques accroissent la fréquence des événements météorologiques extrêmes tels que les vagues de chaleur, les sécheresses et les tempêtes, tout en amplifiant leurs effets [10]. Ces perturbations affectent de nombreux secteurs de la société et de l'économie, qui dépendent fortement de conditions climatiques stables. Par exemple, dans le domaine de la viticulture, de nouvelles opportunités économiques émergent dans des régions qui, jusqu'à récemment, n'étaient pas propices à la culture de certaines variétés de raisin ou à la production de types spécifiques de vin. Parallèlement, les régions viticoles traditionnelles rencontrent des difficultés face à l'élévation des températures et à l'irrégularité des précipitations, ce qui impacte à la fois la quantité et la qualité de la production [11, 12]. Dans ce contexte, la diffusion des compétences et des connaissances en matière de résilience climatique devient de plus en plus essentielle pour assurer la prospérité future des individus, des industries et des sociétés [22].

Nous considérons que les technologies éducatives adaptatives peuvent jouer un rôle clé dans la transmission des savoirs et des compétences liés à la résilience climatique. C'est pourquoi nous proposons une nouvelle catégorie de technologies éducatives, fondée sur la combinaison d'éléments issus de l'Internet des objets (IoT) et de l'intelligence artificielle générative (IAGen), afin de concevoir des activités pédagogiques s'adaptant aux conditions atmosphériques.

Dans la suite de cet article, nous présentons un bref état de l'art, avant d'introduire notre technologie : le *Future Atmospheric Conditions Training System* (FACTS). Celle-ci est évaluée dans la section suivante. Les résultats sont discutés plus en profondeur dans la dernière partie où sont également discutées des pistes de travail futures.

2 État de l'art

Cette brève revue de la littérature propose un aperçu des recherches et initiatives en matière d'éducation à la résilience climatique, ainsi que de l'intégration des technologies de l'IoT et de l'IAGen dans le domaine éducatif.

Éducation à la résilience climatique. Un consensus croissant se dégage quant à la nécessité de transformations profondes pour permettre aux individus et aux communautés de s'adapter aux effets du changement climatique [22, 31]. En conséquence, les efforts se multiplient pour développer des savoirs et bonnes pratiques ainsi que des politiques afin de renforcer la résilience climatique en milieu rural [9] aussi bien qu'en milieu urbain [6]. Dans ce contexte, les programmes de formation à la résilience climatique se développent, l'apprentissage ancré dans le territoire (*place-based learning*) apparaissant comme une démarche particulièrement appropriée [22]. Cette approche est définie comme « *une démarche pédagogique qui met l'accent sur le lien entre le processus d'apprentissage et le lieu physique où enseignants et apprenants se trouvent* » [34], les observations de terrain y étant reconnues comme particulièrement bénéfiques [13]. Pour que les savoirs et les bonnes pratiques en matière de résilience climatique soient efficaces, il est essentiel qu'ils soient diffusés de manière claire et convaincante auprès du grand public comme des professionnels, afin d'en favoriser une adoption

large [8]. Les Environnements Informatiques pour l'Apprentissage Humain (EIAH) peuvent faciliter cette communication [26]. Parmi les initiatives notables, on trouve l'utilisation de simulations éducatives pour simplifier la découverte des sciences du climat [8], le recours à la réalité virtuelle pour enseigner des concepts climatiques ou proposer des expériences immersives [15, 33], ainsi que la prise en compte des dimensions socioculturelles dans la conception des dispositifs EIAH destinés à la formation à la résilience climatique [1,26]. Enfin, bien que certaines initiatives existent qui utilisent les EIAH pour de l'éducation ancrée dans le territoire (par exemple [17, 39]), cette démarche est peu explorée dans le cadre de la résilience climatique.

IoT et éducation. L'Internet des objets est de plus en plus intégré dans des projets en éducation, tant pour améliorer la gestion des établissements et soutenir les enseignants que pour enrichir l'expérience d'apprentissage des élèves [36, 36]. Plusieurs initiatives exploitent des capteurs IoT pour personnaliser l'apprentissage, notamment en détectant les états affectifs des apprenants [28] ou en inférant leurs états mentaux [30]. Cependant, alors que les capteurs IoT sont couramment utilisés pour surveiller les conditions atmosphériques (température, qualité de l'air, etc.) [25], peu de projets les emploient en contexte éducatif [14]. De fait, les travaux intégrant des données atmosphériques au sein de systèmes d'apprentissage adaptatifs restent limités, suggérant une piste prometteuse pour de futures recherches alliant personnalisation de l'apprentissage et enjeux environnementaux.

IA générative en éducation. L'usage de l'intelligence artificielle générative (IAGen) en éducation connaît une croissance rapide et concerne des sujets variés tels que faciliter la correction de réponses courtes [23], générer des questions [7], faciliter la mise en place d'apprentissage par perturbation [5] ou aider à la conception de programmes pédagogiques [29]. Parmi les techniques émergentes, la génération augmentée par récupération (*Retrieval-Augmented Generation* – RAG) suscite un intérêt croissant [18]. La RAG permet notamment de réduire les risques d'hallucination [4] et se distingue par sa capacité à influencer la génération de contenu au moyen d'une base de connaissances, un mécanisme qui rappelle le module expert des systèmes tutoriels intelligents [2]. En combinant les modèles à base de récupération d'informations et les techniques génératives, la RAG ouvre des perspectives intéressantes pour la création d'expériences éducatives plus dynamiques, réactives et personnalisées. Cette approche est d'ores et déjà mise en œuvre dans diverses technologies éducatives intelligentes, par exemple pour renforcer l'engagement des apprenants [32], aider les tuteurs à adapter dynamiquement le style des systèmes d'enseignement [19], ou encore enseigner la cybersécurité à partir de connaissances structurées par des ontologies [38].

Les paragraphes précédents ont montré que l'IAGen et l'IoT apportent des contributions différentes mais complémentaires, à la fois pour intégrer les conditions atmosphériques et pour concevoir des dispositifs d'apprentissage adaptatifs. Pourtant, aucune recherche n'a encore exploré l'usage combiné de ces deux technologies pour créer des outils éducatifs adaptés aux variations climatiques. Nous faisons l'hypothèse qu'un tel système pourrait jouer un rôle important dans l'enseignement de la résilience climatique, en lien avec le contexte local. La suite de cet article explore l'hypothèse de recherche suivante :

Il est possible de combiner la IAGen et l'IoT pour concevoir des activités d'apprentissage ancrées dans le territoire, adaptables aux conditions atmosphériques en temps réel.

3 L'environnement FACTS (*Future Atmospheric Conditions Training System*)

FACTS est une technologie éducative adaptative intégrant des éléments d'IAGen et d'IoT. Elle propose des activités d'apprentissage ajustées en temps réel aux conditions atmosphériques locales. Fonctionnant comme un compagnon d'apprentissage, elle vise à former les utilisateurs à réagir à de nouvelles conditions climatiques, en s'inspirant des « savoirs » issus de régions ayant une plus grande familiarité avec ces conditions.

Dans cet article, nous nous appuyons sur un scénario de test dans lequel les utilisateurs incarnent un agriculteur en reconversion vers la viticulture. Ne venant pas d'une région traditionnellement viticole, ils ne disposent pas de repères sensoriels leur permettant de relier les conditions climatiques observées à des décisions viticoles appropriées. Les activités proposées par FACTS visent à les accompagner dans la construction de ces liens. Pour cela, la base de connaissances de FACTS a été initialisée avec une vingtaine d'articles scientifiques sur la viticulture en région méditerranéenne, mettant en évidence les relations entre conditions atmosphériques et pratiques culturelles. La figure 1 présente l'architecture du système FACTS.

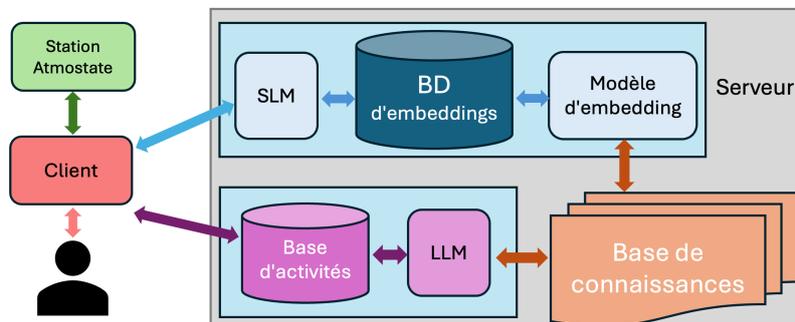


Fig. 1. L'architecture de l'environnement FACTS

Le système repose sur trois composants :

- Une application mobile, utilisée par l'apprenant pour réaliser les activités et interagir avec le système.
- Des stations Atmosstate, appareils IoT qui mesurent les conditions atmosphériques locales.
- Une application serveur, qui utilise l'IA générative pour adapter les activités selon les données recueillies et la base de connaissances.

L'application client. La figure 2 présente des captures d'écran de l'application client.

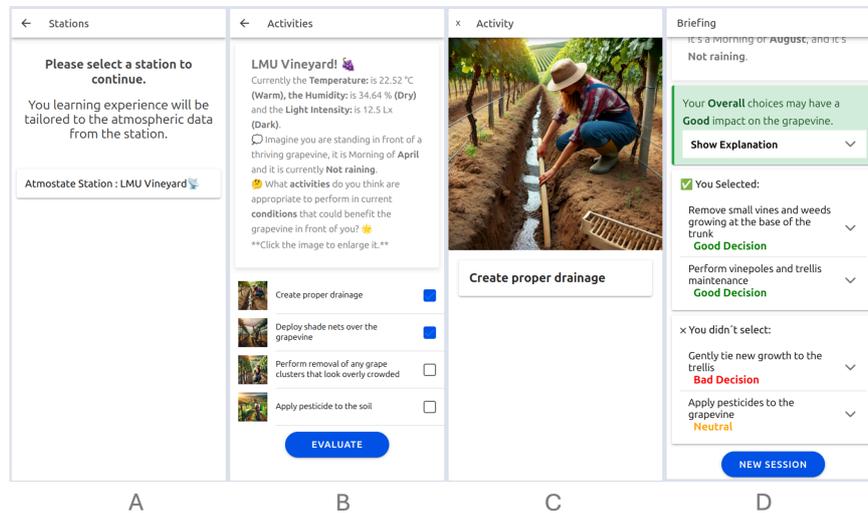


Fig. 2. Quatre captures d'écran de l'application client de FACTS

Une activité d'apprentissage avec FACTS se décompose en plusieurs étapes associées à des écrans de l'application client. Elle débute par une page simple constituée d'un message d'accueil et d'un unique bouton. Cliquer sur celui-ci permet d'accéder à une page présentant la liste des stations Atmosstate détectées à proximité immédiate de l'utilisateur (fig. 2, A). L'utilisateur clique sur celle qui lui convient le mieux et fait ainsi apparaître l'écran présentant le défi. Celui-ci résume le contexte de l'activité (haut de fig. 2, B) qui est constitué des informations atmosphériques provenant des capteurs de la station Atmosstate ainsi que d'informations additionnelles provenant d'API web géolocalisées tels que la vitesse du vent, conditions météo. Une liste d'actions est également proposée (haut de fig. 2, B) et cliquer sur l'une d'entre-elles permettra d'en afficher une illustration (fig. 2, C). Le défi pédagogique consiste à sélectionner lesquelles de ces actions sont appropriées en fonction des conditions atmosphériques. Les choix de l'utilisateur seront par la suite traités afin de générer un page de résultats commentant la pertinence des choix de l'utilisateur en fonction du contexte (fig. 2, D).

Les stations Atmosstates. Spécifiquement conçues dans le cadre du projet FACTS, ces stations sont disséminées sur un territoire, dans des lieux sujets à des conditions atmosphériques distinctes. La figure 3 présente une station Atmosstate ainsi qu'un exemple de répartition de 4 stations dans une zone de campagne mêlant haies de bocage, champs et forêt.

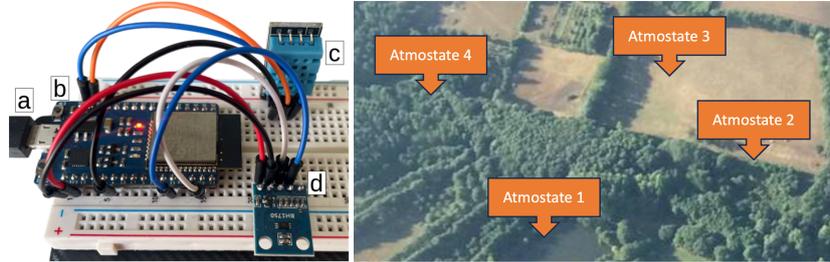


Fig. 3. Une station « Atmostate » et un exemple de répartition de plusieurs de ces stations

Une station Atmostate est alimentée par une pile 5 volts (Fig. 3, a) et est actuellement constituée d'un capteur de température et d'humidité DHT20 (Fig. 3, c), d'un capteur d'intensité lumineuse BH1750 (Fig. 3, d) et d'un microcontrôleur ESP32 (Fig. 3, b). Ce dernier a pour rôle de centraliser les données des différents capteurs et de les transmettre à l'application client via un signal WIFI. Le protocole MQTT est utilisé pour envoyer des paquets de données au format JSON toutes les 5 secondes, par exemple :

```
{"Temperature": "35°C", "Humidity": "75 %", "Light": "3000 Lx"}
```

Le serveur. Le serveur contient une base de connaissances exclusivement composée de documents textuels. Dans le cas de notre étude, elle a été constituée à partir d'une dizaine d'articles scientifiques discutant de moyens d'adapter l'agriculture et la viticulture au changement climatique. Cependant, des documents moins académiques pourraient tout aussi bien être considérés (ex : interviews de viticulteurs experts). Cette base de connaissances sert à nourrir deux processus à base d'IA générative.

- **Processus préparatoire.** Ce premier processus d'IA générative ne sera sollicité que lorsque la base de connaissances est créée ou modifiée. Un LLM analyse celle-ci pour en extraire les actions qui peuvent être appropriées ou non en fonction des conditions atmosphériques y est documentée. Dans notre scénario exemple, une vingtaine d'actions distinctes ont été identifiées et stockées dans une base de données d'actions. Celle-ci est interrogée à l'initialisation de tout nouveau défi pédagogique afin d'extraire aléatoirement 4 actions qui constitueront les choix proposés à l'utilisateur (bas de fig. 2, ii).
- **Processus de génération d'un défi atmosphériquement adapté.** Avant toute interaction, la base de connaissances textuelle est transformée en représentations numériques (appelées embeddings) à l'aide d'un modèle spécialisé. Lorsqu'un défi pédagogique est lancé, l'application crée un prompt combinant les données atmosphériques captées par une station Atmostate et les choix d'activités faits par l'utilisateur, supposés adaptés au climat du moment. Un processus RAG est alors activé : il enrichit le prompt en y ajoutant les embeddings les plus pertinents issus de la base de connaissances. Ce prompt enrichi est ensuite envoyé à un petit modèle de langage (SLM), qui génère une réponse claire et grammaticalement correcte, expliquant si les choix de l'utilisateur sont appropriés. Un exemple de prompt utilisé est présenté ci-dessous :

Using the {Retrieved Docs} as context, assess the suitability of the selected {selected_activities} and unselected activities {unselected_activities} under the given conditions: Temperature: 35°C (Warm), Humidity: 75% (High), Light: 3000 lumens (Dark), Weather: Cloudy, Rain: True, Period: Mid-April, Time: Evening. Evaluate each activity as Good or Bad, with a brief justification. Also, provide an overall assessment of whether the user's selection was appropriate for a viticulture farm.

4 Évaluation

La RAG commence par rechercher des documents pertinents (retrieval) puis génère une réponse à partir des informations trouvées (*generation*). L’objectif est de produire une réponse fidèle aux sources et qui transmette correctement leur contenu. Pour évaluer cette capacité, on utilise souvent la métrique BERTScore F1, qui compare la réponse générée soit à une réponse de référence, soit directement aux documents sources. Cela permet de vérifier si le système comprend bien les documents consultés et s’il peut produire des réponses cohérentes, précises et conformes à l’information d’origine.

L’évaluation technique de notre système vise donc à évaluer la qualité de la RAG au moyen du BERTScore F1. Elle se décompose en 2 étapes :

- Phase de conversion en embeddings. Le texte de la base de connaissances est converti en *embeddings* en associant des modèles d’embeddings avec des méthodes de découpage (chunking). 3 modèles d’*embeddings* ont été testés : *nomic-embed-text*, [21], *bge-m3* [3] et *snowflake-arctic-embed3* [27]. Les 2 méthodes de découpage utilisées sont le *Recursive Chunking* [recur] qui segmente le texte de manière hiérarchique et l’*Agent-based Chunking* [agent], où les données sont introduites dans un agent (comme un SLM) qui génère les morceaux.
- Phase d’évaluation. On utilise différentes combinaisons de SLM et de modèles d’*embeddings* pour faire des générations. Les réponses générées sont ensuite évaluées en calculant le BERTScore. Dans ce cadre, nous avons extrait manuellement 32 paires de questions-réponses issues de la base de connaissances. Trois SLM ont été testés : *Llama3.2* [20], *Phi3.5* [24] et *Gemma:2b* [16]. Le tableau 1 présente les BERTScore F1 obtenus pour les différentes combinaisons.

Tableau 1. BERTScore F1 pour chaque combinaison de SLM et modèle d’embedding.

Modèles d’embedding	SLM		
	Llama3.2	Phi3.5	Gemma:2b
[recur] nomic-embed-text	0.89	0.89	0.88
[recur] bge-m3	0.88	0.89	0.88
[recur] snowflake-arctic-embed3	0.88	0.89	0.87
[agent] nomic-embed-text	0.88	0.81	0.87
[agent] bge-m3	0.88	0.89	0.88
[agent] snowflake-arctic-embed3	0.88	0.9	0.87

Par convention, un BERTScore F1 supérieur ou égal à 0,85 est considéré comme bon. Cela signifie que le texte généré a un sens très proche de celui du texte de référence, même si les mots ne sont pas identiques. Le tableau 1 montre que la combinaison du petit modèle de langage Phi3 avec le modèle d'embedding snowflake-arctic-embed2, utilisant la méthode agent-based chunking, a légèrement surpassé les autres. Toutefois, presque toutes les configurations testées ont dépassé ce seuil de qualité, sauf une. Ces résultats indiquent que les réponses générées par notre système, basé sur un petit modèle de langage et une architecture RAG, s'appuient bien sur les informations contenues dans la base de connaissances.

Nous avons aussi mené une première évaluation de l'expérience utilisateur auprès de 19 personnes (7 femmes et 12 hommes), avec une moyenne d'âge de 35 ans (écart-type : 12,56). Les retours ont été très positifs : les participants ont trouvé le système facile à utiliser et n'ont pas eu besoin d'aide pour comprendre ou résoudre les défis. Ils ont également apprécié l'originalité des activités, ainsi que l'usage de l'IA générative dans un cadre plus interactif et utile qu'un simple chatbot. Si ces premiers résultats sont encourageants, des évaluations à plus grande échelle permettront d'affiner ces conclusions.

5 Discussion et conclusion

Cet article présente FACTS, un système combinant des techniques d'IAGen, des capteurs IoT et une base de connaissances, afin de générer des défis pédagogiques adaptés aux conditions atmosphériques dans le cadre d'un apprentissage ancré dans un lieu, portant sur la résilience climatique.

Une évaluation de plusieurs combinaisons de SLM et modèles d'*embedding* a confirmé que l'approche RAG au cœur de FACTS fonctionnait adéquatement et généraient des réponses à des défis adaptées aux conditions atmosphériques qui provenaient directement d'informations de notre base de connaissance. Une évaluation préliminaire a mis en évidence que les activités proposées par FACTS étaient bien comprises des utilisateurs, qui suggéraient d'ailleurs d'autres domaines d'utilisation.

L'un des principaux atouts de FACTS est justement son usage de l'approche RAG qui permet de générer facilement des défis pédagogiques adaptés aux conditions atmosphériques, dans de nombreux domaines, simplement en mettant à jour la base de connaissances. Cependant, construire une base de connaissances vraiment pertinente reste un défi, notamment pour identifier des ressources qui relient de manière claire des activités d'apprentissage à des situations atmosphériques spécifiques. Dans cette étude, des articles scientifiques ont été utilisés, mais des sources alternatives, comme des entretiens avec des experts locaux, pourraient enrichir le système avec des connaissances plus concrètes, parfois absentes de la littérature académique.

La version actuelle de FACTS se concentre sur des scénarios liés à la viticulture. Toutefois, les participants à notre évaluation ont souligné que l'outil pourrait aussi être utile dans d'autres secteurs comme l'agriculture, la biologie marine, l'apiculture ou la foresterie. Dans les travaux à venir, nous prévoyons d'élargir nos tests à des groupes

plus importants et à ces domaines, qui partagent tous le besoin d'une formation adaptée à la résilience climatique.

References

1. Aguayo, C., & Eames, C.: Promoting community socio-ecological sustainability through technology: A case study from Chile. *International Review of Education*, 63, 871-895 (2017)
2. Anderson, J. R., Boyle, C. F., & Reiser, B. J. (1985). Intelligent tutoring systems. *Science*, 228(4698), 456-462.
3. BGE-M3, Embedding model: <https://huggingface.co/BAAI/bge-m3> . Last accessed 2025/05/10.
4. Béchar, P., & Ayala, O. M.: Reducing hallucination in structured outputs via Retrieval-Augmented Generation. arXiv preprint (2024). arXiv:2404.08189.
5. Blanchard, E.G, Callahan, J-C, Akretche, I., Asswiel, N., Schmitt, L., Kessemtni, A., Khan, I.S.A.: Making Generative AI Hallucinations Useful by Reassessing the Troublemaker Agent Strategy. To appear in Late Breaking Results of the 26th International Conference on Artificial Intelligence in Education (2025).
6. Brown, C., Shaker, R. R., & Das, R.: A review of approaches for monitoring and evaluation of urban climate resilience initiatives. *Environment, development and sustainability*, 20, 23-40 (2018).
7. Bulathwela, S., Muse, H., Yilmaz, E.: Scalable Educational Question Generation with Pre-trained Language Models. In: *Artificial Intelligence in Education*. pp 327–339 (2023).
8. Bush, D., Sieber, R., Seiler, G., & Chandler, M.: Examining educational climate change technology: how group inquiry work with realistic scientific technology alters classroom learning. *Journal of Science Education and Technology*, 27, 147-164 (2018)
9. Chirisa, I., & Nel, V.: Resilience and climate change in rural areas: a review of infrastructure policies across global regions. *Sustainable and Resilient Infrastructure*, 7(5), 380-390 (2022)
10. Clarke, B., Otto, F., Stuart-Smith, R., Harrington, L.: Extreme weather impacts of climate change: an attribution perspective. *Environ. Res.: Climate*. 1, 012001 (2022). <https://doi.org/10.1088/2752-5295/ac6e7d>.
11. Droulia, F., & Charalampopoulos, I.: Future climate change impacts on European viticulture: A review on recent scientific advances. *Atmosphere*, 12(4), 495 (2021).
12. Fraga, H.: Viticulture and Winemaking under Climate Change. *Agronomy*. 9, 783 (2019). <https://doi.org/10.3390/agronomy9120783>.
13. Haskin, J.: Place-based learning: The technology frontier in environmental education. *Educational Technology*, 39(6), 59-63 (1999).
14. Hu, Y., Huang, R.: Development of Weather Monitoring System Based on Raspberry Pi for Technology Rich Classroom. In: Chen, G., Kumar, V., Kinshuk, Huang, R., and Kong, S.C. (eds.) *Emerging Issues in Smart Learning*. pp. 123–129. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg (2015).
15. Klippel, A., Zhao, J., Jackson, K. L., La Femina, P., Stubbs, C., Wetzel, R., & Oprean, D.: Transforming earth science education through immersive experiences: Delivering on a long held promise. *Journal of Educational Computing Research*, 57(7), 1745-1771 (2019).
16. Gemma 2B, Language Model: <https://huggingface.co/google/gemma-2b>, last accessed 2025-05-10
17. Levy, D., Shafri, Y., & Alef, Y.: A place to discover, imagine, and change: Smart learning with local places. In *Universal Access in Human-Computer Interaction. Theory, Methods and Tools: 13th International Conference (2019)*.

18. Lewis, P.S.H., Perez, E., Piktus, A., Petroni, F., Karpukhin, V., Goyal, N., Küttler, H., Lewis, M., Yih, W.-T., Rocktäschel, T., Riedel, S., Kiela, D.: Retrieval-Augmented Generation for Knowledge-Intensive NLP tasks. *Neural Information Processing Systems*. 33, 9459–9474 (2020).
19. Liu, C., Hoang, L., Stolman, A., Wu, B.: HiTA: A RAG-Based Educational Platform that Centers Educators in the Instructional Loop. In: Olney, A.M., Chounta, IA., Liu, Z., Santos, O.C., Bittencourt, I.I. (eds) *Artificial Intelligence in Education. AIED 2024.*, vol 14830. Springer, Cham (2024).
20. Llama3.2, Language Model: <https://huggingface.co/meta-llama/Llama-3.2-3B> . Last accessed 2025/02/19.
21. Nomic-Embed-Text, Embedding model: <https://huggingface.co/nomic-ai/nomic-embed-text-v1> . Last accessed 2025/05/10.
22. Nusche, D., Rabella, M. F., & Lauterbach, S. (2024). Rethinking education in the context of climate change: Leverage points for transformative change. *OECD education working papers*, 307, 1-71 (2024).
23. Nye, B. D., Mee, D., Core, M.G.: Generative Large Language Models for Dialog-Based Tutoring: An Early Consideration of Opportunities and Concerns. In *Proc. of the AIED Workshop on Empowering Education with LLMs - the Next-Gen Interface and Content Generation*, pp 78-88 (2023).
24. Phi3.5, Language Model: <https://huggingface.co/microsoft/Phi-3.5-mini-instruct>, last accessed 2025/02/19.
25. Salam, A.: Internet of things for environmental sustainability and climate change. In *Internet of Things for sustainable community development: Wireless communications, sensing, and systems* (pp. 33-69). Cham: Springer International Publishing (2024).
26. Sidze, S. M.: Empowering Community Resilience to climate Change in Cameroon using Technology-enhanced Learning. PhD Thesis, Dresden University of Technology (2017). <https://core.ac.uk/download/pdf/236374643.pdf> . Last accessed April 10, 2025
27. Snowflake-Arctic-Embed, Embedding model: <https://github.com/Snowflake-Labs/arctic-embed>. Last accessed 2025/05/10
28. Spyrou, E., Vretos, N., Pomazanskyi, A., Asteriadis, S., & Leligou, H. C.: Exploiting IoT technologies for personalized learning. In *Proc. of IEEE Conference on Computational Intelligence and Games*, 1-8 (2018).
29. Sridhar, P. Doyle, A., Agarwal, A. Bogart, C., Savelka, J., Sakr, M. Harnessing LLMs in curricular design. Using GPT-4 to support authoring of learning objectives. In *Proc. of the AIED Workshop on Empowering Education* (2023).
30. Taherisadr, M., Al Faruque, M. A., & Elmalaki, S.: Erudite: Human-in-the-loop IoT for an adaptive personalized learning system. *IEEE Internet of Things Journal*, 11(8), 14532-14550 (2023)
31. Tammi, A. M., & Martínez, R.: Transforming Education Systems for a Climate-Resilient and Sustainable Future. *Building Resilience in Education Systems*, 142 (2025).
32. Thüs, D., Malone, S., Brünken, R.: Exploring generative AI in higher education: a RAG system to enhance student engagement with scientific literature. *Front. Psychol.* 15, 1474892 (2024)
33. Tisoglu, S., Sönmez, E., Kaya, K. Y., & Et, S. Z.: Bridging pedagogy and technology: a systematic review of immersive virtual reality’s potential in climate change education. *Environmental Education Research*, 1-31 (2025)
34. Yemini, M., Engel, L., & Ben Simon, A.: Place-based education—a systematic review of literature. *Educational Review*, 77(2), 640-660 (2025).

35. Zeeshan, K., Hämäläinen, T., & Neittaanmäki, P.: Internet of Things for sustainable smart education: An overview. *Sustainability*, 14(7), 4293 (2022).
36. Zhang, X., Ding, Y., Huang, X., Li, W., Long, L., Ding, S.: Smart Classrooms: How Sensors and AI Are Shaping Educational Paradigms. *Sensors*. 24, 5487 (2024).
37. Zhang, T., Kishore, V., Wu, F., Weinberger, K. Q., & Artzi, Y.: Bertscore: Evaluating text generation with bert. *arXiv preprint arXiv:1904.09675* (2019).
38. Zhao, C., Agrawal, G., Kumarage, T., Tan, Z., Deng, Y., Chen, Y. C., & Liu, H.: Ontology-Aware RAG for Improved Question-Answering in Cybersecurity Education. (2024). arXiv preprint arXiv:2412.14191. Last accessed April 10, 2025.
39. Zimmerman, H. T., & Land, S. M.: Facilitating place-based learning in outdoor informal environments with mobile computers. *TechTrends*, 58, 77-83 (2014).