

Argon2 знижує ефективність таких атак завдяки трьом властивостям: 1) Argon2 є алгоритмом [2], який вимагає значного обсягу оперативної пам'яті для обчислення. GPU мають високу обчислювальну потужність, але пам'ять для кожного потоку обмежена. Якщо алгоритм потребує багато пам'яті на одну спробу, то кількість одночасних перевірок різко зменшується; 2) Хоча GPU добре підходять для задач із незалежними обчисленнями, Argon2 формує залежності між блоками пам'яті так, що атака стає менш ефективною; 3) Argon2 дозволяє регулювати обсяг пам'яті кількістю проходів, ступінь паралелізму. Це дозволяє підібрати параметри, при яких вхід для користувача залишиться зручним, але GPU-атака стане не вигідною.

Запропонована архітектура поєднує зручність для користувача та високий рівень криптографічного захисту.

1. Argon2: вебсайт – URL: <https://www.argon2.com> (дата звернення: 11.04.2026).
2. Biryukov A., Dinu D., Khovratovich D., Josefsson S. RFC 9106 – Argon2 memory-hard function for password hashing and proof-of-work applications. – 2021.

Machine learning methods for automated assessment in distance learning

UDK 004.89:37.018.43

Kostiantyn Radchenko¹, Wei Shenlai²

National Technical University of Ukraine "Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute", ¹radchenko.kostiantyn@lil.kpi.ua, ²radche001@gmail.com

The rapid transition to distance education has intensified the need for automated assessment technologies capable of supporting instructors in evaluating large volumes of student work [1]. In many learning management systems (LMS), assessment remains predominantly manual, requiring significant time and leading to potential subjectivity in scoring. Machine learning (ML) methods provide new opportunities for automating evaluation processes and generating individualized feedback for learners [2]. Unlike rule-based approaches, ML models can recognize linguistic patterns, semantic relationships, and contextual nuances in student responses. This study examines the application of machine learning methods for automated scoring and real-time feedback generation in LMS environments, with particular attention to adaptability, interpretability, and efficiency.

One of the most challenging aspects of distance learning is the evaluation of open-ended student responses [3]. Manual assessment demands substantial instructional resources and may result in inconsistent scoring across different evaluators. Existing automated systems typically focus on multiple-choice or short-answer items that can be assessed using pattern-matching techniques. However, such approaches cannot adequately capture semantic depth, logical structure, or argumentative quality in extended written responses. The central objective of this work is the development of

an intelligent grading mechanism capable of evaluating free-text answers while preserving interpretability and transparency in the scoring process.

Previous research on automated assessment methods can generally be divided into two categories: rule-based systems, which rely on predefined keyword lists and scoring templates; machine learning systems, which learn to evaluate responses based on features extracted from human-scored data.

Rule-based approaches are straightforward to implement but lack adaptability and scalability across diverse linguistic styles [2]. Machine learning approaches, particularly those combining TF-IDF representations with semantic embeddings, achieve greater scoring accuracy but may introduce challenges related to model interpretability. Additionally, existing work rarely addresses mechanisms for generating real-time formative feedback for students. Therefore, there is a need for hybrid models that integrate the robustness of linguistic rules with the flexibility of machine learning to support both automated scoring and meaningful feedback delivery in LMS environments.

The proposed method includes three core components: feature extraction, model training, and feedback generation.

First, student responses undergo preprocessing through tokenization, lemmatization, and stop-word removal, after which each text is represented using a hybrid vector that combines TF-IDF weights and Word2Vec semantic embeddings.

Second, a regression-based prediction model (e.g., Random Forest or Linear Regression) is trained on human-scored samples to learn a mapping between textual features and score values.

Finally, after the model predicts a score, the system analyzes low-weight or missing semantic features to automatically generate feedback in the form of corrective suggestions or conceptual hints. This mechanism provides personalized feedback while ensuring interpretability, as instructors may review feature contributions and the rationale underlying the score.

The proposed model was experimentally evaluated on a dataset of manually graded student responses obtained from an online learning course. Performance was compared with a baseline TF-IDF + Cosine similarity scoring method. Results indicate that the proposed approach achieved a higher correlation with human-assigned scores and demonstrated stable performance across multiple evaluation runs. Additionally, the system was able to process responses in real time and produce feedback summaries for learners, which reduced instructor workload and enhanced transparency in assessment practices.

In conclusion, this study presents a machine learning-based approach for automated scoring and feedback generation in distance learning environments. The proposed model integrates TF-IDF features, Word2Vec embeddings, and regression-based prediction to achieve both accurate and interpretable evaluation results. Implemented as a microservice, the system exhibits high scalability and usability within modern learning platforms. Future research will focus on expanding the dataset, incorporating transformer-based language models, and improving the personalization of generated feedback through more advanced linguistic analysis techniques.

1. Nestulya S., Shara S. Distance learning as a relevant educational technology in higher education institutions, *Scientific Bulletin of Mukachevo State University. Series: Pedagogy and Psychology*, vol. 9, no. 1, pp. 39–46, 2023. doi: 10.52534/msu-pp1.2023.39.
2. Vajjala S., Meurers D. Readability Assessment for Text Simplification: From Analyzing Documents to Identifying Sentential Simplifications, *International Journal of Applied Linguistics*, vol. 165, pp. 159–189, 2014. doi: 10.1075/itl.165.2.04vaj.
3. Zupanc K., Bosnić Z. Automated essay evaluation with semantic analysis, *Knowledge-Based Systems*, vol. 120, pp. 118–132, 2017. doi: 10.1016/j.knosys.2017.01.006.

Алгоритмічні ПІСО: генеративні моделі, мікротаргетинг і захист критичних аудиторій

УДК 004.8

Верголяс О.О.

*старший лейтенант, кандидат юридичних наук, старший викладач,
Харківський національний університет повітряних сил ім. І. Кожедуба,
arnijazov@gmail.com, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-9780-1298>*

Розглянуто алгоритмічні ПІСО, що використовують генеративні моделі, синтетичні медіа, bot-swarming і мікротаргетинг. Визначено типові сценарії таких атак, індикатори їх виявлення та базову модель реагування. Обґрунтовано, що протидія ІШП-підсиленням ПІСО потребує не окремих спростувань, а узгодженого циклу моніторингу, правової оцінки, стратегічних комунікацій і міжвідомчого обміну індикаторами [1-5].

Генеративний ІШП змінив не лише інструменти ПІСО, а й темп їх виконання. Якщо раніше інформаційна операція потребувала автора, редактора, монтажера і мережі поширення, то нині значну частину циклу можна автоматизувати: мовна модель готує варіанти тексту, генератор зображень створює візуальний супровід, синтез голосу дає псевдоавтентичне аудіо, а бот- або рекламна інфраструктура перевіряє, який меседж краще діє на конкретну групу. Для України це не абстрактна технологічна тема: російська агресія поєднує кібероперації, дезінформацію, психологічний тиск на родини військовослужбовців і спроби розколоти довіру між військом, владою та суспільством.

Алгоритмічні ПІСО доцільно розглядати як зміну архітектури впливу. Її основними компонентами є synthetic identity, deepfake-контент, LLM-мікротексти та bot-swarming. Синтетичні акаунти імітують локальну присутність і створюють враження органічної дискусії. Deepfake може бути не лише повністю синтетичним відео, а й змішаною формою: справжній фрагмент виступу, змінена аудіодоріжка, обрізаний контекст або поширення через канал із готовою аудиторією [3; 5]. LLM-мікротексти діють тонше: короткі повідомлення для військових, родин військовослужбовців, медиків, енергетиків, волонтерів чи місцевих громад маскуються під коментар, «інсайд» або побутову пораду. Крос-платформні хвилі переносять наратив між Telegram,