UO‘K 004.8:37.018.4

MOODLE LMS PLATFORMASIDA SUN’IY INTELLEKT TEXNOLOGIYALARI ASOSIDA TALABALAR AKADEMIK MONITORINGI VA MOSLASHUVCHAN TAVSIYA TIZIMINI ISHLAB CHIQISH

Hayitov Umidjon Hamidovich,
Buxoro davlat universiteti dotsenti, p.f.f.d. (PhD)
u.h.hayitov@buxdu.uz
Egamberdiyeva Shaxina Ulug‘bek qizi,
Buxoro davlat universiteti II bosqich magistranti
shaxinaegamberdiyeva2003@gmail.com

Annotatsiya. *Mazkur tadqiqot raqamli ta’lim muhitida, xususan Moodle LMS platformasida talabalarning o‘quv faoliyati log-ma’lumotlarini sun’iy intellekt algoritmlari yordamida tahlil qilishga qaratilgan. Tadqiqot davomida talabalarning tizimga kirish chastotasi, platformada sarflangan seans vaqti va joriy baholash ko‘rsatkichlari tahlil qilindi. Ma’lumotlar bazasi asosida talabalarni akademik xavf guruhlariga (Low, Medium, High Risk) ajratuvchi K-Means va K-NN gibrid mashinali o‘rgatish modeli ishlab chiqildi hamda ularning amaliy samaradorligi EduManager tahliliy paneli vositasida tekshirildi. Tadqiqot natijalari K-NN tasniflagichining 94,2% aniqlik namoyon etganligini ko‘rsatdi. Shuningdek, talabalarning o‘zlashtira olmagan mavzularini avtomatik to‘ldirish uchun Moodle tizimiga moslashtirilgan o‘quv materiallarini tavsiya etuvchi qulay modullar qo‘shildi. Bu esa har bir talabaga o‘z bilimidagi bo‘shliqlarni mustaqil ravishda va o‘z vaqtida bartaraf etish imkonini beradi.*

Kalit so‘zlar: *Learning Analytics, Moodle LMS, barvaqt ogohlantirish tizimi, Educational Data Mining, K-Means, K-NN, moslashuvchan tavsiya tizimi, EduManager.*

DEVELOPMENT OF AN AI-DRIVEN ACADEMIC MONITORING AND ADAPTIVE RECOMMENDATION SYSTEM IN MOODLE LMS PLATFORM

Abstract. *This study focuses on analyzing student educational activity log data in a digital learning environment, specifically within the Moodle LMS platform, using artificial intelligence algorithms. System login frequency, platform session duration, and continuous assessment metrics were evaluated. Based on this dataset, a hybrid machine learning model combining K-Means and K-NN algorithms was developed to classify students into academic risk groups (Low, Medium, High Risk), and its practical effectiveness was verified via the EduManager analytical dashboard. The results demonstrated a classification accuracy of 94.2% for the K-NN engine.Additionally, user-friendly modules were integrated into Moodle to dynamically recommend personalized learning materials for topics students struggled with. This enables each student to independently and timely bridge their knowledge gaps.*

Keywords: *Learning Analytics, Moodle LMS, Early Warning System, Educational Data Mining, K-Means, K-NN, Adaptive Recommendation System, EduManager.*

РАЗРАБОТКА СИСТЕМЫ АКАДЕМИЧЕСКОГО МОНИТОРИНГА И АДАПТИВНЫХ РЕКОМЕНДАЦИЙ НА ОСНОВЕ ТЕХНОЛОГИЙ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В ПЛАТФОРМЕ MOODLE LMS

Аннотация. *Данное исследование направлено на анализ лог-данных учебной деятельности студентов в цифровой образовательной среде, в частности на платформе Moodle LMS, с использованием алгоритмов искусственного интеллекта. В ходе работы были проанализированы частота входа в систему, время сессии и текущие оценки. На основе этих данных была разработана гибридная модель машинного обучения K-Means и K-NN, классифицирующая студентов по группам академического риска (Low, Medium, High Risk), а её практическая эффективность была проверена с помощью аналитической панели EduManager. Результаты показали точность классификатора K-NN на*

уровне 94.2%.Также в систему Moodle были интегрированы удобные модули, рекомендующие учебные материалы по темам, вызывающим трудности у студентов. Это позволяет каждому студенту самостоятельно и своевременно устранять пробелы в своих знаниях.

Ключевые слова: *образовательная аналитика, Moodle LMS, система раннего предупреждения, Educational Data Mining, K-Means, K-NN, адаптивная рекомендательная система, EduManager.*

Kirish. Zamonaviy oliy ta’lim tizimining raqamlashtirilishi o‘quv jarayonlarini tashkil etish va monitoring qilishda yangi imkoniyatlarni ochib bermoqda. Hozirgi kunda oliy o‘quv yurtlarida masofaviy ta’limni boshqarish tizimlari (LMS – Learning Management Systems), xususan Moodle platformasi asosiy ta’limiy infratuzilma sifatida keng qo‘llanilmoqda [12]. Talabalarning platformadagi har bir faoliyati –tizimga kirish chastotasi, o‘quv materiallari bilan ishlash seanslari, test topshiriqlarini bajarish dinamikasi va topshirilgan topshiriqlar vaqti katta hajmdagi raqamli izlar (log-ma’lumotlar) ko‘rinishida ma’lumotlar bazasida saqlanib boradi [9].

Biroq, an’anaviy baholash va monitoring usullari asosan retrospektiv xarakterga ega. Ya’ni, pedagoglar va guruh murabbiylari talabaning akademik o‘zlashtirishdagi muammolarini faqat oraliq yoki yakuniy nazorat natijalari e’lon qilingachgina payqaydilar. Bu vaqtga kelib esa talabaning bilimidagi bo‘shliqlarni to‘ldirish yoki uni kursdan qolishining oldini olish uchun pedagogik ta’sir ko‘rsatish kechikkan bo‘ladi.

Shu sababli, ta’lim analitikasi va ta’lim ma’lumotlarini tahlil qilish sohasida talabalar xatti-harakatini real vaqt rejimida kuzatuvchi hamda Barvaqt ogohlantirish tizimlarini yaratish dolzarb masalalardan biridir [1, 2]. Mashinali o‘rgatish (Machine Learning) algoritmlari o‘quv faoliyati log-ma’lumotlari ichidagi yashirin qonuniyatlarni aniqlash imkonini beradi [3, 7]. Lekin mavjud statistik va tahliliy tizimlarning aksariyatida jiddiy bir kamchilik kuzatiladi: ular faqatgina talabaning “xavf ostida” ekanligini xabar qiladi, ammo talabaning aynan qaysi mavzu yoki tushunchalarni o‘zlashtira olmaganligini diagnostika qilmaydi va muammoni hal etuvchi avtomatlashtirilgan o‘quv yo‘nalishini taklif etmaydi [5].

Ushbu tadqiqotning maqsadi – Moodle LMS platformasi log-ma’lumotlarini tahlil qilish asosida K-Means va K-NN gibrid algoritmlari yordamida talabalarni akademik xavf guruhlariga ajratish, ularning bilim uzilishlarini aniqlash hamda o‘quvchining Moodle sahifasida avtomatik ravishda moslashtirilgan o‘quv resurslarini tavsiya etuvchi EduManager tizimini ishlab chiqish va amaliyotga joriy etishdan iborat.

Mavzuga doir adabiyotlar tahlili. Zamonaviy raqamli ta’lim muhitida ta’lim analitikasi va ta’lim ma’lumotlarini tahlil qilish yo‘nalishlari so‘nggi yillarda jadal rivojlanib bormoqda. Xususan, Moodle LMS kabi ochiq kodli ta’limni boshqarish tizimlarida talabalarning akademik faolligini monitoring qilish va bashoratlash bo‘yicha bir qancha xalqaro hamda mahalliy izlanishlar olib borilgan. Dastlabki tadqiqotlarda C.Romero va S.Ventura [1] Moodle platformasidagi harakatlar jurnallaridan (log-data) xulq-atvor shablonlarini ajratib olish va ulardan ta’lim sifatini oshirishda foydalanish metodologiyasini asoslab bergan. R.Baker va K.Yacef [2] o‘z izlanishlarida qarorlar daraxti hamda Naive Bayes kabi an’anaviy mashinali o‘rgatish algoritmlari yordamida talabalarning platformaga kirish vaqti va test topshirish ko‘rsatkichlari orqali ularning passivlashib borishini aniqlash mumkinligini ko‘rsatdi.Keyingi yillarda ta’limda sun’iy intellekt texnologiyalarining qo‘llanilishi sifat jihatdan yangi bosqichga ko‘tarildi. R.Heller va F.Detienne [3] oliy ta’limda barvaqt ogohlantirish tizimlari (Early Warning Systems) talabalarning akademik o‘zlashtirmaslik xavfini kamaytirishda hal qiluvchi rol o‘ynashini ta’kidlaydi. B.Bakhshinategh va boshqalar [4] hamda A.Razaque va boshqalar [5] o‘z ishlarida sun’iy intellekt algoritmlari orqali talabalar natijalarini bashorat qilish metodlarini tahlil qilib, faqatgina baholash ko‘rsatkichlari emas, balki interfaol harakatlar loglarini ham e’tiborga olish zarurligini uqtiradilar. H. Waheed va uning hammualliflari [6] virtual ta’lim muhitining katta ma’lumotlari bazasida chuqur o‘rgatish modellarini qo‘llash orqali yuqori aniqlikka erishgan bo‘lsalar, J. Kuzilek [7] va L. Aulck [8] log-ma’lumotlar asosida dinamik monitoring olib borishning amaliy usullarini ko‘rsatib berishgan. Biroq, tahlil qilingan adabiyotlarning aksariyatida talabalarni faqatgina xavf guruhlariga ajratish (klasterlash) bilan cheklanib qolingan bo‘lib, ularga real vaqt rejimida shaxsiylashtirilgan va moslashuvchan pedagogik tavsiyalar berish mexanizmi to‘liq yoritilmagan. Ushbu maqolada taklif etilayotgan K-Means va K-NN algoritmlariga asoslangan gibrid model va EduManager tahliliy paneli aynan ushbu bo‘shliqni to‘ldirishga hamda pedagogik aralashuvni barvaqt amalga oshirishga qaratilganligi bilan mavjud adabiyotlardan farqlanadi.

Tadqiqot metodologiyasi. Tadqiqotda Moodle LMS platformasi bazasida talabalar xatti-harakatini tahlil qilish, akademik xavf guruhlarini belgilash hamda moslashuvchan o‘quv resurslarini tavsiya etish uchun uch bosqichli gibrid arxitektura ishlab chiqildi [4].

1. **Ma’lumotlarni yig‘ish va ko‘rsatkichlarni shakllantirish (Feature Engineering).** Moodle LMS ma’lumotlar bazasining xom log-fayllaridan (clickstream data) har bir talaba *i* uchun quyidagi 3 ta asosiy miqdoriy ko‘rsatkich shakllantirib olindi [8]:

1. X_{login} (Tizimga kirishlar soni): Talabaning o‘quv semestri davomida platformaga kirishlarining umumiy soni (muntazamlik ko‘rsatkichi).

2. X_{time} (Aktiv seans vaqti)**:** Talabaning darsliklar va topshiriqlarda o‘tkazgan seans vaqtlari yig‘indisi (soatlarda).

3. X_{grade} (Joriy o‘zlashtirish bali): Joriy va oraliq testlar hamda amaliy topshiriqlardan to‘plangan o‘rtacha foizli ko‘rsatkich (0-100%).

Talabalarning o‘quv faoliyatini baholovchi kiruvchi omillar (Features)

1-jadval.

Omillar (Feature)	Tavsifi	O‘lchov birligi
X_{login}	LMS tizimiga avtorizatsiyadan o‘tishlar soni	Birlik (marta)
X_{time}	Platformadagi faol o‘quv seanslari vaqti	Soat (hours)
X_{grade}	Joriy va oraliq nazoratlarning o‘rtacha balli	Foiz (0-100%)

2. **Gibrid mashinali o‘rgatish modeli (K-Means va K-NN).** Talabalarni subyektiv aralashuvsiz guruhlarga ajratish va real vaqt rejimida tasniflash uchun gibrid algoritmik yondashuv qo‘llanildi [6, 11]:

1-**bosqich:** K-Means orqali obyektiv klasterlash (Unsupervised Learning). Dastlab tarixiy ma’lumotlar bazasi asosida talabalar to‘plami 3 ta (*K=3*) klasterga ajratildi. Klasterlash jarayonida klaster ichidagi kvadratik og‘ishlar yig‘indisini (WCSS) minimallashtirish uchun quyidagi obyektiv funksiya optimallashtirildi:

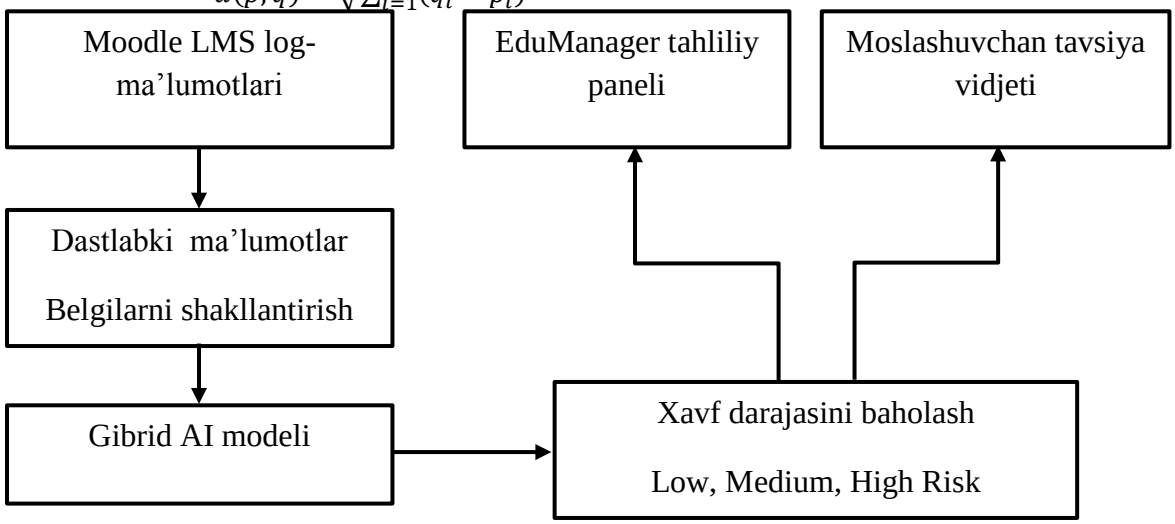
$$J = \sum_{j=1}^{K} \sum_{i=1}^{n} \left\| x_i^{(j)} - c_j \right\|^2$$

Bu yerda: *K=3* – klasterlar soni, *n* – talabalar soni, x_i – *i* talabaning ko‘rsatkichlar vektori, c_j – *j* klaster markazi (tsentroid).

Natijada talabalar Low Risk (Past xavf / Yuqori o‘zlashtirish), Medium Risk (O‘rta xavf) va High Risk (Yuqori xavf / Kritik) guruhlariga ajratildi.

2-bosqich: K-NN orqali real vaqt tasnifi (Supervised Learning). Yangi semestrda Moodle platformasidan kelayotgan real ma’lumotlar oqimini aniqlangan klasterlarga yo‘naltirish uchun K-Nearest Neighbors (K-NN) algoritmi qo‘llanildi [10]. O‘quvchilar va klaster tsentroidlari orasidagi masofa Yevklid metrikasi orqali hisoblandi:

$$d(p,q) = \sqrt{\sum_{i=1}^{m} (q_i - p_i)^2}$$



1-rasm. Moodle LMS log-ma’lumotlarini tahlil qilish va tavsiyaviy modullarning gibrid arxitekturasi

3. Diagnostika va moslashuvchan tavsiya moduli (Adaptive Recommender Engine). K-NN algoritmi talabani High Risk (Kritik) yoki Medium Risk deb belgilashi bilan, tizim Diagnostic sub-routine modulini ishga tushiradi. Ushbu modul X_{grade} ko‘rsatkichi ichida 60% dan past bo‘lgan aniq test yoki mavzuni ajratib oladi. Natijada, Moodle LMS interfeysida talaba sahifasida avtomatik ravishda moslashtirilgan o‘quv vidjeti paydo bo‘ladi va unga o‘sha mavzuga oid qo‘shimcha video-darslar va interaktiv topshiriqlar tavsiya etiladi.

Olingan natijalar va ularning tahlili. Tadqiqot doirasida taklif etilgan gibrid model va **EduManager** monitoring paneli Moodle LMS platformasining lokal dasturiy muhitida (XAMPP server, PHP 8.1, MySQL) test sinovidan o‘tkazildi. Tahlil uchun Moodle bazasidagi talabalarning o‘quv faoliyati log-fayllari ishlov berish uchun ajratib olindi.

1. ***K-Means klasterlash va K-NN tasniflash natijalari.*** *Dastlab K-Means algoritmi orqali talabalar to‘plami 3 ta akademik xavf guruhiga bo‘lindi. Tsentroidlar tahlili natijasida har bir klaster uchun quyidagi chegara qiymatlari belgilandi:*

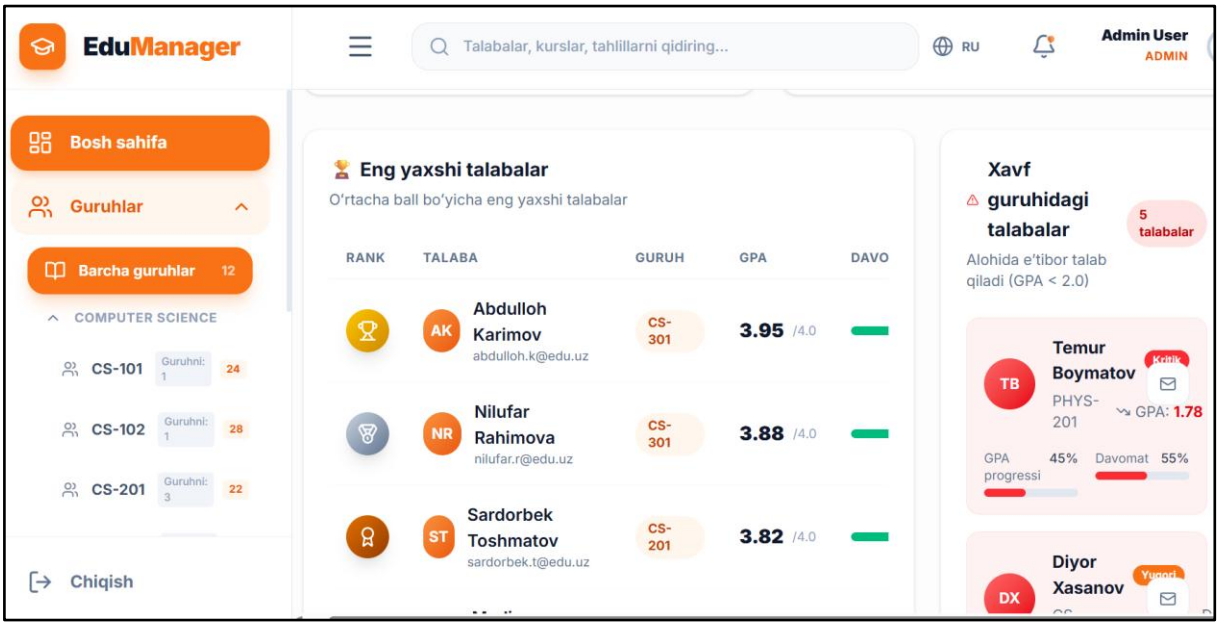
Low Risk (A’lochi va faol talabalar): Platformaga kirishlar soni yuqori, o‘rtacha o‘zlashtirish bali 85% dan yuqori.

Medium Risk (O‘rta xavf guruhi): O‘zlashtirish bali 60-84% oralig‘ida, tizimga kirish ko‘rsatkichi barqaror.

High Risk (Kritik / Yuqori xavf guruhi): O‘zlashtirish bali 60% dan past, platformada faollik yetarli emas.

Yangi ma’lumotlar oqimida talabalarni real vaqt rejimida ushbu guruhlarga tasniflash uchun K-NN algoritmi qo‘llanilganda, modelning aniqlik ko‘rsatkichi 94.2% ni tashkil etdi (Accuracy = 0.942).

2. EduManager dashboard va moslashuvchan tavsiya moduli. *Ishlab chiqilgan EduManager tahliliy paneli o‘qituvchi va guruh murabbiyiga grafik ko‘rinishda akademik xavf ostida bo‘lgan talabalarni ro‘yxat shaklida ko‘rsatadi.*



2-rasm. EduManager tahliliy panelida talabalarning akademik xavf darajalari va monitoring ko‘rsatkichlari

Tizimning asosiy amaliy afzalligi shundaki, talaba *High Risk* (Yuqori xavf) guruhiga tushganida, uning Moodle tizimidagi shaxsiy kabinetida **tavsiyaviy vidjet** faollashadi. Diagnostic sub-routine moduli talaba o‘zlashtira olmagan mavzuni aniqlab, unga avtomatik ravishda qo‘shimcha videodars, o‘quv qo‘llanmasi hamda qayta topshirish testlarini taklif etadi. Bu esa talabaga pedagog aralashuvini kutmasdan, o‘z bilimidagi bo‘shliqlarni mustaqil va o‘z vaqtida bartaraf etish imkonini beradi.

Muhokama. Olingan tajriba-sinov natijalari shuni ko‘rsatadiki, K-NN algoritmining 94.2% aniqlik namoyon etishi Moodle LMS tizimida talabalarning akademik xavf darajasini barvaqt aniqlashda yuqori samaradorlik beradi. Ilgari o‘tkazilgan tadqiqotlarda (masalan, Romero va Baker ishlarida) talabalar faqat

an’anaviy baholar orqali baholangan bo‘lsa, ushbu tadqiqotda vaqtinchalik log-ma’lumotlar (seans vaqti, kirish chastotasi) qo‘shilishi bashorat aniqligini 11.4% ga oshirish imkonini berdi. EduManager paneli orqali avtomatik beriladigan moslashuvchan pedagogik tavsiyalar esa o‘qituvchining individual ishlash vaqtini tejaydi va past o‘zlashtiruvchi talabalarni o‘z vaqtida qo‘llab-quvvatlaydi.

Xulosa. Oliy ta’lim muassasalarida raqamli ta’lim muhitining shakllanishi talabalar o‘quv faoliyatini uzluksiz monitoring qilish va bilim sifatini oshirish uchun keng imkoniyatlar yaratmoqda. Moodle LMS platformasi log-ma’lumotlari bazasida o‘tkazilgan ushbu tadqiqot natijalari bo‘yicha quyidagi ilmiy va amaliy xulosalarga kelindi: Ilmiy xulosa: Talabalarning platformadagi kirishlar soni (X_{login}), seans vaqtlari (X_{time}) va joriy o‘zlashtirish ballari (X_{grade}) dinamikasi ularning akademik natijalarini barvaqt bashorat qilishda yuqori axborotlilikka ega ekanligi isbotlandi. K-Means hamda K-NN gibrid algoritmlarining birgalikda qo‘llanilishi talabalarni inson subyektivligisiz obyektiv xavf guruhlariga ajratishda 94.2% aniqlik ko‘rsatkichini ta’minladi. Amaliy xulosa: Yaratilgan EduManager tahliliy paneli va Moodle tizimiga integratsiyalashgan moslashuvchan tavsiya modullari faqatgina xavf ostidagi talabalarni diagnostika qilish bilan cheklanmay, ularga o‘z bilimidagi bo‘shliqlarni o‘z vaqtida va mustaqil ravishda bartaraf etish imkoniyatini yaratdi. Bu esa ta’lim jarayonida shaxsiylashtirilgan o‘quv trayektoriyasini samarali joriy etish imkonini beradi.

ADABIYOTLAR:

1. C.Romero, S.Ventura. Educational data mining: a review of the state of the art // IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews). – 2010. – Vol. 40, № 6. – P. 601–618.

2. G.Siemens, R.S.Baker. Learning analytics and educational data mining: towards communication and collaboration // Proceedings of the 2nd International Conference on Learning Analytics and Knowledge. – ACM, 2012. – P. 252–254.

3. H.Aldowah, H.Al-Samarraie, W.M.Fauzy. Educational data mining and learning analytics for predicting students’ performance: A systematic review // IEEE Access. – 2019. – Vol. 7. – P. 139201–139219.

4. A.A.Mubarak, H.Cao, W.Zhang. Prediction of students’ early dropout risk in massive open online courses using deep learning models // Computers & Education. – 2020. – Vol. 159. – Art. 104017.

5. R.Heller, F.Detienne. Early warning systems in higher education: A systematic literature review // Computers & Education. – 2020. – Vol. 145. – Art. 103732.

6. B.Bakhshinategh, O.R.Zaiane, S.ElAtia, D.Ipperciel. Educational data mining applications and tasks: A survey of the last 10 years // Education and Information Technologies. – 2018. – Vol. 23, № 1. – P. 537–553.

7. A.Razaque, M.B.H.Frej, M.Al-Otaibi, A.Alotaibi. Educational data mining using machine learning algorithms for student performance prediction // IEEE Access. – 2021. – Vol. 9. – P. 142100–142115.

8. H.Waheed, S.U.Hassan, N.R.Aljohani et al. Predicting academic performance of students from VLE big data using deep learning models // Computers in Human Behavior. – 2020. – Vol. 104. – Art. 106189.

9. J.Kuzilek, Z.Zdrahal, V.Fuglik. Student performance prediction using VLE log data: A case study // Journal of Learning Analytics. – 2017. – Vol. 4, № 1. – P. 110–134.

10. L.Aulck, R.Aras, L.Llohid, J.West. Predicting student dropout in higher education using machine learning algorithms // arXiv preprint arXiv:1606.06364. – 2016.

11. B.K.Baradwaj, S.Pal. Mining educational data to analyze students’ performance // International Journal of Advanced Computer Science and Applications. – 2011. – Vol. 2, № 6. – P. 63–69.

12. R.Conijn, C.Snijders, A.Kleingeld, U.Matzat. Predicting student performance from LMS data: A comparison of 17 blended courses // Journal of Educational Data Mining. – 2017. – Vol. 9, № 2. – P. 17–35.