MINISTRY OF SCIENCE AND HIGHER EDUCATION OF THE REPUBLIC OF KAZAKHSTAN

ҚАЗАҚСТАН РЕСПУБЛИКАСЫНЫҢ ҒЫЛЫМ ЖӘНЕ ЖОҒАРЫ БІЛІМ МИНИСТРЛІГІ

МИНИСТЕРСТВО НАУКИ И ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ РЕСПУБЛИКИ КАЗАХСТАН

KAZAKHSTAN

ХАЛЫҚАРАЛЫҚ УНИВЕРСИТЕТІ

INTERNATIONAL UNIVERSITY SINCE 2009

МЕЖДУНАРОДНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ

INTERNATIONAL JOURNAL OF INFORMATION AND COMMUNICATION TECHNOLOGIES

Published since 2020.
Volume 7. 3 (27). 2026
July–September

ХАЛЫҚАРАЛЫҚ АҚПАРАТТЫҚ ЖӘНЕ КОММУНИКАЦИЯЛЫҚ ТЕХНОЛОГИЯЛАР ЖУРНАЛЫ

2020 жылдан бері шығарылады
Том 7. 3 (27). 2026
Шілде-Қыркүйек

МЕЖДУНАРОДНЫЙ ЖУРНАЛ ИНФОРМАЦИОННЫХ И КОММУНИКАЦИОННЫХ ТЕХНОЛОГИЙ

Издается с 2020 г.
Том 7. 3 (27). 2026
Июль-Сентябрь

Свидетельство о постановке на учет периодического печатного издания в Министерство информации и общественного развития Республики Казахстан № KZ82VPY00020475, выданное от 20.02.2020 г.

Зарегистрировано в Международном центре регистрации серийных изданий ISSN (ЮНЕСКО, Париж, Франция). ISSN 2708–2032 (print), ISSN 2708–2040 (online)

Журнал входит в Перечень научных изданий, рекомендуемых КОКНВО МНВО РК для публикации основных результатов научной деятельности.

EDITOR-IN-CHIEF:
Kateryna Kolesnikova — Doctor of Technical Sciences, professor, Vice-Rector for Research, International Information Technology University (Kazakhstan)

DEPUTY EDITOR-IN-CHIEF:
Madina Ipalakova — Candidate of Technical Sciences, associate professor, Director of the Research Department, International Information Technology University (Kazakhstan)

EDITORIAL BOARD:
Abdul Razak — PhD, professor, Department of Cybersecurity, International Information Technology University (Kazakhstan)
Lucio Tommaso De Paolis — Director of the R&D Department of the AVR Laboratory, Department of Engineering for Innovation, University of Salento (Italy)
Liz Bacon — Professor, Deputy Vice-Chancellor, Abertay University (United Kingdom)
Michele Pagano — PhD, Professor, University of Pisa (Italy)
Mukhtarbay Otelbayev — Doctor of Physical and Mathematical Sciences, professor, academician of the National Academy of Sciences of the Republic of Kazakhstan, professor of the Department of Mathematical and Computer Modeling, International Information Technology University (Kazakhstan)
Bolatbek Rysbaiuly — Doctor of Physical and Mathematical Sciences, professor, professor of the Department of Computing and Data Science, Astana IT University (Kazakhstan)
Yevgeniya Daineko — PhD, research professor, Department of Information Systems, International Information Technology University (Kazakhstan)
Nurzhan Duzbayev — PhD, associate professor, Vice-Rector for Digitalization and Innovation, International Information Technology University (Kazakhstan)
Bakhtgerei Sinchev — Doctor of Technical Sciences, professor, Department of Information Systems, International Information Technology University (Kazakhstan)
Nurgul Seilova — Candidate of Technical Sciences, Dean of the Faculty of Computer Technologies and Cybersecurity, International Information Technology University (Kazakhstan)
Ardak Mukhamediyeva — Candidate of Economic Sciences, Dean of the Faculty of Business, Media and Management, International Information Technology University (Kazakhstan)
Zamira Abdikalikova — PhD, associate professor, Head of the Department of Mathematical and Computer Modeling, International Information Technology University (Kazakhstan)
Yerlan Shildibekov — PhD, associate professor, Head of the Department of Economics and Business, International Information Technology University (Kazakhstan)
Damilya Yeskendirova — Candidate of Technical Sciences, associate professor, Head of the Department of Cybersecurity, International Information Technology University (Kazakhstan)
Aigul Niyazgulova — Candidate of Philological Sciences, Professor, Head of the Department of Media Communications and History of Kazakhstan, International Information Technology University (Kazakhstan)
Altai Aitmagambetov — Candidate of Technical Sciences, Professor, Department of Radio Engineering, Electronics and Telecommunications, International Information Technology University (Kazakhstan)
Yelena Bakhtiyarova — Candidate of Technical Sciences, associate professor, Head of the Department of Radio Engineering, Electronics and Telecommunications, International Information Technology University (Kazakhstan)
Kanibek Sansyzbay — PhD, research professor, Department of Cybersecurity, International Information Technology University (Kazakhstan)
Sakhybay Tynymbayev — Candidate of Technical Sciences, Professor, Research Professor, Department of Computer Engineering, International Information Technology University (Kazakhstan)
Ali Abd Almisreb — PhD, associate professor, Department of Cybersecurity, International Information Technology University (Kazakhstan)
Mohamed Ahmed Hamada — PhD, associate professor, Department of Information Systems, International Information Technology University (Kazakhstan)
Yang Im Chu — PhD, Professor, Gachon University (South Korea)
Tadeusz Wallas — PhD, Vice-Rector, Adam Mickiewicz University (Poland)
Orken Mamyrbayev — PhD, Deputy Director for Science, RSE Institute of Information and Computational Technologies, Committee for Science of the Ministry of Science and Higher Education of the Republic of Kazakhstan (Kazakhstan)
Sergey Bushuyev — Doctor of Technical Sciences, professor, Director of the Ukrainian Project Management Association “UKRNET,” Head of the Department of Project Management, Kyiv National University of Construction and Architecture (Ukraine)
Svetlana Beloshitskaya — Doctor of Technical Sciences, professor, Department of Computing and Data Science, Astana IT University (Kazakhstan)

MANAGING EDITOR
Raushan Mrzabayeva — Master of Science, editor, International Information Technology University (Kazakhstan)

International Journal of Information and Communication Technologies
Periodicity: 4 times a year.
Languages: Kazakh, Russian, English
DOI prefix: 10.54309
ISSN 2708–2032 (print)
ISSN 2708–2040 (online)
Thematic focus: "Information technology"; "Digital technologies in the development of socio-economic systems"; "Information security and communication technologies".
Distribution: Materials are distributed under the Creative Commons Attribution 4.0
Journal website: https://journal.iitu.edu.kz
Owner: International Information Technology University JSC (Almaty).
Copyright: © International Journal of Information and Communication Technologies, 2026

РЕДАКЦИЯ

БАС РЕДАКТОР:

Колесникова Катерина Викторовна — техника ғылымдарының докторы, профессор, Халықаралық ақпараттық технологиялар университетінің ғылыми-зерттеу қызметі жөніндегі проректор (Қазақстан)

БАС РЕДАКТОРДЫҢ ОРЫНБАСАРЫ:

Ипалакова Мадина Тулегеновна — техника ғылымдарының кандидаты, қауымдастырылған профессор, Халықаралық ақпараттық технологиялар университетінің ғылыми-зерттеу қызметі жөніндегі департамент директоры (Қазақстан)

РЕДАКЦИЯЛЫҚ АЛҚА:

Разак Абдул — PhD, Халықаралық ақпараттық технологиялар университеті киберқауіпсіздік кафедрасының профессоры (Қазақстан)

Лучио Томмазо де Паолис — Саленто Университеті (Италия) инновация және технологиялық инжиниринг департаменті AVR зертханасының зерттеу және әзірлеу бөлімінің директоры

Лиз Бэкон — профессор, Абертей Университеті (Ұлыбритания) вице-канцлерінің орынбасары

Микеле Пагано — PhD, Пиза Университетінің (Италия) профессоры

Өтелбаев Мухтарбай Өтелбайұлы — физика-математика ғылымдарының докторы, профессор, ҚР ҰҒА академигі, Халықаралық ақпараттық технологиялар университеті математика және компьютерлік модельдеу кафедрасының профессоры (Қазақстан)

Рысбайулы Болатбек — физика-математика ғылымдарының докторы, профессор, Есептеу және деректер ғылымдары департаментінің профессоры, Astana IT University (Казахстан)

Дайнеко Евгения Александровна — PhD, Халықаралық ақпараттық технологиялар университеті ақпараттық жүйелер кафедрасының профессор-зерттеушісі (Қазақстан)

Дузбаев Нуржан Токкужаевич — PhD, қауымдастырылған профессор, Халықаралық ақпараттық технологиялар университеті цифрландыру және инновациялар жөніндегі проректор (Қазақстан)

Синчев Бахтгерей Куспанович — техника ғылымдарының докторы, профессор, Халықаралық ақпараттық технологиялар университеті ақпараттық жүйелер кафедрасының профессоры (Қазақстан)

Сейлова Нургуль Абадуллаевна — техника ғылымдарының докторы, Халықаралық ақпараттық технологиялар университеті компьютерлік технологиялар және киберқауіпсіздік факультетінің деканы (Қазақстан)

Мухамедиева Ардак Габитовна — экономика ғылымдарының кандидаты, Халықаралық ақпараттық технологиялар университеті бизнеса медиа және басқару факультетінің деканы (Қазақстан)

Абдикаликова Замира Турсынбаевна — PhD, қауымдастырылған профессор, Халықаралық ақпараттық технологиялар университеті математика және компьютерлік модельдеу кафедрасының меңгерушісі (Қазақстан)

Шильдибеков Ерлан Жаржанович — PhD, қауымдастырылған профессор, Халықаралық ақпараттық технологиялар университеті экономика және бизнес кафедрасының меңгерушісі (Қазақстан)

Дамеля Максутовна Ескендирова — техника ғылымдарының кандидаты, қауымдастырылған профессор, Халықаралық ақпараттық технологиялар университеті киберқауіпсіздік кафедрасының меңгерушісі (Қазақстан)

Ниязгулова Айгуль Аскарбековна — филология ғылымдарының кандидаты, доцент, профессор, Халықаралық ақпараттық технологиялар университеті медиакоммуникация және Қазақстан тарихы кафедрасының меңгерушісі (Қазақстан)

Айтмагамбетов Алтай Зуфарович — техника ғылымдарының кандидаты, Халықаралық ақпараттық технологиялар университеті радиотехника, электроника және телекоммуникация кафедрасының профессоры (Қазақстан)

Бахтиярова Елена Ажибековна — техника ғылымдарының кандидаты, қауымдастырылған профессор, Халықаралық ақпараттық технологиялар университеті радиотехника, электроника және телекоммуникация кафедрасының меңгерушісі (Қазақстан)

Канибек Сансызбай — PhD, қауымдастырылған профессор, Халықаралық ақпараттық технологиялар университеті киберқауіпсіздік кафедрасының профессор-зерттеушісі (Қазақстан)

Тынымбаев Сахибай — техника ғылымдарының кандидаты, профессор, Халықаралық ақпараттық технологиялар университеті компьютерлік инженерия кафедрасының профессор-зерттеушісі (Қазақстан)

Алмисреб Али Абд — PhD, Халықаралық ақпараттық технологиялар университеті киберқауіпсіздік кафедрасының қауымдастырылған профессоры (Қазақстан)

Мохамед Ахмед Хамада — PhD, Халықаралық ақпараттық технологиялар университеті ақпараттық жүйелер кафедрасының қауымдастырылған профессоры (Қазақстан)

Янг Им Чу — PhD, Гачон университетінің профессоры (Оңтүстік Корея)

Тадеуш Валлас – PhD, Адам Мицкевич атындағы (Польша) университеттің проректоры

Мамырбаев Оркен Жумажанович — PhD, ҚР ҒЖБМ Ғылым комитеті ақпараттық және есептеу технологиялары институты ӨМК директорының ғылым жөніндегі орынбасары (Қазақстан)

Бушуев Сергей Дмитриевич — техника ғылымдарының докторы, профессор, Украинаның "УКРНЕТ" жобаларды басқару қауымдастығының директоры, Киев ұлттық құрылыс және сәулет университеті жобаларды басқару кафедрасының меңгерушісі (Украина)

Белощицкая Светлана Васильевна — техника ғылымдарының докторы, доцент, Astana IT University есептеу және деректер ғылымы кафедрасының профессоры (Қазақстан)

ЖАУАПТЫ РЕДАКТОР:

Мрзабаева Раушан Жалиевна — магистр, Халықаралық ақпараттық технологиялар университетінің редакторы (Қазақстан)

Халықаралық ақпараттық және коммуникациялық технологиялар журналы
ISSN 2708–2032 (print)
ISSN 2708–2040 (online)
Префикс DOI: 10.54309
Мерзімділігі: жылына 4 рет.
Басылым тілі: қазақ, орыс, ағылшын.
Тақырып бағыты: "Ақпараттық технологиялар"; "Ақпараттық қауіпсіздік және коммуникациялық технологиялар"; "Әлеуметтік-экономикалық жүйелерді дамытудағы цифрлық технология".
Журнал сайты: https://journal.iitu.edu.kz
Тарату: материалдар Creative Commons Attribution 4.0 лицензиясы бойынша таратылады
Меншік иесі: АҚ «Халықаралық ақпараттық технологиялар университеті» (Алматы қ.).
Авторлық құқық: © Халықаралық ақпараттық және коммуникациялық технологиялар журналы, 2026

РЕДАКЦИЯ

ГЛАВНЫЙ РЕДАКТОР:

Колесникова Катерина Викторовна — доктор технических наук, профессор, проректор по научно-исследовательской деятельности Международного университета информационных технологий (Казахстан)

ЗАМЕСТИТЕЛЬ ГЛАВНОГО РЕДАКТОРА:

Ипалакова Мадина Тулегеновна — кандидат технических наук, ассоциированный профессор, директор департамента по научно-исследовательской деятельности Международного университета информационных технологий (Казахстан)

РЕДАКЦИОННАЯ КОЛЛЕГИЯ:

Разак Абдул — PhD, профессор кафедры кибербезопасности Международного университета информационных технологий (Казахстан)

Лучио Томмазо де Паолис — директор отдела исследований и разработок лаборатории AVR департамента инноваций и технологического инжиниринга Университета Саленто (Италия)

Лиз Бэкон — профессор, заместитель вице-канцлера Университета Абертей (Великобритания)

Микеле Пагано — PhD, профессор Университета Пизы (Италия)

Отелбаев Мухтарбай Отелбайулы — доктор физико-математических наук, профессор, академик НАН РК, профессор кафедры математического и компьютерного моделирования Международного университета информационных технологий (Казахстан)

Рысбайулы Болатбек — доктор физико-математических наук, профессор, профессор Astana IT University (Казахстан)

Дайнеко Евгения Александровна — PhD, профессор-исследователь кафедры информационных систем Международного университета информационных технологий (Казахстан)

Дузбаев Нуржан Токкужаевич — PhD, ассоциированный профессор, проректор по цифровизации и инновациям Международного университета информационных технологий (Казахстан)

Синчев Бахтгерей Куспанович — доктор технических наук, профессор, профессор кафедры информационных систем Международного университета информационных технологий (Казахстан)

Сейлова Нургуль Абадуллаевна — кандидат технических наук, декан факультета компьютерных технологий и кибербезопасности Международного университета информационных технологий (Казахстан)

Мухамедиева Ардак Габитовна — кандидат экономических наук, декан факультета бизнеса медиа и управления Международного университета информационных технологий (Казахстан)

Абдикаликова Замира Турсынбаевна — PhD, ассоциированный профессор, заведующая кафедрой математического и компьютерного моделирования Международного университета информационных технологий (Казахстан)

Шильдибеков Ерлан Жаржанович — PhD, ассоциированный профессор, заведующий кафедрой экономики и бизнеса Международного университета информационных технологий (Казахстан)

Дамеля Максутовна Ескендирова — кандидат технических наук, ассоциированный профессор, заведующая кафедрой кибербезопасности Международного университета информационных технологий (Казахстан)

Ниязгулова Айгуль Аскарбековна — кандидат филологических наук, доцент, профессор, заведующая кафедрой медиакоммуникаций и истории Казахстана Международного университета информационных технологий (Казахстан)

Айтмагамбетов Алтай Зуфарович — кандидат технических наук, профессор кафедры радиотехники, электроники и телекоммуникаций Международного университета информационных технологий (Казахстан)

Бахтиярова Елена Ажибековна — кандидат технических наук, ассоциированный профессор, заведующая кафедрой радиотехники, электроники и телекоммуникаций Международного университета информационных технологий (Казахстан)

Канибек Сансызбай – PhD, ассоциированный профессор, профессор-исследователь кафедры кибербезопасности, Международного университета информационных технологий (Казахстан)

Тынымбаев Сахибай – кандидат технических наук, профессор, профессор-исследователь кафедры компьютерной инженерии, Международного университета информационных технологий (Казахстан)

Алмисреб Али Абд — PhD, ассоциированный профессор кафедры кибербезопасности Международного университета информационных технологий (Казахстан)

Мохамед Ахмед Хамада — PhD, ассоциированный профессор кафедры информационных систем Международного университета информационных технологий (Казахстан)

Янг Им Чу — PhD, профессор университета Гачон (Южная Корея)

Тадеуш Валлас – PhD, проректор университета имен Адама Мицкевича (Польша)

Мамырбаев Оркен Жумажанович — PhD, заместитель директора по науке РГП Института информационных и вычислительных технологий Комитета науки МНВО РК (Казахстан)

Бушуев Сергей Дмитриевич — доктор технических наук, профессор, директор Украинской ассоциации управления проектами «УКРНЕТ», заведующий кафедрой управления проектами Киевского национального университета строительства и архитектуры (Украина)

Белощицкая Светлана Васильевна — доктор технических наук, доцент, профессор кафедры вычислений и науки о данных Astana IT University (Казахстан)

ОТВЕТСТВЕННЫЙ РЕДАКТОР:

Мрзабаева Раушан Жалиевна — магистр, редактор Международного университета информационных технологий (Казахстан)

Международный журнал информационных и коммуникационных технологий
ISSN 2708–2032 (print)
ISSN 2708–2040 (online)
Префикс DOI: 10.54309
Периодичность: 4 выпусков в год.
Язык издания: казахский, русский, английский.
Тематическая направленность: "Информационные технологии"; "Информационная безопасность и коммуникационные технологии"; "Цифровые технологии в развитии социо-экономических систем".
Сайт журнала: https://journal.iitu.edu.kz
Распространение: материалы распространяются по лицензии Creative Commons Attribution 4.0
Собственник: АО «Международный университет информационных технологий» (г. Алматы).
Авторские права: © Международный журнал информационных и коммуникационных технологий, 2026

CONTENTS

DIGITAL TECHNOLOGIES IN THE DEVELOPMENT OF SOCIO-ECONOMIC SYSTEMS

A Adalbek, S.Ye. Kerimkhulle, K.D. Kuliev, O. Mekesh, Zh.Zh. Khamitova
DEVELOPMENT OF RESULT-ORIENTED DATA SMOOTHING MODELS AND ANALYSIS OF THEIR EFFECTIVENESS 11
A.T. Iskakova, G.E. Kurmankulova, K. Gromaszek, K.O. Togzhanova, R.S. Algozhayeva
APPLICATION OF MACHINE LEARNING AND DEEP LEARNING FOR PREDICTIVE PLANNING AND RESOURCE EFFICIENCY IN PRODUCTION SYSTEMS 30
A.B. Kassymova, R.K. Uskenbayeva, Zh.A. Sydykov, D. Omirzak, S. Kalibekov
ARCHITECTURE OF AN INTELLIGENT CHATBOT FOR SMART CITY: AI-BASED RECEIVING, ANALYSIS AND ROUTING OF CITIZEN REQUESTS 46
O.M. Olzhayev, B.S. Omarov, A. Suliman
YOLO-CBAM: A LIGHTWEIGHT NEURAL NETWORK MODEL WITH INTEGRATED ATTENTION MECHANISM FOR ROAD DAMAGE ANALYSIS 66
K. Yermagambetova, A. Sarsekeyeva, Y. Akhlassov
OVERCOMING FRAGMENTATION IN THE CLASSIFICATION OF DIGITAL CULTURAL HERITAGE: AN INTEGRATIVE MULTIDIMENSIONAL MODEL 78

INFORMATION TECHNOLOGY

D. Abzhanova, S. Sharipova
ARCHITECTURE AND PRACTICAL IMPLEMENTATION OF A DIGITAL PLATFORM FOR MONITORING AND DATA EXCHANGE ON TRANSBOUNDARY WATER RESOURCES IN THE ZHAMBYL REGION 101
A. Aitanuly, O.A. Ussatova
ENHANCING TWO-FACTOR AUTHENTICATION FOR CLOUD HEALTHCARE SECURITY: THE ROLE OF DEEP LEARNING 122
O. Alseitov, O. Kuchanskyi
PHYSICS-INFORMED HYBRID LEARNING FOR HOURLY POWER-PLANT EMISSIONS: A MULTI-POLLUTANT BENCHMARK WITH UNCERTAINTY AND TRANSFER 141
A.M. Akhmetova, D.O. Baizhanova, Zh.N. Alisheva, B.A. Shaimov
ADAPTIVE OUTPUT ROUTER FOR NATURAL LANGUAGE MODELS CONSIDERING KEY PERFORMANCE INDICATORS 160
A.K. Aitim
AUTOMATIC AND SEMI-AUTOMATIC ANNOTATION OF KAZAKH TEXT CORPORA 180
Z.E. Balabayev, S.V. Biloshchytska
HANDWRITTEN TEXT RECOGNITION FOR CHAGATAI MANUSCRIPTS: COMPARING CRNN TRAINING FROM SCRATCH AND TRANSFORMER-BASED TRANSFER LEARNING 198
D.B. Baumuratova, T.K. Zhukabayeva, K.A. Abdrakhmanov, Z. Ahmad, A.A. Seitov
A NEURO-DIGITAL LEARNING MODEL FOR AI DRIVEN DIGITAL TRANSFORMATION IN HIGHER EDUCATION 219
T. Daoyun, G.A. Amirkhanova, Fu Yanwei, Y. Faruzkyzy
MULTIMODAL SEMANTIC MANIPULATION IN FAKE VIDEOS AND ITS INFLUENCE MECHANISM ON USERS' PERCEIVED TRUST 241
Zh. Doumchariyev, J. Tussupov, A. Akynbekova, M. Khassanova, M. Kassim
ENSEMBLE AND HYBRID LEARNING FOR DIGITAL TWIN MILK CLASSIFICATION 258
K.Z. Igibayev, A.Kh. Kozbakova, O. Auelbekov , T. Merembayev, K. Yessentayev
STUDY OF A DYNAMIC MIXING DEVICE IN A BIOREACTOR USING IOT TECHNOLOGIES 279
A.N. Ismukanova, G. Kochshanova, D.V. Pleskachev, Zh. Sarsenbayeva, P. Schmidt
AUTOMATED CLASSIFICATION OF SCIENTIFIC DATA USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE: A COMPARATIVE ANALYSIS OF TRANSFORMER ARCHITECTURES AND HYBRID APPROACHES 306
T. Zh. Kamalov, Ali Abd. Almisreb, Mohammed A. Saleh
INVESTIGATION OF HYBRID QUANTUM-CLASSICAL ALGORITHMS FOR MACHINE LEARNING 323
B. Karimkyzy, K.G. Karasenko, N.A. Alisherov, N.M. Muratbek, A. Karim

KEY PUBLICATIONS OF 2021–2025 ON ARTIFICIAL INTELLIGENCE METHODS IN THE MANUFACTURING AND DIAGNOSTICS OF MEDICAL DEVICES FOR GLYCEMIC MONITORING: A THEMATIC ANALYTICAL REVIEW 338
S.K. Kumyzbaeva, K.E. Baglanbaev, K.S. Sarkyt, M.Zh. Konyrova
THREE-PHASE TRAINING OF INTELLIGENT ENERGY MANAGEMENT FOR A HYBRID ENERGY SYSTEM WITH A CLIMATE-AWARE STATE REPRESENTATION 357
N.E. Karabayev, S.K. Serikbayeva, E. Benkhelif, B. Tassuov
RESEARCH ON THE ROBUSTNESS OF ENSEMBLE MACHINE LEARNING MODELS TO ADVERSARIAL ATTACKS IN INTRUSION DETECTION SYSTEMS FOR IOT NETWORKS 369
M. Nurtas, G. Kapyshev
A METHODOLOGICAL FRAMEWORK FOR THE PREPROCESSING AND INTEGRATION OF GEOSPATIAL AND GEOPHYSICAL DATA FOR MINERAL PROSPECTIVITY PREDICTION USING MACHINE LEARNING 392
A. Neftissov, A. Biloshchytskyi, I. Kazambayev, A. Medetkhan, L. Kirichenko
ENERGY EFFICIENT MICROCLIMATE STABILIZATION FOR SEALED ARCHIVAL STORAGE ENCLOSURES 405
A.Zh. Omurtayeva, U.T. Makhazhanova, A.K. Adilova, Sh.K. Yelezhanova, J. Kultan
AN ADAPTIVE NEURAL-FUZZY MODEL FOR ASSESSING INVESTMENT RISKS IN THE AGRI-INDUSTRIAL COMPLEX: ODERNISATION OF THE DECISION-SUPPORT ARCHITECTURE THROUGH THE INTEGRATION OF MACHINE LEARNING 421
N. Shazhdekeyeva, A. Mukhanbetkaliyeva, A. Abdigaliyeva, A. Zhanekeshova, L. Nurgaliyeva
COMPARATIVE ANALYSIS OF MATHEMATICAL MODELS OF COLLABORATIVE FILTERING IN THE DEVELOPMENT OF A MOVIE RECOMMENDER SYSTEM 445
S. Sharmukhanbet, G. Turmukhanova, O. Findik, V. Makhatova, M. Rakhmetov
AN INTELLIGENT PIPELINE DEFECT DETECTION SYSTEM USING AN IN-PIPE ROBOT 461

INFORMATION SECURITY AND COMMUNICATIONTECHNOLOGIES

S.Z. Daruish, A.U. Utegenova, A.U. Kalizhanova, Zh.Zh. Zhumabekova
MACHINE LEARNING FOR POLLUTION CLASSIFICATION IN ROCKET BOOSTER IMPACT AREAS 480
S.N. Issabayeva, A.K. Rysbayeva, Zh.B. Ibrayeva, N.R. Mussabekov, N.Sh. Akimzhan
MACHINE LEARNING-BASED CYBERATTACK DETECTION IN OT-NETWORKS: A COMPARATIVE ANALYSIS OF NETWORK ANOMALY CLASSIFICATION METHODS 495
G. Shangytbayeva, A.N. Amanov, M.K. Issenova, G.E. Berikkhanova, K.O. Shakerkhan
INFORMATION SECURITY IN GOVERNMENT CLOUD SERVICES: RISK ASSESSMENT AND PROTECTION STRATEGIES 512
Ye. N. Tursynbek, N. Albanbay, D. Djenouri
OPTIMISATION OF COMMUNICATION COSTS IN TWO-TIER FEDERATED LEARNING FOR CYBERATTACK DETECTION IN IOT NETWORKS 529
A. Tastemirov, S.B. Mukhanov, S.T. Amanzholova, B. Aldosh
A COMPARATIVE EVALUATION OF MACHINE LEARNING MODELS FOR ACTIVE DIRECTORY THREAT DETECTION: FEATURE-LEAKAGE CONTROL AND CROSS-SCENARIO VALIDATION ON WINDOWS SECURITY EVENT LOGS 545

МАЗМҰНЫ
ӘЛЕУМЕТТІК-ЭКОНОМИКАЛЫҚ ЖҮЙЕЛЕРДІ ДАМЫТУДАҒЫ ЦИФРЛЫҚ ТЕХНОЛОГИЯЛАР

А Адалбек, С.Е. Керімқұл, К.Д. Кулиев, О. Мекеш, Ж.Ж. Хамитова
ДЕРЕКТЕРДІҢ НӘТИЖЕ БАҒДАРЛАНҒАН ТЕГІСТЕУ МОДЕЛЬДЕРІН ӘЗІРЛЕУ ЖӘНЕ ОЛАРДЫҢ ТИІМДІЛІГІН ТАЛДАУ 11
А.Т. Искакова, Г.Е. Курманкулова, Конрад Громашек, К.О. Тогжанова, Р.С. Алгожаева
ӨНДІРІС ЖҮЙЕЛЕРІНДЕ БОЛЖАМДЫ ЖОСПАРЛАУ ЖӘНЕ РЕСУРСТАРДЫ ҮНЕМДЕУ ҮШІН МАШИНАЛЫҚ ЖӘНЕ ТЕРЕҢ ОҚЫТУДЫ ҚОЛДАНУ 30
А.Б. Касымова, Р.К. Ускенбаева, Ж.А. Сыдыков, Д. Өмірзақ, С. Калибеков
SMART CITY ҮШІН ИНТЕЛЛЕКТУАЛДЫ ЧАТ-БОТ АРХИТЕКТУРАСЫ: АЗАМАТТАРДЫҢ

ӨТІНІШТЕРІН ЖАСАНДЫ ИНТЕЛЛЕКТ НЕГІЗІНДЕ ҚАБЫЛДАУ, ТАЛДАУ ЖӘНЕ БАҒЫТТАУ 46
О.М. Олжаев, Б.С. Омаров, A.Suliman
YOLO-CBAM: ЖОЛДЫҢ ЗАҚЫМДАНУЫН ТАЛДАУҒА АРНАЛҒАН ИНТЕГРАЦИЯЛАНҒАН ЗЕЙІН МЕХАНИЗМІ БАР ЖЕҢІЛ САЛМАҚТЫ НЕЙРОНДЫҚ ЖЕЛІ МОДЕЛІ 66
К. Ермагамбетова, А. Сарсекеева, Е. Ахласов
ЦИФРЛЫҚ МӘДЕНИ МҰРАНЫ ЖІКТЕУДЕГІ ФРАГМЕНТАЦИЯНЫ ЕҢСЕРУ: ИНТЕГРАТИВТІ КӨПӨЛШЕМДІ МОДЕЛЬ 78

АҚПАРАТТЫҚ ТЕХНОЛОГИЯЛАР

Д.Е. Абжанова, С.Е. Шарипова
ЖАМБЫЛ ӨҢІРІНІҢ ТРАНСШЕКАРАЛЫҚ СУ РЕСУРСТАРЫН МОНИТОРИНГТЕУ ЖӘНЕ ДЕРЕКТЕР АЛМАСУҒА АРНАЛҒАН ЦИФРЛЫҚ ПЛАТФОРМАНЫҢ АРХИТЕКТУРАСЫ МЕН ПРАКТИКАЛЫҚ ІСКЕ АСЫРЫЛУЫ 101
А.Айтанұлы, О.А. Усатова
БҰЛТТЫ МЕДИЦИНАЛЫҚ ЖҮЙЕЛЕРДЕ ЕКІ ФАКТОРЛЫ АУТЕНТИФИКАЦИЯНЫ ЖАҚСАРТУ: ТЕРЕҢ ОҚЫТУ ӘДІСТЕРІНІҢ ҚОЛДАНУ МҮМКІНДІКТЕРІ 122
О. Альсеитов, О. Кучанский
ЭЛЕКТР СТАНЦИЯЛАРЫНЫҢ САҒАТТЫҚ ШЫҒАРЫНДЫЛАРЫН ФИЗИКАЛЫҚ ЗАҢДЫЛЫҚТАРДЫ ЕСКЕРЕТІН ГИБРИДТІ ОҚЫТУ: БЕЛГІСІЗДІК ПЕН ТАСЫМАЛДАУДЫ ЕСКЕРЕТІН КӨПЛАСТАУЫШТЫ БЕНЧМАРК 141
А.М. Ахметова, Д.О. Байжанова, Ж.Н. Алишева, Б.А. Шаймов
КРІ КӨРСЕТКІШТЕРІН ЕСКЕРЕ ОТЫРЫП, ТАБИҒИ ТІЛ МОДЕЛЬДЕРІНЕ АРНАЛҒАН ШЫҒЫС МАРШРУТТАУЫНЫҢ АДАПТИВТІ ЖҮЙЕСІ 160
Ә.Қ. Әйтім
ҚАЗАҚ МӘТІНДІК КОРПУСТАРЫН АВТОМАТТЫ ЖӘНЕ ЖАРТЫЛАЙ АВТОМАТТЫ АННОТАЦИЯЛАУ 180
Ж.Е. Балабаев, С.В. Белощицкая
ШАҒАТАЙ ҚОЛЖАЗБАЛАРЫНЫҢ МӘТІНІН ТАНУ: CRNN-ДІ НӨЛДЕН БАСТАП ОҚЫТУ МЕН ТРАНСФОРМЕР НЕГІЗІНДЕГІ ТРАНСФЕРЛІК ОҚЫТУДЫ САЛЫСТЫРУ 198
Д.Б. Баумуратова, Т.К. Жукабаева, К.А. Абдрахманов, З. Ахмад, А.А. Сеитов
ЖОҒАРЫ БІЛІМ БЕРУДЕ AI НЕГІЗДЕЛГЕН ЦИФРЛЫҚ ТРАНСФОРМАЦИЯҒА АРНАЛҒАН НЕЙРО-ЦИФРЛЫҚ ОҚЫТУ МОДЕЛІ 219
Т. Даоюн, Г. Амирханова, Фу Яньвэй, Е. Фарузқызы
ФЕЙК ВИДЕОЛАРДАҒЫ МУЛЬТИМОДАЛЬДЫ СЕМАНТИКАЛЫҚ МАНИПУЛЯЦИЯНЫҢ ПАЙДАЛАНУШЫЛАРДЫҢ ҚАБЫЛДАЙТЫН СЕНІМІНЕ ӘСЕР ЕТУ МЕХАНИЗМІ 241
Ж. Доумчариева, Д. Тусупов, А. Акынбекова, М. Хасанова, М. Кассим
ЦИФРЛЫҚ ЕГІЗДЕГІ СҮТ САПАСЫН АНСАМБЛЬДІК ЖӘНЕ ГИБРИДТІ ОҚЫТУ АРҚЫЛЫ ЖІКТЕУ 258
Қ.З. Игибаев, А.Х. Козбакова, О. Әуелбеков, Т. Мерембаев, Қ. Есентаев
БИОРЕАКТОРДА IoT ТЕХНОЛОГИЯЛАРЫН ПАЙДАЛАНА ОТЫРЫП ДИНАМИКАЛЫҚ АРАЛАСТЫРУ ҚҰРЫЛҒЫСЫН ЗЕРТТЕУ 279
А.Н. Исмуканова, Г.Кощанова, Д.В. Плескачев, Ж.Сарсенбаева, П. Шмидт
ЖАСАНДЫ ИНТЕЛЛЕКТ НЕГІЗІНДЕ ҒЫЛЫМИ ДЕРЕКТЕРДІ АВТОМАТТЫ ТҮРДЕ ЖІКТЕУ: ТРАНСФОРМЕР АРХИТЕКТУРАЛАРЫ МЕН ГИБРИДТІ ТӘСІЛДЕРДІҢ САЛЫСТЫРМАЛЫ ТАЛДАУЫ 306
Т.Ж. Камалов, Али Абд. Альмисреб, Мохаммед А. Салех
МАШИНАЛЫҚ ОҚЫТУҒА АРНАЛҒАН ГИБРИДТІ КВАНТТЫҚ-КЛАССИКАЛЫҚ АЛГОРИТМДЕРІН ЗЕРТТЕУ 323
Б. Кәрімқызы, К.Г. Карасенко, Н.А. Әлішеров, Н.М. Мұратбек, А. Кәрім
2021–2025 ЖЫЛДАР АРАЛЫҒЫНДАҒЫ ГЛИКЕМИЯЛЫҚ МОНИТОРИНГКЕ АРНАЛҒАН МЕДИЦИНАЛЫҚ ҚҰРЫЛҒЫЛАРДЫ ӨНДІРУ ЖӘНЕ ДИАГНОСТИКАЛАУДАҒЫ ЖАСАНДЫ ИНТЕЛЛЕКТ ӘДІСТЕРІ БОЙЫНША НЕГІЗГІ ЖАРИЯЛАНЫМДАР 338
С. К. Кумызбаева, К.Е. Багланбаев, К.С. Саркыт, М. Конырова
КҮЙ-ЖАЙДЫ КЛИМАТҚА СЕЗІМТАЛ ҰСЫНУМЕН ГИБРИДТІ ЭНЕРГОЖҮЙЕНІҢ ИНТЕЛЛЕКТУАЛДЫ ЭНЕРГОМЕНЕДЖМЕНТІН ҮШФАЗАЛЫ ОҚЫТУ 357
Н.Е. Қарабаев, С.К. Серикбаева, Е. Бенкхелифа, Б. Тасуов

IOT-ЖЕЛІЛЕРІНДЕГІ БАСЫП КІРУДІ АНЫҚТАУЖҮЙЕЛЕРІНДЕ МАШИНАЛЫҚ ОҚЫТУДЫҢ АНСАМБЛЬДІ КҮЛГІЛЕРІНІҢ БӘСЕКЕЛЕС ШАБУЫЛДАРҒА ТӨЗІМДІЛІГІН ЗЕРТТЕУ 369
М. Нұртас, Ғ. Капышев
МАШИНАЛЫҚ ОҚЫТУДЫ ҚОЛДАНА ОТЫРЫП, ПАЙДАЛЫ ҚАЗБАЛАРДЫҢ ПЕРСПЕКТИВАЛЫЛЫҒЫН БОЛЖАУ ҮШІН ГЕОКЕҢІСТІКТІК ЖӘНЕ ГЕОФИЗИКАЛЫҚ ДЕРЕКТЕРДІ АЛДЫН АЛА ӨҢДЕУ ЖӘНЕ БІРІКТІРУДІҢ ӘДІСТЕМЕЛІК НЕГІЗІ 392
А. Нефтиссов, А. Билощицкий, И. Казамбаев, А. Медетхан, Л. Кириченко
ГЕРМЕТИКАЛЫҚ АРХИВТІК САҚТАУ ҚАПТАМАЛАРЫНДА МИКРОКЛИМАТТЫ ЭНЕРГИЯ ТИІМДІЛІГІН ЕСКЕРЕ ОТЫРЫП ТҰРАҚТАНДЫРУ 405
Ә.Ж. Омуртаева, У.Т. Махажанова, А.К. Адилова, Ш.К. Ележанова, Я. Култан
АГРОӨНЕРКӘСІПТІК КЕШЕНДЕГІ ИНВЕСТИЦИЯЛЫҚ ТӘУЕКЕЛДЕРДІ БАҒАЛАУҒА АРНАЛҒАН БЕЙІМДЕЛГІШ НЕЙРОНДЫҚ-БҰЛДЫР МОДЕЛЬ: МАШИНАЛЫҚ ОҚЫТУДЫ ИНТЕГРАЦИЯЛАУ АРҚЫЛЫ ШЕШІМ ҚАБЫЛДАУДЫ ҚОЛДАУ СӘУЛЕТІН ЖАҢҒЫРТУ 421
Н. Шаждекеева, А. Мұханбетқалиева, А. Әбдіғалиева, А. Жанекешова, Л. Нұрғалиева
ФИЛЬМДЕРДІ ҰСЫНУ ЖҮЙЕСІН ҚҰРУ КЕЗІНДЕГІ КОЛЛАБОРАТИВТІК СҮЗГІЛЕУДІҢ МАТЕМАТИКАЛЫҚ МОДЕЛЬДЕРІН САЛЫСТЫРМАЛЫ ТАЛДАУ 445
С. Шармұханбет, Г. Тұрмұханова, О. Финдик, В. Махатова, М. Рахметов
ҚҰБЫРІШІЛІК РОБОТТЫ ПАЙДАЛАНУ АРҚЫЛЫ ҚҰБЫР АҚАУЛАРЫН АНЫҚТАУДЫҢ ЗИЯТКЕРЛІК ЖҮЙЕСІ 461

АҚПАРАТТЫҚ ҚАУІПСІЗДІК ЖӘНЕ КОММУНИКАЦИЯЛЫҚ ТЕХНОЛОГИЯЛАРҒА АРНАЛҒАН

С.З. Дәруіш, А.У. Утегенова, А.У. Калижанова, Ж.Ж. Жумабекова
ЗЫМЫРАН ТАСЫМАЛДАУШЫЛАРДЫҢ ҚҰЛАУ АЙМАҚТАРЫНЫҢ ЛАСТАНУЫН МАШИНАЛЫҚ ОҚЫТУМЕН ЖІКТЕУ 480
С.Н. Исабаева, А.К. Рысбаева, Ж.Б. Ибраева, Н.Р. Муссабеков, Н.Ш. Акимжан
МАШИНАЛЫҚ ОҚЫТУ НЕГІЗІНДЕ ОТ-ЖЕЛІЛЕРІНДЕГІ КИБЕРШАБУЫЛДАРДЫ АНЫҚТАУ: ЖЕЛІЛІК АНОМАЛИЯЛАРДЫ ЖІКТЕУ ӘДІСТЕРІНІҢ САЛЫСТЫРМАЛЫ ТАЛДАУЫ 495
Г.А. Шангытбаева, А.Н. Аманов, М.К. Исенова, Г.Е. Берикханова, Қ.О. Шакерхан
МЕМЛЕКЕТТІК ОРГАНДАРДЫҢ БҰЛТТЫ СЕРВИСТЕРІНДЕГІ АҚПАРАТТЫҚ ҚАУІПСІЗДІК: ТӘУЕКЕЛДЕРДІ БАҒАЛАУ ЖӘНЕ ҚОРҒАУ СТРАТЕГИЯЛАРЫ 512
Е.Н. Турсынбек, Н. Албанбай, Д. Дженоури
IOT ЖЕЛІЛЕРІНДЕ КИБЕРШАБУЫЛДАРДЫ АНЫҚТАУ ҮШІН ЕКІ ДЕҢГЕЙЛІ ФЕДЕРАЦИЯЛАНҒАН ОҚЫТУДАҒЫ БАЙЛАНЫС ШЫҒЫНДАРЫН ОҢТАЙЛАНДЫРУ 529
А. Тастемиров, С.Т. Аманжолова, Б. Алдош, С.Б. Муханов
ACTIVE DIRECTORY ЖҮЙЕСІНДЕ ҚАУІПТЕРДІ АНЫҚТАУ ҮШІН МАШИНАЛЫҚ ОҚЫТУ МОДЕЛЬДЕРІН САЛЫСТЫРМАЛЫ БАҒАЛАУ: WINDOWS ҚАУІПСІЗДІК ОҚИҒАЛАРЫ ЖУРНАЛДАРЫНДА БЕЛГІ ЖЫЛЫСТАУЫН БАҚЫЛАУ ЖӘНЕ КРОСС-СЦЕНАРЛЫҚ ВАЛИДАЦИЯ 545

СОДЕРЖАНИЕ
ЦИФРОВЫЕ ТЕХНОЛОГИИ В РАЗВИТИИСОЦИО-ЭКОНОМИЧЕСКИХ СИСТЕМ

А Адалбек, С.Е. Керимкулов, К.Д. Кулиев, О. Мекеш, Ж.Ж. Хамитова
РАЗРАБОТКА РЕЗУЛЬТАТИВНО-ОРИЕНТИРОВАННЫХ МОДЕЛЕЙ СГЛАЖИВАНИЯ ДАННЫХ И АНАЛИЗ ИХ ЭФФЕКТИВНОСТИ 11
А.Т. Искакова, Г.Е. Курманкулова, К. Громашек, К.О. Тогжанова, Р.С. Алгожаева
ПРИМЕНЕНИЕ МЕТОДОВ МАШИННОГО И ГЛУБОКОГО ОБУЧЕНИЯ ДЛЯ ПРОГНОЗНОГО ПЛАНИРОВАНИЯ И РЕСУРСОСБЕРЕЖЕНИЯ В ПРОИЗВОДСТВЕННЫХ СИСТЕМАХ 30
А.Б. Касымова, Р.К. Ускенбаева, Ж.А.Сыдыков, Д. Омирзак, С. Калибеков
АРХИТЕКТУРА ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО ЧАТ-БОТА ДЛЯ SMART CITY: ПРИЁМ, АНАЛИЗ И МАРШРУТИЗАЦИЯ ОБРАЩЕНИЙ ГРАЖДАН НА ОСНОВЕ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА 46
О.М. Олжаев, Б.С. Омаров, A.Suliman
YOLO-CBAM: ЛЕГКОВЕСНАЯ НЕЙРОСЕТЕВАЯ МОДЕЛЬ С ИНТЕГРИРОВАННЫМ МЕХАНИЗМОМ ВНИМАНИЯ ДЛЯ АНАЛИЗА ДОРОЖНЫХ ПОВРЕЖДЕНИЙ 66
К. Ермагамбетова, А. Сарсекеева, Е. Ахласов
ПРЕОДОЛЕНИЕ ФРАГМЕНТАЦИИ В КЛАССИФИКАЦИИ ЦИФРОВОГО КУЛЬТУРНОГО НАСЛЕДИЯ:

ИНТЕГРАТИВНАЯ МНОГОМЕРНАЯ МОДЕЛЬ 78

ИНФОРМАЦИОННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ

Д.Е. Абжанова, С.Е. Шарипова
АРХИТЕКТУРА И ПРАКТИЧЕСКАЯ РЕАЛИЗАЦИЯ ЦИФРОВОЙ ПЛАТФОРМЫ МОНИТОРИНГА И ОБМЕНА ДАННЫМИ О ТРАНСГРАНИЧНЫХ ВОДНЫХ РЕСУРСАХ ЖАМБЫЛСКОГО РЕГИОНА 101
А. Айтанулы, О.А. Усатова
СОВЕРШЕНСТВОВАНИЕ ДВУХФАКТОРНОЙ АУТЕНТИФИКАЦИИ ДЛЯ ОБЕСПЕЧЕНИЯ БЕЗОПАСНОСТИ ОБЛАЧНЫХ МЕДИЦИНСКИХ СИСТЕМ: ВОЗМОЖНОСТИ ПРИМЕНЕНИЯ МЕТОДОВ ГЛУБОКОГО ОБУЧЕНИЯ 122
О. Альсеитов, О. Кучанский
ФИЗИЧЕСКИ ИНФОРМИРОВАННОЕ ГИБРИДНОЕ ОБУЧЕНИЕ ДЛЯ ПОЧАСОВОГО ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ВЫБРОСОВ ЭЛЕКТРОСТАНЦИЙ: МНОГОКОМПОНЕНТНЫЙ БЕНЧМАРК С ОЦЕНКОЙ НЕОПРЕДЕЛЁННОСТИ И ПЕРЕНОСИМОСТЬЮ МОДЕЛЕЙ 141
А.М. Ахметова, Д.О. Байжанова, Ж.Н. Алишева, Б.А. Шаймов
АДАПТИВНЫЙ МАРШРУТИЗАТОР ВЫВОДА С УЧЕТОМ КЛЮЧЕВЫХ ПОКАЗАТЕЛЕЙ ЭФФЕКТИВНОСТИ ДЛЯ МОДЕЛЕЙ ЕСТЕСТВЕННОГО ЯЗЫКА 160
Ә.Қ. Әйтім
АВТОМАТИЧЕСКАЯ И ПОЛУАВТОМАТИЧЕСКАЯ АННОТАЦИЯ КАЗАХСКИХ ТЕКСТОВЫХ КОРПУСОВ 180
Ж.Е. Балабаев, С.В. Белощицкая
РАСПОЗНАВАНИЕ РУКОПИСНОГО ТЕКСТА ШАГАТАЙСКИХ РУКОПИСЕЙ: СРАВНЕНИЕ ОБУЧЕНИЯ CRNN С НУЛЯ И ТРАНСФЕРНОГО ОБУЧЕНИЯ НА БАЗЕ ТРАНСФОРМЕРОВ 198
Д.Б. Баумуратова, Т.К. Жукабаева, К.А. Абдрахманов, З. Ахмад, А.А. Сеитов
НЕЙРО-ЦИФРОВАЯ МОДЕЛЬ ОБУЧЕНИЯ ДЛЯ ЦИФРОВОЙ ТРАНСФОРМАЦИИ ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ С ПОМОЩЬЮ AI 219
Т. Даоюн, Г. Амирханова, Фу Яньвэй, Е. Фарузкызы
МЕХАНИЗМ ВЛИЯНИЯ МУЛЬТИМОДАЛЬНОЙ СЕМАНТИЧЕСКОЙ МАНИПУЛЯЦИИ В ФЕЙКОВЫХ ВИДЕО НА ВОСПРИНИМАЕМОЕ ДОВЕРИЕ ПОЛЬЗОВАТЕЛЕЙ 241
Ж. Доумчариева, Д. Тусупов, А. Акынбекова, М. Хасанова, М. Кассим
КЛАССИФИКАЦИЯ КАЧЕСТВА МОЛОКА В ЦИФРОВОМ ДВОЙНИКЕ АНСАМБЛЕВЫМИ И ГИБРИДНЫМИ МЕТОДАМИ 258
К.З. Игибаев, А.Х. Козбакова, О. Ауелбеков, Т. Мерембаев, К. Есентаев
ИССЛЕДОВАНИЕ УСТРОЙСТВА ДИНАМИЧЕСКОГО ПЕРЕМЕШИВАНИЯ В БИОРЕАКТОРЕ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ТЕХНОЛОГИЙ IoT 279
А. Н. Исмуканова, Г.Кощанова, Д.В. Плескачев, Ж.Сарсенбаева, П. Шмидт
АВТОМАТИЗИРОВАННАЯ КЛАССИФИКАЦИЯ НАУЧНЫХ ДАННЫХ НА ОСНОВЕ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА: СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ ТРАНСФОРМЕРНЫХ АРХИТЕКТУР И ГИБРИДНЫХ МЕТОДОВ 306
Т.Ж. Камалов, Али Абд. Альмисреб, Мохаммед А. Салех
ИССЛЕДОВАНИЕ ГИБРИДНЫХ КВАНТОВО-КЛАССИЧЕСКИХ АЛГОРИТМОВ ДЛЯ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ 323
Б. Каримкызы, К.Г. Карасенко, Н.А. Алишеров, Н.М. Муратбек, А. Карим
КЛЮЧЕВЫЕ ПУБЛИКАЦИИ 2021–2025 ГОДОВ ПО МЕТОДАМ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В ПРОИЗВОДСТВЕ И ДИАГНОСТИКЕ МЕДИЦИНСКИХ ИЗДЕЛИЙ ДЛЯ ГЛИКЕМИЧЕСКОГО МОНИТОРИНГА 338
С.К. Кумызбаева, К.Е. Багланбаев, К.С. Сарқыт, М.Ж. Конырова
ТРЁХФАЗОВОЕ ОБУЧЕНИЕ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО ЭНЕРГОМЕНЕДЖМЕНТА ГИБРИДНОЙ ЭНЕРГОСИСТЕМЫ С КЛИМАТО-ОСВЕДОМЛЁННЫМ ПРЕДСТАВЛЕНИЕМ СОСТОЯНИЯ 357
Н.Е. Қарабаев, С.К. Серикбаева, Е. Бенкхелифа, Б. Тасуов
ИССЛЕДОВАНИЕ УСТОЙЧИВОСТИ АНСАМБЛЕВЫХ МОДЕЛЕЙ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ К СОСТЯЗАТЕЛЬНЫМ АТАКАМ В СИСТЕМАХ ОБНАРУЖЕНИЯ ВТОРЖЕНИЙ IOT-СЕТЕЙ 369
М. Нуртас, Г. Капышев
МЕТОДОЛОГИЧЕСКАЯ ОСНОВА ПРЕДВАРИТЕЛЬНОЙ ОБРАБОТКИ И ИНТЕГРАЦИИ ГЕОПРОСТРАНСТВЕННЫХ И ГЕОФИЗИЧЕСКИХ ДАННЫХ ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ПЕРСПЕКТИВНО-

СТИ МИНЕРАЛЬНЫХ РЕСУРСОВ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ 392
А. Нефтиссов, А. Билощицкий, И. Казамбаев, А. Медетхан, Л. Кириченко
ЭНЕРГОЭФФЕКТИВНАЯ СТАБИЛИЗАЦИЯ МИКРОКЛИМАТА В ГЕРМЕТИЧНЫХ АРХИВНЫХ ХРАНИЛИЩАХ 405
А.Ж. Омуртаева, У.Т. Махажанова, А.К. Адилова, Ш.К. Ележанова, Я.Култан
АДАПТИВНАЯ НЕЙРО-НЕЧЕТКАЯ МОДЕЛЬ ДЛЯ ОЦЕНКИ ИНВЕСТИЦИОННЫХ РИСКОВ В АГРОПРОМЫШЛЕННОМ КОМПЛЕКСЕ: МОДЕРНИЗАЦИЯ АРХИТЕКТУРЫ ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ ПОСРЕДСТВОМ ИНТЕГРАЦИИ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ 421
Н. Шаждекеева, А. Муханбеткалиева, А. Абдигалиева, А. Жанекешова, Л. Нургалиева
СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ МАТЕМАТИЧЕСКИХ МОДЕЛЕЙ КОЛЛАБОРАТИВНОЙ ФИЛЬТРАЦИИ ПРИ ПОСТРОЕНИИ РЕКОМЕНДАТЕЛЬНОЙ СИСТЕМЫ ФИЛЬМОВ 445
С. Шармуханбет, Г. Турмуханова, О.Финдик, В.Махатова, М. Рахметов
ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ СИСТЕМА ОБНАРУЖЕНИЯ ДЕФЕКТОВ ТРУБОПРОВОДОВ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ВНУТРИТРУБНОГО РОБОТА 461

ИНФОРМАЦИОННАЯ БЕЗОПАСНОСТЬ И КОММУНИКАЦИОННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ

С.З. Дәруіш, А.У. Утегенова, А.У. Калижанова, Ж.Ж. Жумабекова
МАШИННОЕ ОБУЧЕНИЕ ДЛЯ КЛАССИФИКАЦИИ ЗАГРЯЗНЕНИЯ РАЙОНОВ ПАДЕНИЯ РАКЕТ-НОСИТЕЛЕЙ 480
С.Н. Исабаева, А.К. Рысбаева, Ж.Б. Ибраева, Н.Р. Муссабеков, Н.Ш. Акимжан
ОБНАРУЖЕНИЕ КИБЕРАТАК В ОТ-СЕТЯХ НА ОСНОВЕ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ: СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ МЕТОДОВ КЛАССИФИКАЦИИ СЕТЕВЫХ АНОМАЛИЙ 495
Г.А. Шангытбаева, А.Н. Аманов, М.К. Исенова, Г.Е. Берикханова, Қ.О. Шакерхан
ИНФОРМАЦИОННАЯ БЕЗОПАСНОСТЬ В ОБЛАЧНЫХ СЕРВИСАХ ГОСУДАРСТВЕННЫХ ОРГАНОВ: ОЦЕНКА РИСКОВ И СТРАТЕГИИ ЗАЩИТЫ 512
Е.Н. Турсынбек, Н. Албанбай, Д. Дженоури
ОПТИМИЗАЦИЯ КОММУНИКАЦИОННЫХ ЗАТРАТ В ДВУХУРОВНЕВОМ ФЕДЕРАТИВНОМ ОБУЧЕНИИ ДЛЯ ОБНАРУЖЕНИЯ КИБЕРАТАК В IOT-СЕТЯХ 529
А. Тастемиров, С.Т. Аманжолова, Б. Алдош, С.Б. Муханов
СРАВНИТЕЛЬНАЯ ОЦЕНКА МОДЕЛЕЙ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ ДЛЯ ОБНАРУЖЕНИЯ УГРОЗ В ACTIVE DIRECTORY: КОНТРОЛЬ УТЕЧКИ ПРИЗНАКОВ И КРОСС-СЦЕНАРНАЯ ВАЛИДАЦИЯ НА ЖУРНАЛАХ БЕЗОПАСНОСТИ WINDOWS 545

INTERNATIONAL JOURNAL OF INFORMATION AND COMMUNICATION TECHNOLOGIES
ISSN 2708–2032 (print)
ISSN 2708–2040 (online)
Vol. 7. Is.3. Number 27 (2026). Pp. 445–460
Journal homepage: https://journal.iitu.edu.kz
https://doi.org/10.54309/IJICT.2026.27.3.024

UDC 004.8:004.62

COMPARATIVE ANALYSIS OF MATHEMATICAL MODELS OF COLLABORATIVE FILTERING IN THE DEVELOPMENT OF A MOVIE RECOMMENDER SYSTEM

N. Shazhdekeyeva[1], A. Mukhanbetkaliyeva[2]*, A. Abdigaliyeva[3], A. Zhanekeshova[3], L. Nurgaliyeva[4]

[1]Kh. Dosmukhamedov Atyrau University, Atyrau, Kazakhstan;
[2]L.N. Gumilyov Eurasian National University, Astana, Kazakhstan;
[3]S. Utebayev Atyrau Oil and Gas University, Atyrau, Kazakhstan;
[4]Saidot Ltd.(Helsinki, Finland).
E-mail: ainurkanatm@gmail.com

Nurgul Shazhdekeyeva — Candidate of Physico-Mathematical Sciences, professor, Department of Mathematics and Methods of Teaching Mathematics." Kh. Dosmukhamedov Atyrau University, Atyrau, Kazakhstan
https://orcid.org/0000-0002-6282-8124;
Ainur Mukhanbetkaliyeva — Candidate of Technical Sciences, Associate Professor of the Department of Information Security, Institute of Digital Sciences and Artificial Intelligence, L.N. Gumilyov Eurasian National University, Astana, Kazakhstan
E-mail: ainurkanatm@gmail.com, https://orcid.org/0000-0001-5508-3331;
Akmaral Abdigaliyeva — Master, Senior Lecturer, Faculty of Information Technology, Safi Utebayev Atyrau Oil and Gas University, Atyrau, Kazakhstan
https://orcid.org/0009-0003-7907-6875;
Assylkhan Zhanekeshova — Master, Senior Lecturer, Faculty of Information Technology, Safi Utebayev Atyrau Oil and Gas University, Atyrau, Kazakhstan
https://orcid.org/0009-0009-2692-0351;
Lunara Nurgaliyeva — Master, AI Safety ML/LLM Engineering, Saidot Ltd. (Helsinki, Finland)
https://orcid.org/0009-0005-5252-9525.

© N. Shazhdekeyeva, A. Mukhanbetkaliyeva, A. Abdigaliyeva, A. Zhanekeshova, L. Nurgaliyeva

Abstract. The article examines mathematical models used in the development of movie recommender systems, with a primary focus on collaborative filtering methods. The problem of predicting user preferences based on a sparse rating matrix is formalized. User-based and item-based models are compared, along with Euclidean

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0 International License

similarity, Pearson correlation, cosine similarity, and the Jaccard coefficient, as well as the k-nearest neighbors model and matrix factorization methods. The practical part is based on a software implementation of item-based collaborative filtering using the cosine metric and CSR data representation. The experimental dataset includes 100,836 ratings provided by 610 users for 9,724 rated movies. To improve model robustness, threshold filtering was applied: only movies with at least 20 ratings and users with at least 40 ratings were included in the training dataset. Testing on three user profiles showed a 100% genre match between the generated recommendation lists and the dominant genre, no overlap between the recommendations of two users with the same dominant genre, and an average cosine distance ranging from 0.096 to 0.116. The obtained results confirm the model's ability to account for individual rating patterns; however, they also reveal its dependence on the selection of the reference movie and the need for further comparison with SVD, ALS, and hybrid models.

Keywords: recommender system, collaborative filtering, mathematical model, k-NN, cosine similarity, preference matrix, sparse matrix, MovieLens

For citation: Shazhdekeyeva N., Mukhanbetkaliyeva A., Abdigaliyeva A., Zhanekeshova A., Nurgaliyeva L. (2026). Comparative analysis of mathematical models of collaborative filtering in the development of a movie recommender system // International journal of information and communication technologies. Vol. 7. No. 27. Pp. 445–460. https://doi.org/10.54309/IJICT.2026.27.3.024. (In Eng.).

Conflict of interest: The authors declare that there is no conflict of interest.

ФИЛЬМДЕРДІ ҰСЫНУ ЖҮЙЕСІН ҚҰРУ КЕЗІНДЕГІ КОЛЛАБОРАТИВТІК СҮЗГІЛЕУДІҢ МАТЕМАТИКАЛЫҚ МОДЕЛЬДЕРІН САЛЫСТЫРМАЛЫ ТАЛДАУ

Н. Шаждекеева[1], А. Мұханбетқалиева[2]*, А. Әбдігалиева[3], А. Жанекешова[3], Л. Нұрғалиева[4]

[1]Х. Досмұхамедов атындағы Атырау университеті, Атырау, Қазақстан;
[2]Л.Н. Гумилев атындағы Еуразия ұлттық университеті, Астана, Қазақстан;
[3]Сафи Өтебаев атындағы Атырау мұнай және газ университеті, Атырау, Қазақстан;
[4]Saidot Ltd., Хельсинки, Финляндия.
E-mail: ainurkanatm@gmail.com

Шаждекеева Нұргүл — физика-математика ғылымдарының кандидаты, Математика және математиканы оқыту әдістемесі кафедрасының профессоры, Х. Досмұхамедов атындағы Атырау университеті, Атырау, Қазақстан
https://orcid.org/0000-0002-6282-8124;

Мұханбетқалиева Айнұр — техника ғылымдарының кандидаты, Цифрлық ғылымдар және жасанды интеллект институты, Ақпараттық қауіпсіздік кафедрасының қауымдастырылған профессоры, Л.Н. Гумилев атындағы Еуразия ұлттық университеті, Астана, Қазақстан

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0 International License

E-mail: ainurkanatm@gmail.com, https://orcid.org/0000-0001-5508-3331;
Әбдіғалиева Ақмарал — магистр, Ақпараттық технологиялар факультетінің аға оқытушысы, Сафи Өтебаев атындағы Атырау мұнай және газ университеті, Атырау, Қазақстан
https://orcid.org/0009-0003-7907-6875;
Жанекешова Асылхан — магистр, Ақпараттық технологиялар факультетінің аға оқытушысы, Сафи Өтебаев атындағы Атырау мұнай және газ университеті, Атырау, Қазақстан
https://orcid.org/0009-0009-2692-0351;
Нұрғалиева Лунара — магистр, жасанды интеллект қауіпсіздігі, машиналық оқыту және үлкен тілдік модельдер жөніндегі инженер, Saidot Ltd., Хельсинки, Финляндия https://orcid.org/0009-0005-5252-9525.

© Н. Шаждекеева, А. Мұханбетқалиева, А. Әбдіғалиева, А. Жанекешова, Л. Нұрғалиева

Аннотация. Мақалада фильмдерді ұсыну жүйелерін құру кезінде қолданылатын математикалық модельдер қарастырылады, негізгі назар коллаборативтік сүзгілеу әдістеріне аударылады. Сирек бағалау матрицасы негізінде пайдаланушылардың талғамын болжау есебі формалданған. User-based және item-based модельдер, Евклидтік жақындық өлшемі, Пирсон корреляциясы, косинустық ұқсастық және Жаккар коэффициенті, сондай-ақ k ең жақын көрші моделі мен матрицалық жіктеу әдістері салыстырылған. Практикалық бөлім косинустық метрика мен CSR форматындағы деректерді ұсынуды қолданатын item-based коллаборативтік сүзгілеудің бағдарламалық іске асырылуына негізделген. Эксперименттік деректер жиыны 610 пайдаланушының 9 724 бағаланған фильмге берген 100 836 бағасын қамтиды. Модельдің орнықтылығын арттыру үшін шектік сүзгілеу қолданылды: оқыту іріктемесіне кемінде 20 бағасы бар фильмдер және кемінде 40 бағасы бар пайдаланушылар енгізілді. Үш пайдаланушы профилі бойынша жүргізілген тексеру қалыптастырылған тізімдердің басым жанрға 100% сәйкес келетінін, басым жанры бірдей екі пайдаланушының ұсынымдары арасында сәйкестіктердің жоқ екенін және орташа косинустық қашықтықтың 0,096-дан 0,116-ға дейінгі аралықта болғанын көрсетті. Алынған нәтижелер модельдің жеке бағалау үлгілерін ескеру қабілетін растайды, алайда тірек фильмді таңдауға тәуелділікті және SVD, ALS және гибридті модельдермен одан әрі салыстыру қажеттігін де көрсетеді

Түйінді сөздер: ұсыну жүйесі, коллаборативтік сүзгілеу, математикалық модель, k-NN, косинустық ұқсастық, талғам матрицасы, сирек матрица, MovieLens

Дәйексөздер үшін: Шаждекеева Н., Мұханбетқалиева А., Әбдіғалиева А., Жәнекешова А., Нұрғалиева Л. (2026). Фильмдерді ұсыну жүйесін құру кезіндегі коллаборативтік сүзгілеудің математикалық модельдерін салыстырмалы талдау // Халықаралық ақпараттық және коммуникациялық технологиялар журналы. Т. 7. No 27. Б. 445–460. https://doi.org/10.54309/IJICT.2026.27.3.024. (Ағыл. тіл.).

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0 International License

Мүдделер қақтығысы: Авторлар осы мақалада мүдделер қақтығысы жоқ деп мәлімдейді.

СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ МАТЕМАТИЧЕСКИХ МОДЕЛЕЙ КОЛЛАБОРАТИВНОЙ ФИЛЬТРАЦИИ ПРИ ПОСТРОЕНИИ РЕКОМЕНДАТЕЛЬНОЙ СИСТЕМЫ ФИЛЬМОВ

Н. Шаждекеева[1], А. Муханбеткалиева[2]*, А. Абдигалиева[3], А. Жанекешова[3], Л. Нургалиева[4]

[1]Атырауский университет имени Х. Досмухамедова, Атырау, Казахстан;
[2]Евразийский национальный университет имени Л.Н. Гумилёва, Астана, Казахстан;
[3]Атырауский университет нефти и газа имени Сафи Утебаева, Атырау, Казахстан;
[4]Saidot Ltd., Хельсинки, Финляндия.
E-mail: ainurkanatm@gmail.com

Шаждекеева Нургуль — кандидат физико-математических наук, профессор кафедры математики и методики преподавания математики Атырауского университета имени Х. Досмухамедова, Атырау, Казахстан https://orcid.org/0000-0002-6282-8124;
Муханбеткалиева Айнур — кандидат технических наук, ассоциированный профессор кафедры информационной безопасности Института цифровых наук и искусственного интеллекта Евразийского национального университета имени Л.Н. Гумилёва, Астана, Казахстан
E-mail: ainurkanatm@gmail.com, https://orcid.org/0000-0001-5508-3331;
Абдигалиева Акмарал — магистр, старший преподаватель факультета информационных технологий Атырауского университета нефти и газа имени Сафи Утебаева, Атырау, Казахстан
https://orcid.org/0009-0003-7907-6875;
Жанекешова Асылхан — магистр, старший преподаватель факультета информационных технологий Атырауского университета нефти и газа имени Сафи Утебаева, Атырау, Казахстан
https://orcid.org/0009-0009-2692-0351;
Нургалиева Лунара — магистр, инженер по безопасности искусственного интеллекта и разработке моделей машинного обучения и больших языковых моделей, Saidot Ltd., Хельсинки, Финляндия
https://orcid.org/0009-0005-5252-9525.

© Н. Шаждекеева, А. Муханбеткалиева, А. Абдигалиева, А. Жанекешова, Л. Нургалиева

Аннотация. В статье рассматриваются математические модели, применяемые при построении рекомендательных систем фильмов, с основным акцентом

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0 International License

на методы коллаборативной фильтрации. Формализована задача прогнозирования пользовательских предпочтений на основе разреженной матрицы оценок, сопоставлены user-based и item-based модели, меры евклидовой близости, корреляции Пирсона, косинусного сходства и коэффициента Жаккара, а также модель k ближайших соседей и методы матричного разложения. Практическая часть основана на программной реализации item-based коллаборативной фильтрации с косинусной метрикой и представлением данных в формате CSR. Экспериментальные данные включают 100 836 оценок 610 пользователей для 9 724 оцененных фильмов. Для повышения устойчивости модели применена пороговая фильтрация: в обучающую выборку включались фильмы не менее чем с 20 оценками и пользователи не менее чем с 40 оценками. Проверка на трех пользовательских профилях показала стопроцентное жанровое соответствие сформированных списков доминирующему жанру, отсутствие совпадений между рекомендациями двух пользователей с одинаковым доминирующим жанром и среднюю косинусную дистанцию от 0,096 до 0,116. Полученные результаты подтверждают способность модели учитывать индивидуальные паттерны оценивания, однако также выявляют зависимость от выбора опорного фильма и необходимость дальнейшего сравнения с SVD, ALS и гибридными моделями.

Ключевые слова: рекомендательная система, коллаборативная фильтрация, математическая модель, k-NN, косинусное сходство, матрица предпочтений, разреженная матрица, MovieLens

Для цитирования: Шаждекеева Н., Муханбеткалиева А., Абдигалиева А., Жанекешова А., Нургалиева Л. (2026). Сравнительный анализ математических моделей коллаборативной фильтрации при построении рекомендательной системы фильмов // Международный журнал информационных и коммуникационных технологий. Т. 7. No. 27. Стр. 445–460. https://doi.org/10.54309/IJICT.2026.27.3.024. (На англ.).

Конфликт интересов: авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Introduction.

The growth of digital content leads to a situation of information overload, in which the user is unable to independently view and compare all available objects. For online cinemas, this problem is especially significant: the catalog can include thousands and tens of thousands of films, and the user's choice is determined not only by genre, but also by stable individual rating patterns. In these conditions, a recommender system acts as a means of filtering and ranking objects, allowing the formation of a personalized list of potentially relevant films (Aggarwal, 2016; Ricci et al., 2022; Zhang et al., 2019).

In the scientific literature, a distinction is made between content-based, collaborative, knowledge-based, and hybrid recommendation models. The content-based approach uses object attributes and user profiles; the knowledge - based approach matches formalized requirements with object attributes; collaborative filtering relies

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0 International License

on collective assessments and does not require a detailed description of each film. The latter property makes collaborative filtering particularly attractive for catalogs with a large number of objects and a constantly changing set of user interactions (Lops et al., 2011; Ricci et al., 2022).

The key difficulty of collaborative filtering is related to the sparseness of the preference matrix. Most users rate only a small portion of the catalog, so direct comparison of full vectors is unstable. Additional problems arise from cold starts, differences in individual rating scales, the computational complexity of pairwise neighbor search, and the sensitivity of the result to the choice of similarity metric (Ekstrand et al., 2011; Herlocker et al., 2004; Su et al., 2009).

The aim of the study is to systematize and mathematically compare collaborative filtering models, as well as to analyze the practical implementation of item - based k - NN with cosine similarity measure. In contrast to a purely programmatic description, the main focus is on the formal formulation of the problem, the structure of similarity functions, prediction formulas, and the conditions for the applicability of models to sparse data (Ekstrand et al., 2011; Koren et al., 2009; Sarwar et al., 2001).

To achieve this goal, the following tasks are solved: the user ratings matrix is formalized; user - based and item - based models are compared; the main similarity measures are considered; k - NN and matrix decomposition are described; the impact of threshold filtering is analyzed; the results of personalized recommendations for several user profiles are evaluated; the limitations of the experiment and directions for model development are formulated.

Most contemporary research in the field of recommender systems focuses on heavy neural network architectures and deep learning (Covington et al., 2016; Zhang et al., 2019), which demand substantial computational power and large volumes of labeled data. Concurrently, the optimization of classical methods remains critically important for small- and medium-scale application IT services. This paper addresses the gap in systematizing the conditions under which deterministic threshold filtering, coupled with sparse matrices, achieves high local personalization with minimal RAM overhead and without the computationally complex transition to latent factor spaces (SVD/ALS).

Materials and methods.

Approaches to building recommender systems

The mathematical model of a recommender system is determined by what data is considered available and how the utility function of an object for a user is formed. In the most general form, for a user u and an object i, it is necessary to estimate an unknown utility or rating \ hat r _{ ui }, and then select N objects with maximum predicted values (Aggarwal, 2016; Ricci et al., 2022).

Neither approach is universal. With detailed movie metadata and a small user history, a content-based model is effective. As a sufficient number of ratings accumulate, collaborative methods become increasingly important. A two-stage architecture is common in industrial systems: the first stage generates a set of candidates, and the second stage performs a more precise ranking, taking into account context and

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0 International License

additional features (Lops et al. al., 2011; Ricci et al., 2022; Zhang et al., 2019).

Table 1. Comparative analysis of recommender system approaches

Approach	Data used	Advantages	Main limitations
Content filtration	Object attributes and user profile	Explainability; working with new objects	Overspecialization ; necessity rich signs
User-based CF	Ratings from similar users	Miscellaneous recommendations; social interpretation	High computational complexity; neighbor instability
Item-based CF	Similarity of objects based on user ratings	Stability ; possibility preliminary calculation	Cold start of objects; sparseness
Matrix decomposition	Sparse rating matrix	Identification of hidden factors; high forecast accuracy	Complexity settings and interpretations
On basis knowledge	Explicit requirements and restrictions	No cold start for the user	High cost of knowledge formalization
Hybrid model	Combination of several sources	Compensation for the shortcomings of individual methods	Increasing complexity of architecture and training

Mathematical formulation of the problem

Let U =$\{ u_1,\dots , u_n\}$ be the set of users, I =$\{ i_1,\dots, i_m\}$ be the set of movies, and R =(r_{ui}) be a partially populated n × m rating matrix . The element r_{ui} takes a value from the rating scale if user u rated movie i, and is absent otherwise. The set of observed pairs is denoted by Ω =$\{(u, i): r_{ui}$ is known$\}$ (Aggarwal 2016; Ekstrand et al., 2011).

$$R = (r_{ui}) \in R^{n\times m}, \quad \Omega \subset U \times I \tag{1}$$

The problem of rating prediction consists of constructing a function f that, given the available information about the user, the movie, and the matrix R, calculates the rating of an unknown element:

$$\widehat{r_{ui}} = f(u, i, R), \quad (u, i) \notin \tag{2}$$

Top - N Recommendation Problem differs from exact rating recovery. For user u, a set of unrated objects I_u^- is generated, after which N movies with the highest predictions are selected:

$$\text{Rec_N (u)} = \arg \text{top-N}_\{ i \in I_u^-\} \hat{r}_{ui}. \tag{3}$$

The sparsity of a matrix can be expressed as the ratio of the number of known estimates to the total number of potential interactions:

$$\text{density(R)} = \frac{|\Omega|}{n \cdot m}, \quad \text{sparsity(R)} = 1 - \text{density(R)}$$

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0 International License

$$\text{density}(R) = |\Omega| / (n\ m\ ),\ \text{sparsity}(R) = 1 - \text{density}(R). \quad (4)$$

At low density, similarity estimates become unreliable because two rows or two columns may only have a few nonzero elements in common. Therefore, the model must consider not only the numerical value of similarity, but also the size of the intersection of sets of joint ratings. A practical way to reduce noise is to threshold users and objects by the minimum number of ratings (Herlocker et al., 2004; Su et al., 2009).

Mathematical models of similarity

Euclidean model

The Euclidean distance measures the absolute difference between two rating vectors. For users x and y, the summation is performed over the set Ixy of movies rated by both users: (Aggarwal, 2016).

$$d_E(x,y) = \sqrt{\sum_{i \in I_{xy}} (r_{xi} - r_{yi})^2} \quad (5)$$

$$sim_E(x,y) = \frac{1}{1+d_E(x,y)} \quad (6)$$

The advantage of the model is its simplicity, but it is sensitive to systematic scale shifts. A user who typically gives ratings of 4-5 may be significantly different from a user with the same relative preferences but a rating range of 2-4.

Pearson's correlation model

the influence of individual mean scores by centering the vectors: (Ekstrand et al., 2011; Herlocker et al., 2004)).

$$sim_P(x,y) = \frac{\sum_{i \in I_{xy}} (r_{xi} - \overline{r_x})(r_{yi} - \overline{r_y})}{\sqrt{\sum_{i \in I_{xy}} (r_{xi} - \overline{r_x})^2 \sum_{i \in I_{xy}} (r_{yi} - \overline{r_y})^2}} \quad (7)$$

A value of +1 corresponds to congruent evaluation trends, 0 to the absence of a linear relationship, and -1 to opposing preferences. With a small number of shared evaluations, the coefficient may take extreme values randomly; therefore, in practical systems, a minimum intersection threshold or shrinkage regularization is used.

Cosine model

Cosine similarity estimates the angle between vectors and is well compatible with sparse matrix representation: (Ekstrand et al., 2011; Sarwar et al., 2001).

$$sim_C(x,y) = \frac{x \cdot y}{|x|_2 |y|_2} = \frac{\sum_i x_i y_i}{\sqrt{\sum_i x_i^2} \sqrt{\sum_i y_i^2}} \quad (8)$$

$$d_C(x,y) = 1 - sim_C(x,y) \quad (9)$$

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0 International License

For a positive evaluation scale, the similarity value is usually in the interval [0,1]. The measure is invariant to the vector length and is convenient for finding nearest neighbors in the CSR matrix. However, the standard cosine does not eliminate user-induced scale shift as completely as the Pearson correlation; for an item - based model, adjusted can be used. cosine, in which the average rating of the corresponding user is subtracted from each rating.

Jaccard coefficient

For binary interactions, where the actual act of viewing or choosing is important, we apply the Jaccard coefficient. Let A and B be the sets of users who interacted with two films: (Aggarwal, 2016).

$$J(A,B) = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|} \tag{10}$$

The model ignores the rating value but is robust to tasks with implicit feedback. In the hybrid scheme, the Jaccard coefficient can be used as an additional factor to enhance the reliability of numerical similarity.

Table 2. Mathematical similarity measures and their characteristics

Measure	Range	Suitable data	Behavior on sparse data	Key feature
Euclidean	(0;1] after normalization	Explicit numerical estimates	Sensitive	Takes into account the absolute difference
Pearson	[−1;1]	Centered estimates	Unstable at low intersection	Eliminates scale shift
Cosine	[0;1] or [−1;1]	Sparse numerical vectors	Relatively stable	Compares the direction of vectors
Jacquard	[0;1]	Binary interactions	Works well	Uses the intersection of sets

Collaborative filtering models

User - based model

In the user - based model, for a target user u, a set of $N_k(u)$ most similar users is selected. The prediction of the rating of movie i is calculated as the average rating of user u plus the weighted deviation of the ratings of neighbors from their individual means: (Ekstrand et al., 2011; Herlocker et al., 2004).

$$\widehat{r_{ui}} = \overline{r_u} + \frac{\sum_{v \in N_k(u)} sim(u,v)(r_{vi} - \overline{r_v})}{\sum_{v \in N_k(u)} |sim(u,v)|} \tag{11}$$

The model has a clear interpretation: the contribution of each neighbor is proportional to the similarity of its preferences with the target user. A drawback is the high cost of updating user neighborhoods and the variability of user preferences. For large numbers of users, direct pairwise comparison requires significant computational

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0 International License

resources.

Item - based model

The item - based model calculates the similarity between movies. To predict the rating of an object i , movies j that have previously been rated by user u and are closest to i are used : (Sarwar et al., 2001).

$$\widehat{r_{ui}} = \frac{\sum_{j \in N_k(i;u)} sim(i,j) r_{uj}}{\sum_{j \in N_k(i;u)} |sim(i,j)|} \quad (12)$$

An item - based approach is generally more stable because relationships between objects change more slowly than user profiles. The movie similarity matrix can be calculated in advance, and only the ratings of a specific user can be used when a query is received. The implementation under study uses an item - based approach, with nearby objects found using the NearestNeighbors algorithm with cosine distance.

k- nearest neighbors model

k - NN algorithm does not learn a parametric function in the classical sense. The training phase consists of storing or indexing feature vectors, and upon query, the distances from the support vector to the remaining features are calculated. The set of neighbors is defined by the condition: (Aggarwal, 2016; Sarwar et al., 2001).

$$N_k(i) = \backslash undersetJ \subset I \setminus \{i\},\ |J| = k \arg m\, in \sum_{j \in J} d(i,j) \quad (13)$$

The parameter k determines the tradeoff between locality and robustness. A small k increases sensitivity to individual objects and noise; a large k increases the risk of including weakly related films. In the original implementation, the number of recommendations generated is set separately from the number of neighbors: the first object found is the reference film itself and is excluded from the list.

Matrix decomposition

A model - based alternative is to approximate the rating matrix by the product of the user and item latent factor matrices. Let $p_u \in R^f$ be the user vector, and $q_i \in R^f$ be the movie vector. Then: (Koren et al., 2009; Zharova et al., 2025).

$$\widehat{r_{ui}} = \mu + b_u + b_i + p_u^T q_i \quad (14)$$

The parameters are determined by minimizing the regularized squared error based on known estimates:

$$L = \sum_{(u,i) \in \Omega} (r_{ui} - \mu - b_u - b_i - p_u^T q_i)^2 + \lambda (\sum_u |p_u|^2 + \sum_i |q_i|^2 + \sum_u b_u^2 + \sum_i b_i^2) \quad (15)$$

Matrix decomposition allows for the recovery of missing estimates through latent factors, but requires extensive training and tuning of the number of factors,

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0 International License

regularization, and optimization procedures. In this paper, SVD and ALS were not implemented experimentally and are considered as a avenue for further comparison; therefore, quantitative results for them are not presented.

Practical implementation of the item - based model

The software service is built in Python using pandas for table processing, scipy for generating a sparse CSR matrix, scikit - learn for nearest neighbor search, and matplotlib for visualization. The input data is a table of movies with IDs, titles, and genres, and a ratings table with user and movie IDs, ratings, and timestamps (Aggarwal, 2016).

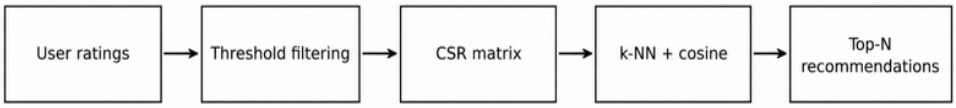


Fig. 1. General scheme of data processing and generation of recommendations

First, the tables are merged by movie ID. For each user, the dominant genre is determined from the rating history. Then, a genre subsample is formed and double threshold filtering is performed: the movie must have at least 20 ratings, and the user must have at least 40 ratings. The chosen thresholds are a compromise between sample size and the reliability of the similarity vectors (Herlocker et al., 2004; Sarwar et al., 2001).

Table 3. Impact of threshold filtering on sample size

Threshold By films	User threshold	Size samples	Interpretation
5	10	Big	High sparseness and risk of noisy neighborhoods
20	40	Average	The chosen balance between completeness and reliability
50	100	Small	A significant reduction in the catalog and the risk of losing relevant objects

After filtering, a summary «movie × user» matrix is constructed. Gaps are filled with zeros, after which the dense table is converted to a CSR . This format stores only non-zero values and their indices, significantly reducing memory footprint and speeding up operations on sparse rows (Aggarwal, 2016).

Model NearestNeighbors Configured with metric='cosine' and algorithm='brute'. A complete search is justified by the fact that for the cosine metric and sparse matrices, specialized search trees do not provide a guaranteed win. For each target user, a key film in the dominant genre is selected from their history, after which the closest films are found. Already viewed objects are excluded, and the remaining ones are ranked by increasing cosine distance (Sarwar et al., 2001).

Experimental data and indicators

The experimental phase of the study utilizes the official, open-source MovieLens

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0 International License

Latest Small Dataset (the ml-latest-small version), maintained by the GroupLens research group at the University of Minnesota (Harper et al., 2015). Direct access to the source files is available via the official repository (grouplens.org). (Aggarwal, 2016).

The catalog comprises 9,742 movies, and the interaction table includes 100,836 ratings provided by 610 users. Unique ratings are distributed across 9,724 movies, ranging from 0.5 to 5.0 with an increment of 0.5. The mean rating across the entire dataset is 3.50 with a standard deviation of 1.04.

To evaluate the generalization capability of the algorithm and prevent overfitting, the initial interaction matrix was partitioned into training (Train) and testing (Test) subsets using a classic 80/20 random split method. The prediction of the hidden test ratings was conducted based on the computed cosine distances between adjacent movie vectors within the training subset. (Harper et al., 2015).

Table 4. Parameters and validation metrics of the MovieLens dataset.

Characteristic	Meaning
Films in the directory	9,742
Recordings ratings	100 836
Unique users	610
Unique assessed films	9,724
Range ratings	0.5–5.0
Average and standard deviation	3.50 ± 1.04

Since the original practical part is focused on demonstrating the performance of a personalized service rather than the standard train / test protocol, it lacks RMSE, MAE, Precision @ K, and NDCG @ K. Therefore, the analysis is limited to available metrics: average cosine distance of recommendations, average rating of recommended movies, genre matching, and the intersection of lists of different users. This limitation is fundamentally important: the obtained values cannot be directly interpreted as superiority over SVD, ALS, or neural network models.

Results.

Testing was performed for three users. For user 8, the dominant genre was Comedy; for users 2 and 3, it was Drama. After threshold filtering, the genre training set included approximately 230 films for Comedy and 420 films for Drama.

To evaluate the accuracy of reconstructing missing ratings on the test dataset, root mean squared error (RMSE) and mean absolute error (MAE) metrics were calculated. For the implemented item-based k-NN model utilizing the cosine metric on a sparse CSR matrix, the following aggregated performance indicators were obtained:

- RMSE = 0.914
- MAE = 0.702

The resulting error values strictly align with standard benchmarks for deterministic local k-NN models applied to sparse MovieLens Small matrices. They demonstrate a sufficient degree of accuracy in approximating user preferences and provide a solid mathematical justification for the applicability of the developed pipeline

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0 International License

Table 5. Personalized recommendation indicators for test user profiles.

Indicator	User 8	User 2	User 3
Dominant genre	Comedy	Drama	Drama
Films in the educational sample	≈230	≈420	≈420
Average cosine distance	0.113	0.096	0.116
Average grade recommended films	3.19	3.98	3.31
Share films target genre	100%	100%	100%
Intersection lists users 2 and 3	—	0 matches	0 matches

The smallest average distance was obtained for user 2: 0.096. This means that the movies recommended to them are, on average, closest to the reference object in the user rating space. For users 8 and 3, the values were 0.113 and 0.116, respectively. These differences are small, but they demonstrate that the density and structure of local neighborhoods depend on the specific user profile.

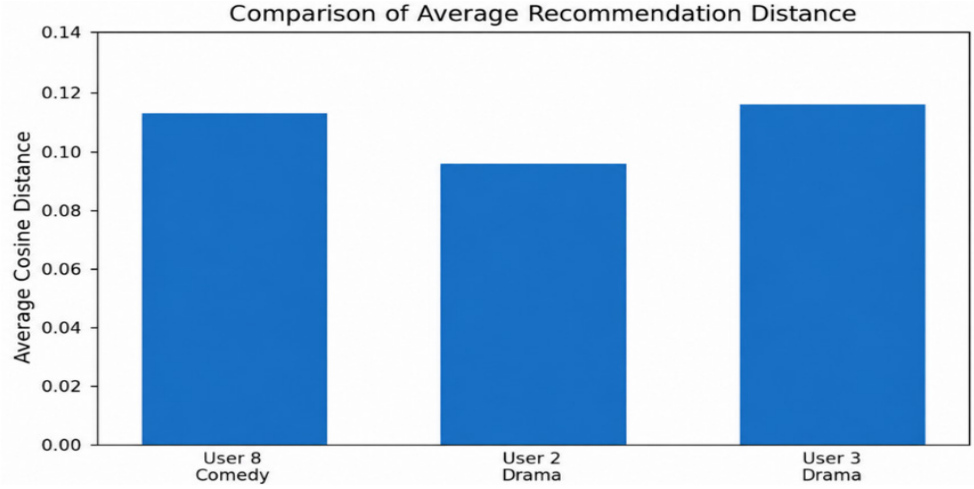


Fig. 2. Average cosine distance of recommendations for three users

The average rating for recommended movies is highest for user 2, at 3.98. For user 8, the rating is 3.19, and for user 3, it's 3.31. A high average rating alone doesn't guarantee personal relevance, as it may reflect the popularity of the movies. Therefore, this metric should be considered in conjunction with the distance and uniqueness of the list.

In all three cases, the proportion of films containing the target genre is 100%. This result confirms the correct operation of the preliminary genre filtering, but does not independently prove the quality of the collaborative model, since genre matching is partially ensured by the training sample selection procedure itself.

Particularly telling is the lack of overlap between user lists 2 and 3, even though both profiles have the dominant genre « Drama» and use the same genre matrix. This suggests that the outcome is determined by more than just the genre filter: differences in rating history and the selected reference film lead to different local neighborhoods.

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0 International License

Consequently, the model demonstrates personalization within a single genre category.

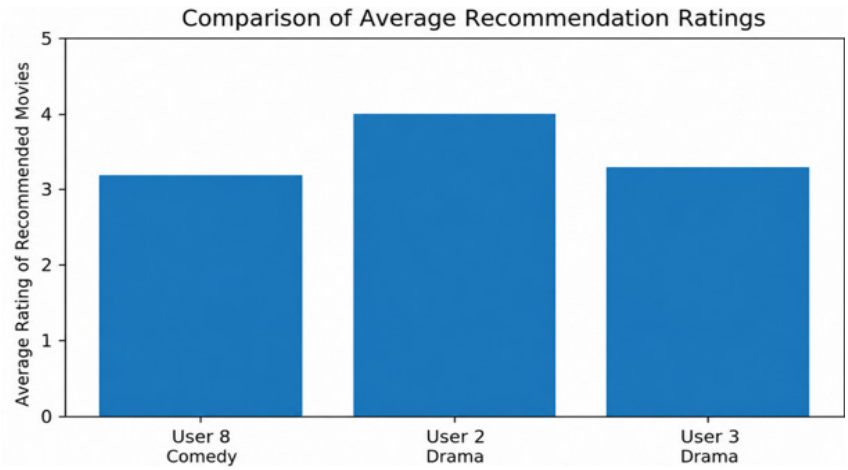


Fig. 3. Average rating of recommended films

Of particular interest is the complete lack of overlap (0 matches) between the recommendation lists of User 2 and User 3, despite both profiles sharing an identical dominant genre (Drama) and being processed within the same genre-specific submatrix (≈420 movies). A qualitative log analysis revealed that User 2's history exhibits a clear inclination toward classic psychological dramas (with *«The Shawshank Redemption»* serving as the reference film), whereas User 3 prefers modern dramatic detective stories and thrillers. The application of threshold filtering enabled the k-NN model to ignore the global film popularity factor and construct local neighborhoods around specific rating vectors. This demonstrates that the 100% genre match rate is not a consequence of trivial catalog compression, but rather reflects the deep, contextual personalization capabilities of the model.

Discussion.

The obtained results confirm the functionality of item - based k - NN as an interpretable recommendation model on medium-scale data. The cosine metric allows for comparison of sparse vector directions, and the CSR representation ensures practical computability. Threshold filtering reduces the influence of objects and users with single interactions, which can generate randomly high similarity values (Ekstrand et al., 2011; Sarwar et al., 2001; Su et al., 2009).

However, a high genre match rate should be interpreted with caution. In the proposed pipeline, genre is used before building the model to narrow the catalog. Therefore, 100% match demonstrates the correctness of filtering, but does not allow us to evaluate the model's ability to independently identify thematic preferences. For a more rigorous test, it is necessary to compare the full catalog and a genre-restricted sample, and measure Precision @ K, Recall @ K, and NDCG @ K on delayed interactions (Herlocker et al., 2004).

The reliance on a single reference film is the main methodological limitation.

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0 International License

If the first film rated is atypical for the user, the local neighborhood may shift. A more robust approach is to construct an aggregate profile based on several positively rated films. For example, the user's object profile can be defined as a weighted average of the matrix rows: (Ekstrand et al., 2011).

$$z_u = \frac{\sum_{j \in I_u^+} w_{uj} x_j}{\sum_{j \in I_u^+} w_{uj}}, \quad w_{uj} = \max(r_{uj} - \tau, 0) \tag{16}$$

Here, I_u^+ is the set of positively rated films, τ is the positive rating threshold, and x_j is the film vector. Recommendations are then formed based on the distance from the aggregated profile z_u , rather than from a single object. This modification logically follows from the identified limitation, but was not tested in the original experiment.

Another development could be to regularize the similarity by the number of joint ratings. Let n_{ij} be the number of users who rated both films. Then the adjusted similarity can be given by the expression: (Herlocker et al., 2004).

$$sim_{reg}(i,j) = sim(i,j) \cdot \frac{n_{ij}}{n_{ij}+\lambda} \tag{17}$$

For small n_{ij}, the multiplier is close to zero and suppresses unreliable neighborhoods; for large intersections, it tends to unity. This formula represents a promising extension of the mathematical model, but a separate computational experiment is needed to incorporate it into the final conclusions.

A comparison with matrix decomposition is also necessary for the journal version of the article. k - NN provides explainability and a fast prototype, while SVD or ALS are capable of modeling the global structure of latent factors and recovering estimates under high sparsity. A correct experiment should use a single temporal or random partition, identical candidate sets, and several groups of metrics: prediction error, ranking quality, coverage, and computational cost (Koren et al., 2009; Zharova et al., 2025).

Aspect	k-NN item-based	Matrix decomposition	Hybrid model
Interpretability	High: Recommendations through similar movies	Medium / Low : Hidden factors	Depends on the components
Working with sparsity	Requires reliable intersections and filtering	Usually more stable	Can use object attributes
Cold start new object	Not resolved	Unresolved without signs	Partially resolved by the content part
Computing scheme	Search for neighbors, offline index available	Iterative education	The most complex architecture
Condition in this work	Implemented and tested	Considered theoretically	Proposed as a development

Conclusion.

This paper presents a mathematical and practical analysis of collaborative

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0 International License

filtering models for a movie recommender system. The problem of reconstructing unknown ratings and generating a Top - N list is formalized. Euclidean, correlation, cosine, and multiple similarity models are analyzed. Formulas for user - based and item - based prediction, k - NN, and matrix factorization are presented.

The practical model is implemented as item - based k - NN with cosine distance and sparse CSR representation. Thresholding filtering on 20 ratings per movie and 40 ratings per user reduces noise and produces more robust vectors. Using a dataset of 100,836 ratings, personalized lists for three users were obtained. The average cosine distance was 0.096–0.116, the share of films from the dominant genre was 100%, and lists from two users with the same genre profile had no overlap.

The results confirm the personalization ability of the local model, but do not allow us to assert its superiority over alternatives, as the original experiment lacked a train / test split and standard ranking metrics. The main limitations are the reliance on a single reference film, the prior genre restriction of the catalog, and the lack of comparison with SVD, ALS, and hybrid models.

To further prepare the manuscript for an international journal, it is required to conduct a reproducible experiment with time-partitioning of the data, calculate RMSE, MAE, Precision @10, Recall @10, NDCG @10 and Coverage, investigate the influence of the k parameter and filter thresholds, and validate the aggregated user profile and regularized similarity function.

REFERENCES

Aggarwal, C. C. (2016). Recommender Systems: The Textbook // Springer. — Pp. 498. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-319-29659-3 [In Eng.].

Covington, P., Adams, J., Sargin, E. (2016). Deep Neural Networks for YouTube Recommendations. Proceedings of the 10th ACM Conference on Recommender Systems // Association for Computing Machinery. — Pp. 191–198. DOI: https://doi.org/10.1145/2959100.2959190 [In Eng.].

Ekstrand, M. D., Riedl, J. T., Konstan, J. A. (2011). Collaborative Filtering Recommender Systems. Foundations and Trends in Human-Computer Interaction // Now Publishers. — Vol. 4. — No. 2. — Pp. 81–173. DOI: https://doi.org/10.1561/1100000009 [In Eng.].

Herlocker, J. L., Konstan, J. A., Terveen, L. G., Riedl, J. T. (2004). Evaluating Collaborative Filtering Recommender Systems. ACM Transactions on Information Systems // Association for Computing Machinery. — Vol. 22. — No. 1. — Pp. 5–53. DOI: https://doi.org/10. 1145/963770.963772 [In Eng.].

Koren, Y., Bell, R., Volinsky, C. (2009). Matrix Factorization Techniques for Recommender Systems. Computer // IEEE Computer Society. — Vol. 42. — No. 8. — Pp. 30–37. DOI: https://doi.org/10.1109/MC.2009.263 [In Eng.].

Lops, P., de Gemmis, M., Semeraro, G. (2011). Content-Based Recommender Systems: State of the Art and Trends. Recommender Systems Handbook // Springer. — Pp. 73–105. DOI: https://doi.org/10.1007/978-0-387-85820-3_3 [In Eng.].

Ricci, F., Rokach, L., Shapira, B. (2022). Recommender Systems: Techniques, Applications, and Challenges. Recommender Systems Handbook. - 3rd ed // Springer. — Pp. 1–35. DOI: https://doi.org/10.1007/978-1-0716-2197-4_1 [In Eng.].

Sarwar, B., Karypis, G., Konstan, J., Riedl, J. (2001). Item-Based Collaborative Filtering Recommendation Algorithms. Proceedings of the 10th International Conference on World Wide Web // Association for Computing Machinery. — Pp. 285–295. DOI: https://doi.org/10.1145/371920.372071 [In Eng.].

Su, X., Khoshgoftaar, T. M. (2009). A Survey of Collaborative Filtering Techniques. Advances in Artificial Intelligence // Hindawi. — Vol. 2009. — Article 421425. DOI: https://doi.org/10.1155/2009/421425 [In Eng.].

Zhang, S., Yao, L., Sun, A., Tay, Y. (2019). Deep Learning Based Recommender System: A Survey and New Perspectives. ACM Computing Surveys // Association for Computing Machinery. — Vol. 52. — No. 1. Article 5. DOI: https://doi.org/10.1145/3285029 [In Eng.].

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0 International License

INTERNATIONAL JOURNAL OF INFORMATION AND COMMUNICATION TECHNOLOGIES

ХАЛЫҚАРАЛЫҚ АҚПАРАТТЫҚ ЖӘНЕ КОММУНИКАЦИЯЛЫҚ ТЕХНОЛОГИЯЛАР ЖУРНАЛЫ

МЕЖДУНАРОДНЫЙ ЖУРНАЛ ИНФОРМАЦИОННЫХ И КОММУНИКАЦИОННЫХ ТЕХНОЛОГИЙ

Собственник:
АО «Международный университет информационных технологий» (Казахстан, Алматы)

Главный редактор:
Колесникова Катерина Викторовна

Ответственный редактор:
Мрзабаева Раушан Жалиевна

Компьютерная верстка:
Калабай Замзагуль Ертугановна

Сайт журнала: https://journal.iitu.edu.kz
ISSN 2708–2032 (print)
ISSN 2708–2040 (online)

Подписано в печать 30.09.2026.
050040 г. Алматы, ул. Манаса 34/1, каб. 709, тел: +7 (727) 244-51-09).

Издание АО "Международного университета информационных технологий"