

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



**INTERNATIONAL JOURNAL OF INFORMATION AND COMMUNICATION
TECHNOLOGIES**

Published since 2020.
Volume 7. 1 (25). 2026
January–March

**ХАЛЫҚАРАЛЫҚ АҚПАРАТТЫҚ ЖӘНЕ КОММУНИКАЦИЯЛЫҚ
ТЕХНОЛОГИЯЛАР ЖУРНАЛЫ**

2020 жылдан бері шығарылады
Том 7. 1 (25). 2026
Қаңтар-Наурыз

**МЕЖДУНАРОДНЫЙ ЖУРНАЛ ИНФОРМАЦИОННЫХ И
КОММУНИКАЦИОННЫХ ТЕХНОЛОГИЙ**

Издается с 2020 г.
Том 7. 1 (25). 2026
Январь-Март

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 Rysbauly — 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)

Nurzhaz Duzbayev — PhD, associate professor, Vice-Rector for Digitalization and Innovation, International Information Technology University (Kazakhstan)

Bakhtgerai 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)

Damiliya Yeskendirowa — 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 Mamrybayev — 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 Түлегеновна — 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)

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

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

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

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

Синчев Бахтгерей Кусанович — 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 бизнес медиа және басқару факультетінің деканы (Қазақстан)

Абикаликова Замира Тұрсынбаевна — 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 Максұтовна Ескендірова — 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)

Айтмағамбетов 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)

Тадеш 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)

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

Белюшицкая 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)

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

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

Айтмаганбетов 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 Сахиябай — кандидат технических наук, профессор, профессор-исследователь кафедры компьютерной инженерии, Международного университета информационных технологий (Казахстан)

Алимсиреб 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)

Белошицкая 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 SOCIOECONOMIC SYSTEMS

A.B. Zhalgas, Y.N. Kalpakov, B.Ye. Amirgaliyev MACHINE LEARNING-DRIVEN OPTIMIZATION OF LOGISTICS IN SMART CITIES: A CASE STUDY OF ASTANA	11
L. Kurmangazyieva, Sh. Kodanova, M. Urazgaliyeva, O. Findik, S. Iskakova INTEGRATING FUZZY LOGIC AND ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN OPTIMIZING BUSINESS PROCESS AUTOMATION DECISIONS	26
Y. Mailybayev, U. Adilbayeva, R. Amanova ORGANIZATION OF AN ONLINE SURVEY OF PARTICIPANTS IN THE EDUCATIONAL PROCESS AND ANALYSIS OF THE RESULTS BASED ON THE MODIFIED DELPHI METHOD	48
V.A. Takizhanov, A.Z. Ibragimov, A. Shalakhmetov SIMULATION-BASED ROBUSTNESS ASSESSMENT OF ASTANA'S BUS NETWORK UNDER RANDOM AND TARGETED FAILURES	63
G. Hamada, M. Hamada LEVERAGING MACHINE LEARNING MODELS TO BOOST THE MANIPULATION OF UNSTRUCTURED DECISIONS AND UNSTRUCTURED DATA IN DIGITAL BUSINESS FIRMS	78

INFORMATION TECHNOLOGY

M. Zh. Aitimov, G. K. Muratova, Zh. K. Bissenbayeva, I.M. Bapiyev, M. Kassim SEMANTIC COMPLETENESS IN KAZAKH-LANGUAGE EXTRACTIVE QA THROUGH ONTOLOGY AND RETRIEVAL MECHANISMS	96
A.Aitim, A. Auyezova ENCODING NP-COMPLETE PROBLEM INSTANCES INTO NATURAL LANGUAGE FOR LLM PROCESSING	109
O.N. Akylbekov, Y.T. Dauletbek, A.N. Moldagulova, G.S. Zakariya, D.A. Gura MACHINE LEARNING METHODS FOR ANALYSING THREE-DIMENSIONAL SPATIAL DATA IN KAZAKHSTAN'S LAND USE PLANNING	126
S.Zh. Aliaskarov, R.K. Uskenbayeva, A. Razaque, A.B. Kassymova, A.M. Anartayeva TOWARDS EFFICIENT BIG DATA ANALYTICS IN REGIONAL SYSTEMS: PRACTICAL INSIGHTS FROM HYBRID ARCHITECTURE DEPLOYMENT	146
Zh. Bilyalova, N. Shazhdekeyeva, K. Uteulyieva, T.Akhmurzina, L. Nurgaliyeva A MATHEMATICAL MODEL FOR DECISION-MAKING UNDER UNCERTAINTY HYBRID BASED ON FUZZY LOGIC AND GENERATIVE ARTIFICIAL INTELLIGENCE	165
A. Ismailova, G. Yessenbayeva, K. Kadyrkulov, R. Moldasheva, A. Amangeldi DEVELOPMENT OF A HYBRID DEEP LEARNING MODEL FOR MULTICLASS CLASSIFICATION OF MICROSCOPIC IMAGES OF BACTERIA	186
G. Kalman, J. Kultan, A.N. Ismukamova, N.M. Ausilova, Y.V. Makhatova A DOMAIN-KNOWLEDGE-BASED MODEL FOR REFERENCE RESOLUTION IN LOW-RESOURCE LANGUAGES.....	199
Y. Kamen, Zh. Yessendauletova, L. Fazylova, M. Rakhimzhanova, A.M. Nedzved USING NEURAL NETWORKS FOR OBJECTIVE ASSESSMENT OF ATTENTION IN CHILDREN BASED ON EEG DATA	216
A.Ye. Kulakayeva, Ye.A. Bakhtiyarova, G.T. Jakanova, Sh. Nursultan COMPARATIVE ANALYSIS OF VARIOUS RADIO WAVE PROPAGATION MODELS FOR MOBILE NETWORK COVERAGE PREDICTION	231
A. Kalykulova, K. Bakirov, A. Shoman, A. Nugumanova FORMATION OF A UNIFIED DATA SET FOR ANALYZING THE RELATIONSHIP BETWEEN DOG BREEDS AND DISEASES	247
D. Kantayeva, A. Seisenbekkyzy, S. Biloshchytska COMPARATIVE EVALUATION MODEL BASED ON EXPERT SYSTEMS FOR ABSTRACTIVE SUMMARIZATION OF SCIENTIFIC TEXTS	269
N. Mordvintsev, Zh. Oralbekova, A. Bakiyeva DEEP LEARNING-BASED VEHICLE MAKE AND MODEL RECOGNITION: DATASET CHALLENGES	

AND INFLUENCING FACTORS IN URBAN TRAFFIC	269
M.B. Nurpeissova, Sh.K. Aitkazinova, A.M. Abenov, N.S. Donenbayeva METHODOLOGY FOR TRANSFORMING SATELLITE COORDINATES INTO A TOPOCENTRIC RECTANGULAR COORDINATE SYSTEM	315
L. Naizabayeva, G. Turken, R.A. Druba EFFECTIVE METHOD FOR OPTIMAL CLUSTERING IN UNSUPERVISED LEARNING	328
S. Nurgaliyeva, Zh. Seitkaliyev, A. Sakhipov, M. Kali, R. Hrmo YIELD FORECASTING FOR FRUITS AND VEGETABLES USING RANDOM FOREST ON LARGE- SCALE AGROCLIMATIC DATA	339
A. Nurgalykov, S. Sapakova, D. Zhalmukhanbetov, G. Nurgazy, A. Myrzabayev LANGUAGE ASYMMETRY IN LLMS: THE IMPACT OF NON-ENGLISH DATA ON ACCURACY AND RELIABILITY	355
A. Ospanov, P. Alonso-Jordá, A. Zhumadillayeva BLOCKCHAIN-ENABLED ERP WAREHOUSE INTEGRATION WITH IOT DIMENSIONERS AND MACHINE LEARNING–OPTIMIZED DIMENSIONAL WEIGHT RECONCILIATION	371
A.A. Sakhipov, R.B. Seıitbek EVENT-DRIVEN MICROSERVICES FOR INCIDENT DETECTION AND RESPONSE IN INTELLIGENT TRAFFIC SYSTEM	387
A. Tursynova, B. Omarov EVOLUTION OF THE EFFECTIVENESS OF CONDITIONAL GAN FOR THE SYNTHESIS OF CT IMAGES OF THE BRAIN IN THE DIAGNOSIS OF STROKE	400
G. Yusupova, K.S. Shadinova, D. Ussipbekova, Zh.Zh. Azhibekova, P. Schmidt DETERMINATION OF SOIL PROFILE STRATIFICATION AT 0–200 CM DEPTH USING A MULTILEVEL STACKING MODEL	414

INFORMATION SECURITY AND COMMUNICATION TECHNOLOGIES

S.A. Adilzhanova, M.Zh. Sakypbekova, L.Sh. Cherikbaeva, G.A. Tyulepberdinova, G.T. Zhubanysheva SYSTEMATIC ANALYSIS OF RISK ASSESSMENT METHODS AND MODELS IN INFORMATION SECURITY.....	427
T. K. Zhukabayeva, D.B. Baumuratova, E. Benkhelifa , N.A. Niyetbayeva EDGE COMPUTING-BASED TECHNIQUE FOR CONSTRUCTION OF ATTACK DETECTION MEANS IN CYBER-PHYSICAL SYSTEMS OF INDUSTRIAL INTERNET-OF-THINGS	453
N.E. Karabayev, S.K. Serikbayeva, Y.M. Mardenov, B. Tassuov, M. Fajkus DETECTION OF CYBER ATTACKS IN TRANSPORT NETWORKS BASED ON MACHINE LEARNING METHODS	475
B.A. Kumalakov, A.O. Dargulova A HYBRID FRAMEWORK FOR RESUME-JOB MATCHING SYSTEM	494
V. Makhatova, B. Dzhugembayeva, A. Gabdulova, L. Nurgaliyeva, A. Abdigaliyeva MATHEMATICAL MODEL FOR OPTIMAL SENSOR SELECTION IN SIEM SYSTEMS USING THE ANALYTIC HIERARCHY PROCESS	509

МАЗМУНЫ

ӘЛЕУМЕТТІК-ЭКОНОМИКАЛЫҚ ЖҮЙЕЛЕРДІ ДАМУДАҒЫ ЦИФРЛЫҚ ТЕХНОЛОГИЯЛАР

А.Б. Жалғас, Е.Н. Калпаков, Б.Е. Амиргалиев АҚЫЛДЫ ҚАЛАЛАРДАҒЫ ЛОГИСТИКАНЫ МАШИНАЛЫҚ ОҚЫТУҒА НЕГІЗДЕЛГЕН ОҢТАЙЛАНДЫРУ: АСТАНАНЫҢ ЖАҒДАЙЫН ЗЕРТТЕУ.....	11
Л.Қурманғазиева, Ш. Қоданова, М. Уразғалиева, О. Findik, С. Искакова ЖАСАНДЫ ИНТЕЛЛЕКТ ПЕН АЙҚЫН ЕМЕС ЛОГИКАНЫ БІРІКТІРУ АРҚЫЛЫ БИЗНЕС- ПРОЦЕСТЕРДІ АВТОМАТТАНДЫРУ ШЕШІМДЕРІН ОҢТАЙЛАНДЫРУ	26
Е. Майлыбаев, У. Адилбаева, Р. Аманова ҰЙЫМДАСТЫРЫЛҒАН ОНЛАЙН САУАЛНАМА АРҚЫЛЫ БІЛІМ БЕРУ ПРОЦЕСІНЕ ҚАТЫСУШЫЛАРДЫҢ ПІКІРЛЕРІН ЖИНАУ ЖӘНЕ НӘТИЖЕЛЕРІН МОДИФИКАЦИЯЛАНҒАН ДЕЛЬФИ ӘДІСІ НЕГІЗІНДЕ ТАЛДАУ	48
В.А. Такижанов, А.Ж. Ибрагимов, А. Шалахметов	

МОДЕЛЬДЕУ НЕГІЗІНДЕ АСТАНАНЫҢ АВТОБУС ЖЕЛІСІНІҢ ТҰРАҚТЫЛЫҒЫН БАҒАЛАУ: КЕЗДЕЙСОҚ ЖӘНЕ МАҚСАТТЫ ІСТЕН ШЫҒУЛАР ЖАҒДАЙЫНДА	63
Г. Хамада, М. Хамада ЦИФРЛЫҚ БИЗНЕС-ҰЙЫМДАРЫНДА ҚҰРЫЛЫМДАЛМАҒАН ШЕШІМДЕР МЕН ҚҰРЫЛЫМДАЛ- МАҒАН ДЕРЕКТЕРМЕН ЖҰМЫС ІСТЕУ ТИІМДІЛІГІН АРТТЫРУ ҮШІН МАШИНАЛЫҚ ОҚЫТУ МОДЕЛЬДЕРІН ПАЙДАЛАҢУ	78

АҚПАРАТТЫҚ ТЕХНОЛОГИЯЛАР

М.Ж. Айтимов, Г.К. Муратова, Ж.К. Бисенбаева, И.М. Бапиев, М. Кассим ОНТОЛОГИЯ ЖӘНЕ ІЗДЕУ МЕХАНИЗМДЕРІ АРҚЫЛЫ ҚАЗАҚ ТІЛІНДЕГІ ЭКСТРАКЦИЯЛЫҚ ҚА-ДАҒЫ СЕМАНТИКАЛЫҚ ТОЛЫҚТЫҚ	96
Ә. Әйтгім, Ә. Әуезова LLM ӨНДЕУІ ҮШІН NP-ТОЛЫҚ ЕСЕПТЕРДІҢ ЭКЗЕМПЛЯРЛАРЫН ТАБИҒИ ТІЛДЕ КОДТАУ	109
О.Н. Ақылбеков, Е.Т. Даулетбек, А.Н. Молдагулова, Г.С. Закария, Д.А. Гура ҚАЗАҚСТАННЫҢ АУМАҚТЫҚ ЖОСПАРЛАУЫНДАҒЫ ҮШ ӨЛШЕМДІ КЕҢІСТІКТІК МӨЛІМЕТТЕРДІ ТАЛДАУ ҮШІН МАШИНАЛЫҚ ОҚЫТУ ӘДІСТЕРІ	126
С.Ж. Алиаскаров, Р.К. Ускенбаева, А. Разак, А.Б. Касымова, А.М. Анартаева АЙМАҚТЫҚ ЖҮЙЕЛЕРДЕГІ ҮЛКЕН ДЕРЕКТЕРДІ ТИІМДІ ТАЛДАУҒА ҚАРАЙ: ГИБРИДТІ АРХИТЕКТУРАНЫ ЕНГІЗУДІҢ ПРАКТИКАЛЫҚ ТҮСІНІКТЕР.....	146
Ж. Билялова, Н. Шаждекеева, К. Өтеулиева, Т. Ахмурзина, Л. Нұрғалиева АЙҚЫН ЕМЕС ЛОГИКА ЖӘНЕ ГЕНЕРАТИВТІ ЖАСАНДЫ ИНТЕЛЛЕКТ НЕГІЗІНДЕ БЕЛГІСІЗДІК ЖАҒДАЙЫНДА ШЕШІМ ҚАБЫЛДАУДЫҢ ГИБРИДТІ МАТЕМАТИКАЛЫҚ МОДЕЛІ	165
А.А. Исмаилова, Г.Р. Есенбаева, К.К. Кадиркулов, Р.Н. Молдашева, А. Амангелді РОСКОПИЯЛЫҚ БЕЙНЕЛЕРІН КӨПКЛАССТЫ ЖІКТЕУГЕ АРНАЛҒАН ГИБРИДТІ ТЕРЕҢ ОҚЫТУ МОДЕЛІН ӨЗІРЛЕУ	186
Г. Қалман, К. Ярослав, А.Н. Исмуханова, Н.М. Аусилова, В.Е. Махатова ПӘНДІК САЛА БІЛІМ НЕГІЗІНДЕ РЕУСРСТАРЫ АЗ ТІЛДЕРДЕГІ РЕФЕРЕНЦИЯНЫ ШЕШУДІҢ МОДЕЛІ.....	199
Е.Г. Кәмен, Ж.Т. Есендаулетова, Л.С. Фазылова, М.Б. Рахимжанова, А.М. Недзьведь ЭЭГ ДЕРЕКТЕРІ БОЙЫНША БАЛАЛАРДЫҢ ЗЕЙІНІН ОБЪЕКТИВТІ БАҒАЛАУ ҮШІН НЕЙРОНДЫҚ ЖЕЛІЛЕРДІ ҚОЛДАНУ	216
А.Е. Құлакаева, Е.А. Бахтиярова, Г.Т. Джаканова, Ш. Нұрсұлтан ҰЯЛЫ БАЙЛАНЫС ЖЕЛІЛЕРІНІҢ ҚАМТУ АЙМАҒЫН БОЛЖАУҒА АРНАЛҒАН ӨРТҮРЛІ РАДИОТӨЛҚЫН ТАРАЛУ МОДЕЛЬДЕРІНІҢ САЛЫСТЫРМАЛЫ ТАЛДАУЫ	231
А. Калыкулова, К. Бакиров, А. Шоман, А. Нугуманова ИТ ТҰҚЫМДАРЫ МЕН АУРУЛАРЫ АРАСЫНДАҒЫ БАЙЛАНЫСТЫ ТАЛДАУҒА АРНАЛҒАН БЫРЫҒАЙ ДЕРЕКТЕР ЖИЙНТЫҒЫН ҚАЛЫПТАСТЫРУ	247
Д. Кантаева, А. Сейсенбекқызы, С. Билощницкая ҒЫЛЫМИ МӘТІНДЕРДІ АБСТРАКТИВТІ РЕФЕРАТТАУҒА АРНАЛҒАН ЭКСПЕРТТІК ЖҮЙЕЛЕРГЕ НЕГІЗДЕЛГЕН САЛЫСТЫРМАЛЫ БАҒАЛАУ МОДЕЛІ	269
Н. Мордвинцев, Ж. Оралбекова, А. Бакиева ТЕРЕҢ ОҚЫТУҒА НЕГІЗДЕЛГЕН КӨЛІК ҚҰРАЛДАРЫНЫҢ МАРКАСЫ МЕН МОДЕЛІН ТАҢУ: ҚА- ЛАЛЫҚ КӨЛІК ҚОЗҒАЛЫСЫНДАҒЫ ДЕРЕКТЕР ЖИЙНТЫҒЫНЫҢ МӘСЕЛЕЛЕРІ ЖӘНЕ ЫҚПАЛ ЕТУШІ ФАКТОРЛАР	285
М.Б. Нұрпейісова, Ш.Қ. Айтқазина, А.М. Абенев, Н.С. Дөненбаева СПУТНИКТІК КООРДИНАТТАРДЫ ТОПОЦЕНТРЛІК ТІК БҰРЫШТЫ КООРДИНАТТАР ЖҮЙЕСІНЕ ТҮРЛЕНДІРУДІҢ ӘДІСТЕМЕСІ	315
Л. Найзабаева, Г. Түркен, Р.А. Друба БАҚЫЛАНБАЙТЫН ОҚЫТУДАҒЫ ОҢТАЙЛЫ КЛАСТЕРЛЕУДІҢ ТИІМДІ ӘДІСІ	328
С. Нұрғалиева, Ж. Сенткалиев, А. Сахипов, М. Кали, Р. Грмо ҮЛКЕН КӨЛЕМДЕГІ АГРОКЛИМАТТЫҚ ДЕРЕКТЕР НЕГІЗІНДЕ RANDOM FOREST ӘДІСІН ПАЙДАЛАНА ОТЫРЫП, ЖЕМІС-КӨКӨНІС ДАҚЫЛДАРЫНЫҢ ӨНІМДІЛІГІН БОЛЖАУ	339
А. Нұрғалықов, С. Сапакова, Д. Жалмұханбетов, Г. Нұрғазы, А. Мырзабаев ҮЛКЕН ТІЛДІК МОДЕЛЬДЕРДЕГІ ТІЛДІК АСИММЕТРИЯ: АҒЫЛШЫН ТІЛІНЕН БАСҚА ДЕРЕКТЕРДІҢ ДӘЛДІК ПЕН СЕНІМДІЛІККЕ ӘСЕРІ	355
А. Оспанов, П. Алонсо-Хорда, А. Жұмаділлаева	

БЛОКЧЕЙН-ТЕХНОЛОГИЯСЫМЕН ЫҚПАЛДАС ERP ҚОЙМА ЖҮЙЕСІН ІОТ ДИМЕНСИОНЕРЛЕР ЖӘНЕ МАШИНАЛЫҚ ОҚЫТУ АРҚЫЛЫ ОПТИМИЗАЦИЯЛАНҒАН ӨЛШЕМДІ САЛМАҚ ЕСЕПТЕУМЕН ИНТЕГРАЦИЯЛАУ	371
А.А. Сахипов, Р.Б. Сейітбек ОҚИҒАҒА БАҒДАРЛАНҒАН МИКРОҚЫЗМЕТТЕР ЖҮЙЕСІ АРҚЫЛЫ АҚЫЛДЫ ТРАФИК ЖҮЙЕЛЕРІНДЕ ОҚИҒАЛАРДЫ АНЫҚТАУ ЖӘНЕ ШАРАЛАР ҚОЛДАНУ	387
А. Турсынова, Б. Омаров ИНСУЛЬТТИ ДИАГНОСТИКАЛАУ КЕЗІНДЕ МИ КТ-БЕЙНЕЛЕРІН СИНТЕЗДЕУГЕ АРНАЛҒАН ШАРТТЫ ҒАН ТИІМДІЛІГІНІҢ ЭВОЛЮЦИЯСЫ	400
Г.М. Юсупова, К.С. Шадинова, Д.И. Усипбекова, Ж.Ж. Ажибекова, Р. Schmidt ТОПЫРАҚ ПРОФИЛІНІҢ 0–200 СМ ТЕРЕНДІКТЕГІ СТРАТИФИКАЦИЯСЫН КӨПДЕНГЕЙЛІ СТЕКИНГ-МОДЕЛІМЕН АНЫҚТАУ.....	414

АҚПАРАТТЫҚ ҚАУІПСІЗДІК ЖӘНЕ КОММУНИКАЦИЯЛЫҚ ТЕХНОЛОГИЯЛАРҒА АРНАЛҒАН

С.А. Адилжанова, М.Ж. Сақыпбекова, Л.Ш. Черикбаева, Г.А. Түлепбердинова, Г.Т. Жубанышева АҚПАРАТТЫҚ ҚАУІПСІЗДІКТЕ ТӘУЕКЕЛДЕРДІ БАҒАЛАУ ӘДІСТЕРІ МЕН МОДЕЛЬДЕРІН ЖҮЙЕЛІ ТАЛДАУ.....	427
Т.К. Жукабаева, Д. Б. Баумуратова, Е. Бенкхелифа, Н.А. Ниетбаева ШЕКАРАЛЫҚ ЕСЕПТЕУЛЕРДІ ҚОЛДАНА ОТЫРЫП, ЗАТТАРДЫҢ ӨНЕРКӘСІПТІК ИНТЕРНЕТІНІҢ КИБЕРФИЗИКАЛЫҚ ЖҮЙЕЛЕРІНДЕГІ ШАБУЫЛДАРДЫ АНЫҚТАУ ҚҰРАЛДАРЫН ҚҰРУ ӘДІСТЕМЕСІ.....	453
Н.Е. Қарабаев, С.К. Серикбаева, Е.М. Марденов, Б. Тасуов, М. Файқус МАШИНАЛЫҚ ОҚЫТУ ӘДІСТЕРІНЕ НЕГІЗДЕЛГЕН КӨЛІК ЖЕЛІЛЕРІНДЕГІ КИБЕРШАБУЫЛДАРДЫ АНЫҚТАУ	475
Б.А. Кумалаков, А.О. Даргулова ТҮЙІНДЕМЕЛЕР МЕН ВАКАНСИЯЛАРДЫ АВТОМАТТАНДЫРЫЛҒАН СӘЙКЕСТЕНДІРУГЕ НЕГІЗДЕЛГЕН ГИБРИДТІ ҮМІТКЕРЛЕРДІ ІРІКТЕУ ЖҮЙЕСІ	494
В. Махатова, Б. Джугембаева, А. Габдулова, Л. Нургалиева, А. Абдигалиева ИЕРАРХИЯЛАРДЫ ТАЛДАУ ӘДІСІ НЕГІЗІНДЕ SIEM ЖҮЙЕЛЕРІНДЕ ОҢТАЙЛЫ СЕНСОРДЫ ТАҢДАУДЫҢ МАТЕМАТИКАЛЫҚ МОДЕЛІ	509

СОДЕРЖАНИЕ ЦИФРОВЫЕ ТЕХНОЛОГИИ В РАЗВИТИИ СОЦИО-ЭКОНОМИЧЕСКИХ СИСТЕМ

А.Б. Жалғас, Е.Н. Калпаков, Б.Е. Амиргалиев ОПТИМИЗАЦИЯ ЛОГИСТИКИ В УМНЫХ ГОРОДАХ НА ОСНОВЕ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ: НА ПРИМЕРЕ АСТАНЫ	11
Л. Курмангазиева, Ш. Коданова, М. Уразгалиева, О. Финдик, С. Исакова ИНТЕГРАЦИЯ НЕЧЕТКОЙ ЛОГИКИ И ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА ПРИ ОПТИМИЗАЦИИ РЕШЕНИЙ ПО АВТОМАТИЗАЦИИ БИЗНЕС-ПРОЦЕССОВ	26
Е. Майлыбаев, У. Адилбаева, Р. Аманова СБОР МНЕНИЙ УЧАСТНИКОВ ОБРАЗОВАТЕЛЬНОГО ПРОЦЕССА ПОСРЕДСТВОМ ОРГАНИЗОВАННОГО ОНЛАЙН-АНКЕТИРОВАНИЯ И АНАЛИЗ РЕЗУЛЬТАТОВ НА ОСНОВЕ МОДИФИЦИРОВАННОГО МЕТОДА ДЕЛЬФИ	48
В.А. Такижанов, А.Ж. Ибрагимов, А. Шалахметов ОЦЕНКА УСТОЙЧИВОСТИ АВТОБУСНОЙ СЕТИ АСТАНЫ НА ОСНОВЕ МОДЕЛИРОВАНИЯ ПРИ СЛУЧАЙНЫХ И ЦЕЛЕНАПРАВЛЕННЫХ ОТКАЗАХ	63
Г. Хамада, М. Хамада ИСПОЛЬЗОВАНИЕ МОДЕЛЕЙ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ ДЛЯ ПОВЫШЕНИЯ ЭФФЕКТИВНОСТИ РАБОТЫ С НЕСТРУКТУРИРОВАННЫМИ РЕШЕНИЯМИ И НЕСТРУКТУРИРОВАННЫМИ ДАННЫМИ В ЦИФРОВЫХ БИЗНЕС-ОРГАНИЗАЦИЯХ	78

ИНФОРМАЦИОННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ

М.Ж. Айтимов, Г.К. Муратова, Ж.К. Бисенбаева, И.М. Бапиев, М. Кассим

СЕМАНТИЧЕСКАЯ ПОЛНОТА В КАЗАХСКОЯЗЫЧНОМ EXTRACTIVE QA ЧЕРЕЗ ОНТОЛОГИЮ И RETRIEVAL-МЕХАНИЗМЫ	96
А. Айтим, А. Ауезова КОДИРОВАНИЕ ЭКЗЕМПЛЯРОВ NP-ПОЛНЫХ ЗАДАЧ В ЕСТЕСТВЕННОМ ЯЗЫКЕ ДЛЯ ОБРАБОТКИ LLM	109
О.Н. Акылбеков, Е.Т. Даулетбек, А.Н. Молдагулова, Г.С. Закария, Д.А. Гура МЕТОДЫ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ ДЛЯ АНАЛИЗА ТРЁХМЕРНЫХ ПРОСТРАНСТВЕННЫХ ДАННЫХ В ТЕРРИТОРИАЛЬНОМ ПЛАНИРОВАНИИ КАЗАХСТАНА	126
С.Ж. Алиаскаров, Р.К. Ускенбаева, А. Разак, А.Б. Касымова, А.М. Анартаева НА ПУТИ К ЭФФЕКТИВНОЙ АНАЛИТИКЕ БОЛЬШИХ ДАННЫХ В РЕГИОНАЛЬНЫХ СИСТЕМАХ: ПРАКТИЧЕСКИЕ ВЫВОДЫ ИЗ ВНЕДРЕНИЯ ГИБРИДНОЙ АРХИТЕКТУРЫ	146
Ж. Билялова, Н. Шаждекеева, К. Утеулиева, Т. Ахмурзина, Л. Нурғалиева ГИБРИДНАЯ МАТЕМАТИЧЕСКАЯ МОДЕЛЬ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ В УСЛОВИЯХ НЕОПРЕДЕЛЕННОСТИ НА ОСНОВЕ НЕЧЕТКОЙ ЛОГИКИ И ГЕНЕРАТИВНОГО ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА	165
А.А. Исмаилова, Г.Р. Есенбаева, К.К. Кадиркулов, Р.Н. Молдашева, А. Амангелды РАЗРАБОТКА ГИБРИДНОЙ МОДЕЛИ ГЛУБОКОГО ОБУЧЕНИЯ ДЛЯ МНОГОКЛАССОВОЙ КЛАССИФИКАЦИИ МИКРОСКОПИЧЕСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЙ БАКТЕРИЙ	186
Г. Калман, К. Ярослав, А.Н. Исмуханова, Н.М. Аусилова, В.Е. Махатова МОДЕЛЬ НА ОСНОВЕ ЗНАНИЙ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ ДЛЯ РАЗРЕШЕНИЯ КОРЕФЕРЕНЦИИ В МАЛОРЕСУРСНЫХ ЯЗЫКАХ	199
Е.Г. Камен, Ж.Т. Есендаулетова, Л.С. Фазылова, М.Б. Рахимжанова, А.М. Недзведь ИСПОЛЬЗОВАНИЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ ОБЪЕКТИВНОЙ ОЦЕНКИ ВНИМАНИЯ У ДЕТЕЙ ПО ДАННЫМ ЭЭГ	216
А.Е. Кулакаева, Е.А. Бахтиярова, Г.Т. Джаканова, Ш. Нурсултан СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ РАЗЛИЧНЫХ МОДЕЛЕЙ РАСПРОСТРАНЕНИЯ РАДИОВОЛН ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ПОКРЫТИЯ СЕТЕЙ МОБИЛЬНОЙ СВЯЗИ	231
А. Калыкулова, К. Бакиров, А. Шоман, А. Нугуманова ФОРМИРОВАНИЕ ЕДИНОГО НАБОРА ДАННЫХ ДЛЯ АНАЛИЗА ВЗАИМОСВЯЗИ МЕЖДУ ПОРОДАМИ СОБАК И ЗАБОЛЕВАНИЯМИ	247
Д. Кантаева, А. Сейсенбеккызы, С. Билощицкая СРАВНИТЕЛЬНАЯ МОДЕЛЬ ОЦЕНКИ НА ОСНОВЕ ЭКСПЕРТНЫХ СИСТЕМ ДЛЯ АБСТРАКТИВНОГО РЕФЕРИРОВАНИЯ НАУЧНЫХ ТЕКСТОВ	269
Н. Мордвинцев, Ж. Оралбекова, А. Бакиева РАСПОЗНАВАНИЕ МАРКИ И МОДЕЛИ ТРАНСПОРТНЫХ СРЕДСТВ НА ОСНОВЕ ГЛУБОКОГО ОБУЧЕНИЯ: ПРОБЛЕМЫ НАБОРОВ ДАННЫХ И ФАКТОРЫ, ВЛИЯЮЩИЕ НА РАБОТУ СИСТЕМЫ В УСЛОВИЯХ ГОРОДСКОГО ДВИЖЕНИЯ	285
М.Б. Нурпеисова, Ш.К. Айтказинова, А.М. Абенов, Н.С. Доненбаева МЕТОДИКА ПРЕОБРАЗОВАНИЯ СПУТНИКОВЫХ КООРДИНАТ В ТОПОЦЕНТРИЧЕСКУЮ ПРЯМОУГОЛЬНУЮ СИСТЕМУ КООРДИНАТ	315
Л. Найзабаева, Г. Туркен, Р.А. Друба ЭФФЕКТИВНЫЙ МЕТОД ОПТИМАЛЬНОЙ КЛАСТЕРИЗАЦИИ В ОБУЧЕНИИ БЕЗ УЧИТЕЛЯ	328
С. Нурғалиева, Ж. Сеиткалиев, А. Сахипов, М. Кали, Р. Грмо ПРОГНОЗИРОВАНИЕ УРОЖАЙНОСТИ ФРУКТОВ И ОВОЩЕЙ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ RANDOM FOREST НА ОСНОВЕ КРУПНОМАСШТАБНЫХ АГРОКЛИМАТИЧЕСКИХ ДАННЫХ	339
А. Нурғалыков, С. Сапакова, Д. Жалмуханбетов, Г. Нурғазы, А. Мырзабаев ЯЗЫКОВАЯ АСИММЕТРИЯ В БОЛЬШИХ ЯЗЫКОВЫХ МОДЕЛЯХ: ВЛИЯНИЕ ДАННЫХ НА НЕАНГЛИЙСКИХ ЯЗЫКАХ НА ТОЧНОСТЬ И НАДЕЖНОСТЬ	355
А. Оспанов, П. Алонсо-Хорда, А. Жумадилаева ИНТЕГРАЦИЯ СКЛАДСКИХ МОДУЛЕЙ ERP-СИСТЕМ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ БЛОКЧЕЙНА, ИОТ-ДИМЕНСИОНЕРОВ И ОПТИМИЗИРОВАННОГО МАШИНЫМ ОБУЧЕНИЕМ РАСЧЁТА ГАБАРИТНОГО ВЕСА	371
А.А. Сахипов, Р.Б. Сейитбек СОБЫТИЯ-ОРИЕНТИРОВАННЫЕ МИКРОСЕРВИСЫ ДЛЯ ОБНАРУЖЕНИЯ И РЕАГИРОВАНИЯ НА ИНЦИДЕНТЫ В ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ ТРАНСПОРТНЫХ СИСТЕМАХ	387
А. Тұрсынова, Б. Омаров ЭВОЛЮЦИЯ ЭФФЕКТИВНОСТИ УСЛОВНОГО GAN ДЛЯ СИНТЕЗА КТ-ИЗОБРАЖЕНИЙ ГОЛОВНО-	

ГО МОЗГА ПРИ ДИАГНОСТИКЕ ИНСУЛЬТА	400
Г.М. Юсупова, К.С. Шадинова, Д.И. Усипбекова, Ж.Ж. Ажибекова, П. Шмидт	
ОПРЕДЕЛЕНИЕ СТРАТИФИКАЦИИ ПОЧВЕННОГО ПРОФИЛЯ НА ГЛУБИНЕ 0–200 СМ С	
ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МОДЕЛИ МНОГОУРОВНЕВОГО НАЛОЖЕНИЯ	414

ИНФОРМАЦИОННАЯ БЕЗОПАСНОСТЬ И КОММУНИКАЦИОННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ

С.А. Адилжанова, М.Ж. Сакыпбекова, Л.Ш. Черикбаева, Г.А. Тюлепбердинова, Г.Т. Жубанышева	
СИСТЕМАТИЧЕСКИЙ АНАЛИЗ МЕТОДОВ И МОДЕЛЕЙ ОЦЕНКИ РИСКОВ ИНФОРМАЦИОННОЙ	
БЕЗОПАСНОСТИ	427
Т.К. Жукабаева, Д.Б. Баумуратова, Е. Бенкхелифа, Н.А. Ниембаева	
МЕТОДИКА ПОСТРОЕНИЯ СРЕДСТВ ОБНАРУЖЕНИЯ АТАК В КИБЕРФИЗИЧЕСКИХ СИСТЕМАХ	
ПРОМЫШЛЕННОГО ИНТЕРНЕТА ВЕЩЕЙ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ГРАНИЧНЫХ	
ВЫЧИСЛЕНИЙ	453
Н.Е. Карабаев, С.К. Серикбаева, Е.М. Марденов, Б. Тасуов, М. Файкус	
ОБНАРУЖЕНИЕ КИБЕРАТАК В ТРАНСПОРТНЫХ СЕТЯХ НА ОСНОВЕ МЕТОДОВ МАШИННОГО	
ОБУЧЕНИЯ	475
Б.А. Кумалаков, А.О. Даргулова	
ГИБРИДНЫЙ ПОДХОД К АВТОМАТИЗИРОВАННОМУ ПОДБОРУ КАНДИДАТОВ НА ОСНОВЕ	
СОПОСТАВЛЕНИЯ РЕЗЮМЕ И ВАКАНСИЙ	494
В. Махатова, Б. Джугембаева, А. Габдулова, Л. Нургалиева, А. Абдигалиева	
МАТЕМАТИЧЕСКАЯ МОДЕЛЬ ВЫБОРА ОПТИМАЛЬНОГО СЕНСОРА В SIEM-СИСТЕМАХ	
СРЕДСТВАМИ МЕТОДА АНАЛИЗА ИЕРАРХИЙ	509

INTERNATIONAL JOURNAL OF INFORMATION AND COMMUNICATION TECHNOLOGIES

ISSN 2708–2032 (print)

ISSN 2708–2040 (online)

Vol. 7. Is.1. Number 25 (2026). Pp. 165–185

Journal homepage: <https://journal.iitu.edu.kz><https://doi.org/10.54309/IJICT.2026.25.1.010>

УДК 004.8:510.6

A MATHEMATICAL MODEL FOR DECISION-MAKING UNDER UNCERTAINTY HYBRID BASED ON FUZZY LOGIC AND GENERATIVE ARTIFICIAL INTELLIGENCE

**Zh. Bilyalova¹, N. Shazhdekeyeva¹, K. Uteuliyeva^{1*}, T. Akhmurzina¹,
L. Nurgaliyeva²**

¹Kh.Dosmukhamedov Atyrau University, Atyrau, Kazakhstan;

²Saidot Ltd.(Helsinki, Finland).

E-mail: kamka_n@mail.ru

Zhupar Bilyalova — Candidate of Pedagogical Sciences, professor, Department of Mathematics and Methods of Teaching Mathematics, Kh.Dosmukhamedov Atyrau University, Atyrau, Kazakhstan

<https://orcid.org/0000-0002-3362-8086>;

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>;

Kamka Uteuliyeva — Candidate of Physico-Mathematical Sciences, associate professor, Department of Mathematics and Methods of Teaching Mathematics, Kh.Dosmukhamedov Atyrau University, Atyrau, Kazakhstan

E-mail: kamka_n@mail.ru, <https://orcid.org/0009-0004-1195-1642>;

Toidyk Akhmurzina — Master of Science, Senior Lecturer, Department of Mathematics and Methods of Teaching Mathematics.” Kh.Dosmukhamedov Atyrau University, Atyrau, Kazakhstan

<https://orcid.org/0000-0002-1589-9181>;

Lunara Nurgaliyeva — Master, AI Safety ML/LLM Engineering, Saidot Ltd., Helsinki, Finland

<https://orcid.org/0009-0005-5252-9525>.

© Zh. Bilyalova, N. Shazhdekeyeva, K. Uteuliyeva, T. Akhmurzina, L. Nurgaliyeva

Abstract. The article proposes a hybrid mathematical model for decision-making under uncertainty that integrates fuzzy logic, Mamdani-type rule-based inference, Explainable Artificial Intelligence (XAI), and a Large Language Model (LLM). The relevance of the study is determined by the need to improve the adaptability,



interpretability, and reliability of intelligent systems operating with incomplete, ambiguous, and qualitatively described information. Unlike traditional discrete assessment algorithms, the developed model simultaneously considers user performance and decision-making time, transforms numerical indicators into linguistic variables, and produces a deterministic index of the recommended difficulty level. Fuzzy inference is implemented using IF–THEN production rules, which makes it possible to formalize expert knowledge and account for intermediate states between strictly defined classes. The generative LLM module is not used to replace the mathematical decision-making mechanism, but rather to provide semantic interpretation of the obtained result, generate adaptive content, and form personalized feedback based on the calculated fuzzy inference. A software architecture was developed using Python/Flask, scikit-fuzzy, SQLite, REST API, and a visual XAI module. Experimental validation demonstrated a 95.4% agreement between the decisions generated by the hybrid model and expert assessments; the agreement reached 94% in the HR scenario and 91.3% in the pilot adaptive testing scenario. The complete decision-generation and adaptive-response cycle requires 1.5–2.0 s. The obtained results confirm the potential of the proposed approach for adaptive learning, HR analytics, and intelligent decision support systems.

Keywords: fuzzy logic, generative artificial intelligence, LLM, XAI, Mamdani algorithm, decision-making, uncertainty, adaptive system

For citation: Bilyalova Zh., Shazhdekeyeva N., Uteuliyeva K., Akhmurzhina T., Nurgaliyeva L. (2026). A hybrid mathematical model for decision-making under uncertainty based on fuzzy logic and generative artificial intelligence// International journal of information and communication technologies. Vol. 7. No. 25. Pp. 165-185. <https://doi.org/10.54309/IJICT.2026.25.1.010>. (In Eng.).

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

АЙҚЫН ЕМЕС ЛОГИКА ЖӘНЕ ГЕНЕРАТИВТІ ЖАСАНДЫ ИНТЕЛЛЕКТ НЕГІЗІНДЕ БЕЛГІСІЗДІК ЖАҒДАЙЫНДА ШЕШІМ ҚАБЫЛДАУДЫҢ ГИБРИДТІ МАТЕМАТИКАЛЫҚ МОДЕЛІ

Ж. Билялова¹, Н. Шаждекеева¹, К. Өтеулиева^{1*}, Т. Ахмурзина¹, Л. Нұрғалиева²

¹Х.Досмұхамедов атындағы Атырау университеті, Атырау, Қазақстан;

²Saidot Ltd., Хельсинки, Финляндия.

E-mail: kamka_n@mail.ru

Билялова Жұпар — педагогика ғылымдарының кандидаты, математика және математиканы оқыту әдістемесі кафедрасының профессоры, Х. Досмұхамедов атындағы Атырау университеті, Атырау, Қазақстан <https://orcid.org/0000-0002-3362-8086>;

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>;

Утеулиева Камка — физика-математика ғылымдарының кандидаты, математика және математиканы оқыту әдістемесі кафедрасының қауымдастырылған профессоры, Х. Досмұхамедов атындағы Атырау университеті, Атырау, Қазақстан
E-mail: kamka_n@mail.ru, <https://orcid.org/0009-0004-1195-1642>;

Ахмурзина Тойдык — жаратылыстану ғылымдарының магистрі, математика және математиканы оқыту әдістемесі кафедрасының аға оқытушысы, Х. Досмұхамедов атындағы Атырау университеті, Атырау, Қазақстан
<https://orcid.org/0000-0002-1589-9181>;

Нұрғалиева Лунара — магистр, жасанды интеллект қауіпсіздігі, машиналық оқыту және үлкен тілдік модельдер (AI Safety, ML/LLM Engineering) инженері, Saidot Ltd. компаниясы, Хельсинки, Финляндия
<https://orcid.org/0009-0005-5252-9525>.

© Ж. Билялова, Н. Шаждекеева, К. Өтеулиева, Т. Ахмурзина, Л. Нұрғалиева

Аннотация. Мақалада анықталмағандық жағдайында шешім қабылдауға арналған айқын емес логика аппаратын, Мамдани бойынша продукциялық қорытындылау әдісін, түсіндірілетін жасанды интеллектті (ХАИ) және үлкен тілдік модельді (LLM) біріктіретін гибриді математикалық модель ұсынылған. Зерттеудің өзектілігі толық емес, екіұшты және сапалық сипаттағы ақпарат жағдайында жұмыс істейтін интеллектуалды жүйелердің бейімделгіштігін, түсіндірмелілігін және сенімділігін арттыру қажеттілігімен анықталады. Дәстүрлі дискретті бағалау алгоритмдерінен айырмашылығы, әзірленген модель пайдаланушының нәтижелілігі мен шешім қабылдауға жұмсаған уақытын бір мезгілде ескереді, сандық көрсеткіштерді лингвистикалық айнымалыларға түрлендіреді және ұсынылатын күрделілік деңгейінің детерминирленген индексін қалыптастырады. Айқын емес қорытындылау «ЕГЕР—ОНДА» типіндегі продукциялық ережелер негізінде жүзеге асырылады, бұл сарапшылық білімді формализациялауға және қатаң белгіленген кластар арасындағы аралық күйлерді ескеруге мүмкіндік береді. Генеративті LLM-модуль математикалық шешім қабылдау механизмін алмастыру үшін емес, нәтижені семантикалық интерпретациялау, бейімделген контент құру және есептелген айқын емес қорытынды негізінде дербестендірілген кері байланыс қалыптастыру үшін пайдаланылады. Python/Flask негізінде scikit-fuzzy, SQLite, REST API және визуалды ХАИ-модулін қолданатын бағдарламалық архитектура әзірленді. Эксперименттік апробация гибриді модель шешімдерінің сарапшылық бағалармен сәйкестігі 95,4% болғанын көрсетті; HR-сценарийде сәйкестік 94%, ал пилоттық бейімделген тестілеуде 91,3% құрады. Шешімді қалыптастыру мен бейімделген жауап берудің толық циклі 1,5–2,0 с уақыт алады. Алынған нәтижелер ұсынылған тәсілді бейімделген оқытуда, HR-аналитикада және интеллектуалды шешім қабылдауды қолдау жүйелерінде қолданудың перспективалы екенін көрсетеді.

Түйінді сөздер: айқын емес логика, генеративті жасанды интеллект, LLM,

ХАІ, Мамдани алгоритмі, шешім қабылдау, белгісіздік, бейімделген жүйе

Дәйексөздер үшін: Билялова Ж., Шаждекеева Н., Өтеулиева К., Ахмурзина Т., Нұрғалиева Л. (2026). Айқын емес логика және генеративті жасанды интеллект негізінде белгісіздік жағдайында шешім қабылдаудың гибриді математикалық моделі // Халықаралық ақпараттық және коммуникациялық технологиялар журналы. Т. 7. № 25. Б. 165–185. <https://doi.org/10.54309/IJICT.2026.25.1.010>. (Ағыл. тіл.).

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

ГИБРИДНАЯ МАТЕМАТИЧЕСКАЯ МОДЕЛЬ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ В УСЛОВИЯХ НЕОПРЕДЕЛЕННОСТИ НА ОСНОВЕ НЕЧЕТКОЙ ЛОГИКИ И ГЕНЕРАТИВНОГО ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

Ж. Билялова¹, Н. Шаждекеева¹, К. Утеулиева^{1*}, Т. Ахмурзина¹, Л. Нурғалиева²

¹Атырауский университет имени Х. Досмухамедова, Атырау, Казахстан;

²Saidot Ltd., Хельсинки, Финляндия.

E-mail: kamka_n@mail.ru

Билялова Жупар — кандидат педагогических наук, профессор кафедры математики и методики преподавания математики Атырауского университета имени Х. Досмухамедова, Атырау, Казахстан <https://orcid.org/0000-0002-3362-8086>;

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>;

Утеулиева Камка — кандидат физико-математических наук, ассоциированный профессор кафедры математики и методики преподавания математики Атырауского университета имени Х. Досмухамедова, Атырау, Казахстан
E-mail: kamka_n@mail.ru, <https://orcid.org/0009-0004-1195-1642>;

Ахмурзина Тойдык — магистр естественных наук, старший преподаватель кафедры математики и методики преподавания математики Атырауского университета имени Х. Досмухамедова, Атырау, Казахстан <https://orcid.org/0000-0002-1589-9181>;

Нурғалиева Лунара — магистр, инженер по безопасности искусственного интеллекта и машинному обучению/большим языковым моделям (AI Safety ML/LLM Engineering), Saidot Ltd., Хельсинки, Финляндия <https://orcid.org/0009-0005-5252-9525>.

© Ж. Билялова, Н. Шаждекеева, К. Утеулиева, Т. Ахмурзина, Л. Нурғалиева

Аннотация. В статье предложена гибридная математическая модель принятия решений в условиях неопределенности, объединяющая аппарат нечеткой логики, продукционный вывод Мамдани, методы объяснимого искусственного интеллекта (ХАИ) и крупную языковую модель (LLM). Актуальность исследования обусловлена необходимостью повышения адаптивности, интерпретируемости и надежности интеллектуальных систем, функционирующих в условиях неполной, неоднозначной и качественно описываемой информации. В отличие от традиционных дискретных оценочных алгоритмов, разработанная модель одновременно учитывает результативность пользователя и время принятия решения, преобразует количественные показатели в лингвистические переменные и формирует детерминированный индекс рекомендуемой сложности. Нечеткий вывод реализован на основе продукционных правил типа «ЕСЛИ–ТО», что позволяет формализовать экспертные знания и учитывать промежуточные состояния между жестко заданными классами. Генеративный LLM-модуль используется не для замены математического механизма принятия решений, а для семантической интерпретации результата, генерации адаптивного контента и формирования персонализированной обратной связи на основе вычисленного нечеткого вывода. Разработана программная архитектура на Python/Flask с применением scikit-fuzzy, SQLite, REST API и визуального ХАИ-модуля. Экспериментальная апробация показала согласованность решений гибридной модели с экспертными оценками на уровне 95,4%; в HR-сценарии соответствие составило 94%, а в пилотном адаптивном тестировании — 91,3%. Полный цикл формирования решения и адаптивного ответа занимает 1,5–2,0 с. Полученные результаты подтверждают перспективность применения предложенного подхода в адаптивном обучении, HR-аналитике и интеллектуальных системах поддержки принятия решений.

Ключевые слова: нечеткая логика, генеративный искусственный интеллект, LLM, ХАИ, алгоритм Мамдани, принятие решений, неопределенность, адаптивная система, экспертные знания

Для цитирования: Билялова Ж., Шаждекеева Н., Утеулиева К., Ахмурзина Т., Нурғалиева Л. (2026). Гибридная математическая модель принятия решений в условиях неопределенности на основе нечеткой логики и генеративного искусственного интеллекта // Международный журнал информационных и коммуникационных технологий. Т. 7. No. 25. Стр. 165-185. <https://doi.org/10.54309/IJICT.2026.25.1.010>. (На англ.)

Конфликт интересов: авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Introduction.

Modern information systems increasingly operate in conditions of incomplete, ambiguous, and context-dependent data. In assessment, training, personnel selection, and business analytics, decisions are determined not only by the final numerical result but also by indirect process characteristics: execution time, response stability, confidence

level, and the user's intermediate state. Classic binary algorithms poorly represent such transitional states, as they require a rigid boundary between categories.

L. Zadeh's fuzzy set theory provides a formal apparatus for describing partial membership and allows expert knowledge to be represented in the form of interpretable linguistic rules (Zadeh, 1965; Mamdani et al., 1975). Mamdani's algorithm develops this approach to an inference procedure in which a combination of fuzzy conditions leads to an aggregated output set and subsequent defuzzification (Mamdani et al., 1975). Thanks to this, expert logic can be directly included in the computational model without constructing a complex deterministic model of the object.

At the same time, the development of large language models has led to the emergence of systems capable of generating explanations, tasks, and recommendations in natural language (Vaswani et al., 2017; Brown et al., 2020; Wang et al., 2024). However, the use of LLM as an independent decision-making mechanism is associated with the stochastic nature of the output, the complexity of verification, and the risk of the so-called «black box.» Therefore, a promising direction is functional separation: the mathematical solution is formed by a transparent fuzzy controller, and the generative model is used at the next level for contextual adaptation and feedback generation. The XAI component provides visual tracing of the reasons for the decision (Barredo et al., 2020; Adadi et al., 2018; Guidotti et al., 2018).

The aim of this study is to develop and experimentally evaluate a hybrid mathematical decision-making model combining Mamdani fuzzy inference, XAI, and a generative LLM module. The scientific novelty lies in the architectural separation of the deterministic decision loop and the generative adaptation loop, as well as the joint consideration of decision performance and time within a single fuzzy inference system.

Materials and methods.

Formal statement of the problem

Let the state of a user or decision object be described by a vector of input parameters $X = (x_1, x_2)$, where x_1 is the performance indicator, expressed in points or percentages, and x_2 is the time it takes to complete a task or make a decision. For the normalized setting, the following universes are adopted:

$$x_1 \in [0, 100], x_2 \in [0, T_{\max}] \quad (1)$$

The task is to construct a mapping $F: X \rightarrow y^*$, where y^* is the numerical index of the recommended complexity or level of subsequent action. Unlike rigid classification, F is formed using fuzzy sets, expert rules, and defuzzification. After calculating y^* , the result is passed to the XAI and LLM modules, which respectively explain the solution and generate adaptive content.

$$y^* = D(\text{Agg}(\{R_k(\Phi(X))\})), k = 1, \dots, K \quad (2)$$

Here Φ is the fuzzification operator, R_k is the k -th production rule, Agg is the

aggregation of activated output sets, and D is the defuzzification operator.

Input parameter fuzzification

For the input x_1 «Result», three terms are used: Low, Medium, and High; for x_2 «Time», the terms are Fast, Normal, and Slow. For the output variable y «Recommended complexity», the terms Easy, Medium, and Hard are introduced. To ensure computational simplicity and interpretability, triangular membership functions are used. (Zimmermann, H.-J. (2001); Ross, T.J. (2010)) .

$$\mu (x; a, b, c) = \max (\min ((x - a)/(b - a), (c - x)/(c - b)), 0) \tag{3}$$

The parameters a, b, and c are specified by the expert and can be recalibrated for a specific subject area. This choice allows us to clearly trace why the same numerical value simultaneously belongs to two adjacent linguistic categories with different degrees.

Table 1. Linguistic variables hybrid models

Variable	Universe	Baths	Purpose
x_1 is the result	0–100	Low, Medium, High	Grade achieved result
x_2 — time	0– $T_{\max}$	Fast, Normal, Slow	Grade speed acceptance solutions
y — complexity	0–100	Easy, Medium, Hard	Choice next level / action

fuzzification result is represented as a vector of membership degrees. For example, for the result x_1 :

$$\Phi_1(x_1) = [\mu_{\text{Low}} (x_1), \mu_{\text{Medium}} (x_1), \mu_{\text{High}} (x_1)] \tag{4}$$

and for time x_2 :

$$\Phi_2(x_2) = [\mu_{\text{Fast}} (x_2), \mu_{\text{Normal}} (x_2), \mu_{\text{Slow}} (x_2)] \tag{5}$$

The production rule base and Mamdani’s derivation

With three terms for each of the two input variables, the complete database contains nine rules. The rules formalize the expert judgment that high performance should increase the recommended complexity, but excessively long execution times may bias the solution toward the average level. Thus, the model takes into account not only the outcome but also the trajectory of its achievement. (Mamdani et al., 1975; Kholifaturrahman et al., 2023).

The value y^* is the mathematical solution of the model. Crucially, LLM does not modify y^* : the generative module receives the already calculated index and user context, and then generates a new task, recommendation, or explanatory text.

Fuzzy + XAI + LLM Hybrid Architecture

The developed architecture implements a sequential but functionally separated pipeline. The first layer receives numerical data and performs fuzzification. The second layer applies the Mamdani rule base and calculates y^* . The third layer generates an

explanation: the user is shown membership degrees, activated rules, and the resulting index. The fourth layer communicates the structured context of the generative model via REST. API. This separation reduces the risk that the stochastic response of the LLM will influence the core of the solution. (Barredo et al., 2020; Adadi et al., 2018; Guidotti et al., 2018).

Mamdani Rule Base

No.	Result x_1	Time x_2	Output y
1	Low	Fast	Easy
2	Low	Normal	Easy
3	Low	Slow	Easy
4	Medium	Fast	Hard
5	Medium	Normal	Medium
6	Medium	Slow	Medium
7	High	Fast	Hard
8	High	Normal	Hard
9	High	Slow	Medium

The activation degree of the k -th rule is determined by the minimum operator:

$$\alpha_k = \min(\mu A_k(x_1), \mu B_k(x_2)) \quad (6)$$

The output sets are truncated at level α_k and combined by the maximum operator:

$$\mu_{agg}(y) = \max_k \min(\alpha_k, \mu C_k(y)) \quad (7)$$

To obtain a unique numerical solution, the center of gravity method is used:

$$y^* = (\int y \cdot \mu_{agg}(y) dy) / (\int \mu_{agg}(y) dy) \quad (8)$$

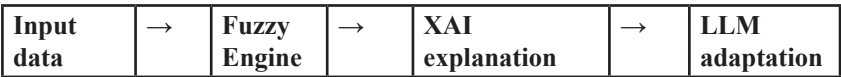


Fig. 1. Functional diagram of the hybrid model

The software implementation is done in Python using Flask as the server layer, scikit - fuzzy for fuzzy calculations, SQLite for storing results, Chart.js for visualization, and Gemini An API as an external generative service. Interaction with the LLM is organized asynchronously: the local fuzzy controller first calculates a solution, and then the network request receives the adaptive text. If the external API is unavailable, the mathematical circuit remains operational. (Vaswani et al., 2017; Brown et al., 2020).

Experimental evaluation methodology

The evaluation was conducted according to three groups of criteria: (1) consistency of the system's solution with expert assessment; (2) delay of the full response

cycle; (3) explainability and the ability to generate adaptive feedback. Three approaches were used for the comparative analysis: a fuzzy controller without a generative module (Fuzzy Only), Random classifier Forest and the proposed Fuzzy + LLM + XAI hybrid architecture. (Doshi et al., 2017; Breiman et al., 2001).

Two application scenarios were also analyzed. The HR scenario simulated the evaluation of 20 candidates based on test results and completion time. In the educational scenario, pilot testing was conducted on a group of 15 students, where the system’s solution was compared with the instructor’s subjective assessment. These samples are pilot samples, so the results are interpreted as confirmation of their functionality and potential, rather than as definitive statistical generalization.

Comparative accuracy and latency

demonstrated the highest level of agreement with expert assessment. Only provided 87.3% compliance, Random Forest - 91.2%, and the proposed system - 95.4%. The increase compared to the pure fuzzy model was 8.1 percentage points, and compared to the Random classifier Forest - 4.2 percentage points.

Table 3. Comparison of approaches to decision making

Approach	Consistency with the expert	Average delay	Explainability	Adaptive generation
Fuzzy Only	87.3%	≈120 ms	High	No
Random Forest	91.2%	Low	Limited	No
Fuzzy + LLM + XAI	95.4%	1.5–2.0 s	High	Yes

The increased response time in the hybrid system is primarily due to the network call to the LLM. Fuzzy inference is generated significantly faster, and the generative query is executed asynchronously. In the user interface, the mathematical solution and its XAI justification can be displayed before the rich text generation is complete, reducing the subjectively perceived latency.

Results of application scenarios

In the HR scenario, the system demonstrated a 94% compliance rate with the specialist’s decisions when evaluating 20 candidates. At the same time, the time spent generating personalized written feedback was reduced by 78%. This demonstrates that the generative block can be effectively considered as a means of automating explanations, while the final category retains mathematical traceability.

In a pilot educational scenario involving 15 students, the match between the calculated cognitive profile and the instructor’s assessment was 91.3%. An important observation was the model’s correct behavior in borderline situations: a high score with an excessively long time did not always lead to the maximum difficulty level, as rules that take into account the speed of execution were activated. These are precisely the cases that are poorly described by binary logic.

Analysis stability solutions

A fuzzy model is particularly useful in transition regions, where a small change in an input parameter should not lead to a sudden change in the solution. When adjacent membership functions intersect, several rules are simultaneously activated, and

the resulting index y^* changes smoothly. This property reduces sensitivity to small variations in the result or time, making the system's behavior more predictable for the user.

Table 4. Results of applied testing

Scenario	Volume pilot samples	Basic indicator	Result
HR assessment	20 candidates	Coincidence with expert assessment	94%
Adaptive testing	15 students	Matches the estimate teacher	91.3%
General validation controller	Test scenarios	Correlation with experts expectations	>95%
Full cycle systems	Series requests	Time answer	1.5–2.0 s

The architecture also provides for degradation without failure: if the generative API is unavailable, Fuzzy The Engine and XAI continue to function. In this case, the system retains the ability to calculate y^* and display activated rules, but temporarily does not generate new personalized content. This separation increases reliability compared to an architecture in which the LLM is responsible for both the decision and its textual representation.

Results and discussion.

The obtained results show that the combination of fuzzy logic and generative AI is feasible provided that the roles of the components are clearly delineated. The mathematical circuit is deterministic and interpretable, while LLM provides semantic flexibility. This approach is consistent with the modern direction of XAI, where explainability is considered a necessary characteristic of intelligent systems used in human-centered tasks (Barredo et al., 2020; Adadi et al., 2018; Guidotti et al., 2018). The theoretical basis of the fuzzy contour is based on classical works on fuzzy logic (Zadeh, 1965; Mamdani et al., 1975), and the generative layer is based on the Transformer architecture and LLM research (Vaswani et al., 2017; Brown et al., 2020; Wang et al., 2024).

Advantage of the hybrid model over Random Forest in the comparison conducted consists not only of higher consistency, but also of the presence of an explicit base of causally interpretable rules. For random forest, post-hoc explanation methods can be applied, for example, LIME or SHAP (Ribeiro et al., 2016; Lundberg et al., 2017), however, this is already a separate layer of approximation of the model's behavior. In the proposed approach, the decision logic is accessible directly through membership functions and production rules.

However, the pilot results cannot be interpreted as universal across all subject areas. The membership function parameters and rule base reflect expert knowledge and require recalibration when transferring to another domain. Furthermore, the number of participants in the applied scenarios is limited. The next stage should include extensive validation on larger samples, statistical analysis of confidence intervals, and comparison with modern neural network and neural-symbolic approaches.

Another limitation is related to the external LLM service. A latency of 1.5–2.0 seconds is acceptable for educational and analytical scenarios, but may be excessive for

hard real-time systems. In such applications, the generative layer should remain outside the critical control loop. A promising approach is to use local LLMs, which will reduce network dependency and allow for better data privacy control.

Practical significance

The proposed model can be adapted to three classes of tasks. In educational systems, it allows for the selection of the next task's difficulty based not only on the correctness of the answer but also on the completion time. In HR systems, the model can support expert assessment of candidates and automate the generation of personalized feedback. In business analytics, a similar framework can be used to work with linguistic categories of risk, effectiveness, and urgency, provided the corresponding membership functions and rules are generated by subject-matter experts.

A practically important property is modularity. Fuzzy The Engine can be replaced or expanded without changing the user interface; LLM can be switched to another service or local model; XAI visualization can be supplemented with new graphs. This reduces technological dependency and facilitates the system's integration into existing digital infrastructure.

Extended formalization of the hybrid model

the interactions between the components of the proposed system, we introduce four functional operators: F_f —the fuzzy inference operator, F_x — the explanation generation operator, F_g — the generative operator, and F_c — the context checking operator. The input vector X is first transformed by the fuzzy controller into a numerical solution y^* and a set of diagnostic features Z containing membership degrees and activated rules. At this stage, the solution is completely determined by the parameters of the membership functions and the rule base and is independent of stochastic text generation. This ordering is fundamentally important for reproducibility: identical inputs and constant parameters F_f yield the same y^* .

$$F_f: X \rightarrow (y^*, Z), Z = \{\mu_i(x_j), \alpha, C\} \quad (9)$$

The XAI module is viewed as an interpretative mapping that translates the internal state of a fuzzy inference into an explainable representation E . E includes the dominant terms of the input variables, the rules with the highest activation degree, the resulting index y^* , and a verbal description of the reasons for the level selection. Since E is constructed from Z , the explanation is directly linked to the mathematical inference mechanism rather than generated independently of it.

$$F_x: (y^*, Z) \rightarrow E \quad (10)$$

The generative module receives not arbitrary source data, but a structured context Q formed from the fuzzy inference result, the XAI explanation, and the domain constraints. For an educational scenario, Q may include the recommended difficulty level, the type of error made, a constraint on the format of the next task, and a brief

history of previous attempts. For an HR scenario, the context includes the confidence level, the required feedback format, and a prohibition on changing the final numerical solution.

$$Q = G_c (y^*, E, H, R), S = F_g (Q) \quad (11)$$

Here, H denotes the available interaction context, R is the set of subject constraints, and S is the text generated by the LLM. The F_c operator performs the final check: the text must not contain statements that contradict y^* , and the recommended category must match the result of the mathematical contour. Therefore, the final system response is determined not by the LLM alone, but by the coordinated composition of modules.

$$A = F_c (y^*, E, S), A \in \Omega (y^*) \quad (12)$$

The set $\Omega (y^*)$ defines the range of acceptable answers for a specific solution. For example, for y^* , which corresponds to a medium level of complexity, the generative module can change the task formulation, context, subject vocabulary, and explanation style, but should not automatically transition the user to a higher level. This principle ensures the separation of computational and communicative functions and reduces the risk of uncontrolled influence of the generative model on the solution.

Algorithm of the system's operation

The hybrid model's algorithm is implemented as a sequence of a local mathematical loop and an external generative loop. The first stage involves checking the ranges x_1 and x_2 and normalizing the inputs. The second stage calculates the membership degrees of all terms. The activity of each of the nine rules is then determined, and aggregation and defuzzification are performed. The resulting value y^* is stored along with the diagnostic vector Z. Only after these operations are completed is the request to the LLM generated. This procedure allows the mathematical solution to be returned to the user even without a network connection to the generative service.

Table 5. Stages of operation of the hybrid model

Stage	Operation	Result
1	Control and normalization of input values	Correct vector X
2	Fuzzification of x_1 and x_2	Degrees accessories μ
3	Activation bases of 9 rules	Coefficients α_k
4	Aggregation and defuzzification	Numerical index y^*
5	Formation of XAI representation	Explanation E
6	Preparation structured context	Prompt Q
7	Generation adaptive answer	Text S
8	Examination consistency with y^*	Final Answer A

To limit latency, the generative call can be executed asynchronously. The client

first receives y^* and a brief XAI explanation, after which the adaptive text is loaded in a separate request. This architectural decision is important for applications where decision reliability is more important than the value of extended textual support. Furthermore, logging the intermediate values μ and α_k allows for retrospective replay of the decision and determination of which rule became the determining one.

Numerical example of fuzzy inference

Consider an illustrative case where a user scored 78 points out of 100 and spent time between the terms Normal and Slow. Unlike a hard threshold, which would immediately assign 78 points to a single category, the fuzzy model allows a result to simultaneously belong to both Medium and High. Similarly, a time can partially belong to two adjacent terms. Suppose that after fuzzification, the obtained values are $\mu_{\text{Medium}}(x_1) = 0.35$, $\mu_{\text{High}}(x_1) = 0.65$, $\mu_{\text{Normal}}(x_2) = 0.60$, and $\mu_{\text{Slow}}(x_2) = 0.40$. The remaining membership degrees in this example are equal to zero.

Four combinations of rules become active. For the High – Normal pair, the activation degree is $\min(0.65; 0.60) = 0.60$; for High – Slow, it is $\min(0.65; 0.40) = 0.40$; for Medium – Normal, it is $\min(0.35; 0.60) = 0.35$; for Medium – Slow, it is $\min(0.35; 0.40) = 0.35$. Each rule will truncate the corresponding output set at its level. If the High – Normal and Medium – Normal rules support more complex continuation, while the Slow rules reduce the recommendation, the resulting aggregate function represents a trade-off between high performance and increased execution time.

$$\alpha_1 = 0,60; \alpha_2 = 0.40; \alpha_3 = 0.35; \alpha_4 = 0.35 \quad (13)$$

After defuzzification, a continuous value y^* is calculated, which is then interpreted relative to the Easy, Medium, and Hard domains. The specific set of numbers in the illustration is not important, but the mechanism: the transition between categories occurs smoothly. A user with similar scores of 77 and 78 does not receive fundamentally different decisions simply because they cross an artificial threshold. The recommendation changes gradually as the membership levels change, the XAI layer can generate an explanation like this: «The result is predominantly high-level, but the execution time is partially slow; therefore, the system recommends the next level without maximizing the complexity.» The LLM receives this structured conclusion and generates the appropriate task or feedback. Thus, the natural language component concretizes the solution but does not replace the inference procedure.

Sensitivity and robustness analysis

The stability of a hybrid model is determined primarily by the geometry of the membership functions and the consistency of the rule base. Sensitivity analysis considers a change in one input parameter while the other is fixed. If x_2 remains constant, a smooth change in x_1 should cause a smooth change in y^* . Several rules are active in the intersection region of adjacent terms, so the final decision surface is formed as a weighted union of them. Sharp jumps are possible only with incorrectly defined membership functions or inconsistent rules.

Local sensitivity can be estimated by the finite difference:

$$S_1 \approx |F(x_1 + \Delta x, x_2) - F(x_1, x_2)| / |\Delta x| \quad (14)$$

S_2 is defined similarly for time. In a practical setting, it is advisable to monitor the maximum values of S_1 and S_2 on the input space grid. If excessively strong variations in y^* are observed within a small neighborhood, the expert should check the intersection of the membership functions and the content of the rules. Such diagnostics are especially important when transferring a model from an educational scenario to HR or business analytics, since the scales and meaning of the input variables change.

The second aspect of robustness is related to parametric uncertainty. The parameters of the triangular functions a , b , and c are specified by experts, so it is reasonable to evaluate the result with a small shift in the boundaries. If a change in the boundary of a term by a few percent leads to a radical change in the solution for a large number of observations, the model is overfitted to the chosen labeling. Conversely, maintaining the general structure of the solutions with moderate parameter variations indicates robustness.

The third aspect is the fault tolerance of the architecture. An LLM failure does not disrupt the calculation of y^* because Fuzzy The engine runs locally. A failure in XAI visualization also doesn't change the mathematical result, although it reduces the interface's transparency. The most critical issue is corruption of the rule base or an inconsistent version of the membership function parameters. Therefore, the fuzzy controller configuration must be versioned, and each result record must contain the identifier of the model version used.

Table 6. Main sources of uncertainty and methods of control

Source	Influence	Mechanism control
Border values entrances	Partial affiliation two baths	Overlapping functions accessories
Differences expert ratings	Variability rules and boundaries	Knowledge base alignment and calibration
Change subject areas	Bias distributions input data	Re-configuring parameters a , b , c
LLM unavailability	No generative text	Degradation without failure: y^* and XAI are preserved
LLM stochasticity	Variability formulations	Structured context and F_c verification

Comparison with alternative approaches

Fuzzy Comparison Only, Random Forest and Fuzzy + LLM + XAI shows that these approaches solve different subproblems. Random Forest works well as a predictive model given a sufficiently labeled dataset, but its decision is derived from the statistical regularities of the training set. A fuzzy model, in contrast, can be built before extensive historical data has accumulated, if expert knowledge is available. This is particularly useful in the early stages of implementing an intelligent system, when data is insufficient for robust machine learning (Breiman. 2001).

A pure fuzzy system provides interpretability and low latency, but its user feedback

is limited to pre-prepared templates. Adding LLM expands semantic adaptability: given the same y^* , the system can generate different tasks, explanations, or recommendations based on context. However, such flexibility requires control over generation. Therefore, in the proposed architecture, LLM is not allowed to independently determine the final class and is performed after mathematical inference.

In terms of explainability, the hybrid approach differs from the post hoc interpretation of a complex model. In Random Forest explanations are often constructed using additional tools—feature importance, local approximations, or SHAP-like methods. In a fuzzy system, interpretation is embedded directly in the inference engine: terms and rules are human-readable. This makes the explanation causally related to the computation of the result and facilitates expert audit. (Barredo et al., 2020; Adadi et al., 2018; Guidotti et al., 2018).

Table 7. Qualitative comparison architecture

Criterion	Fuzzy Only	Random Forest	Fuzzy + LLM + XAI
Necessity big educational samples	Low	High	Low for Fuzzy- contour
Interpretability solutions	High	Average	High
Adaptive generation text	No	No	Yes
Determinism nuclei	Yes	Yes at fixed models	Yes
Job without external API	Full	Full	Solution persists, generation unavailable
Convenience expert adjustments	High	Required retraining	High For bases rules

Therefore, the advantage of the proposed solution lies not in replacing machine learning methods, but in the rational distribution of functions. Where large datasets and a stable target variable are present, a trainable classifier can be included as an additional module. Where expert interpretation and manual tuning are critical, a fuzzy contour remains preferable. The generative component is used for communication and personalization, rather than as a source of unsupervised management decisions.

Requirements for reproducibility and software implementation

To ensure reproducibility of results, it is necessary to store not only the result y^* , but also the full set of parameters for a specific run. These include the values of x_1 and x_2 , membership function versions, the rule base version, the activated rules α_k , defuzzification parameters, the program code version, and the generative model identifier. Such logging allows for repeating the local mathematical calculation regardless of subsequent updates to the LLM or interface.

In the server implementation, it makes sense to split the API into two independent routes: / decision for mathematical inference and / generate for adaptive text. The first route should be synchronous and have minimal dependencies on external services; the second can be executed asynchronously. It is recommended to store the computational result, XAI explanation, and LLM text separately in the database. This simplifies auditing and allows for investigating cases where the generative formulation failed despite a valid y^* .

Input validation should be performed before fuzzification. Values outside the



acceptable range should not be automatically truncated without logging, as this conceals data source errors. It is more appropriate to return a diagnostic message or use an explicit normalization procedure. To protect against inconsistent prompts, only a structured set of permitted fields is passed to the LLM query. Additional user comments should be separated from system constraints and not be able to alter the calculated decision level.

As the number of input variables increases, the rule base grows combinatorially. For n inputs and m terms, the number of rules can reach m^n with full combination. Therefore, further scaling requires hierarchical fuzzy systems, rule reduction based on expert selection, or learning the rule structure from data. Within the framework of the model under consideration, two inputs and three terms yield a compact rule base of nine rules, which is fully observable by an expert and convenient for manual verification. (Zimmermann et al., 2001; Ross, 2010).

Research limitations and future directions

The main limitation of the pilot study is the small size of the pilot samples: 20 observations in the HR scenario and 15 in the educational scenario. These data are sufficient to validate the prototype's performance and analyze the behavioral logic, but they do not allow us to claim the universal statistical superiority of the hybrid model. Confirming its generalizability requires a larger sample, independent expert evaluation by several specialists, and an analysis of inter-rater agreement.

The second limitation is related to the manual tuning of membership functions. Expert tuning ensures transparency, but may contain subjective biases. A promising approach is to combine an expertly defined initial form with subsequent optimization of parameters based on accumulated data while maintaining the semantic interpretability of terms. At the same time, automatic optimization should not transform clear membership functions into forms that are difficult to explain.

The third limitation is the dependence of the generative layer on the properties of a specific LLM. Different models may differ in style, latency, context window, and instruction robustness. To eliminate the influence of these factors on the main result, the mathematical circuit is intentionally isolated. Future research would benefit from comparing cloud-based and local language models, assessing the stability of formulations, and introducing automatic metrics for text consistency with y^* .

Finally, a hybrid model should be evaluated not only for accuracy but also for the quality of the user experience. For educational systems, clarity of explanations, usefulness of the next task, and the absence of excessive complexity are important. For an HR scenario, special constraints are necessary to prevent the use of sensitive features and incorrect conclusions about personality. Therefore, further verification should include technical, expert, and user metrics.

Procedure of expert verification of the model

Verifying the correctness of a fuzzy system should include not only comparing the resulting y^* with the expert assessment, but also auditing the internal logic. In the first stage, the expert considers the membership functions separately from the rule base and evaluates whether the term boundaries correspond to the substantive meaning of the

subject area. For the «Result» variable, it is necessary to ensure that the Low, Medium, and High zones overlap sufficiently for a smooth transition, but not so much that a large part of the scale simultaneously has high membership in all terms. A similar check is performed for the «Time» variable. (Mamdani et al., 1975; Ross et al., 2010).

The second stage involves a logical audit of the rule table. Each rule is checked for consistency with adjacent combinations. For example, given a fixed high result, switching from Fast to Normal and Slow should not unreasonably increase the recommended complexity. If two adjacent rules specify opposite outcomes without a substantive basis, the solution surface may contain a local discontinuity. Therefore, expert verification should consider not individual rules, but their system and their monotony across semantic dimensions.

The third stage involves testing checkpoints. A set of typical, borderline, and obviously extreme combinations of X is generated. For each combination, the expert first independently records the expected solution, after which the result is compared with the Fuzzy output. Engine. Particular attention is paid to the intersection points of the membership functions, as this is where the advantage of the fuzzy approach over hard threshold classification becomes apparent. Discrepancies at such points do not always indicate an error: they may indicate the need to refine the expert scale itself.

The fourth step involves checking explainability. For each checkpoint, the XAI module must display the same dominant terms and rules that were actually used to calculate y^* . A situation where the interface displays a user-friendly text explanation that does not correspond to the internal coefficients α_k should not be allowed. Therefore, the XAI representation should be formed directly from the logged Fuzzy values. Engine, rather than generating it anew using the language model.

The fifth stage checks the semantic consistency of the generated response. The expert evaluates whether the LLM maintains the calculated level, whether it introduces additional unsupported conclusions, and whether the text complies with the established subject restrictions. To automate the verification, the category specified in the response can be compared with the y^* category, and a set of prohibited or mandatory statements can be applied. If a contradiction is detected, the text is rejected and regenerated, while the mathematical result remains unchanged.

This multi-level verification procedure makes model evaluation more meaningful than a single accuracy metric. It allows for the separate identification of parameterization errors, knowledge base errors, XAI inconsistencies, and generative layer issues. As a result, the experimental evaluation becomes reproducible: the researcher can indicate not only the match percentage but also the specific system level at which the discrepancy arose. For further large-scale testing, this separation of errors appears to be the most useful.

To quantify such a check, a discrepancy matrix can be used, in which the rows correspond to the test cases, and the columns correspond to the individual levels of the hybrid architecture: input data, fuzzy inference, XAI, and LLM. Each cell records the presence or absence of an error. This format allows one to distinguish between a

fundamental decision error and an explanation error. For example, if y^* matches the expert assessment, but the LLM text incorrectly describes the cause, this should not reduce the Fuzzy's mathematical accuracy. Engine; the error is related to the generative layer and should be analyzed separately.

It's also advisable to evaluate stability during repeated text generation. For the same constant y^* , the language model may produce different formulations, which is acceptable as long as the recommended level, meaning of the explanation, and subject-matter constraints are maintained. Therefore, lexical variability is not considered an error in itself. The criterion is the semantic invariance of key statements. This approach allows for the creative potential of generative AI to be harnessed without sacrificing controllability of the solution.

Thus, the proposed verification scheme is consistent with the general idea of a hybrid architecture: each component is assessed based on the function it actually performs. The fuzzy loop is assessed for the correctness and robustness of its solution, the XAI for the accuracy of its internal logic representation, and the LLM for the usefulness and consistency of the generated text. The combined assessment of these levels provides a more comprehensive picture of the system's quality than a single aggregated metric.

Conclusion.

This paper develops a hybrid mathematical model for decision making under uncertainty, combining methods of fuzzy logic, explainable artificial intelligence, and generative large-scale language models. The model is based on sequential processing of input information, including parameter fuzzification, membership degree generation, application of Mamdani's nine production rules, and defuzzification using the center-of-gravity method. This approach enables the formalization of expert knowledge and allows for situations in which the initial data is incomplete, ambiguous, and lacks clear boundaries between decision classes.

A key feature of the proposed architecture is the functional separation of the system's computational and intelligent components. The fuzzy controller is directly responsible for generating a quantitative solution (y^*) based on a given rule base and membership functions. This ensures that the final solution is independent of probabilistic text generation and maintains mathematical reproducibility. The XAI module interprets the generated solution by displaying the membership degrees of the input parameters, activated production rules, and their influence on the final result. The generative LLM module is used at a subsequent stage and performs semantic adaptation of the results, generating text explanations, recommendations, and content tailored to the context of a specific subject area.

The proposed separation of functions eliminates one of the significant problems associated with using large language models in decision support systems: the lack of guaranteed mathematical traceability of the generated response. In the developed model, the LLM does not replace the decision-making mechanism, but rather serves as an intelligent interpretive layer. Therefore, the basic decision remains defined by the formalized fuzzy model, while the generative component expands the system's user

interaction capabilities and improves the accessibility of results for specialists without in-depth knowledge of fuzzy mathematics.

An experimental evaluation of the developed approach demonstrated a relatively high degree of consistency between the hybrid system's results and expert decisions. The resulting consistency rate was 95.4%, exceeding the corresponding results of the Fuzzy Only model, which achieved 87.3%, and the Random algorithm. Forest with a score of 91.2%. This demonstrates that combining fuzzy inference with intelligent explanation and contextual adaptation mechanisms improves the quality of the final solution compared to using individual methods.

Additional validation of the model in two application scenarios also confirmed its feasibility. In the HR scenario, related to candidate assessment and personnel decision support, the system's results matched expert assessments to 94%. In the pilot educational scenario, focused on adaptive user assessment, the figure was 91.3%. These results demonstrate that the developed architecture can be transferred across different subject areas with appropriate adaptation of the input variables, membership functions, rule base, and text context of the LLM module.

From a practical perspective, the system's acceptable computational performance is also a significant result. The complete query processing cycle, including fuzzy inference, XAI explanation generation, and text interpretation generation, averaged 1.5–2.0 seconds. This performance allows the developed approach to be considered as a basis for interactive decision support systems, adaptive educational platforms, HR systems, expert interfaces, and other applications that require rapid, interpretable results.

The scientific significance of the proposed approach lies in the formation of a unified architecture in which symbolic expert knowledge and modern generative models are not opposed but rather used as complementary components. Fuzzy logic provides formalized uncertainty processing, XAI provides transparency in the decision-making mechanism, and LLM provides natural-language interpretation and contextual adaptation. This combination allows for increased explainability of an intelligent system without sacrificing the capabilities of modern generative technologies.

However, the study has several limitations. The current version of the model uses a fixed set of membership functions and a limited database of production rules, generated based on expert knowledge. This may reduce the system's adaptability when the input data distribution significantly changes or when the model is transferred to a new domain. Furthermore, the experimental validation was performed on limited samples, requiring further verification of the obtained results on larger, more heterogeneous datasets.

A promising direction for further research is the automatic tuning of membership function parameters based on accumulated statistics and optimization methods. It also seems worthwhile to explore the possibility of automated expansion and adjustment of the production rule base while maintaining expert control over their semantic correctness. Of particular interest is the use of local large-scale language models, which can reduce the system's dependence on external cloud services and increase the confidentiality of processed data.

Future research would also benefit from a more detailed analysis of the model's robustness to inconsistent and incomplete input data, assessing the impact of various defuzzification strategies on the final result, and comparing the proposed approach with other hybrid architectures based on neuro-fuzzy models, gradient boosting, and modern ensemble machine learning methods. An additional avenue involves automatically assessing the quality of LLM explanations and their compliance with the actual activated rules of the fuzzy model.

Thus, the developed hybrid mathematical model demonstrates the potential for effectively combining formalized decision-making methods and modern generative technologies. The obtained results confirm the potential of using the Fuzzy + XAI + LLM architecture for building intelligent systems that simultaneously require robustness to uncertainty, explainability, mathematical traceability, and natural-language user interaction.

REFERENCES

- Adadi, A., & Berrada, M. (2018). Peeking Inside the Black-Box: A Survey on Explainable Artificial Intelligence (XAI). *IEEE Access*. — Vol. 6. — Pp. 52138–52160. DOI: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2870052>. [in Eng.].
- Brown, T. B., Mann, B., Ryder, N., Subbiah, M., Kaplan, J., Dhariwal, P., Neelakantan, A., Shyam, P., Sastry, G., Askell, A., Agarwal, S., Herbert-Voss, A., Krueger, G., Henighan, T., Child, R., Ramesh, A., Ziegler, D. M., Wu, J., Winter, C., Hesse, C., Chen, M., Sigler, E., Litwin, M., Gray, S., Chess, B., Clark, J., Berner, C., McCandlish, S., Radford, A., Sutskever, I., & Amodei, D. (2020). Language models are few-shot learners. *Advances in Neural Information Processing Systems*. — Vol. 33. — Pp. 1877–1901. [in Eng.].
- Barredo Arrieta, A., Díaz-Rodríguez, N., Del Ser, J., Bannetot, A., Tabik, S., Barbado, A., García, S., Gil-López, S., Molina, D., Benjamins, R., Chatila, R., & Herrera, F. (2020). Explainable Artificial Intelligence (XAI): Concepts, taxonomies, opportunities and challenges toward responsible AI. *Information Fusion*. Pp. 58, 82–115. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2019.12.012>. [in Eng.].
- Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine Learning*. — Vol. 45. — Pp. 5–32. DOI: <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>. [in Eng.].
- Doshi-Velez, F., & Kim, B. (2017). Towards a rigorous science of interpretable machine learning. *arXiv:1702.08608*. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1702.08608>. [in Eng.].
- Guidotti, R., Monreale, A., Ruggieri, S., Turini, F., Giannotti, F., & Pedreschi, D. (2018). A survey of methods for explaining black box models. *ACM Computing Surveys*. — Vol. 51. — No. 5. Pp. 1–42. DOI: <https://doi.org/10.1145/3236009>. [in Eng.].
- Kholifaturrahman, M., Rachmatullah, S., & Said, B. (2023). Decision Support System for Single Tuition Scholarship Awardees in Higher Education Using Mamdani Fuzzy Inference. *Journal of Information Technology and Cyber Security*. — Vol. 1. — No. 2. Pp. 85–97. DOI: <https://doi.org/10.30996/jits.10009>. [in Eng.].
- Lundberg, S. M., & Lee, S.-I. (2017). A unified approach to interpreting model predictions. *Advances in Neural Information Processing Systems*. — Vol. 30. — Pp. 4765–4774. [in Eng.].
- Mamdani, E. H., & Assilian, S. (1975). An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller. *International Journal of Man-Machine Studies*. — Vol. 7. — No. 1. Pp. 1–13. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0020-7373\(75\)80002-2](https://doi.org/10.1016/S0020-7373(75)80002-2). [in Eng.].
- Ross, T. J. (2010). *Fuzzy Logic with Engineering Applications* (3rd ed.). John Wiley & Sons. DOI: <https://doi.org/10.1002/9781119994374>. [in Eng.].
- Ribeiro, M. T., Singh, S., & Guestrin, C. (2016). “Why Should I Trust You?”: Explaining the predictions of any classifier. *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. Pp. 1135–1144. DOI: <https://doi.org/10.1145/2939672.2939778>. [in Eng.].
- Zadeh, L. A. (1965). Fuzzy sets. *Information and Control*. — Vol. 8. — No. 3. Pp. 338–353. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0019-9958\(65\)90241-X](https://doi.org/10.1016/S0019-9958(65)90241-X). [in Eng.].
- Zimmermann, H. J. (2001). *Fuzzy Set Theory—and Its Applications* (4th ed.). Springer. DOI: <https://doi.org/10.1007/978-94-010-0646-0>. [in Eng.].
- Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., Kaiser, Ł., & Polosukhin, I. (2017). Attention is all you need. *Advances in Neural Information Processing Systems*. — Vol. 30. — Pp. 5998–6008.

[in Eng.].

Wang, S., Xu, T., Li, H., Zhang, C., Liang, J., Tang, J., Yu, P. S., & Wen, Q. (2024). Large language models for education: A survey and outlook. arXiv:2403.18105. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2403.18105>. [in Eng.].

**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 30.03.2026.

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