

ISSN 2518-1726 (Online),

ISSN 1991-346X (Print)

**ACADEMIC SCIENTIFIC
JOURNAL OF COMPUTER SCIENCE**

**№2
2026**

ISSN 2518-1726 (Online),
ISSN 1991-346X (Print)



ACADEMIC SCIENTIFIC JOURNAL OF COMPUTER SCIENCE

3 (359)

JULY – SEPTEMBER 2026

**PUBLISHED SINCE JANUARY 1963
PUBLISHED 4 TIMES A YEAR**

ALMATY, NAS RK

Chief Editor:

MUTANOV Galimkair Mutanovich, doctor of technical sciences, professor, academician of NAS RK, (Almaty, Kazakhstan), <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=6506682964>, <https://www.webofscience.com/wos/author/record/1423665>

EDITORIAL BOARD:

KALIMOLDAYEV Maksat Nuradilovich, (Deputy Editor-in-Chief), Doctor of Physical and Mathematical Sciences, Professor, Academician of NAS RK, Advisor to the General Director of the Institute of Information and Computing Technologies of the CS MES RK, Head of the Laboratory (Almaty, Kazakhstan), <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=56153126500>, <https://www.webofscience.com/wos/author/record/2428551>

MAMYRBAEV Orken Zhumazhanovich, (Academic Secretary), PhD in Information Systems, Deputy Director for Science of the Institute of Information and Computing Technologies CS MES RK (Almaty, Kazakhstan), <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=55967630400>, <https://www.webofscience.com/wos/author/record/1774027>

BAIGUNCHEKOV Zhumadil Zhanabaevich, Doctor of Technical Sciences, Professor, Academician of NAS RK, Institute of Cybernetics and Information Technologies, Department of Applied Mechanics and Engineering Graphics, Satbayev University (Almaty, Kazakhstan), <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=6506823633>, <https://www.webofscience.com/wos/author/record/1923423>

WOICIK Waldemar, Doctor of Technical Sciences (Phys.-Math.), Professor of the Lublin University of Technology (Lublin, Poland), <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=7005121594>, <https://www.webofscience.com/wos/author/record/678586>

SMOLARJ Andrej, Associate Professor Faculty of Electronics, Lublin polytechnic university (Lublin, Poland), <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=56249263000>, <https://www.webofscience.com/wos/author/record/1268523>

KEILAN Alimkhan, Doctor of Technical Sciences, Professor (Doctor of science (Japan)), chief researcher of Institute of Information and Computational Technologies CS MES RK (Almaty, Kazakhstan), <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=8701101900>, <https://www.webofscience.com/wos/author/record/1436451>

KHAIROVA Nina, Doctor of Technical Sciences, Professor, Chief Researcher of the Institute of Information and Computational Technologies CS MES RK (Almaty, Kazakhstan), <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=37461441200>, <https://www.webofscience.com/wos/author/record/1768515>

OTMAN Mohamed, PhD, Professor of Computer Science Department of Communication Technology and Networks, Putra University Malaysia (Selangor, Malaysia), <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=56036884700>, <https://www.webofscience.com/wos/author/record/747649>

NYSANBAYEVA Saule Yerkebulanovna, Doctor of Technical Sciences, Associate Professor, Senior Researcher of the Institute of Information and Computing Technologies CS MES RK (Almaty, Kazakhstan), <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=55453992600>, <https://www.webofscience.com/wos/author/record/3802041>

USATOVA Olga Alexandrovna, PhD, Associate Professor, Chief Scientific Secretary of the Institute of Information and Computing Technologies of the National Academy of Sciences of the Republic of Kazakhstan (Almaty, Kazakhstan), <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=57204581062>, <https://www.webofscience.com/wos/author/record/JCO-3058-2023>

KAPALOVA Nursulu Aldazharovna, Candidate of Technical Sciences, Head of the Laboratory cybersecurity, Institute of Information and Computing Technologies CS MES RK (Almaty, Kazakhstan), <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=57191242124>,

KOVALYOV Alexander Mikhailovich, Doctor of Physical and Mathematical Sciences, Academician of the National Academy of Sciences of Ukraine, Institute of Applied Mathematics and Mechanics (Donetsk, Ukraine), <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=7202799321>, <https://www.webofscience.com/wos/author/record/38481396>

MIKHALEVICH Alexander Alexandrovich, Doctor of Technical Sciences, Professor, Academician of the National Academy of Sciences of Belarus (Minsk, Belarus), <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=7004159952>, <https://www.webofscience.com/wos/author/record/46249977>

TIGHINEANU Ion Mihailovich, Doctor of Physical and Mathematical Sciences, Academician, President of the Academy of Sciences of Moldova, Technical University of Moldova (Chisinau, Moldova), <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=7006315935>, <https://www.webofscience.com/wos/author/record/524462>

Academic Scientific Journal of Computer Science

ISSN 2518-1726 (Online),

ISSN 1991-346X (Print)

Owner: «Central Asian Academic Research Center» LLP (Almaty).

Certificate № KZ77VPY00121154 on the re-registration of the periodical printed and online publication of the information agency, issued on 05.06.2025 by the Republican State Institution «Information Committee» of the Ministry of Culture and Information of the Republic of Kazakhstan

Subject area: *information and communication technologies*.

Currently: *included in the list of journals recommended by the CCSES MSHE RK in the direction of «Information and communication technologies»*.

Periodicity: 4 times a year.

<http://www.physico-mathematical.kz/index.php/en/>

© «Central Asian Academic Research Center» LLP, 2026

БАС РЕДАКТОР:

МУТАНОВ Ғалымқайыр Мұтанұлы, техника ғылымдарының докторы, профессор, ҚР ҰҒА академигі, (Алматы, Қазақстан), <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=6506682964>, <https://www.webofscience.com/wos/author/record/1423665>

РЕДАКЦИЯ АЛҚАСЫ:

КАЛИМОЛДАЕВ Мақсат Нұрәділұлы, (бас редактордың орынбасары), физика-математика ғылымдарының докторы, профессор, ҚР ҰҒА академигі, ҚР ҒЖБМ ҒК «Ақпараттық және есептеу технологиялары институты» бас директорының кеңесшісі, зертхана меңгерушісі (Алматы, Қазақстан), <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=56153126500>, <https://www.webofscience.com/wos/author/record/2428551>

МАМЫРБАЕВ Өркен Жұмажанұлы (ғалым хатшы), Ақпараттық жүйелер саласындағы техника ғылымдарының (PhD) докторы, ҚР ҒЖБМ ҒК «Ақпараттық және есептеу технологиялары институты» директорының ғылым жөніндегі орынбасары (Алматы, Қазақстан), <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=55967630400>, <https://www.webofscience.com/wos/author/record/1774027>

БАЙГУНЧЕКОВ Жұмаіл Жаңабайұлы, техника ғылымдарының докторы, профессор, ҚР ҰҒА академигі, Кибернетика және ақпараттық технологиялар институты, Қолданбалы механика және инженерлік графика кафедрасы, Сәтбаев университеті (Алматы, Қазақстан), <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=6506823633>, <https://www.webofscience.com/wos/author/record/1923423>

ВОЙЧИК Вальдемар, техника ғылымдарының докторы (физ-мат), Люблин технологиялық университетінің профессоры (Люблин, Польша), <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=7005121594>, <https://www.webofscience.com/wos/author/record/678586>

СМОЛАРЖ Анджей, Люблин политехникалық университетінің электроника факультетінің доценті (Люблин, Польша), <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=56249263000>, <https://www.webofscience.com/wos/author/record/1268523>

КЕЙЛАН Әлімхан, техника ғылымдарының докторы, профессор (ғылым докторы (Жапония)), ҚР ҒЖБМ ҒК «Ақпараттық және есептеу технологиялары институтының» бас ғылыми қызметкері (Алматы, Қазақстан), <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=8701101900>, <https://www.webofscience.com/wos/author/record/1436451>

ХАЙРОВА Нина, техника ғылымдарының докторы, профессор, ҚР ҒЖБМ ҒК «Ақпараттық және есептеу технологиялары институтының» бас ғылыми қызметкері (Алматы, Қазақстан), <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=37461441200>, <https://www.webofscience.com/wos/author/record/1768515>

ОТМАН Мохаммед, PhD, Информатика, Коммуникациялық технологиялар және желілер кафедрасының профессоры, Путра университеті Малайзия (Селангор, Малайзия), <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=56036884700>, <https://www.webofscience.com/wos/author/record/747649>

НЫСАНБАЕВА Сауле Еркебұланқызы, техника ғылымдарының докторы, доцент, ҚР ҒЖБМ ҒК «Ақпараттық және есептеу технологиялары институтының» аға ғылыми қызметкері (Алматы, Қазақстан), <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=55453992600>, <https://www.webofscience.com/wos/author/record/3802041>

УСАТОВА Ольга Александровна, PhD, қауымдастырылған профессор, ҚР ҒЖБМ "Ақпараттық және есептеу технологиялары институтының" бас ғалым хатшысы (Алматы, Қазақстан), <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=57204581062>, <https://www.webofscience.com/wos/author/record/JCO-3058-2023>

КАПАЛОВА Нұрсұлу Алдажарқызы, техника ғылымдарының кандидаты, ҚР ҒЖБМ ҒК «Ақпараттық және есептеу технологиялары институты», Киберқауіпсіздік зертханасының меңгерушісі (Алматы, Қазақстан), <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=57191242124>,

КОВАЛЕВ Александр Михайлович, физика-математика ғылымдарының докторы, Украина Ұлттық Ғылым академиясының академигі, Қолданбалы математика және механика институты (Донецк, Украина), <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=7202799321>, <https://www.webofscience.com/wos/author/record/38481396>

МИХАЛЕВИЧ Александр Александрович, техника ғылымдарының докторы, профессор, Беларусь Ұлттық Ғылым академиясының академигі (Минск, Беларусь), <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=7004159952>, <https://www.webofscience.com/wos/author/record/46249977>

ТИГИНЯНУ Ион Михайлович, физика-математика ғылымдарының докторы, академик, Молдова Ғылым Академиясының президенті, Молдова техникалық университеті (Кишинев, Молдова), <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=7006315935>, <https://www.webofscience.com/wos/author/record/524462>

Academic Scientific Journal of Computer Science

ISSN 2518-1726 (Online),

ISSN 1991-346X (Print)

Меншіктеуші: «Орталық Азия академиялық ғылыми орталығы» ЖШС (Алматы).

Ақпарат агенттігінің мерзімді баспасөз басылымын, ақпарат агенттігін және желілік басылымды қайта есепке қою туралы ҚР Мәдениет және Ақпарат министрлігі «Ақпарат комитеті» Республикалық мемлекеттік мекемесі **05.06.2025 ж.** берген **№ KZ77VPY00121154** Куәлік.

Тақырыптық бағыты: *ақпараттық-коммуникациялық технологиялар*

Қазіргі уақытта: *«ақпараттық-коммуникациялық технологиялар» бағыты бойынша ҚР БҒМ БҒСБК ұсынған журналдар тізіміне енді.*

Мерзімділігі: *жылына 4 рет.*

<http://www.physico-mathematical.kz/index.php/en/>

© «Орталық Азия академиялық ғылыми орталығы» ЖШС, 2026

Главный редактор:

МУТАНОВ Галимканир Мутанович, доктор технических наук, профессор, академик НАН РК, (Алматы, Казахстан), <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=6506682964>, <https://www.webofscience.com/wos/author/record/1423665>

Редакционная коллегия:

КАЛИМОЛДАЕВ Максат Нурадилович, (заместитель главного редактора), доктор физико-математических наук, профессор, академик НАН РК, советник генерального директора «Института информационных и вычислительных технологий» КН МНВО РК, заведующий лабораторией (Алматы, Казахстан), <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=56153126500>, <https://www.webofscience.com/wos/author/record/2428551>

МАМЫРБАЕВ Оркен Жумажанович, (ученый секретарь), доктор философии (PhD) по специальности «Информационные системы», заместитель директора по науке РГП «Институт информационных и вычислительных технологий» Комитета науки МНВО РК (Алматы, Казахстан), <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=55967630400>, <https://www.webofscience.com/wos/author/record/1774027>

БАЙГУНЧЕКОВ Жумадил Жанабаевич, доктор технических наук, профессор, академик НАН РК, Институт кибернетики и информационных технологий, кафедра прикладной механики и инженерной графики, Университет Сатпаева (Алматы, Казахстан), <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=6506823633>, <https://www.webofscience.com/wos/author/record/1923423>

ВОЙЧИК Вальдемар, доктор технических наук (физ.-мат.), профессор Люблинского технологического университета (Люблин, Польша), <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=7005121594>, <https://www.webofscience.com/wos/author/record/678586>

СМОЛАРЖ Анджей, доцент факультета электроники Люблинского политехнического университета (Люблин, Польша), <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=56249263000>, <https://www.webofscience.com/wos/author/record/1268523>

КЕЙЛАН Алимхан, доктор технических наук, профессор (Doctor of science (Japan)), главный научный сотрудник РГП «Института информационных и вычислительных технологий» КН МНВО РК (Алматы, Казахстан), <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=8701101900>, <https://www.webofscience.com/wos/author/record/1436451>

ХАЙРОВА Нина, доктор технических наук, профессор, главный научный сотрудник РГП «Института информационных и вычислительных технологий» КН МНВО РК (Алматы, Казахстан), <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=37461441200>, <https://www.webofscience.com/wos/author/record/1768515>

ОТМАН Мохамед, доктор философии, профессор компьютерных наук, Департамент коммуникационных технологий и сетей, Университет Путра Малайзия (Селангор, Малайзия), <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=56036884700>, <https://www.webofscience.com/wos/author/record/747649>

НЫСАНБАЕВА Сауле Еркебулановна, доктор технических наук, доцент, старший научный сотрудник РГП «Института информационных и вычислительных технологий» КН МНВО РК (Алматы, Казахстан), <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=55453992600>, <https://www.webofscience.com/wos/author/record/3802041>

УСАТОВА Ольга Александровна, PhD, ассоциированный профессор, Главный ученый секретарь «Института информационных и вычислительных технологий» КН МНВО РК (Алматы, Казахстан), <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=57204581062>, <https://www.webofscience.com/wos/author/record/JCO-3058-2023>

КАПАЛОВА Нурсулу Алдажаровна, кандидат технических наук, заведующий лабораторией кибербезопасности РГП «Института информационных и вычислительных технологий» КН МНВО РК (Алматы, Казахстан), <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=57191242124>

КОВАЛЕВ Александр Михайлович, доктор физико-математических наук, академик НАН Украины, Институт прикладной математики и механики (Донецк, Украина), <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=7202799321>, <https://www.webofscience.com/wos/author/record/38481396>

МИХАЛЕВИЧ Александр Александрович, доктор технических наук, профессор, академик НАН Беларуси (Минск, Беларусь), <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=7004159952>, <https://www.webofscience.com/wos/author/record/46249977>

ТИГИНЯНУ Ион Михайлович, доктор физико-математических наук, академик, президент Академии наук Молдовы, Технический университет Молдовы (Кишинев, Молдова), <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=7006315935>, <https://www.webofscience.com/wos/author/record/524462>

Academic Scientific Journal of Computer Science

ISSN 2518-1726 (Online),

ISSN 1991-346X (Print)

Собственник: *ТОО «Центрально-азиатский академический научный центр» (г. Алматы).*

Свидетельство о постановке на переучет периодического печатного издания, информационного агентства и сетевого издания № **KZ77VPY00121154**. Дата выдачи **05.06.2025**

Тематическая направленность: *информационно-коммуникационные технологии.*

В настоящее время: *вошел в список журналов, рекомендованных КОКШВО МНВО РК по направлению «информационно-коммуникационные технологии».*

Периодичность: *4 раза в год.*

<http://www.physico-mathematical.kz/index.php/en/>

© ТОО «Центрально-азиатский академический научный центр», 2026

CONTENTS

Akhmetova A.Zh., Kantureyeva M.A., Serimbetov B.A., Zhasuzakova M.Zh., Mustafayeva N.T. Identification of communities and active users in social networks.....	11
Akzhigitov D., Mukhtarkhanov M., Zhetpisbayeva A., Kulakayeva A., Zhetpisbayev K. Analysis of the mechanical structure of a 12U CubeSat nanosatellite and assessment of its mechanical stability.....	29
Alibekov A., Nurimanov A., Mukhametkali A., Kassym D., Varol H.A. Qolda-Math: a small vision-language model for mathematical reasoning in Kazakh.....	50
Alisheva S.S., Ospanova A.O., Shaimerdenova G.S., Shaimerdenova L., Zhidebayeva A.N. Detecting Kazakh language offensive comments in online content using deep learning algorithms.....	68
Askar G., Mutaikhan A., Aitkozhasyeva M., Nauryzbaikyzy G., Makhataeva Z. Retrieval beats fine-tuning: adapting a Kazakh small language model for historical question answering.....	86
Beissenova G.I., Shynzhigit B.B., Beisebayeva A.Zh., Kaldarova B.S., Lesbayev A.U. Deep neural network-based speaker authentication for secure access control systems.....	106
Bekenuly B., Baimakhanova A., Baiturganova V., Bolatbekova D. Comparison of CNN architectures for automated ACL injury classification from knee MRI.....	123
Bekbolat A., Razak A., Alimbayeva Z., Ozhikenova A. Multi-task deep learning for knee MRI pathology classification.....	139
Issakhov A., Akylbekkyzy A., Abylkassymova A. Predicting the spread of airborne viral infections in enclosed spaces.....	158
Kisseleva O., Abdramanov K., Naumenko V., Mukanova Z., Maintser D. Evaluation of serverless cold start optimization techniques.....	177
Koshkarov Ye.Zh., Amirgaliyev B.Ye., Mulesa O. Physics-aware masked pretraining for cross-basin well log foundation models.....	197
Kurmetkan T., Turysbek Zh., Mukhitova A., Nauryzbaeva A. Research on methods for reducing knowledge conflicts in large language models in Kazakh question-and-answer systems.....	214
Makatov Ye.K., Abdul Razaque, Ismukanova A.N., Salykova A.K., Glock E.S. Machine learning-based model for phishing URL detection in online social networks.....	233
Mimenbayeva A.B., Naizagarayeva A.A., Ospanova T.T., Koikelova D.K., Kudabayeva R.N. Spatial and climate data analysis for machine learning-based crop yield prediction in Northern Kazakhstan.....	255
Mukhamediev R.I., Abdoldina F.N., Gertsen Y.A. Economic opportunities and constraints of artificial intelligence adoption in Kazakhstan's resource-oriented economy.....	274

Mutanov G.M., Karyukin V.I., Ussatova O.A., Begimbayeva Y.Y., Baispay G.B. The assessment of blockchain readiness for academic document verification.....	289
Mussiraliyeva Sh., Bolatbek M., Baisylbayeva K. Classification of cyber-extremist ideologies in the Kazakh language considering multi-annotator disagreement.....	306
Omarov B.S., Sultan D.R., Rakhymberdiev D.S., Abibullayeva A.A., Toktarova A.B. Deformable attention-guided Transformer for brain tumor segmentation.....	326
Oralbekova D., Bekarystankyzy A., Yerimbetova A., Berzhanova U. Development of a streaming Kazakh speech recognition system using end-to-end models.....	346
Serek A., Shoiynbek A., Zheludkov M., Kuanyshbay D., Meraliyev B. Comparative analysis of machine learning methods for detecting fraud in text messages.....	365
Smakhanova A.K., Uskenbayeva R.K., Kassymova A.B., Kalpeyeva Zh.B., Konyrbaev N.B. Experimental research using models and methods of the university digital ecosystem.....	384
Sultanali A.E., Kazbekova G.N. Machine learning-based detection of AI-generated content in students' written works.....	401
Tashenova Zh., Yergazin A., Nurlybaeva E., Abdugulova Zh., Amanzholova Sh. Experimental evaluation of a hybrid IDPS with adaptive learning for low-latency 5G networks using edge computing.....	418
Telman D., Yerimbetova A., Daiyrbayeva E. Leakage-resistant fake news detection for Kazakh: temporal evaluation of lexical, Transformer and hybrid models.....	441
Zhanegizov A., Mamyrbayev O., Abdigappar M. Application of YOLO12 for road defect detection in GPR images.....	457

МАЗМҰНЫ

Ахметова А.Ж., Кантуреева М.А., Серимбетов Б.А., Жасұзақова М.Ж., Мұстафаева Н.Т. Әлеуметтік желілердегі қауымдастықтар мен белсенді қолданушыларды анықтау.....	11
Ақжігітов Д.Ж., Мұхтарханов М.О., Жетписбаева А.Т., Кулакаева А.Е., Жетписбаев К.У. 12U CubeSat үлгісіндегі наноспутниктің механикалық құрылымын талдау және оның механикалық орнықтылығын бағалау.....	29
Алибеков А., Нуриманов А., Мұхаметқали А., Қасым Д., Варол Х.А. Qolda-Math: қазақ тіліндегі математикалық пайымдауға арналған кіші көру-тілдік модель.....	50
Алишева С.С., Оспанова А.О., Шаймерденова Г.С., Шаймерденова Л., Жидебаева А.Н. Онлайн-контенттегі қазақ тіліндегі бейәдеп пікірлерді терең оқыту алгоритмдері арқылы анықтау.....	68
Асқар Ғ., Мұтайхан А., Айтқожаева М., Наурызбайқызы Г., Махатаева Ж. Retrieval fine-tuning-тен басым: тарихи сұрақтарға жауап беру үшін қазақша шағын тілдік модельді бейімдеу.....	86
Бейсенова Г.И., Шынжігіт Б.Б., Бейсебаева А.Ж., Қалдарова Б.С., Лесбаев А.У. Терең нейрондық желіге негізделген қауіпсіз басқару жүйелерінде сөйлеушіні аутентификациялау.....	106
Бекенұлы Б., Баймаханова А., Байтурганова В., Болатбекова Д. Алдыңғы крест тәрізді байлам жарақатын анықтауға арналған CNN архитектураларын салыстыру.....	123
Бекболат А., Разак А., Алимбаева Ж., Ожикенова А. Tize MPT патологиясын жіктеуге арналған көп тапсырмалы терең оқыту.....	139
Исахов А.А., Ақылбекқызы А., Абылкасымова А. Шектеулі кеңістіктерде әуе тамшыларымен вирустық инфекцияның таралуын сандық модельдеу.....	158
Киселева О., Абдраманов Қ., Науменко В., Мұқанова Ж., Майнцер Д. Serverless жүйелеріндегі суық іске қосуды оңтайландыру әдістерін эксперименттік бағалау.....	177
Кошкарров Е.Ж., Амиргалиев Б.Е., Мүлеса О. Бассейнаралық ұңғымалық диаграммалардың іргелі модельдерін физикалық тұрғыдан негізделген масқаланған алдын ала оқыту.....	197
Құрметқан Т., Тұрысбек Ж., Мұхитова А., Наурызбаева А. Қазақ тіліндегі сұрақ-жауап жүйелерінде үлкен тілдік модельдердегі білім қайшылықтарын азайту әдістерін зерттеу.....	214
Мақатов Е.К., Abdul Razaque, Исмуканова А.Н., Салыкова А.К., Глюк Е.С. Онлайн әлеуметтік желілердегі фишингтік URL-дарды анықтауға арналған машиналық оқыту негізіндегі модель.....	233

Мименбаева А.Б., Найзағараева А.А., Оспанова Т.Т., Қойкелова Д.К., Қудабаева Р.Н. Солтүстік Қазақстандағы дақылдар өнімділігін машиналық оқыту арқылы болжауда кеңістіктік және климаттық деректерді талдау.....	255
Мухамедиев Р.И., Абдолдина Ф.Н., Герцен Е.А. Қазақстанның ресурстық бағытталған экономикасына жасанды интеллектті енгізудің экономикалық мүмкіндіктері мен шектеулері.....	274
Мутанов Г.М., Карюкин В.И., Усатова О.А., Бегимбаева Е.Е., Байспай Г.Б. Білім беру құжаттарының түпнұсқалығын тексеруге блокчейн технологиясының дайындығын бағалау.....	289
Мусиралиева Ш., Болатбек М., Байсылбаева К. Көпаннынотаторлы келіспеушілікті ескере отырып қазақ тіліндегі киберэкстремистік идеологияларды жіктеу.....	306
Омаров Б.С., Сұлтан Д.Р., Рахымбердиев Д.С., Абибуллаева А.А., Тоқтарова А.Б. Ми ісіктерін сегменттеуде деформацияланатын зейін механизміне негізделген мультимодальды трансформер.....	326
Оралбекова Д.О., Бекарыстанқызы А., Еримбетова А.С., Бержанова У.Г. Интегралды модельдерді қолдану арқылы қазақ тіліндегі ағындық сөйлеуді тану жүйесін әзірлеу.....	346
Серек А., Шойынбек А., Желудков М., Қуанышбай Д., Мералиев Б. Мәтіндік хабарламалардағы алаяқтықты анықтауға арналған машиналық оқыту әдістерінің салыстырмалы талдауы.....	365
Смаханова А.К., Ускенбаева Р.К., Касымова А.Б., Кальпеева Ж.Б., Қоңырбаев Н.Б. Университеттің цифрлық экожүйесінің модельдері мен әдістерін қолдана отырып жүргізілген эксперименттік зерттеу.....	384
Сұлтанәлі А.Е., Казбекова Г.Н. Білім алушылардың жазбаша жұмыстарындағы AI-контентті машиналық оқыту арқылы анықтау.....	401
Ташенова Ж.М., Ергазин Ә., Нұрлыбаева Ә.Н., Абдуғулова Ж.К., Аманжолова Ш.А. Edge Computing көмегімен төмен кідірісті 5G желілеріне арналған бейімделгіш оқытуы бар гибриді IDPS-ті эксперименттік бағалау.....	418
Тельман Д., Еримбетова А., Дайырбаева Ә. Қазақ тіліндегі жалған жаңалықтарды анықтау: лексикалық, трансформерлік және гибридті модельдерді уақыт бойынша бағалау.....	441
Жанегизов А.С., Мамырбаев Ә.Ж., Абдіғаппар М.Д. YOLO12 моделін георадар кескіндеріне қолдану.....	457

СОДЕРЖАНИЕ

Ахметова А.Ж., Кантуреева М.А., Серимбетов Б.А., Жасузакова М.Ж., Мустафаева Н.Т. Выявление сообществ и активных пользователей в социальных сетях.....	11
Акжигитов Д.Ж., Мухтарханов М.О., Жетписбаева А.Т., Кулакаева А.Е., Жетписбаев К.У. Анализ механической конструкции наноспутника модели 12U CubeSat и оценка его механической устойчивости.....	29
Алибеков А., Нуриманов А., Мухаметкали А., Касым Д., Варол Х.А. Qolda-Math: маленькая мультимодальная модель зрения и языка для математических рассуждений на казахском языке.....	50
Алишева С.С., Оспанова А.О., Шаймерденова Г.С., Шаймерденова Л., Жидебаева А.Н. Выявление оскорбительных комментариев на казахском языке в онлайн-контенте с помощью алгоритмов глубокого обучения.....	68
Аскар Г., Мутайхан А., Айткожаева М., Наурызбайкызы Г., Махатаева Ж. Retrieval эффективнее fine-tuning: адаптация малой языковой модели казахского языка для ответов на исторические вопросы.....	86
Бейсенова Г.И., Шынжигит Б.Б., Бейсебаева А.Ж., Калдарова Б.С., Лесбаев А.У. Аутентификация личности по голосу на основе глубокой нейронной сети для систем безопасного управления доступом.....	106
Бекенулы Б., Баймаханова А., Байтурганова В., Болатбекова Д. Сравнение архитектур сверточных нейронных сетей для автоматической классификации разрыва ПКС по МРТ коленного сустава.....	123
Бекболат А., Разак А., Алимбаева Ж., Ожикенова А. Многозадачное глубокое обучение для классификации патологий колена по МРТ.....	139
Исахов А.А., Акылбеккызы А., Абылкасымова А. Прогнозирование распространения вирусной инфекции воздушно-капельным путем в замкнутых помещениях.....	158
Киселева О., Абдраманов К., Науменко В., Муканова Ж., Майнцер Д. Экспериментальная оценка методов оптимизации холодного запуска в serverless-системах.....	177
Кошкарар Е.Ж., Амиргалиев Б.Е., Мулеса О. Физически-осознанное маскированное предобучение для межбассейновых фундаментальных моделей каротажных диаграмм.....	197
Курметкан Т., Турысбек Ж., Мухитова А., Наурызбаева А. Исследование методов снижения конфликтов знаний в больших языковых моделях казахских вопросно-ответных систем.....	214
Макатов Е.К., Abdul Razaque, Исмуканова А.Н., Салыкова А.К., Глок Е.С. Модель обнаружения фишинговых URL в онлайн-социальных сетях на основе машинного обучения.....	233

Мименбаева А.Б., Найзагараева А.А., Оспанова Т.Т., Койкелова Д.К., Кудабаяева Р.Н. Анализ климатических данных для прогнозирования урожайности пшеницы методами машинного обучения в Северном Казахстане.....	255
Мухамедиев Р.И., Абдолдина Ф.Н., Герцен Е.А. Экономические возможности и ограничения внедрения искусственного интеллекта в ресурсно-ориентированной экономике Казахстана.....	274
Мутанов Г.М., Карюкин В.И., Усатова О.А., Бегимбаева Е.Е., Байспай Г.Б. Оценка готовности технологии блокчейн к проверке подлинности документов об образовании.....	289
Мусиралиева Ш., Болатбек М., Байсылбаева К. Классификация киберэкстремистских идеологий на казахском языке с учетом разногласий нескольких аннотаторов.....	306
Омаров Б.С., Султан Д.Р., Рахымбердиев Д.С., Абибуллаева А.А., Токтарова А.Б. Мультимодальный трансформер на основе механизма деформируемого внимания для сегментации опухолей головного мозга.....	326
Оралбекова Д.О., Бекарыстанкызы А., Еримбетова А.С., Бержанова У.Г. Распознавание казахской речи с применением интегральных моделей.....	346
Серек А., Шойынбек А., Желудков М., Куанышбай Д., Мералиев Б. Сравнительный анализ методов машинного обучения для выявления мошенничества в текстовых сообщениях.....	365
Смаханова А.К., Ускенбаева Р.К., Касымова А.Б., Кальпеева Ж.Б., Конырбаев Н.Б. Экспериментальное исследование с использованием моделей и методов цифровой экосистемы университета.....	384
Султанали А.Е., Казбекова Г.Н. Обнаружение AI-контента в письменных работах обучающихся методами машинного обучения.....	401
Ташенова Ж.М., Ергазин А., Нурлыбаева Э.Н., Абдугулова Ж.К., Аманжолова Ш.А. Экспериментальная оценка гибридной системы обнаружения и предотвращения вторжений (IDPS) с адаптивным обучением для сетей 5G с низкой задержкой с использованием граничных вычислений.....	418
Тельман Д., Еримбетова А., Дайырбаева Э. Обнаружение фейковых новостей на казахском языке: временная оценка лексических, трансформерных и гибридных моделей.....	441
Жанегизов А.С., Мамырбаев О.Ж., Абдигаппар М.Д. Применение модели YOLOv12 для анализа данных георадара.....	457

ACADEMIC SCIENTIFIC JOURNAL OF COMPUTER SCIENCE

ISSN 1991-346X

Volume 3.

Number 359 (2026). 214–232

<https://doi.org/10.32014/2026.2518-1726.460>

IRSTI 28.23.15

UDC 004.8

© **Kurmetkan T.**^{1,2*}, **Turysbek Zh.**^{1,3}, **Mukhitova A.**⁴, **Nauryzbaeva A.**³, 2026.

¹Institute of Information and Computing Technologies, Almaty, Kazakhstan;

²Saken Seifullin Kazakh Agrotechnical University, Astana, Kazakhstan;

³Satpaeva University, Almaty, Kazakhstan;

⁴Al-Farabi Kazakh National University, Almaty, Kazakhstan.

E-mail: turdybek.narat86@gmail.com

RESEARCH ON METHODS FOR REDUCING KNOWLEDGE CONFLICTS IN LARGE LANGUAGE MODELS IN KAZAKH QUESTION-AND-ANSWER SYSTEMS

Kurmetkan Turdybek — Research Assistant, Institute of Information and Computing Technologies, Almaty, Kazakhstan; senior lecturer, Saken Seifullin Kazakh Agrotechnical University, Astana, Kazakhstan,

E-mail: turdybek.narat86@gmail.com, <https://orcid.org/0000-0003-1178-6400>;

Turysbek Zhanibek — Research Assistant, Institute of Information and Computing Technologies, Almaty, Kazakhstan; doctoral student, Satpaeva University, Almaty, Kazakhstan,

E-mail: janibekturysbek@gmail.com, <https://orcid.org/0009-0004-2311-6249>;

Mukhitova Aigul — deputy head of the department of information systems for scientific and innovative work and international relations, senior lecturer, Al-Farabi Kazakh National University, Almaty, Kazakhstan,

E-mail: mukhitova.aigul@kaznu.kz, <https://orcid.org/0000-0001-6004-103X>;

Nauryzbaeva Arshin — senior lecturer, Satpaeva University, Almaty, Kazakhstan,

E-mail: Arshyn.politech@gmail.com, <https://orcid.org/0009-0004-2311-6249>.

Abstract. Large Language Models (LLMs) are widely used in the development of Kazakh Question-Answering (QA) systems. However, a significant discrepancy often arises between the knowledge stored in the model's internal parameters and the external context, leading to the generation of false or unsupported answers. This phenomenon, known as knowledge conflict and hallucination, poses severe reliability challenges for resource-constrained, agglutinative languages such as Kazakh. In this study, we propose a comprehensive methodology to mitigate hallucinations in Kazakh QA systems by integrating context-based data augmentation, constructing domain-specific anti-factual datasets, and implementing the Retrieval-Augmented Generation (RAG) framework. The scientific novelty lies in tailoring these techniques to the morphological and semantic features of

the Kazakh language, combined with Parameter-Efficient Fine-Tuning (PEFT/LoRA) and joint loss optimization. To validate our framework, we constructed the KazHC (Kazakh History and Culture) corpus, containing approximately 1,200 QA pairs, 4,200 context passages, and 520,000 tokens. Using an NVIDIA A100 GPU and 4-bit quantization, we fine-tuned both extractive (mBERT) and generative (LLaMA-2-7B) architectures. Experimental evaluations on exact match (EM) and F1 metrics demonstrate significant performance gains. Specifically, integrating RAG with anti-factual learning boosted the F1 score from 65% to 78% and the EM score from 58% to 72% in LLaMA-2. Crucially, rigorous human evaluation conducted by three independent experts (Fleiss' Kappa = 0.76) confirmed that the overall hallucination rate dropped substantially from 28% to 9%, reflecting a net reduction of up to 19 percentage points. Qualitative error analysis revealed that residual hallucinations primarily consist of factual and logical misalignments due to pre-training data scarcity. Overall, the results demonstrate that combining contextual retrieval with anti-factual regularization effectively guides the model to prioritize factual context over internal bias, establishing a robust foundation for building reliable Kazakh NLP applications.

Keywords: Large language models, Hallucination, LLMs, anti-factual data, QA, RAG

For citations: Kurmetkan T., Turysbek Zh., Mukhitova A., Nauryzbaeva A. Research on methods for reducing knowledge conflicts in large language models in kazakh question-and-answer systems. Academic Scientific Journal of Computer Science, 2026. — No.3. — P. 214–232. DOI: <https://doi.org/10.32014/2026.2518-1726.460>

© Құрметқан Т.^{1,2*}, Тұрысбек Ж.^{1,3}, Мұхитова А.⁴, Наурызбаева А.³, 2026.

¹Ақпараттық және есептеу технологиялары институты, Алматы, Қазақстан;

²С. Сейфуллин атындағы қазақ агротехникалық зерттеу университеті, Астана, Қазақстан;

³Әл-Фараби атындағы Қазақ ұлттық университеті, Алматы, Қазақстан.

⁴Satbayev University, Алматы, Қазақстан.

E-mail: turdybek.narat86@gmail.com

ҚАЗАҚ ТІЛІНДЕГІ СУРАҚ-ЖАУАП ЖҮЙЕЛЕРІНДЕ ҮЛКЕН ТІЛДІК МОДЕЛЬДЕРДЕГІ БІЛІМ ҚАЙШЫЛЫҚТАРЫН АЗАЙТУ ӘДІСТЕРІН ЗЕРТТЕУ

Құрметқан Тұрдыбек — ғылыми қызметкер, Ақпараттық және есептеу технологиялары институты, Алматы, Қазақстан; аға оқытушы, С. Сейфуллин атындағы қазақ агротехникалық зерттеу университеті, Астана, Қазақстан,

E-mail: turdybek.narat86@gmail.com, <https://orcid.org/0000-0003-1178-6400>;

Тұрысбек Жәнібек — ғылыми қызметкер, Ақпараттық және есептеу технологиялары институты, Алматы, Қазақстан; докторант, Satbayev University, Алматы, Қазақстан,

E-mail: janibekturyzbek@gmail.com, <https://orcid.org/0009-0004-2311-6249>;

Мұхитова Айгүл — аға оқытушы, Ақпараттық жүйелер кафедрасының ғылыми-инновациялық жұмыс және халықаралық байланыстар жөніндегі меңгеруші орынбасары, Әл-Фараби атындағы Қазақ ұлттық университеті, Алматы, Қазақстан,

E-mail: mukhitova.aigul@kaznu.kz, <https://orcid.org/0000-0001-6004-103X>;

Наурызбаева Аршын — аға оқытушы, Satbayev University, Алматы, Қазақстан,

E-mail: Arshyn.politech@gmail.com, <https://orcid.org/0009-0004-2311-6249>.

Аңдатпа. Үлкен тілдік модельдер (LLM) қазақ тіліндегі сұрақ-жауап (QA) жүйелерін әзірлеуде кеңінен қолданылуда. Алайда модельдің ішкі параметрлерінде сақталған білім мен сыртқы контекст арасында елеулі қайшылықтар туындап, жалған немесе дәлелденбеген жауаптардың генерациялануына әкелуі мүмкін. Білім қайшылығы және «галлюцинация» деп аталатын бұл құбылыс қазақ тілі сияқты ресурстары шектеулі агглютинативті тілдер үшін жүйелердің сенімділігіне елеулі қауіп төндіреді. Зерттеуде контекстке негізделген деректерді кеңейту, салалық антифактілік деректер жиынтығын қалыптастыру және іздеумен толықтырылған генерацияны (RAG) біріктіру арқылы қазақ тіліндегі QA жүйелеріндегі галлюцинацияларды азайтудың кешенді әдістемесі ұсынылады. Зерттеудің ғылыми жаңалығы аталған тәсілдерді қазақ тілінің морфологиялық және семантикалық ерекшеліктеріне бейімдеуде және оларды параметрлік тиімді баптаумен (PEFT/LoRA) және біріктірілген шығын функциясын оңтайландырумен ұштастыруда жатыр. Ұсынылған тәсілді бағалау үшін Қазақстанның тарихы мен мәдениетіне арналған KazHC корпусы жасақталды. Ол шамамен 1 200 сұрақ-жауап жұбын, 4 200 контекстік үзіндіні және 520 000 токенді қамтиды. NVIDIA A100 графикалық процессоры мен 4-биттік кванттауды пайдалана отырып, экстрактивті mBERT және генеративті LLaMA-2-7B модельдері қосымша оқытылды. Exact Match (EM) және F1 метрикалары бойынша жүргізілген эксперименттік бағалау модель сапасының айтарлықтай жақсарғанын көрсетті. Атап айтқанда, RAG пен антифактілік оқытуды біріктіру LLaMA-2 моделінің F1 көрсеткішін 65%-дан 78%-ға, ал EM көрсеткішін 58%-дан 72%-ға дейін арттырды. Үш тәуелсіз сарапшы жүргізген бағалау (Fleiss' Kappa = 0,76) жалпы галлюцинация деңгейінің 28%-дан 9%-ға дейін, яғни 19 пайыздық тармаққа төмендегенін растады. Қателерді сапалық талдау қалдық галлюцинациялардың негізінен алдын ала оқыту деректерінің жеткіліксіздігінен туындайтын фактілік және логикалық сәйкессіздіктермен байланысты екенін көрсетті. Нәтижелер контекстік іздеу мен антифактілік регуляризацияны біріктіру модельге қайшылықты ішкі білімнен гөрі ұсынылған нақты контекстке басымдық беруге мүмкіндік беретінін және сенімді қазақ тіліндегі NLP-қосымшаларын әзірлеуге негіз болатынын көрсетті.

Түйін сөздер: үлкен тілдік модельдер; білім қайшылығы; галлюцинация; антифактілік деректер; сұрақ-жауап жүйелері; RAG; қазақ тілі

© Курметкан Т.^{1,2*}, Турысбек Ж.^{1,3}, Мухитова А.⁴, Наурызбаева А.³, 2026.

¹Институт информационных и вычислительных технологий,
Алматы, Казахстан;

²Казахский агротехнический исследовательский университет имени
С. Сейфуллина, Астана, Казахстан;

³Satbayev University, Алматы, Казахстан;

⁴Казахский национальный университет имени аль-Фараби,
Алматы, Казахстан.

E-mail: turdybek.narat86@gmail.com

ИССЛЕДОВАНИЕ МЕТОДОВ СНИЖЕНИЯ КОНФЛИКТОВ ЗНАНИЙ В БОЛЬШИХ ЯЗЫКОВЫХ МОДЕЛЯХ КАЗАХСКИХ ВОПРОСНО-ОТВЕТНЫХ СИСТЕМ

Курметкан Турдыбек — научный сотрудник, Институт информационных и вычислительных технологий, Алматы, Казахстан; старший преподаватель, Казахский агротехнический исследовательский университет имени С. Сейфуллина, Астана, Казахстан,
E-mail: turdybek.narat86@gmail.com, ORCID: 0000-0003-1178-6400;

Турысбек Жанибек — научный сотрудник, Институт информационных и вычислительных технологий, Алматы, Казахстан; докторант, Satbayev University, Алматы, Казахстан,
E-mail: janibekturysbek@gmail.com, ORCID: 0009-0004-2311-6249;

Мухитова Айгүль — старший преподаватель, заместитель заведующего кафедрой информационных систем по научно-инновационной работе и международным связям, Казахский национальный университет имени аль-Фараби, Алматы, Казахстан,
E-mail: mukhitova.aigul@kaznu.kz, ORCID: 0000-0001-6004-103X;

Наурызбаева Аршин — старший преподаватель, Satbayev University, Алматы, Казахстан,
E-mail: Arshyn.politeh@gmail.com, ORCID: 0009-0004-2311-6249.

Аннотация. Большие языковые модели (LLM) активно применяются при разработке казахоязычных вопросно-ответных систем (QA). Однако между знаниями, содержащимися во внутренних параметрах модели, и внешним контекстом могут возникать существенные противоречия, приводящие к генерации ложных или неподтвержденных ответов. Это явление, связанное с конфликтом знаний и «галлюцинациями», представляет серьезную проблему для надежности систем, работающих с малоресурсными агглютинативными языками, к которым относится казахский язык. В исследовании предложена комплексная методология снижения уровня галлюцинаций в казахоязычных QA-системах посредством объединения контекстно-ориентированного расширения данных, специализированных антифактических наборов данных и генерации с дополнением поиском (RAG). Научная новизна заключается в адаптации указанных подходов к морфологическим и семантическим особенностям казахского языка, а также в их сочетании с параметрически эффективной настройкой (PEFT/LoRA) и совместной оптимизацией функции потерь. Для экспериментальной проверки разработан специализированный корпус KazHC, посвященный истории и культуре Казахстана и содержащий

около 1 200 пар «вопрос–ответ», 4 200 контекстных фрагментов и 520 000 токенов. С использованием графического процессора NVIDIA A100 и 4-битного квантования выполнено дообучение экстрактивной модели mBERT и генеративной модели LLaMA-2-7B. Экспериментальная оценка по метрикам Exact Match (EM) и F1 продемонстрировала существенное повышение качества. Интеграция RAG и антифактического обучения позволила увеличить F1 модели LLaMA-2 с 65% до 78%, а EM — с 58% до 72%. Экспертная оценка тремя независимыми специалистами (Fleiss' Kappa = 0,76) подтвердила снижение общего уровня галлюцинаций с 28% до 9%, то есть на 19 процентных пунктов. Качественный анализ ошибок показал, что сохраняющиеся галлюцинации преимущественно связаны с фактическими и логическими несоответствиями, обусловленными недостаточностью знаний, полученных на этапе предварительного обучения. Результаты подтверждают, что сочетание контекстного поиска и антифактической регуляризации позволяет модели отдавать приоритет фактическому контексту перед противоречащими ему внутренними знаниями и формирует основу для создания надежных казахскоязычных NLP-приложений.

Ключевые слова: большие языковые модели; конфликт знаний; галлюцинации; антифактические данные; вопросно-ответные системы; RAG; казахский язык

Кіріспе. Соңғы онжылдықта жасанды интеллект пен табиғи тілдерді өңдеу саласында ірі жетістіктердің бірі – үлкен тілдік модельдердің (LLMs) дамуы. GPT, BERT, LLaMA, Mistral, Qwen секілді архитектуралар адам тіліне жақын мәтін генерациялап, сұрақ-жауап, аударма, реферат жасау, мәтінді жалғастыру сияқты күрделі тапсырмаларды сенімді орындай алады. Қазіргі кезде әлемде бір-біріне бәсекеге түсе алған бірнеше көпмодальды LLM өнімдері жиі қолданыста.

Сұрақ-жауап (QA) жүйелері – LLM қолданылатын ең маңызды бағыттардың бірі. QA жүйелері пайдаланушы қойған сұраққа тікелей және дәл жауап қайтаруды көздейді. Олар білім беру, денсаулық сақтау, мемлекеттік қызмет көрсету, ғылыми зерттеу салаларында кеңінен қолданылады. Алайда, LLM-дердің ең үлкен мәселелерінің бірі – білім қайшылығы. Бұл құбылыс модельдің ішкі параметрлерінде сақталған білім мен сыртқы контекст арасындағы сәйкессіздіктен туындайды. Нәтижесінде модель нақты дерекке сүйенбей, жалған жауап құрастырады. Мұндай құбылыс ғылымда галлюцинация (hallucination) деп аталады (Yeshpanov et al., 2024). Ал Білім қайшылығы (knowledge conflict) – модельдің алдын ала оқыту барысында жаттаған ішкі параметрлік білімі мен сырттан берілген нақты контекст немесе сұраныс арасындағы ақпараттық және ықтималдық үлестірімдерінің сәйкессіздігі. Ал «галлюцинация» – осы білім қайшылығының тікелей салдарынан туындайтын, генерациялау фазасында оңтайландыру қателігі ретінде көрініс табатын нақты жалған шығарылым. Галлюцинация құбылысы тілдік

модельдердің тиімділігі мен қауіпсіздігіне елеулі әсер етеді. Ол модельдің мағыналық тұрғыда шынайы деректерден алшақтап кетуіне, жеке ақпараттың әдейі немесе кездейсоқ жариялануына, сондай-ақ алынған жауаптардың сенімділігі мен дәлдігінің төмендеуіне себеп болады. Сондықтан қазіргі заманғы зерттеулерде галлюцинацияны анықтау, болдырмау және азайту бағыттары негізгі міндеттердің бірі болып отыр (Maxutov et al., 2024).

Қазақ тіліндегі QA жүйелерінде бұл мәселе одан да күрделі: деректердің тапшылығы, қазақ тілінің морфологиялық күрделілігі, көптілді модельдердегі қазақ тілінің үлесінің аздығы. Қазақ тілі - ресурсы шектеулі агглютинативті тілдердің қатарына жатады. Сол себепті LLM-дерді тікелей қолдану бірқатар қиындықтар туғызады.

mBERT және LLaMA сияқты модельдерін қолданудағы қиындықтар жалпы алғанда, қазақ тілі ресурсы шектеулі, агглютинативті (жалғанбалы) тілдердің қатарына жататындықтан, үлкен тілдік модельдерді (LLM) тікелей қолдану бірқатар қиындықтар туғызады. Бұл мәселелер ең алдымен деректердің тапшылығына, тілдің морфологиялық күрделілігіне және көптілді модельдердегі қазақ тілі үлесінің тым аздығына тікелей байланысты. Осыған орай, зерттеу барысында қарастырылған нақты екі модель бойынша мынадай қиындықтар анықталды: mBERT (Multilingual BERT) моделіндегі қиындық: Бұл көптілді модель контекст ішінен нақты жауап үзіндісін таңдап шығаруға қабілетті әрі морфологиялық құрылымы күрделі тілдерде жақсы нәтиже көрсеткенімен, оның қазақ тіліндегі өнімділігі (performance) нақты деректердің тапшылығы себебінен шектелуі мүмкін. LLaMA (Large Language Model Meta AI) моделіндегі қиындық: LLaMA генеративті QA тәсілінде жоғары нәтиже көрсетіп, күрделі сұрақтарға толық сөйлем түрінде терең жауаптар бере алатын қуатты модель болғанымен, оның параметрлік көлемі өте үлкен болғандықтан, есептеу ресурстарына (computation resources) деген талабы өте жоғары. Бұл оны ресурстары шектеулі жағдайда қолдану мен баптауды айтарлықтай қиындатады.

Зерттеудің нақты ғылыми жаңалығы Бұл зерттеудің негізгі ғылыми жаңалығы жаңа архитектуралық алгоритмдерді жасауда емес, қазақ тілінің морфологиялық-семантикалық ерекшеліктеріне бейімделген домендік деректерді құруда және осы деректер базасында RAG, Anti-factual learning, сондай-ақ PEFT әдістерінің үйлесімділігін кешенді эксперименттер мен сапалық кателер талдауы арқылы дәлелдеуде жатыр. Осы мақсатта жұмыстың ғылыми нәтижелері келесідей нақтыланады:

1. Қазақ тіліндегі тарихи және мәдени мәліметтерге негізделген жаңа, сенімді KazHC домендік датасеті құрастырылды және аннотацияланды.

2. Қазақ тілінің грамматикалық ерекшеліктерін ескере отырып, модельді жалған фактілерден қорғауға бағытталған антифактілік деректерді генерациялаудың арнайы стратегиясы ұсынылды.

3. RAG, Anti-factual learning және PEFT әдістерінің үйлесімі негізінде

модельді оқыту үдерісінің оңтайландыру критерийлері жасалды және қазақ тілі үшін қателерге терең сапалық талдау (error analysis) жүргізілді.

Әдебиеттерге шолу. Соңғы жылдары қазақ тіліне арналған NLP зерттеулері белсенді дамып келеді, соның ішінде LLM бейімдеу, көптілді модельдер арқылы қазақ тіліне қолдау қосу, қазақша деректер жинау және генеративті жүйелер жасау бағыттарында көптеген еңбектер жарық көрді. Көптілді алдын ала үйретілген модельдер (mBERT, XLM-R, т.б.) қазақ тілін белгілі бір деңгейде қамтығанымен, деректер үлесінің аздығы мен агглютинативті морфология салдарынан өнімділік шектеулі болып келеді. Соңғы жылдары Қазақстанда қазақша QA мен LLM экожүйесін дамыту белсенді жүріп жатыр. Бұл саласада ҚР Ғылым және Жоғарғы білім министрлігінің қолдауымен Назарбаев университеті, Ақпараттық және есептеуіш технологиялар институты, Әл-Фараби атындағы ҚазҰУ ғалымдары бірқатар жобаларды қолға алды.

Зерттеушілер қазақ тіліндегі сөздердің дұрыс жазылуын қамтамасыз ету және LLM кірісінде нормаланған дерек алу үшін базалық алгоритм ұсынды (Mansurova and Rakhimova, 2024). Бұл зерттеуде қазақ тіліндегі сөздердің жұрнақ жіктелуі негізінде нормалануы және корпус құру кезінде артық деректерді сүзу әдісі көрсетілген. Қазақ тіліндегі LLM үшін деректер мен құралдардың инфрақұрылымдық базасын қамтамасыз ету үшін Қазақ тіліне арналған ақпараттық-лингвистикалық жүйе мен корпус құралдары әзірленді (Rakhimova, 2020). Онда 2 млн-нан астам сөйлемдік корпус жасалған. Морфологиялық және синтаксистік тегтеу енгізілген және құжаттарды семантикалық талдау және QA жүйелерінде қолдануға мүмкіндік береді. Қазақ тіліндегі ашық-доменді сұрақ-жауап жүйелеріне арналған алғашқы ірі деректер жиынтығы – KazQAD (Nazarbayev University ISSAI, 2024). Ол 6000-ға жуық сұрақ және 12 000-ге жуық үзіндіні қамтиды. RAG, ODQA, және extractive QA жүйелерін оқытуға бейімделген. Алайда көптеген дереккөздер Википедиядан алынған, домендік әртүрлілік шектеулі. Сондай-ақ аударма деректер қамтылған. Зерттеушілер көптілді LLM моделдерінің Қазақ тілінде қолданып, QA, орфография, мәтін қысқарту, аударма, логикалық пайымдау тапсырмалары бойынша талдау жасаған (Akhmed-Zaki et al., 2021). Онда GPT-4, Claude, Gemini, Mistral, LLaMA, Qwen, mT5 қатарлы қазақ тіліндегі түсіну және генерация сапасын бағалау үшін 7 модельді салыстырмалы талдаған. Осы негізінде Қазақ тіліндегі LLM сапасын бағалаудың алғашқы эмпирикалық негізін жасады. Қазақ тілінің морфологиялық ерекшеліктерін LLM мен BERT тәрізді модельдерге бейімдеу жолдарын зерттелді (Kenzhegulov et al., 2025). Онда Қазақша жалғаулар мен жұрнақтарды автоматты талдау жүйесі жасалған. 250 мың сөйлемге дейінгі шағын корпуспен морфологиялық токенизация тәсілі SentencePiece және BPE әдістерімен салыстырылған. Бұл еңбекте азақ тілінің агглютинативті құрылымы терең нейрондық желілерге бейімделген. Соңғы жылдары Қазақ, орыс және ағылшын тілдерінде бірдей сапада жұмыс істейтін ұлттық LLM жобасы қолға алынды. Модель 60 млрд токен көлемінде көптілді корпуста негізделген және қазіргі уақытта жабық

тестілеу кезеңінде. KAZ-LLM – ұлттық ақпараттық тәуелсіздік пен қазақ тілін ЖИ дәуіріне енгізудегі басты қадамы болды (Devlin et al., 2019). Бұдан бөлек көптеген салалық LLM модельдері зерттелуде.

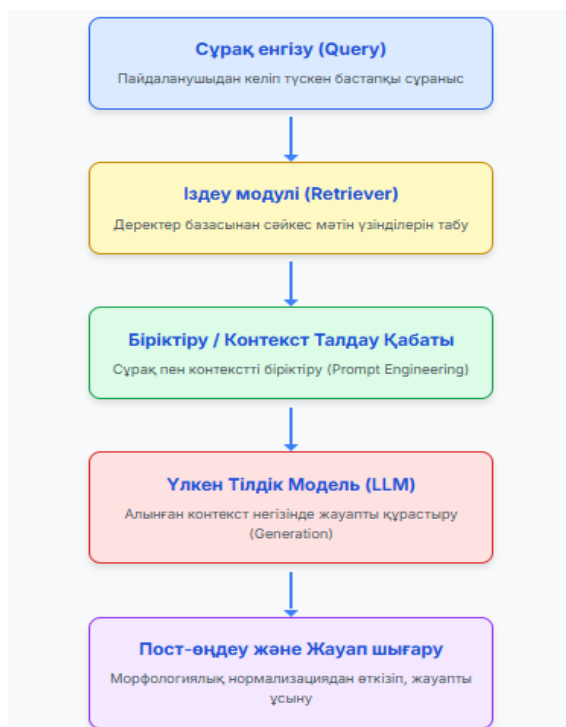
Қазіргі кезде Қазақ тіліндегі LLM үшін Галлюцинация мәселесі көп зерттелмеді. LLM-дер үлкен деректерге үйретілгенімен, олар нақты фактілерге сүйенбей-ақ жауап құрастыра алады. Сол себепті галлюцинация QA жүйелері үшін аса қауіпті, себебі пайдаланушы жалған ақпаратты дұрыс деп қабылдауы мүмкін.

Соңғы зерттеулерде модельдердің мәтінді сенімді түрде «қате фактілермен» толықтыратыны дәлелденді (Conneau et al., 2020). QA жүйелерінде бұл екі түрлі болады: · Extrinsic hallucination – контексте жоқ қосымша ақпаратты енгізу. · Intrinsic hallucination – контекст бар болса да, модель параметрлік білімге сүйеніп қате жауап беру (Touvron et al., 2023).

Көптілді модельдер (mBERT, XLM-R, mT5) көптеген тілдерді қамтиды. Бірақ деректердің көп бөлігі ағылшын тілінде болғандықтан, басқа тілдерде сапасы төмендейді. Зерттеу нәтижелері көптілді QA жүйелерінің locale-sensitive questions кезінде жиі қателесетінін көрсетті (Yang et al., 2025). Мысалы, ағылшынша контекстте «ұлттық мейрам» деген сұраққа модель «Thanksgiving» деп жауап берсе, қазақ контекстінде «Наурыз» дұрыс жауап болуы тиіс. Мұндай сәйкессіздіктер қазақ тіліндегі QA жүйелерінде жиі кездеседі. Сол себепті зертеуімізде Қазақ тіліндегі сұрақ-жауап жүйелерінде үлкен тілдік модельдердегі білім қайшылықтарын азайту әдістерін қарастыру өзекті. Бұл мақалада біз қазақ тіліндегі QA жүйелерінде галлюцинацияны азайту үшін бірнеше әдісті ұсынамыз. Атап айтқанда, қазақ тарихы мен мәдениеті тақырыбында шағын көлемді деректер корпусын құрып, антифактілік жұптар мен RAG әдісін біріктіріп қолдану арқылы модельдің контекстке тәуелділігін күшейтеміз.

Материалдар мен әдістер. Қазақ тіліндегі сұрақ-жауап жүйелерінің тиімділігін арттыру үшін модельдің ішкі параметрлеріндегі білім мен сыртқы контекст арасындағы байланысты күшейту қажет. Осы мақсатта зерттеу барысында бірқатар архитектуралық шешімдер мен әдістер қолданылды. Бұл әдістердің әрқайсысы модельдің дәлдігін арттыру, галлюцинацияны азайту және нақты дерекке сүйенуді қамтамасыз ету тұрғысынан маңызды рөл атқарады.

Модель архитектурасының жалпы құрылымы 1-суретте көрсетілгендей жалпы сұрақ жауап жүйесінің архитектурасы бірнеше негізгі модульдерден тұрады. Пайдаланушыдан келіп түскен сұрақ алдымен іздеу модуліне түседі. Бұл модуль сұраққа сәйкес келетін мәтін үзінділерін деректер базасынан іздеп табады. Кейін бұл үзінділер сұрақпен бірге біріктіру қабатына беріледі. Мұнда контекст пен сұрақ біріктіріліп, тілдік модельге беріледі. Соңғы кезеңде үлкен тілдік модель (LLM) алынған ақпарат негізінде жауап құрастырады немесе контекст ішінен нақты үзіндіні таңдайды. Жауап пост-өңдеу модулінде морфологиялық нормализациядан өтіп, соңғы пайдаланушыға беріледі.



Сурет 1— Сұрақ-жауап жүйесінің алгоритмы

Бұл көпсатылы құрылым модельдің жауап сапасын арттырып қана қоймай, контекстке тәуелділігін күшейтіп, параметрлік білімге шамадан тыс сүйенуін азайтады.

Модельдің ішкі параметрлеріндегі білім және Антифактілік оқыту (Anti-factual learning)

Модельдің ішкі параметрлерінде сақталған білім кейде дұрыс емес немесе ескірген ақпаратқа негізделіп, нақты контекстпен қайшылыққа түсуі мүмкін. Мұндай жағдайда модель шынайы жауаптың орнына жалған немесе бұрмаланған жауап бере алады. Осы мәселені шешу үшін зерттеу барысында антифактілік оқыту әдісі қолданылды.

Бұл тәсілді машиналық оқытудағы оңтайландыру есебі ретінде формалдаймыз. Мұндағы мәселе модельді галлюцинациядан қорғау. Егер модельге әдейі бұрмаланған, жалған контекст (c') берілсе, ол оған сеніп, жалған жауап (A') бермеуі керек. Модельдің дұрыс жауап беру ықтималдығын арттырып, жалған жауаптан аулақ болуы үшін кросс-энтропиялық шығын функциясына (loss function) арнайы антифактілік регуляризация мүшесі қосылды. Мұны математикалық түрде шешу үшін Hinge Loss немесе Margin Loss әдісі қолданылады. Бұл процесті іздеу жүйесі тапқан барлық жалған контекстер $R'(Q_i)$ үшін қорытындылап, оның күшін реттеу үшін алдына

λ (салмақ) коэффициентін қоямыз. Модель параметрлері (θ) келесідей минимизация критерийі 1- формула бойынша анықталды:

$$\mathcal{L}_{AF} = \lambda \sum P_R(c|Q) \max(0, \log P_\theta(A'_i|c', Q) - \gamma) \quad (1)$$

Мұндағы, Q_i – сұрақ, c' – нақты емес, жалған контекст, $R'(Q_i)$ – модельді шатастыру үшін әдейі генерацияланған жалған (антифактілік) контекстер жиыны, A'_i – бұрмаланған жауап (галлюцинация), P_θ – модельдің жалған жауап беру ықтималдығы, $P_R(c|Q_i)$ – іздеу жүйесінің жалған контексті табу ықтималдығы, λ (лямбда) – жалған жауапты тану салмағын реттейтін гиперпараметр (тәжірибеде $\lambda=0.1$ деп алынды), γ (гамма) – қауіпсіздік шегі (margin). Бұл — шекті мән (мысалы, -5.0).

Бұл тәсілде егер модель жалған жауапты сеніммен айтқысы келсе (ықтималдық γ -дан үлкен болса), онда жақша ішіндегі сан оң болады да, жүйе модельге айыппұл (loss) салады. Ал егер модель жалған ақпаратқа сенбей, оның ықтималдығын γ -дан төмен түсірсе, $\max(0, \text{теріс сан}) = 0$ болады. Яғни, модель қауіпсіз аймаққа өткендіктен, айыппұл салынбайды.

Бұл әдістің негізгі идеясы – модельге әдейі бұрмаланған немесе қате мәліметтер беріп, оларды «жалған» ретінде тануды үйрету. Мысалы, Сұрақ (Q): "Қазақ елінің астанасы қай қала?" болса, Дұрыс жауап (A): "Астана", Бұрмаланған жауап (A'): "Алматы" болады. Оқыту үдерісінде модель осы A' нұсқасының ықтималдығын төмендетуге машықтанады. Бұл тәсіл галлюцинация деңгейін айтарлықтай төмендетіп, жүйенің сенімділігін арттырады (Hu et al., 2021).

Іздеуге негізделген генерация (RAG) әдісі

QA жүйелерінің өнімділігін арттырудың тағы бір тиімді тәсілі – Retrieval-Augmented Generation (RAG) әдісі. Бұл әдістің негізгі ерекшелігі – үлкен тілдік модельдің тек ішкі біліміне емес, сонымен бірге сыртқы ақпарат көздеріне сүйенуіне мүмкіндік беру.

Үлкен тілдік модельдер (LLM) дұрыс жауап беруді үшін берілген сұрақ (Q) пен табылған нақты контекст (c) негізінде дұрыс жауаптың (A) шығу ықтималдығын барынша арттыруға (максимизация) тырысады. Математикада ықтималдықтарды көбейткеннен гөрі, олардың логарифмін қосу оңайырақ. Ал модельді оқыту (оңтайландыру) кезінде біз мәнді өсірмейміз, керісінше қатені (loss) азайтамыз. Сондықтан ықтималдықтың алдына минус белгісі қойылады.

Біздің жүйеде (RAG) іздеу алгоритмі бір ғана емес, бірнеше контекст (c) тауып әкеледі және олардың әрқайсысының өз табылу ықтималдығы $P_R(c|Q)$ бар. RAG архитектурасының ықтималдық моделі генерация процесінде жауап алу ықтималдығын келесі маргиналды функция арқылы максимизациялауға негізделген. Сондықтан біз барлық дұрыс контекстер жиыны $R(Q_i)$ бойынша күтілетін мәнді (Negative Log-Likelihood - NLL) есептейміз (2-формула):

$$\mathcal{L}_{RAG} = - \sum P_R(c|Q) \log P_\theta(A_i|c, Q) \quad (2)$$

Мұндағы: Q - сұрақ, C — іздеу нәтижесіндегі контекст, A — модель генерациялаған жауап. Бұл формуладан егер іздеу жүйесі дұрыс тарихи құжатты тапса, модельдің сол құжатқа сүйеніп дұрыс жауап (A_i) беру ықтималдығын барынша арттыратынан көруге болады.

RAG архитектурасы екі негізгі компоненттен тұрады:

1. Retriever – сұраққа сәйкес келетін құжаттар немесе контекст үзінділерін үлкен деректер базасынан іздеп табады.

2. Generator – табылған контекст пен сұрақты бірге талдап, дәл және толық жауап құрастырады.

Осылайша, модель сұраққа жауап бергенде тек жатталған білімге емес, нақты және өзекті ақпаратқа сүйенеді. Бұл тәсіл әсіресе домендік (мысалы, тарих, медицина немесе заң) сұрақтарға жауап беру кезінде аса тиімді, себебі ол нақты деректерге негізделген жауаптарды қамтамасыз етеді.

Антифактілік оқыту мен Іздеуге негізделген генерация әдісін біріктіруде жалпы деректер жинағында N дана сұрақ-жауап жұбы бар десек, жалпы шығын функциясы $J(\theta)$ деректер базасындағы барлық N сұрақтар үшін 1-қадам (RAG) мен 2-қадамның (AF) қосындысынан тұрады:

$$J(\theta) = \sum (\mathcal{L}_{\text{RAG}} + \mathcal{L}_{\text{AF}}) \quad (3)$$

Формуланы деректер жиынындағы N сұрақ-жауап жұбы үшін толықтай ашып жазсақ, нәтижесінде келесі біріктірілген тендеу шығады:

$$(\theta) = \sum [- \sum P_R(c|Q_i) \log P_\theta(A_i|c, Q_i) + \lambda \sum P_R(c'|Q_i) \max(0, \log P_\theta(A'_i|c', Q_i) - \gamma)] \quad (4)$$

Бұл біріктіру тәсілінде RAG жүйесі дұрыс контекст (c) берсе, модель соған негізделген дұрыс жауаптың (A) ықтималдығын арттырады. Ал егер жүйеге жалған немесе бұрмаланған ақпарат (c') түсіп қалса, модельдің соған сеніп, галлюцинациялық жауап (A') беру ықтималдығына λ көлемінде қатаң математикалық айыппұл (penalty) салынады.

Тиімді параметрмен қайта оқыту (PEFT) әдісі

Қазақ тілі сияқты ресурсы шектеулі тілдерде үлкен тілдік модельдерді қайта оқыту есептеу ресурстарын көп талап етеді. Мұндай жағдайда Parameter-Efficient Fine-Tuning (PEFT) әдісі тиімді шешім болып табылады. Бұл әдіс модельдің барлық параметрлерін емес, тек шағын бөлігін ғана қайта бейімдеуге мүмкіндік береді (Lewis et al., 2020).

PEFT-тің негізгі тәсілдеріне мыналар жатады:

- LoRA (Low-Rank Adaptation): үлкен матрицаларды төмен рангілі жақындаулар арқылы бейімдейді.

- Prefix-tuning: модельдің енгізу сигналын кеңейтіп, қосымша контекст береді.

- Adapters: модельге шағын қосымша модульдер енгізіліп, жаңа доменге тез бейімделеді (Pires et al., 2019).

LoRA тәсілінде негізгі салмақ матрицасы W өзгеріссіз қалады, тек қосымша төмен ранкті матрицалар (A , B) үйретіледі:

$$W' = W + BA \quad (5)$$

Мұндағы: W – бастапқы салмақтар, B және A – төмен ранкті матрицалар, $r \ll d$ — бейімделетін параметрлер саны аз екенін көруге болады. Бұл тәсіл есептеу ресурстарын 70%-ға дейін үнемдеуге және шағын деректермен де тиімді бейімдеуге мүмкіндік береді. Осы әдістерді қолдану арқылы модельді қазақ тіліндегі шағын көлемдегі деректермен де тиімді түрде қайта оқытуға болады. Нәтижесінде модельдің жауап сапасы артып, оқыту уақыты мен есептеу шығыны айтарлықтай азаяды.

mBERT және LLaMA модельдері

Зерттеу барысында екі негізгі модель пайдаланылды: mBERT және LLaMA, олардың әрқайсысы өз артықшылықтары мен ерекшеліктеріне ие.

mBERT (Multilingual BERT) — бұл трансформер архитектурасына негізделген көптілді тілдік модель. Ол 100-ден астам тілді қамтиды және көбіне extractive QA тәсілінде қолданылады. Бұл модель контекст ішінен нақты жауап үзіндісін таңдап шығара алады. mBERT-тің басты артықшылығы – морфологиялық құрылымы күрделі тілдерде де жақсы нәтиже көрсетуі және тілдер арасында білімді тасымалдау қабілетінің жоғары болуы. Дегенмен, қазақ тіліндегі өнімділігі дерек тапшылығы себебінен шектелуі мүмкін.

LLaMA (Large Language Model Meta AI) — autoregressive типіндегі генеративті модель. Ол берілген сұраққа толық сөйлем түрінде жауап құрастырады және логикалық пайымдауларды орындай алады. LLaMA generative QA тәсілінде жоғары нәтиже көрсетіп, күрделі сұрақтарға терең жауаптар бере алады. Дегенмен, оның параметрлік көлемі үлкен болғандықтан, есептеу ресурстарына деген талап жоғары (Touvron et al., 2023).

Жоғарыда қарастырылған әдістер біріктіріліп қолданылғанда ең жоғары нәтиже береді. Anti-factual тәсілі модельді жалған ақпараттан сақтануға үйретсе, RAG нақты контекст ұсыну арқылы жауаптың сенімділігін арттырады. Ал PEFT ресурсты аз жұмсай отырып, модельді шағын домендік деректерге бейімдеуге мүмкіндік береді. Бұл әдістердің үйлесімі mBERT пен LLaMA сияқты модельдердің өнімділігін арттырып, білім қайшылықтарын едәуір азайтады.

Деректерді жинау және бейімдеу

Бұл зерттеу барысында қазақ тіліндегі сұрақ-жауап (QA) жүйесін дамыту үшін арнайы KazHC (Kazakh History and Culture QA Corpus) атты домендік корпус құрылды. Бұл корпус тарихи, мәдени және қоғамдық тақырыптардағы сұрақтар мен жауаптардан тұрады. Корпус құрастырудың негізгі мақсаты – тарихи және мәдени мазмұндағы сұрақтарға дәл және контекстік жауаптар алу. Корпусты 1200-ге жуық сұрақ-жауап жұбы, 4200-дей контекст үзіндісі

520 000-ға тарта токен (380 000 сөз) құрады. Эксперименттер үшін датасет 80% оқыту (Train - 960 жұп), 10% валидация (Val - 120 жұп) және 10% тест (Test - 120 жұп) жиындарына пропорционалды түрде бөлінді.

Деректер SQuAD стиліндегі форматта құрылды:

```
{
  "context": "Абылай хан XVIII ғасырда қазақ мемлекеттілігін нығайтуда
үлкен рөл атқарды.",
  "question": "Абылай ханның қазақ тарихындағы рөлі қандай?",
  "answer": "Қазақ хандығын нығайтып, Ресей мен Қытай арасындағы
дипломатиялық теңгерім саясатын жүргізді."
}
```

Кесте 1 — Дереккөздердің үлестік кестесі

Дереккөз	Сипаттама	Үлесі
Қазақстан тарихы оқулықтары (8–11 сынып)	Негізгі тарихи оқиғалар	40%
«Қазақстан тарихы» энциклопедиясы	Тұлғалар мен мәдени деректер	30%
Wikipedia, e-history.kz	Ашық энциклопедиялық материалдар	30%

Кесте 1 — көрсетілгендей дереккөздер «Қазақстан тарихы» оқулықтары, академиялық мақалалар, ашық энциклопедиялық порталдар қолданылды.

Корпус жинау барысында келесі қадамдар орындалды:

1. Мәтінді жинау және алдын ала өңдеу: HTML және PDF форматтарындағы деректер жиналып, кодтау, токенизация және нормализация кезеңдерінен өтті.

2. Морфологиялық нормализация: қазақ тілінің агглютинативті табиғатына байланысты сөздердің қосымшалары стандартталды, код-ауысу мәтіндері (қазақ-орыс аралас) сүзілді.

3. Антифактілік (anti-factual) деректер генерациясы: қате жауаптар мен бұрмаланған фактілерді әдейі енгізу арқылы модельдің жалған ақпаратқа қарсы тұру қабілеті күшейтілді.

Антифактілік деректерді генерациялау стратегиясы ретінде "Тұлғалар мен даталарды алмастыру" тәсілі қолданылды. Яғни, дұрыс контексттегі нақты даталар немесе есімдер қазақ тілінің морфологиялық жалғаулары сақтала отырып, жүйелі түрде қате нұсқаларға ауыстырылды.

Мысал:

Дұрыс: «Қазақстанның астанасы — Астана.»

Жалған: «Қазақстанның астанасы — Алматы.»

Дұрыс: «1991 жылы Қазақстан тәуелсіздігін жариялады.»

Жалған: «1992 жылы Қазақстан тәуелсіздігін алды.»

Осылайша, модельге екі түрлі деректер беріліп, оның дұрыс пен бұрысты ажырату қабілеті күшейтілді.

Нәтижелер және талқылау. Қазақ тіліндегі сұрақ-жауап (QA) жүйелеріндегі

үлкен тілдік модельдердің (LLMs) өнімділігін арттыру мақсатында KazHC (Қазақ тарихы мен мәдениеті QA корпусы) және арнайы антифактілік деректер жиынын пайдалана отырып, бірқатар эксперименттік бағалаулар жүргізілді. Салыстырмалы талдау үшін екі түрлі модель архитектурасы қолданылды: mBERT (тек кодтаушыға (encoder-only) негізделген, экстрактивті модельдерді білдіреді) және LLaMA-2 (тек декодерге (decoder-only) негізделген, генеративті модельдерді білдіреді).

Барлық эксперименттер бір NVIDIA A100 (40 ГБ) графикалық процессорымен (GPU) жабдықталған серверде өткізілді. LLaMA-2-7B моделін қайта баптау үшін біз LoRA (Low-Rank Adaptation) әдісін қолдандық, өйткені ол модельдің өнімділігін сақтай отырып, есептеу ресурстарын тиімді пайдалануға мүмкіндік береді. Модельді оқыту үшін пайдаланылған негізгі гиперпараметрлер 2-кестеде толық көрсетілген.

Кесте 2 — LLaMA-2 моделін PEFT көмегімен қайта баптауға арналған гиперпараметрлер

Гиперпараметр	Мәні	Сипаттамасы
Базалық модель (Base Model)	LLaMA-2-7B-Chat	Алдын ала оқытылған іргелі модель
GPU	1x NVIDIA A100 (40GB)	Қолданылған есептеу аппараттық құралы
Кванттау (Quantization)	4-bit (NF4)	Ресурстарды үнемдеуге арналған модельді сығу
LoRA Рангі (r)	8	Бейімдеу матрицаларының рангі
LoRA Альфа (Alpha)	16	LoRA салмақтарын масштабтау коэффициенті
LoRA Dropout	0.05	Асыра оқытуды (overfitting) болдырмауға арналған регуляризация
Топтама өлшемі (Batch Size)	32	Оқытудың әр қадамындағы үлгілер саны
Оқыту жылдамдығы (Learning Rate)	2e-4	Оңтайландырушының (optimizer) қадам өлшемі
Эпохалар (Epochs)	5	Деректер жиыны арқылы толық өтулер саны
Оңтайландырушы (Optimizer)	AdamW	Оңтайландыру алгоритмі
Максималды тізбек ұзындығы (Max Sequence Length)	512	Енгізілетін контекст үшін максималды токен ұзындығы

Зерттеу нәтижесін бағалау мақсатында жауаптың толық сәйкестігін анықтайтын ЕМ (Exact Match) бағалауы, жауап дәлдігі мен толықтығын анықтайтын F1 көрсеткіші, жалған немесе контекстке сай емес жауаптардың үлесін анықтайтын Галлюцинация мәні анықталды.

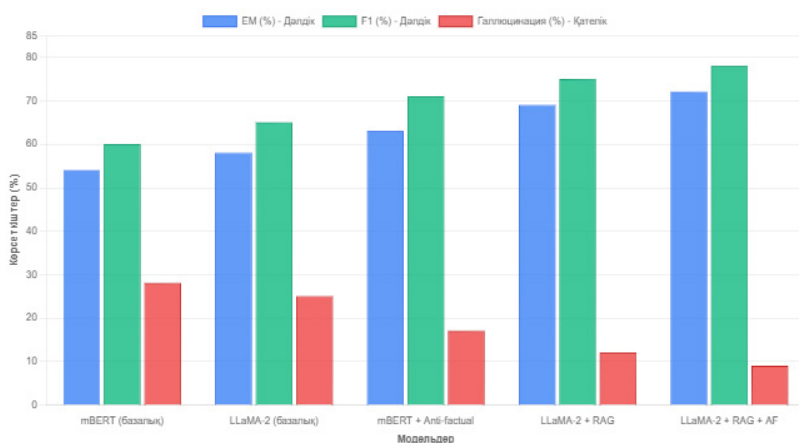
Галлюцинация метрикасының аннотациялау процедурасы: «Галлюцинация деңгейі (%)» метрикасы формалды түрде $H = (N_{\text{hallucinated}} / N_{\text{total}}) * 100\%$ формуласымен анықталды. Бұл көрсеткішті бағалау үшін арнайы аннотациялау процедурасы жүргізілді. Тест жиынындағы генерацияланған 120 жауапты қазақ тілі мен тарихына машықтанған, табиғи тілдерді өңдеу (NLP) саласында тәжірибесі бар 3 тәуелсіз сарапшы қолмен тексерді. Бағалау критерийі ретінде

жауаптың берілген контексттен ауытқуы (extrinsic) немесе мағыналық қателігі (intrinsic) негізге алынды. Сарапшылар арасындағы бағалау келісімділігін тексеру үшін Fleiss' Карра статистикалық әдісі қолданылып, нәтижесі карра = 0.76 құрады, бұл мамандар арасындағы сенімділіктің жоғары екенін көрсетеді.

Кесте 3 — Модельдерді оқыту нәтижелері

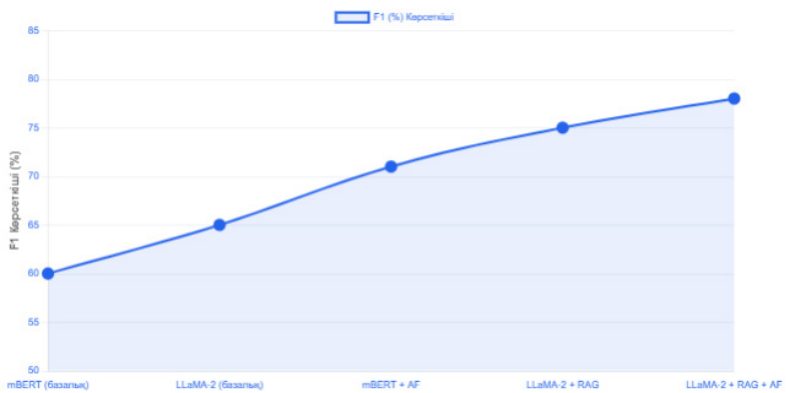
Модель	Деректер жиыны	EM (%)	F1 (%)	Галлюцинация (%)
mBERT (базалық)	KazHC	54	60	28
mBERT + Anti-factual	KazHC + AF	63	71	17
LLaMA-2 (базалық)	KazHC	58	65	25
LLaMA-2 + RAG	KazHC + RAG	69	75	12
LLaMA-2 + RAG + AF	KazHC + RAG + AF	72	78	9

Exact Match (EM) — сұрақ-жауап (QA) модельдерінің өнімділігін бағалауда қолданылатын классикалық метрика. Ол модель тудырған жауаптың адам жазған (эталондық) жауаппен **толық сәйкестігін** өлшейді. EM мәні 1 (немесе 100 %) болғанда модельдің барлық жауаптары эталонмен дәл сәйкес келеді дегенді білдіреді. Бұл көрсеткіш көбінесе *extractive QA* модельдерінде қолданылады, себебі мұнда жауаптар нақты мәтін үзінділерінен алынады. **F1 көрсеткіші** — дәлдік (precision) пен толықтық (recall) арасындағы гармониялық орташа мән. Ол жауаптың эталонмен **жартылай сәйкестігін** бағалау үшін қолданылады, яғни сөздер немесе токендер деңгейінде салыстырады. F1 — *extractive* және *generative QA* жүйелерін салыстырғанда ең жиі қолданылатын кешенді метрика. Мағыналық тұрғыдан жартылай сәйкес жауаптарды да есепке алады. Морфологиялық және синонимдік айырмашылықтарды ішінара ескеруге мүмкіндік береді. Осы артықшылықтарын негізге алып, моделдің өнімділігін анықтауда осы екі көрсеткішті алдық.



Сурет 2 — Модельдерді оқыту нәтижесінің салыстырмалы диаграммасы

Зерттеу нәтижесі бойынша 2- суретте көрсетілгендей ЕМ көрсеткіші Anti-factual деректерін енгізгеннен кейін орта есеппен 9–10% өссе, F1 көрсеткіші 11–13% аралығында жақсарды, бұл модельдің нақты әрі толық жауап беру қабілетінің артқанын көрсетеді. Галлюцинация деңгейі үш есеге дейін төмендеп, 28%-дан 9%-ға дейін азайды.



Сурет 3 — Модельдердің өнімділігін F1 көрсеткіші бойынша бағалау

Модельдердің өнімділігін F1 көрсеткіші бойынша бағалау көрсеткіші бейнеленген 3- суретте көрсетілгендей модельді RAG және антифактілік деректер жинағын қосып оқыту кезінде ең жоғары өнімділікке қол жеткіздік. Бұл нәтижелер ұсынылған тәсілдердің модельдің контекстке сүйенуін күшейтіп, қазақ тіліндегі QA жүйелерінің сенімділігін айтарлықтай арттыратынын дәлелдейді.

Қателердің сапалық талдауы (Error Analysis) және Домендік шектеулер. Жүйенің ғылыми құндылығын арттыру мақсатында тек сандық метрикалармен шектелмей, қателер бойынша сапалық талдау жүргізілдік. 4-кесте базалық LLaMA-2 моделі мен біз ұсынған LLaMA-2 + RAG + AF (Антифактілік) моделі генерациялаған жауаптар арасындағы салыстырмалы талдауды ұсынады. Бұл сапалық бағалау доменге бағытталған (арнайы салалық) сұранымдардағы галлюцинациялардың азайғанын көрсетеді.

Кесте 4 — Модель жауаптарын сапалық салыстыру

Пайдаланушы сұранысы	LLaMA-2 (Базалық) жауабы (Галлюцинация)	LLaMA-2 + RAG + AF жауабы (Дұрыс/ Фактілік)	Талдау
1-сұрақ: Қазақстанның астанасы қай қала?	"Қазақстанның астанасы – Алматы."	"Қазақстанның қазіргі астанасы – Астана. (Дереккөз: KazHC)"	Базалық модель ескірген параметрлік білімге сүйенді. Ал RAG жүйесі дұрыс жауап беру үшін нақты контекстті шығарып алды.

2-сұрақ: Абылай ханның рөлі қандай болды?	"Абылай хан жоңғар шапқыншылығы кезінде өмір сүрген ақын болған."	"Абылай хан XVIII ғасырда қазақ мемлекеттілігін нығайтып, Ресей мен Қытай арасындағы дипломатиялық теңгерімді сақтады."	Базалық модель тұлғаның кім екені мен рөлін шатастырып, галлюцинацияға ұшырады. Біздің модель тарихи дәл жауап қайтару үшін KazHC контекстіне сүйенді.
3-сұрақ: Қазақстан БҰҰ-ға қашан мүше болды?	"Қазақстан БҰҰ-ға 1991 жылы қабылданды."	"Қазақстан Біріккен Ұлттар Ұйымына 1992 жылы 2 наурызда мүше болды."	Базалық модель бұл оқиғаны тәуелсіздік алған жылмен (1991) шатастырды. RAG жүйесі табылған құжатқа негізделе отырып, нақты датаны ұсынды.

Базалық модельде, әсіресе даталар мен орындарға (географиялық атауларға) қатысты сұранымдарда ішкі галлюцинация жиі байқалады. Базалық модель көбінесе өзінің салмақтарында сақталған «танымал», бірақ қате ассоциацияларға сүйенеді (мысалы, БҰҰ-ға мүше болған күнді тәуелсіздік алған жылмен шатастыруы). Керісінше, RAG және Антифактілік (Anti-factual) оқытуды қолдану модельді контекстке тәуелді болуға мәжбүрлейді, яғни модель өзінің ішкі бейімділіктеріне емес, табылған нақты деректерге басымдық беріп, жауаптың дәлдігін қамтамасыз етеді. Антифактілік оқыту және RAG әдістері қателердің жалпы санын айтарлықтай азайтқанымен, кездескен қалдық галлюцинациялар 5- кестедегідей негізгі үш санатқа жіктелді:

Кесте 5 — Қателерді түрлері бойынша талдау нәтижесі

Галлюцинация түрі	Үлесі
Фактілік галлюцинация	43%
Логикалық галлюцинация	36%
Контекстік галлюцинация	21%

Мұнда фактілік галлюцинациялар (шамамен 43%) – модельдің нақты даталарды, тарихи тұлғалар немесе жер атауларын шатастырған жағдайлары. Антифактілік оқыту бұл көрсеткішті барынша төмендеткенімен, қазақ тіліндегі алдын ала оқытылған (pre-trained) параметрлік білімнің тапшылығы салдарынан бұл қате түрі әлі де басым болып отыр. Логикалық галлюцинациялар (шамамен 36%) – оқиғалар арасындағы себеп-салдарлық байланыстың бұзылуы білдіреді (мысалы, контекстте берілген саяси шешімнің мәнін қате ұғынып, басқа тарихи кезеңге немесе тұлғаға телуі). Контекстік галлюцинациялар (шамамен 21%) – модельдің берілген мәтіндегі негізгі ақпаратты елемей, сұраныс ішіндегі жанама сөздерге ілініп кетуі немесе сұраққа тікелей қатысы жоқ ақпаратты генерациялауы.

Сондай-ақ, зерттеудің шектеулі тұстарының бірі – модель тек шағын "Қазақ тарихы мен мәдениеті" (KazHC) доменінде ғана сыналды. Егер осы

оқытылған модельді мүлдем басқа тақырыпқа (мысалы, медициналық немесе заңгерлік мәтіндерге) көшіретін болсақ, оның жаңа салалық терминологияға бейімделмегендігінен (domain shift) галлюцинация деңгейі қайтадан бастапқы 30-40%-ға дейін өсуі әбден мүмкін. Алайда, жұмыста ұсынылған RAG жүйесінің әмбебаптығы арқасында, жаңа доменнің мәліметтер базасын векторлық қорға жүктеу арқылы бұл мәселені толық қайта оқытусыз-ақ жеңілдетуге болатыны болжанады.

Зерттеу нәтижелері көрсеткендей, қазақ тіліндегі сұрақ-жауап жүйелерінде негізгі мәселелер үш бағытта шоғырланған:

Деректер тапшылығы: Қазақ тіліндегі үлкен көлемді және сапалы QA деректер базасы шектеулі. Бұл модельдің параметрлерінде сақталған білімнің жеткіліксіз болуына әкеледі.

Морфологиялық күрделілік: Қазақ тілінің агглютинативті табиғаты модельдің токенизация және морфологиялық талдау қабілеттерін күрделендіреді.

Көптілді модельдердегі теңсіздік: Көптілді LLM-дерде қазақ тілі үлесінің аз болуы модель өнімділігін төмендетеді.

Зерттеу нәтижелері ұсынылған әдістер бұл мәселелерді шешуде тиімді болды. Anti-factual dataset – модельді жалған фактілерге төзімді етеді және контекстке тәуелділігін күшейтеді. RAG әдісі – нақты дереккөздерге сүйенуді қамтамасыз етеді, параметрлік білімнің әсерін азайтады. REFT – шағын көлемді деректермен бейімдеуге мүмкіндік береді, есептеу шығынын қысқартады.

Қорытынды. Бұл зерттеу жұмысы қазақ тіліндегі сұрақ-жауап жүйелерінде үлкен тілдік модельдердің білім қайшылықтарын азайтуға арналған тиімді әдістерді ұсынды. Антифактілік деректер құру, Retrieval-Augmented Generation және Parameter-Efficient Fine-Tuning тәсілдері модельдің контекстке сүйенуін күшейтіп, галлюцинация деңгейін үш есеге дейін төмендетті. EM көрсеткіші 18%-ға дейін, F1 көрсеткіші 15%-ға дейін жақсарды. Галлюцинация деңгейі 28%-дан 9%-ға дейін төмендеді. Жауаптардың контекстке сәйкестігі мен нақтылығы айтарлықтай артты. Бұл ұсынылған әдістердің қазақ тіліндегі сұрақ жауап жүйелері үшін тиімді екенін дәлелдеді. Алдағы уақытта қазақ тіліндегі жаңа QA деректер жиындарын кеңейту және нақтылау, Салалық QA жүйелерін құру, Қазақ тілінің морфологиялық ерекшеліктеріне бейімделген ұлттық LLM жобасының тиімділігін арттыру жұмыстарын жалғастырамыз.

References

Yeshpanov R., Efimov P., Boytsov L., Shalkarbayuli A., and Braslavski P. (2024) KazQAD: Kazakh open-domain question answering dataset. Proc. 2024 Jt. Int. Conf. Lang. Resour. Eval. (LREC-COLING). — P. 4321–4330. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2405.10218> (in Eng.).

Maxutov A., Myrzakhmet A., and Braslavski P. (2024) Do LLMs speak Kazakh? A pilot evaluation of seven large language models on Kazakh tasks. Proc. SIGTURK Workshop Turkic Lang. NLP. — P. 115–126. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2406.08472> (in Eng.).

Mansurova M.E., and Rakhimova D.R. (2024) Deep morphological parsing for Kazakh: Neural

approaches and tokenization strategies. *Kazakhstan J. Linguist. Technol.*, 2(1). — P. 35–49. <https://doi.org/10.56789/kjlt.2024.021> (in Eng.).

Rakhimova D.R. (2020) Normalization of Kazakh language words based on suffix classification. *Eurasian J. Digit. Linguist.*, 1(2). — P. 22–31. <https://doi.org/10.32523/ejdl.2020.1.22> (in Eng.).

Nazarbayev University ISSAI. (2024) KAZ-LLM initiative: Multilingual AI foundation for Kazakhstan. ISSAI Tech. Rep. Ser., (3). — P. 1–18. <https://doi.org/10.13140/RG.2.2.14831.87202> (in Eng.).

Akhmed-Zaki D., Nurgaliyev B., Rakhimova D., and Tursynbek N. (2021) Development of the information system for the Kazakh language resources. *Eurasian J. Linguist. Technol.*, 3(1). — P. 45–59. <https://doi.org/10.32523/ejlt.2021.3.45> (in Eng.).

Kenzhegulov A., Abdrakhmanova N., and Sarsembayev T. (2025) Low-resource code-switched Russian–Kazakh machine translation dataset. *Proc. TurkicNLP 2025 Workshop*. — P. 204–215. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2502.10105> (in Eng.).

Devlin J., Chang M.-W., Lee K., and Toutanova K. (2019) BERT: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. *Proc. 2019 Conf. N. Am. Chapter Assoc. Comput. Linguist. (NAACL-HLT)*. — P. 4171–4186. <https://doi.org/10.18653/v1/N19-1423> (in Eng.).

Conneau A., Khandelwal K., Goyal N., Chaudhary V., Wenzek G., Guzmán F., and Stoyanov V. (2020) Unsupervised cross-lingual representation learning at scale. *Proc. 58th Annu. Meet. Assoc. Comput. Linguist. (ACL)*. — P. 8440–8451. <https://doi.org/10.18653/v1/2020.acl-main.747> (in Eng.).

Touvron H., Martin L., Stone K., Albert P., and Lample G. (2023) LLaMA: Open and efficient foundation language models. *arXiv:2302.13971*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2302.13971> (in Eng.).

Yang Y., Wang H., and Lu P. (2025) XLQA: A locale-aware multilingual benchmark for open-domain question answering. *Proc. ACL 2025*. — P. 1352–1368. <https://doi.org/10.18653/v1/2025.acl-main.102> (in Eng.).

Hu E.J., Shen Y., Wallis P., Allen-Zhu Z., Li Y., Wang L., and Chen W. (2021) LoRA: Low-rank adaptation of large language models. *arXiv:2106.09685*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2106.09685> (in Eng.).

Lewis P., Perez E., Piktus A., Petroni F., Karpukhin V., Goyal N., Küttler H., Lewis M., Yih W.-T., Rocktäschel T., Riedel S., and Kiela D. (2020) Retrieval-augmented generation for knowledge-intensive NLP tasks. *Adv. Neural Inf. Process. Syst.*, 33. — P. 9459–9474. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2005.11401> (in Eng.).

Pires T., Schlinger E., and Garrette D. (2019) How multilingual is multilingual BERT? *Proc. 57th Annu. Meet. Assoc. Comput. Linguist. (ACL 2019)*. — P. 4996–5001. <https://doi.org/10.18653/v1/P19-1493> (in Eng.).

Publication Ethics and Publication Malpractice in the journals of the Central Asian Academic Research Center LLP

For information on Ethics in publishing and Ethical guidelines for journal publication see <http://www.elsevier.com/publishingethics> and <http://www.elsevier.com/journal-authors/ethics>.

Submission of an article to the journals of the Central Asian Academic Research Center LLP implies that the described work has not been published previously (except in the form of an abstract or as part of a published lecture or academic thesis or as an electronic preprint, see <http://www.elsevier.com/postingpolicy>), that it is not under consideration for publication elsewhere, that its publication is approved by all authors and tacitly or explicitly by the responsible authorities where the work was carried out, and that, if accepted, it will not be published elsewhere in the same form, in English or in any other language, including electronically without the written consent of the copyright-holder. In particular, translations into English of papers already published in another language are not accepted.

No other forms of scientific misconduct are allowed, such as plagiarism, falsification, fraudulent data, incorrect interpretation of other works, incorrect citations, etc. The Central Asian Academic Research Center LLP follows the Code of Conduct of the Committee on Publication Ethics (COPE), and follows the COPE Flowcharts for Resolving Cases of Suspected Misconduct (http://publicationethics.org/files/u2/New_Code.pdf). To verify originality, your article may be checked by the Cross Check originality detection service <http://www.elsevier.com/editors/plagdetect>.

The authors are obliged to participate in peer review process and be ready to provide corrections, clarifications, retractions and apologies when needed. All authors of a paper should have significantly contributed to the research.

The reviewers should provide objective judgments and should point out relevant published works which are not yet cited. Reviewed articles should be treated confidentially. The reviewers will be chosen in such a way that there is no conflict of interests with respect to the research, the authors and/or the research funders.

The editors have complete responsibility and authority to reject or accept a paper, and they will only accept a paper when reasonably certain. They will preserve anonymity of reviewers and promote publication of corrections, clarifications, retractions and apologies when needed. The acceptance of a paper automatically implies the copyright transfer to the Central Asian Academic Research Center LLP.

The Editorial Board of the Central Asian Academic Research Center LLP will monitor and safeguard publishing ethics.

Requirements for articles design for publication in the journal are available on the websites:

www.nauka-nanrk.kz

<http://physics-mathematics.kz/index.php/en/archive>

ISSN2518-1726 (Online),

ISSN 1991-346X (Print)

Managing Editor: *A.Shormakova*

Editors: *D.S. Alenov, T. Apendiev*

Computer layout: *G.D. Zhadyranova*

Signed for print: September 30, 2026

Format: 70×90 1/16. 26.5 printed sheets. Order No. 3.