

Д.С. Найманова^{1*} , Г.М. Ткач¹ , А.З. Даутова¹ , А.Е. Жаксылыков¹ 

¹ Торайғыров университеті, Павлодар, Қазақстан.

*e-mail: dina_m_c@mail.ru.

IT МАМАНДЫҒЫ СТУДЕНТТЕРІНІҢ ОҚУ ҮЛГЕРІМІ МЕН МАНСАПТЫҚ ТРАЕКТОРИЯСЫН ИНТЕЛЛЕКТУАЛДЫ БОЛЖАУ МОДЕЛІ

Аңдатпа

Цифрлық білім беру технологияларының қарқынды дамуы және жоғары оқу орындарында модульдік бағдарламаларды енгізу жағдайында, академиялық деректерді терең талдауды жүзеге асыруға және студенттердің оқу үлгерімі мен мансаптық қолдауын арттыруға бағытталған, болжамды модельдерді қалыптастыруға қабілетті, интеллектуалды жүйелерге қажеттілік артып отыр. Бұл зерттеу IT мамандығы студенттерінің академиялық үлгерімі мен мансаптық траекториясын болжаудың факторлық талдау әдісіне негізделген интеллектуалды моделін жасауға арналған. Модель кіріс деректер ретінде модульдік білім беру бағдарламаларының негізгі пәндеріндегі бағаларды пайдаланады. «Теориялық дайындық» және «Тәжірибелік дайындық» екі басым компонент ретінде түсіндірілетін жасырын фактор құрылымын анықтау үшін негізгі компоненттік талдау (PCA) пайдаланылды. Алынған факторлық бағалау мансаптық нәтижелерді жіктеудегі жоғары дәлдік көрсеткіштерін көрсететін логистикалық регрессия модельде, мүмкіндіктер ретінде пайдаланылады (ROC-AUC $\approx 0,95$). Бұл бинарлы болжамды (сәттілік/сәтсіздік) орындауға ғана емес, сонымен қатар білім беру модульдерінің студенттің мансаптық траекториясына қосқан үлесін сандық бағалауға мүмкіндік береді. Зерттеу нәтижелері ұсынылған модельдің академиялық деректердегі жасырын тәуелділіктерді анықтауға, даму траекторияларына сәйкес студенттерді профиліндеуге және мұғалімдер мен оқу жоспарының үйлестірушілеріне түсіндіруге болатын ұсыныстар беруге қабілетті, білім беруді талдау құралы ретінде қолдану мүмкіндігін растайды. Ұсынылған тәсілді масштабтауға және оқытуды басқару жүйелеріне (LMS), сандық мансаптық бағдарлау платформаларына және студенттердің құзыреттілігін арттыруға қолдау көрсету жүйелеріне біріктіруге болады.

Түйін сөздер: болжамды аналитика, академиялық жетістікті болжау, мансап траекториялары, факторлық талдау, негізгі компоненттерді талдау, машиналық оқыту, IT білім беру.

Д.С. Найманова¹, Г.М. Ткач¹, А.З. Даутова¹, А.Е. Жаксылыков¹

¹ Торайғыров университет, Павлодар, Қазақстан

МОДЕЛЬ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО ПРОГНОЗИРОВАНИЯ УСПЕВАЕМОСТИ И КАРЬЕРНОЙ ТРАЕКТОРИИ СТУДЕНТОВ IT СПЕЦИАЛЬНОСТИ

Аннотация

В связи с быстрым развитием цифровых образовательных технологий и внедрением модульных программ в высших учебных заведениях растет потребность в интеллектуальных системах, способных проводить глубокий анализ академических данных и генерировать прогностические модели, направленные на повышение успеваемости студентов и поддержку карьерного роста. Целью данного исследования является разработка интеллектуальной модели на основе факторного анализа для прогнозирования академической успеваемости и карьерной траектории студентов, изучающих ИТ. В качестве входных данных модель использует оценки по основным предметам модульных образовательных программ. Для выявления латентной факторной структуры использовался анализ главных компонент, при этом «Теоретическая подготовка» и «Практическая подготовка» интерпретировались как два доминирующих компонента. Полученные факторные баллы используются в качестве вероятностей в модели логистической регрессии, которая показывает высокую точность классификации результатов карьеры (ROC-AUC $\approx 0,95$). Это позволяет не только сделать бинарный прогноз (успех/неудача), но и количественно оценить вклад образовательных модулей в карьерную траекторию студента. Результаты исследования подтверждают потенциал предлагаемой модели как инструмента образовательного анализа, способного выявлять скрытые зависимости в академических

данных, профилировать учащихся в соответствии с траекториями развития и предоставлять интерпретируемые рекомендации учителям и координаторам учебных программ. Предлагаемый подход можно масштабировать и интегрировать в системы управления обучением (LMS), цифровые платформы профориентации и системы поддержки развития компетенций учащихся.

Ключевые слова: прогностическая аналитика, прогнозирование академических достижений, карьерные траектории, факторный анализ, метод главных компонент, машинное обучение, ИТ-образование.

D. Naimanova¹, G. Tkach¹, A. Dautova¹, A. Zhaxylykov¹

¹ Toraighyrov University, Pavlodar, Kazakhstan

MODEL OF INTELLIGENT FORECASTING OF ACADEMIC PERFORMANCE AND CAREER TRAJECTORY OF STUDENTS OF THE IT SPECIALTY

Abstract

In the context of the rapid development of digital educational technologies and the introduction of modular programs in higher education institutions, there is a growing need for intelligent systems capable of performing in-depth analysis of academic data and generating predictive models aimed at improving students' academic performance and career support. This study is designed to develop an intelligent model based on the factor analysis method for predicting the academic performance and career trajectory of students studying in the IT specialty. The model uses grades in the main subjects of modular educational programs as input data. Principal component analysis was used to identify a latent factor structure, which is interpreted as two dominant components: "Theoretical preparation" and "Practical preparation". The obtained factor scores are used as features in a logistic regression model, which shows high accuracy in classifying career outcomes (ROC-AUC ≈ 0.95). This allows not only to perform binary predictions (success/failure), but also to quantitatively assess the contribution of educational modules to a student's career trajectory. The results of the study confirm the potential of the proposed model as an educational analysis tool capable of identifying hidden dependencies in academic data, profiling students according to their developmental trajectories, and providing interpretable recommendations to teachers and curriculum coordinators. The proposed approach can be scaled and integrated into learning management systems (LMS), digital career guidance platforms, and student competency support systems.

Keywords: predictive analytics, academic achievement prediction, career trajectories, factor analysis, principal components analysis, machine learning, IT education.

Кіріспе

Жоғары білім берудегі, әсіресе ақпараттық технологиялар саласындағы заманауи тенденциялар оқу процесінде қалыптастырылатын білім беру деректерінің көлемінің күрт өсуімен қатар жүреді. Білім беру үдерісін цифрландыру және модульдік білім беру бағдарламаларына көшу жағдайында деректерді талдауға, сонымен қатар студенттердің оқу тиімділігі мен кәсіби дамуын арттыруға бағытталған интерпретацияланатын болжамды қамтамасыз етуге қабілетті автоматтандырылған жүйелер қажет.

Білім беру аналитикасының ең өзекті міндеттері:

- оқу үлгерімін болжау;
- білім беру траекториясына әсер ететін жасырын факторларды анықтау;
- түлектердің мансаптық нәтижелерін болжау.

Бұл мәселелерді шешу күрделі білім беру құрылымдарымен қоса, деректерді іздеу, машиналық оқыту және статистикалық модельдеу әдістерін біртұтас аналитикалық жүйеге біріктіруді талап етеді.

Білім берудегі деректер аналитикасында кеңінен танылған әдістердің ішінде факторлық талдау, атап айтқанда, өзара байланысты академиялық көрсеткіштерді жоғары интерпретацияланатын ықшам ұғымдарға біріктіруге мүмкіндік беретін негізгі компоненттік талдау әдісі ерекше орын алады. Бұл әсіресе модульдік бағдарламаларды талдау контекстінде құнды, мұнда бірнеше өзара байланысты пәндер арқылы бір құзыреттілік қалыптасады.

Осындай жасырын факторларды және олардың болжамдық модельдерін анықтау студенттің білім алуын қолдау үшін интеллектуалды жүйелерді әзірлеуге негіз бола алады.

Зерттеудің мақсаты – деректерді талдау әдістеріне сүйене отырып, IT мамандығы студенттерінің оқу үлгерімі мен мансаптық траекториясын интеллектуалды болжау моделін жасау. Ұсынылаған модель интеллектуалды құралдар арқылы білім беру бағдарламалары, академиялық белсенділік және студенттердің мансаптық дамуы арасында көпір құруға болатындығын көрсетеді. Бұл – білім беру жүйелерінің жаңа буындарын қалыптастыруға жол ашады, және деректер тек цифрлық ізге ғана емес, жеке тұлға мен құзыреттіліктің дамуын интеллектуалды қолдауға негіз болады.

Зерттеудің міндеттері:

1) студенттердің өз қалауы бойынша оқуға бейімділіктерінің негізгі параметрлерін анықтау;
2) факторлық талдау әдістерін қолдана отырып, негізгі айнымалыларды (факторларды) анықтау;

3) модульдік оқыту бағдарламаларынан, оқу жоспарларынан, құзыреттіліктерден алынған мәліметтерді студенттердің үлгерім көрсеткіштерімен және мансап траекторияларымен байланыстыратын интеллектуалды болжау моделін әзірлеу.

Техникалық мамандықтар студенттеріне арналған заманауи білім беру бағдарламалары тез өзгертін технологиялар жағдайында жұмыс істей алатын жоғары білікті мамандарды даярлауды қамтамасыз етуге бағытталады. Білім берудің негізгі элементтерінің бірі – білімнің тар салаларын терең зерттеуге бағытталған арнайы курстар. Арнайы курстардың сәттілігін бағалаудың тиімді әдістерінің бірі факторлық талдау болып табылады. Бұл әдіс әртүрлі айнымалылар арасындағы жасырын тәуелділіктерді анықтауға мүмкіндік береді, бұл студенттердің оқу процесінде жетістікке жетуіне әсер ететін факторларды жақсы түсінуге көмектеседі. Факторлық талдау – бақыланатын айнымалыларға әсер ететін жасырын факторларды анықтауға арналған көп өлшемді статистикалық талдау әдісі.

Осы бағыттағы зерттеушілер өз еңбектерінде көп өлшемді әдістерді, соның ішінде факторлық талдауды және олардың білім беру жүйесінде қолданылуын егжей-тегжейлі қарастырады және оларды білім беру курстары мен бағдарламаларының сапасын жақсарту үшін қолдануда [1],[2]. Сондай-ақ көптеген оқу орындары, студенттердің қорытынды бағаларына әсер етуі мүмкін ықтимал факторларды анықтау үшін деректерді талдау әдістерін қолдану арқылы қол жеткізуге болады деп қарастырады [3]. Сонымен қатар, студенттердің демографиясы, алдыңғы бағалары және сабақтағы үлгерімі, әлеуметтік факторлар және онлайн оқыту да студенттердің үлгерімін болжау үшін ең көп таралған және кеңінен қолданылатын факторлар болып табылады [4]. Білім беру деректерін интеллектуалды талдауды қолдану мүмкіндіктері - студенттердің оқуды тастап кету деңгейін төмендету, ресурстарды бөлу және жоғары оқу орындары үшін шешім қабылдау процестеріне көмектесу үшін студенттердің үлгерімін болжауда пайдалы болуы мүмкін [6]. Шетелдік зерттеулер аралас деректер мен көп сызықтық регрессия үшін факторлық талдау әдістерін қолдана отырып, орта мектеп оқушыларының оқу үлгеріміне әртүрлі факторлардың әсерін зерттеген. Бұл зерттеуде, түпкілікті академиялық нәтижені дәл болжауға және тиімді білім беру стратегияларын жасауға мүмкіндік беретін төрт негізгі фактор анықталды: алдыңғы оқу үлгерімі, академиялық кешігу, әлеуметтік-экономикалық жағдай және сыныптағы орта [7].

Факторлық талдаудың теориялық негіздері мен әдістемесіне арналған еңбектерге сәйкес, кез келген статистикалық әдісті түсінудің негізгі деңгейі оның математикалық аппараты мен есептеу алгоритмдері болып табылады. Сонымен, [8] оқулығында факторлық модельдерді құру және бағалау принциптерін аша отырып, көп өлшемді талдаудың аксиоматикалық негіздері дәйекті түрде берілген. Көп айнымалы статистика бойынша классикалық оқулық [9] факторды шығару, масштабты ротация және жүктемелерді түсіндіру әдістерін егжей-тегжейлі қарастырады, бұл оқырманға тек есептеу техникасын ғана емес, сонымен қатар алынған факторлардың семантикалық интерпретациясын меңгеруге мүмкіндік береді.

Білім беру зерттеулерін факторлық талдауды қолдану тұрғысынан қарастыратын болсақ, әдебиеттердің басым бөлігі - білім беру процестері туралы мәліметтерді талдаудың көп нұсқалы әдістерін нақты пайдалануға арналған. Мысалы, факторлық талдауды пайдалана отырып, оқу үлгерімі мен студенттердің белсенділігінің негізгі детерминанттарын қалай анықтауға болатыны сипатталған [10]. Білім беру бағдарламаларының тиімділігін бағалауға ұқсас практикалық қызығушылықты танытқан авторлар [11], әртүрлі оқыту үлгілерін салыстырмалы бағалау үшін факторлық талдауды пайдалануды көрсетеді. Кейбір әдеби шолулар [11] факторлық модельдердің мектептер мен университеттердің эмпирикалық модельдері негізінде қалай құрастырылатынын көрсетеді, білім беру курстарын жақсарту бойынша ұсыныстарды әзірлеуге көмектеседі. Басқа зерттеушілер [12],[13] оқулығында бұл тәсілдерді педагогикалық статистика контекстінде жүйелейді, және білім беру бағдарламаларының тиімділік факторларын анықтаудың практикалық мысалдарын көрсетеді. Ақырында, [14] күрделі білім беру көрсеткіштерін талдаудағы факторлық талдау рөлін атап көрсете отырып, математикалық әдістердің кең ауқымын нақты педагогикалық міндеттермен байланыстырады.

Сонымен қатар, AI Sana бастамасы сияқты инновациялық ұлттық бағдарламалар да білім беру тәжірибесіне деректерді талдаудың заманауи әдістерін біріктіруге ықпал етеді, студенттердің оқу үлгерімі мен мансап траекториясын болжауда болжамды талдау алгоритмдерін қолданудың жаңа мүмкіндіктерін ашады. Халықаралық және Қазақстандық зерттеушілердің тәжірибесі негізгі компоненттік әдісі және корреляциялық-регрессиялық талдау сияқты талдау әдістерін қолдану – студенттердің академиялық үлгерімі мен мансаптық траекторияларын болжаудың тиімді құралы болып табылады деген қорытынды жасауға мүмкіндік береді. Бұл тәсіл күрделі көпөлшемді деректерді түсіндіруді жеңілдетіп қана қоймайды, сонымен қатар білім беру шешімдерін қолдаудың бейімделетін жүйелерін дамытуға мүмкіндік береді, бұл әсіресе IT саласының қарқынды дамуы жағдайында маңызды.

Осылайша, әдебиеттерге шолу, ұсынылған болжау моделінің өзектілігі мен практикалық маңыздылығын растайды, бұл зерттеу әдістерін таңдауды негіздейді және IT саласындағы білім беру процесінің одан әрі дамуын ынталандырады. Және де, халықаралық тәжірибе мен ұлттық зерттеулерге сүйеніп, білім беру процестерін талдау мен болжаудың кешенді тәсілін көрсете отырып, ұсынылған модельді әзірлеу үшін берік теориялық база болып табылады.

Зерттеу әдіснамасы

Модельді әзірлеуде IT-бағыттағы студенттердің пәндер бойынша бағалары - бастапқы белгілер ретінде алынады, содан кейін факторлық белгіге ротацияланады және осы факторларды мансаптық траекторияның болжамды моделінде қолданылады.

Деректерді интеллектуалды талдаудың құралы ретінде, факторлық талдаудың негізгі мақсаты - айнымалылар санын деректердегі ең маңызды вариацияны түсіндіретін бірнеше факторларға біріктіру арқылы азайту болып табылады. Бұл негізгі аспектілерге назар аудару арқылы талдауды жеңілдетуге мүмкіндік береді. Осылайша, факторлық талдаудың мақсаты – бірнеше бақыланатын айнымалылар арасындағы байланыстарды түсіндіретін жасырын факторларды анықтау, мүмкіндігінше көп ақпаратты сақтай отырып, айнымалылар санын азайту. Факторлық талдау процесі әдетте бірнеше кезеңдерден тұрады:

А) деректерді дайындау: бастапқы деректердің сипаттамасы, алдын-ала талдау және статистикалық сипаттама, деректерді нормаландыру, әрі қарай факторлық талдау үшін қажетті деректерді жинақтау;

Ә) факторлық талдау:

1. Факторлық талдаудың жалпы қабылданған негізгі принциптері мен кезеңдерін қарастыру: деректердің жарамдылығын бағалау, модельдерің сәйкестігін тексеру, факторды анықтау, факторларды ротациялау.

2. Зерттеуде факторлық талдауды қолдану нәтижелерін қарастыру: жасырын факторларды анықтау, факторлық жүктемені талдау, болжалды модельдеуге интеграция.

Зерттеу нәтижелері

А) *Бастапқы деректер және дайындық.* Зерттеу аясында IT-мамандықтар студенттерінің академиялық көрсеткіштері негізінде алынған бастапқы деректер пайдаланылады. Деректер – бұл әр жол жеке студентке сәйкес келетін сандық матрица, ал бағандар – білім беру бағдарламасының негізгі пәндері бойынша сандық бағалау (мысалы, «Алгоритмдеу және бағдарламалау негіздері», «Есептеу құралдарын модельдеу», «Мәліметтер базасын басқару жүйелері», «Мобильді қосымшаларды әзірлеу») және қорытынды «Жалпы үлгерім». Осылайша, бақылаулар теориялық және практикалық дайындықты қамтиды, бұл білім беру процесінің жан-жақты көрінісін қалыптастыруға мүмкіндік береді.

1) Бастапқы деректердің сипаттамасы. Зерттеу IT мамандықтарының бакалавриат студенттерінен жиналған мәліметтерге негізделген. Бастапқы ақпарат ретінде: академиялық мәліметтер (бағалау, сабаққа қатысу), мансаптық ұмтылыстар (мамандық бойынша жұмыс істеу ниеті, ғылыми қызметпен айналысу ниеті және т.б.) пайдаланылды. Деректерді өңдеу үшін факторлық талдау қолданылды (негізгі компоненттік әдісі және корреляциялық - регрессиялық әдіс), бұл 20-дан астам айнымалыны 4 негізгі факторға дейін төмендетуге мүмкіндік берді. Әрі қарай қорытынды академиялық үлгерімді болжаудың сызықтық моделі құрылды және мүмкін болатын мансаптық траекториялар анықталды.

Техникалық мамандықтар студенттерінің кәсіби дамуына әсер ететін арнайы курстарды игерудің сәттілігін бағалау үшін факторлық талдауды қалай қолдануға болатынын мысалмен қарастырайық. Мысалы, бізде білім беру бағдарламасы аясында 4 арнайы курстан өтетін 10 студенттен тұратын топ бойынша деректер бар делік. Келесі курстар мен параметрлерді талдайық (1-кесте):

- алгоритмдеу және бағдарламалау негіздері (бағалау);
- есептеу құралдарын модельдеу (бағалау);
- мәліметтер базасын басқару жүйелері (бағалау);
- мобильді қосымшаларды әзірлеу (бағалау);
- жалпы үлгерім (барлық курстар бойынша орташа баға).

Кесте 1. Студенттер мен курстар бойынша бастапқы деректер

Студент	Алгоритмдеу және бағдарламалау негіздері	Есептеу құралдарын модельдеу	Мәліметтер базасын басқару жүйелері	Мобильді қосымшаларды әзірлеу	Жалпы үлгерім
Студент 1	8	7	9	8	8
Студент 2	6	6	7	6	6.25
Студент 3	9	8	9	9	8.75
Студент 4	7	6	8	7	7
Студент 5	7	7	8	7	7
Студент 6	8	7	9	8	8
Студент 7	5	5	6	5	5
Студент 8	9	8	9	9	8.75
Студент 9	8	8	8	8	8
Студент 10	6	6	7	6	6.25

2) Алдын ала талдау және статистикалық сипаттама. Бастапқы кезеңде бастапқы деректерге егжей-тегжейлі статистикалық талдау жүргізіледі:

- әр көрсеткіш үшін орташа мәнді (μ) есептеу, бұл бағалаудың таралуының орталық тенденциясын бағалауға мүмкіндік береді;
- деректердің дисперсиясын анықтау үшін қажетті стандартты ауытқуды (σ) бағалау.
- пәндер арасындағы қатынастардың бар-жоғын бастапқы тексеру үшін корреляциялық матрицаны талдау. Бұл факторлық талдау әдістерін қолданудың маңызды алғышарты болып

табылады, өйткені айнымалылар арасында жоғары корреляцияның болуы олардың бірнеше жасырын факторларға жинақталуына кепілдік береді.

3) Деректерді нормаландыру. Факторлық талдауды қолданар алдында деректерді біркелкі масштабқа келтіру үшін нормаландыру керек. Ол үшін z -бағалауды қолданамыз.

z -бағалауды есептеу формуласы:

$$z = \frac{X - \mu}{\sigma} \quad (1)$$

мұндағы X – бақыланатын мән, μ – орташа, σ – стандартты ауытқу.

Бұл қадам масштабтағы айырмашылықтардың әсерін жоюға мүмкіндік береді және деректердің біркелкі таралуын қамтамасыз етеді, бұл жасырын факторларды кейіннен бөліп көрсету үшін өте маңызды. Факторлық талдау, атап айтқанда негізгі компоненттік әдісі, айнымалылардың масштабына тікелей байланысты. Сондықтан алдын ала барлық деректерді нөлдік орташа және бірлік стандартты ауытқуға әкеледі. Нормаландыруды практикалық енгізу Python кітапханаларын пайдалану арқылы оңай жүзеге асырылады (мысалы, sklearn модуліндегі StandardScaler көмегімен.preprocessing), бұл машиналық оқыту әдістерін аналитикалық жүйеге біріктіруді жеңілдетеді:

```
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
scaler = StandardScaler()
X_scaled = scaler.fit_transform(df)
```

4) Әрі қарай талдау үшін деректерді дайындау. Деректерді нормаландырғаннан кейін келесі қадамдар мыналарды қамтиды:

- Кайзер-Мейер-Олкин критерийі (КМО) және Бартлетт тесті сияқты іріктеу сәйкестігін анықтайтын тесттерді қолдана отырып, факторлық талдау үшін модельдің жарамдылығын тексеру. КМО-ның 0,6-дан асатын мәндері және Бартлетт тестінің статистикалық маңызды нәтижелері негізгі компоненттік әдісті қолдану үшін деректерді құрылымдаудың дұрыстығына қосымша валидация ретінде қызмет етеді;

- Әрбір нормаланған айнымалы негізгі компоненттік әдісімен жасырын факторларды анықтауға жарамды жеке өлшем болып табылатын белгілер матрицасын қалыптастырады.

Бұл шаралар кешені интеллектуалды талдау алгоритмдерін қолдану үшін деректерді дайындаудың жоғары ғылыми қатандығы мен дұрыстығын қамтамасыз етеді. Нәтижесінде алынған дайындалған іріктеме – факторлық талдау жүргізудің әрі қарайғы кезеңінің және болжамды модель құрудың негізі болып табылады, бұл осы схеманы білім беру шешімдерін қабылдауды қолдау жүйелеріне біріктіруге мүмкіндік береді.

Ә) *Факторлық талдау* – бақыланатын айнымалылардың жоғары өлшемді кеңістігін бастапқы деректердің дисперсиясының көп бөлігін түсіндіретін жасырын факторлардың шектеулі санына дейін төмендетуге мүмкіндік беретін көп өлшемді статистикалық талдаудың негізгі әдісі. Біздің зерттеуімізде бұл әдіс студенттердің академиялық көрсеткіштері арасындағы жасырын қатынастарды анықтау үшін қолданылады, бұл теориялық және практикалық дайындықтың оқытудың қорытынды нәтижелері мен мансаптық даму перспективаларына әсерін түсіндіруге мүмкіндік береді.

Факторлық талдаудың негізгі компоненттеріне мыналар жатады:

- *Бақыланатын айнымалылар*: бұл өлшенетін және талданатын айнымалылар. Мысалы, студенттердің бағалары, орындалған тапсырмалар саны, сабаққа қатысуы, тест нәтижелері.

- *Факторлар*: бұл тікелей өлшеуге болмайтын, бірақ бақыланатын айнымалылар арасындағы корреляцияны түсіндіретін жасырын айнымалылар (факторлар). Мысалы, «жалпы оқу үлгерімі» немесе «оқушы белсенділігі» факторы.

- *Факторлық жүктеме*: бұл әр айнымалының белгілі бір фактормен қаншалықты күшті байланысты екенін көрсететін коэффициенттер. Жүктеме неғұрлым көп болса, соғұрлым бұл айнымалы факторға әсер етеді.

- *Факторлық бағалау*: бұл әрбір элементтің (мысалы, әрбір курс немесе студент) әрбір факторға қаншалықты қатысты екенін көрсететін мәндер.

1. Алдымен, факторлық талдаудың жалпы қабылданған негізгі принциптері мен кезеңдеріне тоқаталамыз. Факторлық талдауды қолдану бірқатар дәйекті қадамдарды орындауды қамтиды:

1) Корреляциялық матрицаны бағалау: бастапқыда нормаланған айнымалылардың барлық жұптары арасындағы корреляция матрицасы есептеледі. Жеткілікті жоғары айнымалы корреляциялардың болуы (яғни шекті мәннен жоғары корреляциялық коэффициенттер) әдісті қолданудың қажетті шарты болып табылады. 2-кестеден көретініміздей, жоғары өзара корреляция факторлық талдауды қолдану мүмкіндігін көрсетеді.

Кесте 2. Айнымалылардың корреляциялық матрицасы

Айнымалылар	Алгоритмдеу және бағдарламалау негіздері	Есептеу құралдарын модельдеу	Мәліметтер базасын басқару жүйелері	Мобильді қосымшаларды әзірлеу
Алгоритмдеу және бағдарламалау негіздері	1.00	0.82	0.78	0.89
Есептеу құралдарын модельдеу	0.82	1.00	0.85	0.76
Мәліметтер базасын басқару жүйелері	0.78	0.85	1.00	0.80
Мобильді қосымшаларды әзірлеу	0.89	0.76	0.80	1.00

2) Модельнің сәйкестігін тексеру: бастапқы деректердің факторлық талдауға жарамдылығын растау үшін екі статистикалық критерий қолданылады (3-кесте):

- Кайзер-Мейер-Олкин критерийі (КМО): 0.6-дан асатын мәндер деректердің жеткілікті когеренттілігін көрсетеді;

- Бартлетт тесті: төмен p -мәні (әдетте $p < 0.05$) корреляция матрицасы жасырын факторларды оқшаулауға негізделген бірлік матрицасынан айтарлықтай ерекшеленетінін көрсетеді.

Кесте 3. КМО сынағының және Бартлетт тесті нәтижелері

Әдіс	Мәні	Интерпретация
КМО	0.71	Деректер факторлық талдауға жарамды.
Бартлетт тесті (p -мәні)	0.0008	Корреляциялық матрица бірлік емес (маңызды)

Бұл шаралар негізгі компоненттік әдісті қолдануға деректерді дайындаудың стандартты тәжірибесі болып табылады.

3) Факторларды анықтау: бұл кезеңде жасырын айнымалыларды алу алгоритмдері қолданылады. Негізгі әдіс ретінде дисперсияны түсіндіруді барынша арттыратын бастапқы айнымалылардың сызықтық комбинацияларын анықтауға мүмкіндік беретін негізгі компоненттік әдісі қолданылады. Негізгі ойларға мыналар жатады (төменде 4 кестеде қарастырылған):

- меншікті мәндер (Eigenvalues): меншікті мәні 1-ден асатын факторлар дәстүрлі түрде Кайзер критерийі бойынша маңызды болып саналады;

- Scree plot (Scree Plot): графиктегі «жазықтыққа» жеткенге дейін маңызды факторлардың санын көзбен анықтауға мүмкіндік беретін бағалаудың графикалық әдісі.

Кесте 4. Факторлардың меншікті мәндері және түсіндірілген дисперсиясы

Фактор	Өзіндік мәні (Eigenvalue)	Түсіндірілген дисперсия (%)	Кумулятивті дисперсия (%)
1	2.46	61.5%	61.5%
2	1.07	26.8%	88.3%
3	0.34	—	—
4	0.13	—	—

Ескерту! Кайзер критерийі бойынша тек алғашқы екі фактор маңызды.

Бұл қадамдар айнымалылар санын азайтуға мүмкіндік береді, тек деректердің өзгергіштігін мүмкіндігінше түсіндіретін факторларды қалдырады, бұл кейінгі регрессиялық модельдеу үшін маңызды. Нәтижесінде, бірінші және екінші компоненттер жиынтық дисперсияның 88% - дан астамын түсіндіреді, бұл екі факторлы модельдің жеткіліктілігін растайды.

4) Факторлардың ротациясы: факторларды бастапқы нормаландырылғаннан кейін факторларға айнымалы жүктемелерді түсіндіруді жеңілдету үшін ротация ұсынылады.

- ортогональды ротация (мысалы, Varimax): факторлардың тәуелсіздігін болжайды және жоғары және төмен жүктеме мәндерінің арасындағы айырмашылықты барынша арттыруға тырысады, бұл интерпретацияны аналитик үшін ашық етеді;

- айналмалы ротация: факторлар арасындағы қатынастардың бар болуы туралы болжам болған жағдайларда қолданылады.

Ротация нақты құрылымды құруға мүмкіндік береді, мұнда әр айнымалы негізінен факторлардың біріне ықпал етеді, бұл шешімдерді қолдау жүйелерінде қолдану тұрғысынан одан әрі түсіндіруді жеңілдетеді (5-кесте).

Кесте 5. Ортогональды ротацияның кілттік факторлық жұмыс (Varimax)

Айнымалылар	Фактор 1 (Теория)	Фактор 2 (Практика)
Алгоритмдеу және бағдарламалау негіздері	0.28	0.86
Есептеу құралдарын модельдеу	0.82	0.33
Мәліметтер базасын басқару жүйелері	0.76	0.41
Мобильді қосымшаларды әзірлеу	0.37	0.83

Ескерту! Айнымалылар мен сәйкес факторлар арасындағы басым қатынастар қою шрифтпен белгіленген.

2. Келесі ретте, зерттеуде факторлық талдауды қолдану нәтижелерін қарастырамыз (6-кесте). Бұл жерде, теориялық және практикалық дайындықты бағалау контекстінде студенттің іс-әрекетін талдауға факторлық талдауды қолдану сипатталған. Іске асырудың негізгі сәттеріне тоқталайық.

1) Жасырын факторларды анықтау: арнайы курстар бойынша бағалар туралы деректер (мысалы, «Алгоритмдеу және бағдарламалау негіздері», «Есептеу құралдарын модельдеу», «Мәліметтер базасын басқару жүйелері», «Мобильді қосымшаларды әзірлеу») екі негізгі факторға дейін төмендейді:

- 1-фактор (Теориялық дайындық). «Есептеу құралдарын модельдеу» және «Мәліметтер базасын басқару жүйелері» сияқты жоғары теориялық жүктемесі бар пәндерді сипаттайды;

- 2-фактор (Тәжірибелік дайындық). «Алгоритмдеу және бағдарламалау негіздері» және «Мобильді қосымшаларды әзірлеу» бойынша практикалық дағдылардың деңгейін көрсетеді.

2) Факторлық жүктемені талдау зерттеу барысында, жасырын факторларды негізгі компоненттік әдіс арқылы бөліп алғаннан кейін, факторлық жүктемелерді талдауға көшеміз, яғни әрбір бастапқы айнымалының таңдалған компоненттерге әсер ету дәрежесін сипаттайтын коэффициенттерге. Бұл әрбір айнымалының белгілі бір жасырын фактордың қалыптасуына қаншалықты күшті ықпал ететінін бағалауға мүмкіндік береді.

Мысалы, студенттердің алған бағалары туралы деректерді талдау кезінде келесі бақылаулар алынды:

- «Есептеу құралдарын модельдеу» және «Мәліметтер базасын басқару жүйелері» пәндерімен байланысты айнымалылар 1-фактор бойынша жоғары жүктеме коэффициенттерін көрсетті. Бұл осы факторды әрі қарай кәсіби дамуға қажетті іргелі қағидаларды терең түсіну деңгейін көрсететін «Теориялық дайындық» деп сенімді түрде түсіндіруге мүмкіндік береді.

- Сол сияқты «Алгоритмдеу және бағдарламалау негіздері» және «Мобильді қосымшаларды әзірлеу» пәндері 2-фактор жүктемесі бойынша басым болды. Коэффициенттердің жоғары мәндері бұл жасырын фактор негізінен практикалық дағдылармен анықталатынын көрсетеді, бұл оны «Тәжірибелік дайындық» деп түсіндіруге мүмкіндік береді.

Кесте 6. Оқушыларды факторлық бағалау (мысал)

Студент	Фактор 1 (Теориялық дайындық)	Фактор 2 (Тәжірибелік дайындық)
Студент 1	0.72	0.81
Студент 2	0.12	0.24
Студент 3	0.93	0.95
...
Студент 10	0.18	0.31

Ескерту! Кейін бұл бағалаулар болжамды модельде кіріс мүмкіндіктері ретінде пайдаланылады.

Жүктемелердің жоғары мәндері айнымалылардың статистикалық маңыздылығын көрсетіп қана қоймайды, сонымен қатар алынған жасырын факторларды оқу процесінің педагогикалық аспектілерімен салыстыруға аналитикалық мүмкіндік береді. Осылайша, факторлық жүктеме коэффициенттері бастапқы бағалау деректері мен олардың функционалдық топтары арасындағы түсіндірілетін байланыс қызметін атқарады, бұл осы жұмыста ұсынылған оқу үлгерімі мен мансап траекториясының болжамды модельдерінің дәлдігін айтарлықтай жақсартады.

3) Болжалды модельдеуге интеграция: біздің зерттеуімізде алынған фактор бағалаулары студенттердің оқу үлгерімін ғана емес, сонымен қатар олардың мансаптық дамуының бинарлық нәтижесін де болжауға қабілетті регрессия модельсін құру үшін болжамды модельдеуге біріктірілді. Негізгі компонент әдісін қолдану нәтижесінде анықталған жасырын айнымалыларды пайдалана отырып, оқу процесінің іргелі аспектілерін көрсететін жаңа мүмкіндіктер қалыптастырылды: «Теориялық дайындық» және «Тәжірибелік дайындық». Бұл мүмкіндіктер кейін машиналық оқыту модельсіне кіріс ретінде пайдалануға болады.

Қарастырылған факторлардың интерпретациясын берейік. Негізгі компоненттер әдісін қолдану мағыналы екі өлшемді анықтауға мүмкіндік берді – *теориялық және практикалық дайындық*, олар оқу жоспарлары тұрғысынан білім беру нәтижелерінің әртүрлі түрлеріне сәйкес келеді:

1-фактор (Теориялық дайындық) – іргелі пәндер арқылы қалыптасатын *когнитивті құзыреттіліктерді* көрсетеді (мысалы, «Есептеу құралдарын модельдеу» және «Мәліметтер базасын басқару жүйелері»);

2-фактор (Тәжірибелік дайындық) – бағдарламалау және жобалау қызметі («Алгоритмдеу және бағдарламалау негіздері» және «Мобильді қосымшаларды әзірлеу») курстары арқылы қалыптасатын *қолданбалы дағдыларды* білдіреді.

Бұл жеке академиялық бағалаудың артында жасырылған білім беру ортасында *құрылымдық маңызды компоненттердің* болуы туралы гипотезаны қолдайды. Осылайша, модель тек болжау үшін ғана емес, сонымен қатар *жеке модульдердің тиімділігін* және олардың студенттің білім беру траекториясына қосқан үлесін талдау үшін де қолданыла алады.

Кәсіби дамудың табысты болуын болжау. Факторлық талдау нәтижелерін пайдалана отырып, студенттердің кәсіби дамуының табыстылығын болжауға көмектесетін

интеллектуалды моделді құруға болады. Ол студенттердің кәсіби дамуына әсер ететін арнайы курстарды меңгерудің табыстылығы екі негізгі факторға байланысты екенін көрсетті:

1. Теориялық дайындық (Есептеу құралдарын модельдеу, Мәліметтер базасын басқару жүйелері) – дисперсияның 60% түсіндіреді.

2. Практикалық дайындық (Алгоритмдеу және бағдарламалау негіздері, Мобильді қосымшаларды әзірлеу) – дисперсияның 40% түсіндіреді.

Бұл тәсіл білім беру процесінің қай аспектілері студенттердің кәсіби дамуы үшін маңызды екенін және студенттердің инженерлік салалардағы жетістіктерін арттыру үшін оқу бағдарламаларын қалай жақсартуға болатынын тереңірек түсінуге мүмкіндік береді.

Дискуссия

Алынған нәтижелер деректердің интеллектуалдық талдау әдістері академиялық үлгерімді де, IT мамандықтары студенттерінің мансаптық траекториясын да болжауда практикалық құндылыққа ие екенін көрсетті. Ең жоғары сапа көрсеткіштері базалық пәндер бойынша бағаларды, жобалық әрекет индикаторларын және оқу орталарындағы мінез-құлыққа қатысты цифрлық іздерді (қатысу, LMS-тегі белсенділік, тапсырмаларды уақытылы тапсыру ырғағы) қамтитын көпкомпонентті белгілер жиынтығын қолданғанда байқалды. Ансамбльдік және градиенттік әдістер бейсызық тәуелділіктер мен белгілер өзара әрекеттесуін ұстау арқылы сызықтық модельдерден тұрақты түрде озады. Міндетті қысқа мерзімді академиялық нәтижелер және ұзақ мерзімді мансаптық оқиғаларға бөлу деректердің ақпараттылығының айырмасын айқындады: ерте кезеңдегі болжамдар дәлірек емес, бірақ интервенциялық құндылығы жоғары; мансаптық модельдер «концепт дрейфіне» сезімтал, сондықтан тұрақты қайта оқыту мен мониторингті талап етеді. Модельдердің түсіндірмелілігі енгізу үшін шешуші мәнге ие. Post-hoc атрибуция әдістері фундаменталды пәндер, практикаға бағытталған жобалар және оқу белсенділігінің тұрақтылығы сияқты факторлардың үлесін ашып көрсетеді. Бқтималдықтардың калибрленуі де маңызды, өйткені ол басқарушылық қателіктер қаупін азайтады. Әдістемелік тәуекелдерге жалпы әдістік ығысу (common-method bias), мақсатты айнымалының ағып кетуі (data leakage), жоғалған мәндер мен сынып теңгерімсіздігі жатады; оларды басқарудың ашық рәсімдері және көрші когорттарда/серіктес ЖОО-ларда сыртқы валидация қажет. Тәжірибелік салдарлар: студенттерге дербестендірілген ұсыныстар беру, мансаптық орталықтардың тәжірибеден өту бағдарламаларын бейімдеуі, оқу жоспарларын түзету. Этикалық тұрғыдан деректерді минимизациялау және деперсонализациялау, әділеттілік пен ашықтықты қамтамасыз ету міндетті.

Қорытынды

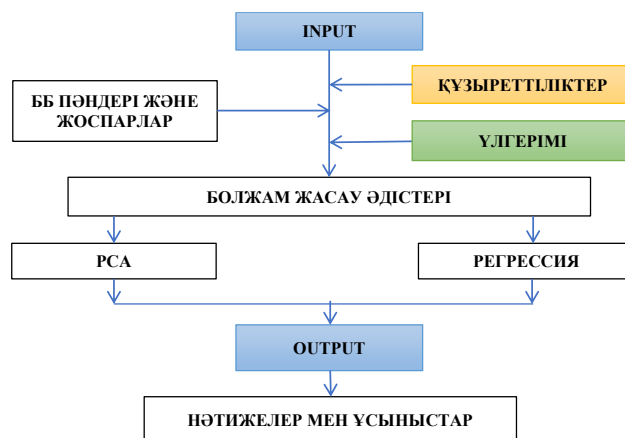
Сонымен, зерттеу нәтижелерін қорытындылай келе, талдауды жеңілдету, жасырын факторларды анықтау, оқу процесін оңтайландыру, бағалаудың дәлдігін арттыру сияқты факторлық талдау әдістерін қолданудың артықшылықтарына назар аударамыз. Талдауды жеңілдету арқылы үлкен көлемді деректер бірнеше мағыналы факторларға түрленеді, ал бұл өз кезегінде, түсіндіру мен шешім қабылдауды жеңілдетеді.

Жоғарыда келтірілген дәйектер мен дәлеледемелер – деректерді талдау әдістеріне сүйене отырып, IT мамандығы бойынша оқитын студенттердің оқу үлгерімі мен мансаптық траекториясын интеллектуалды болжау моделін жасауға негіз болды (1-сурет).

Болжаудың бұл интеллектуалды моделін құру кезінде студенттердің оқу жетістіктеріне әсер ететін негізгі құзыреттерді (білім, білік және дағдыларды) бөліп көрсете отырып, «6B06102 - Ақпараттық жүйелер» білім беру бағдарламасының пәндері қарастырылды.

Негізгі нәтижелерді келесідей қорытындылауға болады:

Біріншіден, негізгі пәндер бойынша академиялық үлгерім деректерін мансаптық табыс ықтималдығымен байланыстыратын интеллектуалды модель әзірленді. Бұл ретте пәндер модульдік білім беру бағдарламаларының құрылымына сәйкес келетін студенттердің теориялық және практикалық дайындығы үшін прокси-көрсеткіштер болып табылады.



Сурет 1. Интеллектуалды болжау моделі

Екіншіден, факторлық талдау қолданылды, бұл бастапқы белгілер кеңістігінің өлшемін қысқартуға және «Теориялық дайындық» және «Практикалық дайындық» деп түсіндірілетін екі басым жасырын факторды анықтауға мүмкіндік берді. Бұл модельдің математикалық тұрақтылығын да, нәтижелердің педагогикалық интерпретациясын да қамтамасыз етті.

АЛҒЫС

Бұл мақала Қазақстан Республикасы Ғылым және жоғары білім министрлігінің Ғылым комитетінен бөлінетін жобаны гранттық қаржыландыру №АР23489805 шеңберінде орындалды.

Пайдаланылған дереккөздердің тізімі

- [1] Трусова, А. Ю. Анализ данных. Многомерные статистические методы: учебное пособие. Самара: Самарский университет, 2023. 92 с. <https://e.lanbook.com/book/406649> (на рус.)
- [2] Romero, C. Handbook of Educational Data Mining. Chapman & Hall / CRC Press, 2010. P. 80. https://www.academia.edu/62066517/Handbook_of_educational_data_mining (in Eng.)
- [3] Injadat, M., Moubayed, A., Nassif, A., Shami, A. Systematic ensemble model selection approach for educational data mining. Knowledge-Based Systems, 200 (2020), 105992. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2020.105992> (in Eng.)
- [4] Murnawan, M., Lestari, S., Samihardjo, R., & Dewi, D. Sustainable Educational Data Mining Studies: Identifying Key Factors and Techniques for Predicting Student Academic Performance. Journal of Applied Data Sciences, 5(3), 2024, pp. 1325–1342. <https://doi.org/10.47738/jads.v5i3.347> (in Eng.)
- [5] Ефремкова, Т. И. Математические методы и компьютерные технологии в науке и образовании: учебное пособие. Ставрополь: Логос, 2020. 299 с. <https://search.rsl.ru/ru/record/01010363745> (на рус.)
- [6] Белоношко, П. П., Карпенко, А. П., Храмов, Д. А. Анализ образовательных данных: направления и перспективы применения. Интернет-журнал «Науковедение», 9(4), 2017, 1–21. <http://naukovedenie.ru/PDF/15TVN417.pdf> (на рус.)
- [7] Гласс, Дж., Стэнли, Дж.; пер. с англ. Л. И. Хайрусовой; общ. ред. Ю. П. Адлера; послесл. Ю. П. Адлера и А. Н. Ковалева. Статист.методы в педагогике и психологии. Москва: Прогресс, 1976. 494 с.
- [8] Новиков, Д. А. Статистические методы в педагогических исследованиях (типовые случаи). М.: МЗ-Пресс, 2004. 67 с. https://www.researchgate.net/publication/274390588_Novikov_DA_Statisticeskie_metody_v_pedagogiceskih_issledovaniyah_tipovye_slucai_M_MZ-Press_2004_-_67_s (на рус.).
- [9] Ngulube, P. Improving the quality of reporting findings using computer data analysis applications in educational research in context. Heliyon, 9(9), 2023, e19683. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e19683>
- [10] Осипова, С. И., Бутакова, С. М., Дулинец, Т. Г., Шаипова, Т. Б. Математические методы в педагогических исследованиях: учеб. пособие. Красноярск: Сиб. федерал. ун-т, 2012. 265 с. ISBN 978-5-7638-2506-0. <https://rucont.ru/efd/211803>

[11] Лукичёва, П. Н., Дятлова, А. В. Методы многомерного статистического анализа данных в социологии. *Литрес*, 2023. 238 с. <https://www.litres.ru/book/a-v-dyatlov/metody-mnogomernogo-statisticheskogo-analiza-dannyh-v-sociolog-70238842/> (на рус.)

[12] Dziuban, C. D., & Shirkey, E. C. When is a correlation matrix appropriate for factor analysis? Some decision rules. *Psychological Bulletin*, 81(6), 1974, pp. 358–361. <https://doi.org/10.1037/h0036316> (in Eng.).

[13] Spector, P. E., & Brannick, M. T. Common Method Issues: An Introduction to the Feature Topic in *Organizational Research Methods*. *Organizational Research Methods*, 13(3), 2010, pp. 403–406. <https://doi.org/10.1177/1094428110366303>

[14] Кузьмина, Н.В., Жаринова, Е.Н.; Российская академия образования; Ленинградский государственный университет им. А. С. Пушкина и др. Методы исследования образовательных систем: монография. Санкт-Петербург: НУ «Центр стратегических исследований», 2018. 162 с. <https://search.rsl.ru/ru/record/01009904991>

References

[1] Trusova, A. Ju. (2023). *Analiz dannykh. Mnogomernye statisticheskie metody: uchebnoe posobie [Data Analysis. Multivariate Statistical Methods: A Textbook]*. Samara: Samarskij universitet. 92 p. <https://e.lanbook.com/book/406649> (In Russian)

[2] Romero, C. *Handbook of Educational Data Mining*. Chapman & Hall/CRC Press, 2010. (In English)

[3] Injadat, M., A. Moubayed, A. Nassif, and A. Shami. “Systematic Ensemble Model Selection Approach for Educational Data Mining.” *Knowledge-Based Systems* 200 (2020): 105992. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2020.105992> (In English)

[4] Murnawan, M., S. Lestari, R. Samihardjo, and D. Dewi. “Sustainable Educational Data Mining Studies: Identifying Key Factors and Techniques for Predicting Student Academic Performance.” *Journal of Applied Data Sciences* 5, no. 3 (2024): 1325–1342. <https://doi.org/10.47738/jads.v5i3.347> (In English)

[5] Efremkova, T. I. (2020). *Matematicheskie metody i komp'yuternye tekhnologii v nauke i obrazovanii: uchebnoe posobie [Mathematical Methods and Computer Technologies in Science and Education: A Textbook]*. Stavropol: Logos. 299 p. <https://search.rsl.ru/record/01010363745> (In Russian)

[6] Belonozhko, P.P., Karpenko A. P., and Khramov D. A.. (2017). “Analiz obrazovatel'nykh dannykh: napravleniya i perspektivy primeneniya” [Educational Data Analysis: Directions and Prospects of Application]. *Internet-zhurnal «Naukovedenie»* 9(4): 1–21. <http://naukovedenie.ru/PDF/15TVN417.pdf>

[7] Glass, Dzh., and Dzh. Stenli. (1976). *Statisticheskie metody v pedagogike i psikhologii [Statistical Methods in Pedagogy and Psychology]*. Moscow: Progress. 494 p. (In Russian)

[8] Novikov, D. A. (2004). *Statisticheskie metody v pedagogicheskikh issledovaniyakh (tipovye sluchai) [Statistical Methods in Pedagogical Research (Typical Cases)]*. Moscow: MZ-Press. 67 p. https://www.researchgate.net/publication/274390588_Novikov_DA_Statisticheskie_metody_v_pedagogicheskikh_issledovaniyakh_tipovye_sluchai_M_MZ-Press_2004_--_67_s (In Russian)

[9] Ngulube, P. “Improving the Quality of Reporting Findings Using Computer Data Analysis Applications in Educational Research in Context.” *Heliyon* 9, no. 9 (2023): e19683. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e19683> (In English)

[10] Osipova, S. I., S. M. Butakova, T. G. Dulinets, and T. B. Shaipova. (2012). *Matematicheskie metody v pedagogicheskikh issledovaniyakh: ucheb. posobie [Mathematical Methods in Pedagogical Research: A Textbook]*. Krasnoyarsk: Sibirskij federal'nyj universitet. 265. ISBN 978-5-7638-2506-0. <https://rucont.ru/efd/211803> (In Russian)

[11] Lukicheva, P. N., and A. V. Dyatlova. (2023). *Metody mnogomernogo statisticheskogo analiza dannykh v sotsiologii [Multivariate Statistical Data Analysis Methods in Sociology]*. Litres. 238. <https://www.litres.ru/book/a-v-dyatlov/metody-mnogomernogo-statisticheskogo-analiza-dannyh-v-sociolog-70238842/> (In Russian)

[12] Dziuban, C. D., and E. C. Shirkey. “When Is a Correlation Matrix Appropriate for Factor Analysis? Some Decision Rules.” *Psychological Bulletin* 81, no. 6 (1974): 358–361. <https://doi.org/10.1037/h0036316>

[13] Spector, P. E., and M. T. Brannick. “Common Method Issues: An Introduction to the Feature Topic in *Organizational Research Methods*.” *Organizational Research Methods* 13, no. 3 (2010): 403–406. <https://doi.org/10.1177/1094428110366303> (In English)

[14] Kuz'mina, N. V., and E. N. Zharinova. (2018). *Metody issledovaniya obrazovatel'nykh sistem: monografiya [Methods of Research of Educational Systems: A Monograph]*. Saint Petersburg: NU “Tsentral'skij strategicheskikh issledovaniy”. 162. <https://search.rsl.ru/ru/record/01009904991> (In Russian)