

Алимбекова Г.А.*

қаржы және есеп кафедрасының
докторанты ҚазНУ
Алматы қ., Қазақстан
E-mail: alimbekova000@mail.ru
ORCID: 0000-0002-5228-7782

Еспергенова Л.Р.

э.ғ.к., қауымдастырылған профессор
Алматы Менеджмент Университеті
Алматы қ., Қазақстан
E-mail: l.espergenova@almu.edu.kz
ORCID: 0009-0007-4936-5739

Досманбетова А.С.

э.ғ.к., қауымдастырылған профессор
Алматы Менеджмент Университеті
Алматы қ., Қазақстан
E-mail: aliyaserikbaevna@gmail.com
ORCID: 0000-0001-5135-7817

ЖАСАНДЫ ИНТЕЛЛЕКТТІ ПАЙДАЛАНУ НЕГІЗІНДЕ БАНКРОТТЫҚТЫ БОЛЖАУҒА СЫРТҚЫ АУДИТТІҢ ӘСЕРІ

Аңдатпа: Әр түрлі қаржылық коэффициенттерді қолдана отырып, банкроттықты проекциялау тақырыбына арналған көптеген жұмыстар бар. Ал мемлекеттік аудиттің бұл процеске қалай әсер ететіні туралы жұмыс мүлдем жоқ деуге болады. Сонымен, тек санаулы мақалаларда коэффициенттер мен аудиторлардың есептері болашақты анықтауға және жоспарлауға көмектесетіні айтылады. Бір жұмыста жоспарлау кезінде тіпті 80% дәлдікке қол жеткізілді, бұл аудиторлық тексерулер мен олардың қорытындылары туралы мәліметтер мен ақпаратқа байланысты мүмкін болды. Бұл зерттеу осы мақсаттар үшін аудиторлық есептерді қолдану арқылы қол жеткізілді. Тиісінше, болашақ көрсеткіштерді жоспарлау жақсы нәтиже көрсетті.

Бұл мақаланың мақсаты – сыртқы аудит есебінің жасанды интеллект әдістемелерін қолдана отырып, банкроттықты болжау қабілетін зерттеу арқылы зерттеудің осы бағытына үлес қосу. Жасанды интеллекттің үш әдісін (PART алгоритмі, кездейсоқ орман және тірек векторлық әдіс) қолдана отырып, есептен оңай алынатын ақпараттың болжамдық қабілеті зерттелді және әр пайдаланушы үшін практикалық мән ұсынылды. Аудиторлық қорытындыны тауып, сұрақтың бөлімі бар-жоғын және ашылған түсініктемелердің санын анықтай отырып, кез-келген қолданушы банкроттық жағдайын бүкіл есепті Мұқият зерттегендей дәл болжай алады. Сонымен қатар, банкроттықты болжау мен сыртқы аудит туралы ақпарат арасындағы өзара әрекеттесу туралы алдыңғы зерттеулерге арналған кеңейтілген әдебиеттерге шолу жасалды.

Түйін сөздер: аудит, банкроттық, жасанды интеллект, аудиторлық қорытынды, экономика-ның жағдайы, кәсіпорындар, болжау.

■ Кіріспе

Соңғы 70 жыл ішінде банкроттықты болжау модельдерін әзірлеу бүкіл әлемде күрделі зерттеу тақырыбы болды [1, 2]. Осы саладағы көптеген зерттеулерге қарамастан, соңғы әдебиеттер болжау модельдерінің дәлдігін жақсарту қажеттілігі әлі де бар екенін көрсетеді [3, 4] және бұл мәселені шешу үшін әртүрлі дерек көздері мен параметрлік емес әдістер сияқты әдістерді қолдану қажет [5, 6].

Қаржылық коэффициенттерді қолдана отырып, банкроттықты болжау маңызды зерттеулерге арналғанымен [7], сыртқы аудит туралы ақпарат фирманың тұрақсыз қаржылық жағдайын болжауға қалай ықпал ететіні туралы өте аз мәлімет бар. Аудиторлық кәсіп аудиторлық есепте қорытынды бере отырып, қаржылық есептіліктің сапасын қамтамасыз ететіндігін ескере отырып [8], есептен алынған ақпарат фирманың төлем қабілетсіздігінің жақсы көрсеткіші болуы мүмкін деп күту орынды сияқты.

Болжамдық мақсаттар үшін бухгалтерлік коэффициенттер мен кейбір аудиторлық айнымалылар тек бірнеше жұмыстарда біріктірілді [9, 10, 11, 12, 13]. Altman E.I., McGough Th.

банкроттықты болжау үшін аудиторлық ақпаратты пайдаланудың ізашарлары болды [9]. Norwood W. кейбір аудиторлық біліктіліктерге назар аударды, банкроттық пен дәйектілік, қызметтің үздіксіздігі және басқа «бағынатын» ескертулер арасында байланыс бар екенін анықтады [10]. Altman et al. аудиторлық қорытынды жоғары болжамдық күшке ие және аудиторлық біліктілігі бар фирмалар, мысалы, елеулі біліктілік немесе Қызметтің үздіксіздігі, сәтсіздікке ұшырауы ықтимал, өйткені аудитор оның өміршеңдігіне күмән келтіреді [11]. Басқалары, мысалы, Piñeiro-Sánchez et al., аудитордың әртүрлі сипаттамаларының болжау қабілетін зерттеді. Олардың дәлелдеріне сәйкес, аудиторлардың ротациясы, білікті есептер және мерзімдердің сақталмауы банкрот және банкрот емес тұлғалар арасындағы сәйкес әртүрлілікті білдірді [12]. Сондай-ақ Cenciarelli et al. профессионалдар, бай тәжірибелері бар аудиторлар реттеп қараған кәсіпорындар сәтсіздікке ұшырау ықтималдығы аз деп дейді. Қосымша олар аудитор қосымша қаржылық сипаттамаларды жатқызған кезде болжау үлгілері тиімдірек екенін анықтады [13].

Бұл зерттеудің мақсаты екі жақты болды. Біріншіден, үш жасанды интеллект классификаторын қолдану арқылы банкроттықты болжау кезінде аудиторлық есеп айтарлықтай түсіндірме күшін қамтамасыз ететінін зерттеу: проективті адаптивті резонанстық теория алгоритмі (PART), кездейсоқ орман және тірек векторлық әдіс. Екіншіден, аудиторлық есептің болжамды қабілетін тексеру арқылы әрбір пайдаланушы үшін практикалық маңыздылықты қамтамасыз етуге болады, өйткені есептен фирманың өміршеңдігіне қатысты шешімдер қабылдау үшін ақпаратты алу оңай. Тексеру есебінде еш қиындықсыз табылған үш айнымалы, атап айтқанда аудиторлық қорытынды, ашылған тармақтардың түрі және осы тармақтарға енгізілген түсініктемелер саны банкроттықты анықтауды жақсарту үшін маңызды айнымалылар болып табылады деген болжам жасалды.

Осы зерттеудің нәтижелері аудиторлық есептің оңай алынатын үш айнымалысы бухгалтерлік есепті аудиторлық айнымалылармен біріктірген алдыңғы жұмыстарда алынғанға ұқсас банкроттықтың жеткілікті дәл болжамды күшін қамтамасыз ете алатынын көрсетеді.

Бұл құжат Muñoz-Izquierdo зерттеуінің жалғасы болып табылады, сондай-ақ банкроттықты бағалау мақсатында аудиторлық есептегі ақпаратты бөлек (қаржылық деректермен бірге емес) пайдаланады. Бұрын айтылғандай, осы құжаттың мақсаты басқаша болды, өйткені ол банкроттықты болжауға тырысты, яғни банкроттық жағдайының нақты себептерін емес, болжамның нақты пайызын табу [14]. Сонымен қатар, Мақсат мұны тексеру есебінен алынған айнымалылардың ең аз санын және кез келген пайдаланушыға оңай анықталатындарды пайдалану болды. Пайдаланушылар активтер мен міндеттемелерді бағалау, саясаттың өзгеруі немесе фирмалар жұмыс істейтін нарықтар бойынша сарапшы болмай-ақ ала алатын жаңа айнымалылар енгізілді.

■ Әдебиетке шолу

Аудиторлар аудиторлық қорытындыда құжат шығарылғаннан кейін бір жыл ішінде міндеттемелерді орындамау ықтималдығы жоғары екендігін көрсетуге міндетті [15]. Аудиторлардың рөлі банкроттықтың болжаушысы болмауы керек болса да, егер фирма сөзсіз қорытынды алғаннан кейін бірден сәтсіздікке ұшыраса, мүдделі тараптар наразы болуы мүмкін. Бұл мәселе көптеген жылдар бойы сақталып келеді және аудиторлық әдебиеттерде аудит сапасы қаржылық есептілікті пайдаланушылар тұрғысынан қарастырылады. Шынында да, соңғы әлемдік қаржы дағдарысы кезінде компаниялар сөзсіз қорытынды алғаннан кейін қысқа уақыт ішінде қаржылық қолдау сұрады [16]. Содан бері зерттеушілер банкроттық пен аудиторлық кәсіп арасындағы байланысқа көбірек көңіл бөлді, бұл дағдарыстан кейін банкроттыққа дейінгі қызметтің үздіксіздігі туралы қорытынды шығаруға бейімділік артады деп болжайды [17]. Дегенмен, аудиторлардың инвесторларға алдағы сәтсіздіктер туралы ескерту қабілеті туралы деректер бірауыздан қабылданбайды, өйткені басқа алдыңғы зерттеулер инвесторлардың аудиторлық есептерді ақпараттық деп

қабылдайтынын көрсетті [12], аудиторлық қорытындылар банкроттықты болжау үшін түсіндірме күшін қамтамасыз ететінін атап өтті [11].

Сыртқы аудит туралы ақпарат пен банкроттықты болжау арасындағы байланыс туралы заманауи әдебиеттерді ұсыну және ағымдағы зерттеудің үлесін көрсету үшін әдебиеттерге жүйелі шолу жасалды.

■ Материалдар мен әдістер

Банкроттықты болжау әдебиетіне қосқан үлесі аудит айнымалыларымен бұрын-соңды қолданылмаған үш түрлі жасанды интеллект әдістемесін қолдану арқылы жасалды. Сонымен, бұл зерттеу, сонымен қатар, банкроттық пен аудиторлық зерттеулер арасындағы өзара әрекеттесуді зерттеуге кең шолу жасайды, осылайша білімнің екі саласына да үлес қосады.

Банкроттықты болжау үшін біз машиналық оқытудың бірнеше озық әдістерін қолдандық, соның ішінде терең нейрондық желі, тірек векторлық машина (SVM) және экстремалды градиентті ағаш әдісі (XGBoost). Бұл әдістер төменде сипатталған.

Терең тікелей байланысы бар жасанды нейрондық желілер-бұл кіріс деректерін тиісті нәтижелерге сәйкестендіру үшін математикалық функциялар композициялары арқылы кіріс деректеріндегі заңдылықтарды зерттейтін бақыланатын Машиналық оқыту әдістерінің жетілдірілген түрлері [18]. Терең тікелей байланысы бар желілер регрессия тапсырмаларын да, жіктеу тапсырмаларын да орындай алады.

Тірек векторлық машиналар (SVM) – бұл негізінен жіктеу үшін қолданылатын қуатты басқарылатын Машиналық оқыту әдістері. Олар әр түрлі кластарға жататын деректер кластерлері арасындағы максималды шегі бар шекаралық гипер бетті (немесе жазықтықты) табатын оңтайлы маржа классификаторларының класы [19]. SVM әртүрлі сыныптар айтарлықтай қабаттасқан жағдайларда да көпөлшемді деректер үшін жоғары жіктеу тиімділігіне ие.

Бустинг - бұл ансамбльге негізделген қуатты оқыту әдісі, ол оңай оқытылатын, әлсіз классификаторлар жиынтығын әлдеқайда күшті классификаторға біріктіреді [20]. Экстремалды градиентті күшейту (XGBoost) – бұл қайта оқытуды бақылау үшін модельдің тұрақты формализациясын қолданатын жоғары өнімділігі бар градиентті күшейту әдістерінің нұсқасы [21]. Терең оқытумен қатар, XGBoost ауқымды деректерді жіктеудің ең сәтті әдістерінің бірі болып табылады және Kaggle машиналық оқыту байқауларының көптеген жеңімпаздары үшін қолайлы әдіс болып табылады. XGboost көптеген бағдарламалау тілдерінде, соның ішінде Python-да Scikit-Learn пакетінің бөлігі ретінде енгізілген.

Shi, Li әдебиеттеріне шолу logit және нейрондық желі модельдері банкроттықты болжау саласында ең көп қолданылатын және зерттелетін модельдер болып табылады деп хабарлайды [22]. Mai et al. оқу машиналарының дәстүрлі модельдерін АҚШ-тың мемлекеттік компанияларының үлкен мәліметтер базасындағы конволюциялық нейрондық желілермен салыстырды және қарапайым модельдер тиімдірек деп хабарлады [23], ал жапондық листингтен шығарылған компаниялардың аз үлгісіне негізделген Hosaka зерттеуі конволюциялық нейрондық желілерді пайдалану дәлірек болжамдар жасауға мүмкіндік береді деп хабарлайды [24]. Осы уақытқа дейін конволюциялық нейрондық желілерді пайдалану туралы консенсус жоқ.

Модельді таңдаудан басқа, банкроттықты болжаудың дәлдігі модельді іске қосу үшін таңдалған қаржылық коэффициенттерге байланысты. Осы мақсатта статистиктер негізгі компоненттерді талдау немесе сияқты әдістерді жасады LACCO техника [25] ең маңызды болжамды айнымалыларды анықтау үшін түсіндірме айнымалылардың бастапқы тізімінен айнымалылардың ішкі жиындарын таңдау.

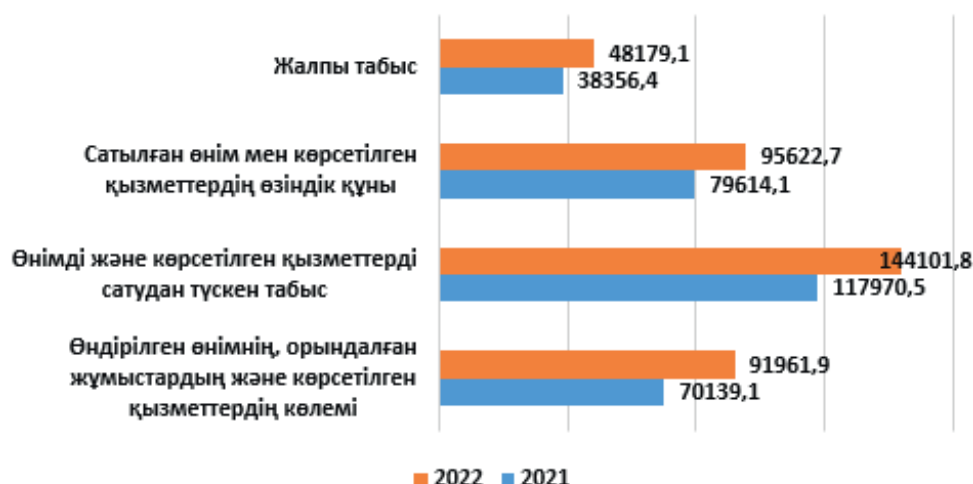
■ Нәтижелер мен талқылаулар

Өткен уақыт ішінде Қазақстан Украинадағы соғысқа байланысты елеулі сыртқы сын-қатерлерге және ішкі сын-қатерлерге ұшырады. Абай облысындағы 14 адамның өмірін қиған өрттер тұрақты даму проблематикасы саяси перспективада маңызды мәселе екенін көрсетті.

2023 жылдың I жартыжылдығында Қазақстан экономикасы саудаланбайтын сектор (құрылыс, сауда және байланыс) есебінен өсті, ал нақты сектор әзірге қалыпты өсу аймағында. Жаһандық инфляцияның біртіндеп баяулауы аясында Қазақстанда бағаның өсуі де төмендеу үрдісіне ие. 2023 жылғы маусымда жылдық инфляция 14,6% құрады (өткен жылдың желтоқсан айындағы шыңы-20,3%). Алайда, ішкі нарықты баға диспаритетіне байланысты шектес елдерге отын ағынынан қорғау мақсатында 2023 жылғы сәуірде ҚР Үкіметі жанар-жағармайдың ең жоғары бағасын көтерді. Жанармай бағасын босату тауарларды, қызметтерді, жұмыстарды құрудың барлық тізбектері бойынша бағаның каскадты өсуіне әкеледі [26].

Кәсіпкерлік қызметпен айналысатын ірі, орта және шағын кәсіпорындардың өндірілген өнімінің, орындалған жұмыстарының және көрсетілген қызметтерінің көлемі 2022 жылы 91 961,9 млрд. теңгені құрады.

2022 жылы 100-ден астам адам жұмыс істейтін есеп берген ірі және орта кәсіпорындардың саны 3924 бірлікті құрады, оның ішінде 2405 кәсіпорын орташа болып табылады. Жүргізілген зерттеу нәтижелері бойынша шаруашылық жүргізуші субъектілердің сальдо-данған қаржылық нәтижесі 17 995,4 млрд. теңге сомасында пайда, өндірістің рентабельділік (залалдылық) деңгейі 23,6% болып айқындалды.



1 - Сурет. Кәсіпорындардың қаржы-шаруашылық қызметінің негізгі көрсеткіштері (млрд.тг)

Дереккөз: авторлармен құрастырылды [26]

Өндірістік шығыстардың құрамында материалдық шығындар 56,3%, еңбекақы мен амортизацияға арналған шығыстардың үлесі тиісінше 13,6% және 9,9% құрады. 2022 жылы міндеттемелер бойынша берешек 77 876,5 млрд. теңгені құрады, оның ішінде мерзімі өткен берешек 0,4% деңгейінде қалыптасты. 2022 жылғы дебиторлық берешек 14 280,6 млрд. теңгені құрады, оның ішінде мерзімі өткен берешек – 1,6%. Кәсіпорындар активтерінің құны 146 822,7 млрд. теңгені құрады. Негізгі үлесті ұзақ мерзімді активтер иеленді-62,2 %.

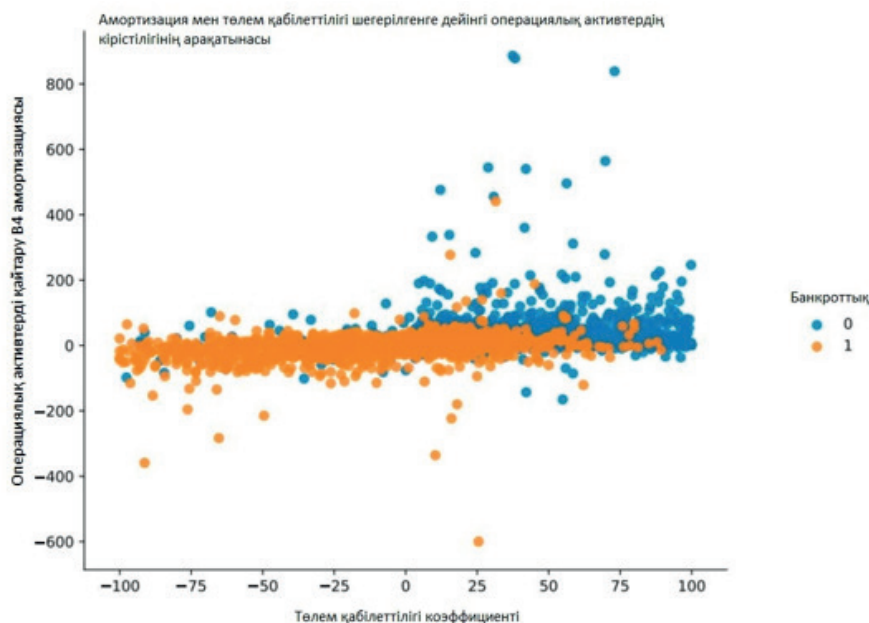
1-кестеде компаниялардың банкроттығын болжау үшін модельдерде қолданылатын айнымалылар арасындағы корреляция көрсетілген. Барлық корреляция коэффициенттері салыстырмалы түрде аз.

1 - Кесте. Результаты корреляционного анализа

	Ағымдағы қатынас	Операциялық активтерді қайтару В4 амортизациясы	Жас (жылдар)	Төлем қабілеттілігі коэффициенті	Logta
Ағымдағы қатынас	1,000000	0,124021	0,098749	0,342709	0,102001
Операциялық активтерді қайтару В4 амортизациясы	0,124021	1,000000	-0,013334	0,329617	0,059690
Жас (жылдар)	0,098749	-0,013334	1,000000	0,232606	0,288841
Төлем қабілеттілігі коэффициенті	0,342709	0,329617	0,232606	1,000000	0,210868
Logta	0,102001	0,059690	0,288841	0,210868	1,000000

Дереккөз: авторлармен құрастырылды [26]

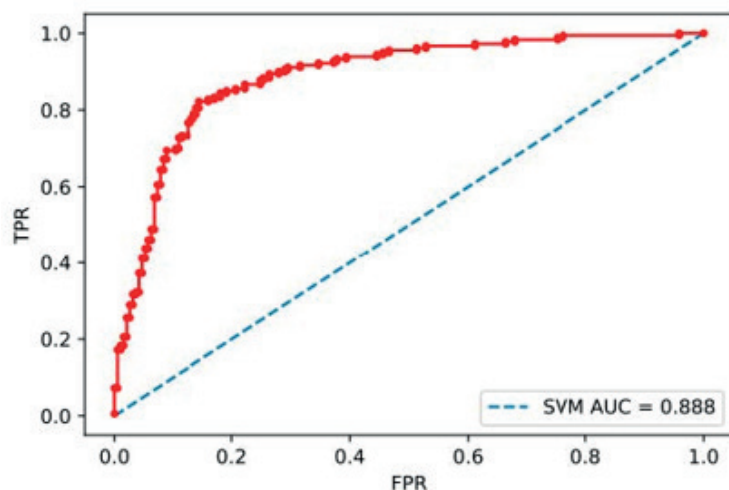
Әртүрлі жіктеу алгоритмдері үшін жарамсыз немесе басқаша жаңа кіріс санаттарын болжауға арналған модельдің дәлдігі шамамен 81-82% диапазонымен шектелген. Дәлдік шегі 2-суретте көрсетілгендей екі класс арасындағы айтарлықтай сәйкестікке байланысты.

**2 - Сурет.** «Ең алдымен пайда» саласындағы банкроттық туралы істердің сәйкес келуі туралы иллюстрация

Дереккөз: авторлармен құрастырылды [26]

Қабылдағыштың өнімділік қисығы (ROC) 3-суретте көрсетілгендей тікелей байланысқан нейрондық желілер моделін қолдана отырып, шынайы оң жиілікпен (TPR) және жалған оң жиілікпен (FPR) құрылады. Бұл графиктегі жоғары Y осі жалған негативтермен салыстырғанда шынайы оң нәтижелердің көбірек санын көрсетеді. Бұл нақты нәтиже оң болған кезде оң сыныпты болжаудағы модельдің артықшылығын білдіреді. Егер қисық графиктің жоғарғы сол жақ бұрышына жақын болса, болжамның жақсы өнімділігін күтуге болады.

ROC қисығынан төмен аймақ қисық астындағы аймақ (AUC) деп аталады, бұл кездейсоқ таңдалған банкроттықтың кездейсоқ таңдалған банкроттық емес данадан жоғары болу ықтималдығын білдіреді. 4-суретте көрсетілгендей, бұл аймақ тікелей байланысқан нейрондық желі моделі үшін 0,85-ке жақын және ол шебер модель болып саналады.



3 - Сурет. Тікелей байланысы бар нейрондық желі моделінің ROC қисығы

Дереккөз: авторлармен құрастырылды [26]

SVM моделінің ROC қисығы 1-суретте көрсетілген, сол қисықтың астындағы аудан да 0,85-ке жақын.

2-кестеде осы зерттеуде қолданылған модельдердің дәлдігі көрсетілген. Әртүрлі модельдер белгілі бір фирманың банкрот екенін дұрыс болжау үшін шамамен 85% жаһандық дәлдіктің шамамен бірдей деңгейін қамтамасыз етеді. Жаһандық дәлдік Brédart пайдаланатын таяз желі арқылы алынған (2 пайызға артық) қарағанда сәл ғана жақсырақ болса да, біздің қазіргі модельдеріміз сау корпорациялардың дұрыс жіктелуінде 17% жақсарғанын көрсетеді [27]. Бұл болжау әдістерінің шектеулерінің бірі-2-суретте көрсетілгендей екі сыныптың қаржылық деректері бөлінбейді. Алгоритмдер деректерді бөлуге болатын болса, болжаудың жоғары дәлдігіне әкеледі.

2 - Кесте. Түрлердің мен модельдердің дәлдігі

Әдіс	Түр/Барлығы	Дәлдік	Шолу	f1-шот
нейрондық желі	0	85	79	82
	1	79	82	82
	Барлығы	82	81	82
SVM	0	85	81	83
	1	80	84	82
	Барлығы	83	83	83
XGBoost	0	84	81	83
	1	81	82	83
	Барлығы	83	82	83

Дереккөз: авторлармен құрастырылды [26]

Сонымен, біз осы жұмыстың қорытындысы бойынша не көре аламыз. Біздің еліміздегі корпоративтік банкроттық тиімсіз болып қала береді және кредиторлар үшін өте төмен қайтарымдылықпен сипатталады (1,5% - дан астам). Алайда, негізгі әдіс банкроттық болып қала береді. Бұл әдіспен бәрі білетіндей, шығындар құны 100-ден 90 жағдайда ең жоғары.

Қалған он жағдайда ғана оңалту жүргізіледі. Сонымен қатар, осы он жағдайдың жартысы тиісті сауықтыру процедураларын жүргізе алмайтындығына байланысты теріс аяқталады. Кепілдік несие берушілер төлем қабілетсіздігі мәселелерін шешу процесіне қызығушылық танытпайды.

Мұндай тиімсіздіктің себептерін ескере отырып, негізгі екі кемшілікті ажыратуға болады: нормативтік-құқықтық база және ұйымдастырушылық. Біріншіден, бұл барлық процедураларды алдын-ала бастауға мүмкіндік бермейтін заңнамалық шектеулердің болуы. Тиісінше, бұл борышкердің жағдайының нашарлауына әкеледі. Келесі, борышкер туралы деректерді ұсынуға шектеулер. Тиісті тұлғалардың тұрақтылығын тану үшін әкімшілер әдістемесінің өзі тиімсіз. сонымен қатар, уақтылы сауықтыру шараларын қабылдауға түрлі кедергілер қабылданған шешімдердің тиімділігін нашарлатады. Кепілдік несие берушілер оңалтуға қызығушылық танытпайды, өйткені бұл кепілдердің құны ештеңемен қорғалмайды. Әрине, біліктілік бойынша жалпы проблема және дәрменсіздік істері бойынша мамандандырылған соттар жоқ.

Жоғарыда айтылғандарға сүйене отырып мыналар ұсынылады:

1. Шектеулерді алып тастау бөлігінде нормативтік-құқықтық базаны жетілдіру, та-раптарға банкроттық рәсімін алдын ала бастауға құқық беру.
2. Ақпаратты жасыру бойынша жауапкершілікті заңнамалық деңгейде бекіту, бо-рышкер туралы берілетін ақпараттың тізбесін кеңейту қажет.
3. Шектеулерді алып тастау және барлық сауықтыру құжаттарын келісу процесін икемді ету қажет. Ол үшін халықаралық тәжірибені қолдану маңызды.
4. Дәрменсіздікті бағалау әдістемесін жетілдіру.
5. Заң деңгейінде кепіл кредиторларын тиісті қорғауды қамтамасыз ету.
6. Барлық қатысушылар (әкімшілер мен соттар) үнемі оқытылады. Әрине, осы бағыт бойынша мамандандырылған соттар құру қажет. Нормативтік құжаттарда корпора-тивтік әкімшілер туралы ережелер көзделсін.

Осы зерттеудің нәтижелері экономикалық саясатты әзірлеу және банкроттық сала-сында заңнамалық өзгерістер енгізу кезінде пайдаланылуы мүмкін.

Ағымдағы шолуда AERC Қазақстанның 2023 жылға арналған экономикалық өсу бол-жамын жақсартты, AERC базалық сценарийге сәйкес, жиынтық сұраныс моделі бойын-ша 2023 жылы Қазақстанның нақты ЖІӨ өсімін 4,4% (бұрын – 4,3%) деңгейінде болжайды, жиынтық ұсыныс моделі бойынша болжам да 4,2% - дан 4,3% - ға дейін жақсарды. AERC базалық сценарийге сәйкес ЖЖМ-ге ең жоғары бағалардың өсуі салдарынан инфляци-яның орташа кезең ішінде 11,2% - ға дейін жеделдеуін болжайды (2023 жылғы сәуірдегі ХОК-та 10,2% - ға қарсы), импорттың ЖІӨ-ге (-) 0,3% - ға ((-) 0,2% - ға дейін неғұрлым же-делдетілген өсуі салдарынан ағымдағы операциялар шотының тапшылығының шама-лы кеңеюі 2023 жылғы сәуір), мемлекеттік бюджет тапшылығының болжамы өзгеріссіз қалды – ЖІӨ-ге 4,1% деңгейінде [26].

■ Қорытынды

Банкроттықты болжау модельдері әртүрлі мәліметтер мен әдістерді қолдана алады. Банкроттықты болжауға қатысты соңғы зерттеулер әртүрлі айнымалылар мен озық әдістерді қолданды. Бұл зерттеуде алты жасырын қабаты бар оңтайландырылған ней-рондық желіні, анықтамалық векторлық әдісті және xgboost жіктеу алгоритмдерін 3728 бельгиялық кәсіпорынның қаржылық деректеріне қолдана отырып, біз 82-83% бан-кроттықты болжаудың жаһандық дәлдігіне қол жеткіземіз. 2014 жылы Brédart ком-паниясының таяз нейрондық желімен жүргізген бірдей деректер жинағын талдаумен салыстырғанда, біз банкроттық істерінде 2% - ға және төлем қабілеттілігі істерінде 17% - ға аздап жақсартуға қол жеткіздік. Болжамдардың дәлдігін шектеу банкротқа ұшы-раған және төлем қабілетті компанияларға тиесілі қаржылық айнымалылар арасын-дағы белгілер кеңістігінде айтарлықтай сәйкес келуден туындайтынын мойындаймыз.

Дегенмен, біздің зерттеуіміз қолданылатын техникаға қарамастан болжау дәлдігі тұрғысынан нәтижелердегі айтарлықтай айырмашылықтар туралы есеп бермейді. Сонымен қатар, болжаудың айтарлықтай дәлдігіне көптеген фирмалар үшін оңай қол жеткізуге болатын үш қаржылық коэффициентті пайдалану арқылы қол жеткізіледі. Академиялық әдебиеттерге қосқан үлесінен басқа, бұл зерттеу көптеген қаржылық коэффициенттерді есептемей және қаржылық емес деректерді жинамай-ақ несие сұрайтын фирмалардың банкроттық (демек, өтелмеу) ықтималдығын бағалағысы келетін банкирлер үшін үлкен қызығушылық тудырады.

Осылайша, жүргізілген зерттеулер келесі қорытындыларды жасауға мүмкіндік берді:

- сыртқы аудит есептері жасанды интеллект әдістемелерін пайдалана отырып, банкроттықты болжауға мүмкіндік береді. Part алгоритмі, кездейсоқ орман және тірек векторлық әдіс сияқты әдістер есептен ақпаратты оңай алуға болжамды қабілетке ие және банкроттықты бағалаудың жоғары ықтималдығын қамтамасыз ету;

- осының негізінде әрбір пайдаланушы үшін практикалық мән ұсынылады. Аудиторлық қорытындыны тауып, сұрақтың бөлімі бар-жоғын және ашылған түсініктемелердің санын анықтай отырып, кез-келген қолданушы банкроттық жағдайын бүкіл есепті мұқият зерттегендей дәл болжай алады;

- аудиторлық есепте еш қиындықсыз табылған үш айнымалы, атап айтқанда аудиторлық қорытынды, ашылған тармақтардың түрі және осы тармақтарға енгізілген түсініктемелер саны банкроттықты анықтауды жақсарту үшін маңызды айнымалылар болып табылады деген болжам жасалды.

Тиісінше, бұл мақала теориялық және практикалық, қолданбалы мағынаға ие.

ПАЙДАЛАНЫЛҒАН ӘДЕБИЕТТЕР ТІЗІМІ:

1. Cultrera L., Brédart X. (2016). Bankruptcy prediction: The case of Belgian SMEs//Review of Accounting and Finance. – 15. – P. 1–23.
2. Altman E.I. (2018). Applications of distress prediction models: What have we learned after 50 years from the Z-Score models?//International Journal of Financial Studies. – 6. – P. 70.
3. Du Jardin Ph. (2015). Bankruptcy prediction using terminal failure processes//European Journal of Operational Research. – 242. – P. 286–303.
4. Bauweraerts J. (2016). Predicting bankruptcy in private firms: Towards a stepwise regression procedure//International Journal of Financial Research. – 7. – P. 147–153.
5. Zieba M., Tomczak S., Tomczak J. (2016). Ensemble boosted trees with synthetic features generation in application to bankruptcy prediction//Expert Systems with Applications. – 58. – P. 93–101.
6. Amani F., Fadlalla A. (2017). Data mining applications in accounting: A review of the literature and organizing framework//International Journal of Accounting Information Systems. – 24. – P. 32–58.
7. Altman E.I., Iwanicz-Drozowska M., Laitinen E., Suvas A. (2017). Financial distress prediction in an international context: A review and empirical analysis of Altman's Z-Score model//Journal of International Financial Management and Accounting. – 28. – P. 131–171.
8. Lennox C.S. (1999). The accuracy and incremental information content of audit reports in predicting bankruptcy//Journal of Business Finance and Accounting. – 26. – P. 757–778.
9. Altman E.I., McGough Th. (1974). Evaluation of a company as a going-concern//Journal of Accountancy. – 138. – P. 50–57.
10. Hopwood W., McKeown J., Mutchler J. (1989). A test of the incremental explanatory power of opinions qualified for consistency and uncertainty//The Accounting Review. – 64. – P. 28–48.
11. Altman E.I., Sabato G., Wilson N. (2010). The value of non-financial information in small and medium-sized enterprise risk management//Journal of Credit Risk. – 2. – P. 95–127.
12. Piñeiro-Sánchez C., Llano-Monelos P., Rodríguez-López M. (2013). A parsimonious model to forecast financial distress, based on audit evidence//Contaduría y Administración. – 58. – P. 151–173.
13. Cenciarelli V., Greco G., Allegrini M. (2018). External audit and bankruptcy prediction//Journal of Management and Governance. – 22. – P. 1–28.
14. Muñoz-Izquierdo N., Segovia-Vargas M., Camacho-Miñano M., Pascual-Ezama D. (2019). Explaining the causes of business failure using audit report disclosures//Journal of Business Research. – 98. – P. 403–414.
15. McKee Th.E. (2003). Rough sets bankruptcy prediction models versus auditor signalling rates//Journal of Forecasting. – 22. – P. 569–586.
16. Sikka P. (2009). Financial crisis and the silence of the auditors//Accounting, Organizations and Society. – 34. – P. 868–873.
17. Geiger M., Raghunandan K., Riccardi K. (2014). The Global Financial Crisis: US bankruptcies and going-concern audit opinions//Accounting Horizons. – 28. – P. 59–75.
18. Goodfellow I., BengioY., Courville A. (2016). Deep Learning. Boston: MIT Press.
19. Boser B., Guyon I., Vapnik V. (1992). A training algorithm for optimal margin classifiers//In COLT '92: Proceedings of the Fifth Annual Workshop on Computational Learning Theory, Pittsburgh, PA, USA, 27–29 July 1992. New York: ACM. – P. 144–152.
20. Schapire R. (1990). The Strength of Weak Learnability//Machine Learning. – 5. – P. 197–227.

21. Chen T., Guestrin C. (2016). XGBoost: A Scalable Tree Boosting System//In KDD '16 Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, San Francisco, CA, USA, 13–17 August 2016. New York: ACM. – P. 785–794.
22. Shi Y., Li X. (2019). An overview of bankruptcy prediction models for corporate firms: A systematic literature review//Intangible Capital. – 15. – P. 114–127.
23. Mai F., Tian Sh., Lee Ch., Ma L. (2018). Deep learning models for bankruptcy prediction using textual disclosures//European Journal of Operational Research. – 274. -P. 743–758.
24. Hosaka T. (2019). Bankruptcy prediction using imaged financial ratios and convolutional neural networks//Expert Systems with Applications. – 117. – P. 287–299.
25. Meir L., Geer S., Bühlmann P. (2008). The group lasso for logistic regression//Journal of Royal Statistical Society. – 70. – P. 53–71.
26. Макроэкономический обзор Казахстана, июль 2023//<https://aerc.org.kz>
27. Brédart X. (2014). Bankruptcy Prediction model using Neural networks//Accounting and Finance Research. – 3. – P. 124–128.

REFERENCES:

1. Cultrera L., Brédart X. (2016). Bankruptcy prediction: The case of Belgian SMEs//Review of Accounting and Finance. – 15. – P. 1–23.
2. Altman E.I. (2018). Applications of distress prediction models: What have we learned after 50 years from the Z-Score models?//International Journal of Financial Studies. – 6. – P. 70.
3. Du Jardin Ph. (2015). Bankruptcy prediction using terminal failure processes//European Journal of Operational Research. – 242. – P. 286–303.
4. Bauweraerts J. (2016). Predicting bankruptcy in private firms: Towards a stepwise regression procedure//International Journal of Financial Research. – 7. – P. 147–153.
5. Zieba M., Tomczak S., Tomczak J. (2016). Ensemble boosted trees with synthetic features generation in application to bankruptcy prediction//Expert Systems with Applications. – 58. – P. 93–101.
6. Amani F., Fadlalla A. (2017). Data mining applications in accounting: A review of the literature and organizing framework//International Journal of Accounting Information Systems. – 24. – P. 32–58.
7. Altman E.I., Iwanicz-Drozowska M., Laitinen E., Suvas A. (2017). Financial distress prediction in an international context: A review and empirical analysis of Altman's Z-Score model//Journal of International Financial Management and Accounting. – 28. – P. 131–171.
8. Lennox C.S. (1999). The accuracy and incremental information content of audit reports in predicting bankruptcy//Journal of Business Finance and Accounting. – 26. – P. 757–778.
9. Altman E.I., McGough Th. (1974). Evaluation of a company as a going-concern//Journal of Accountancy. – 138. – P. 50–57.
10. Hopwood W., McKeown J., Mutchler J. (1989). A test of the incremental explanatory power of opinions qualified for consistency and uncertainty//The Accounting Review. – 64. – P. 28–48.
11. Altman E.I., Sabato G., Wilson N. (2010). The value of non-financial information in small and medium-sized enterprise risk management//Journal of Credit Risk. – 2. – P. 95–127.
12. Piñeiro-Sánchez C., Llano-Monelos P., Rodríguez-López M. (2013). A parsimonious model to forecast financial distress, based on audit evidence//Contaduría y Administración. – 58. – P. 151–173.
13. Cenciarelli V., Greco G., Allegrini M. (2018). External audit and bankruptcy prediction//Journal of Management and Governance. – 22. – P. 1–28.
14. Muñoz-Izquierdo N., Segovia-Vargas M., Camacho-Miñano M., Pascual-Ezama D. (2019). Explaining the causes of business failure using audit report disclosures//Journal of Business Research. – 98. – P. 403–414.
15. McKee Th.E. (2003). Rough sets bankruptcy prediction models versus auditor signalling rates//Journal of Forecasting. – 22. – P. 569–586.
16. Sikka P. (2009). Financial crisis and the silence of the auditors//Accounting, Organizations and Society. – 34. – P. 868–873.
17. Geiger M., Raghunandan K., Riccardi K. (2014). The Global Financial Crisis: US bankruptcies and going-concern audit opinions//Accounting Horizons. – 28. – P. 59–75.
18. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. (2016). Deep Learning. Boston: MIT Press.
19. Boser B., Guyon I., Vapnik V. (1992). A training algorithm for optimal margin classifiers//In COLT '92: Proceedings of the Fifth Annual Workshop on Computational Learning Theory, Pittsburgh, PA, USA, 27–29 July 1992. New York: ACM. – P. 144–152.
20. Schapire R. (1990). The Strength of Weak Learnability//Machine Learning. – 5. – P. 197–227.
21. Chen T., Guestrin C. (2016). XGBoost: A Scalable Tree Boosting System//In KDD '16 Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, San Francisco, CA, USA, 13–17 August 2016. New York: ACM. – P. 785–794.
22. Shi Y., Li X. (2019). An overview of bankruptcy prediction models for corporate firms: A systematic literature review//Intangible Capital. – 15. – P. 114–127.
23. Mai F., Tian Sh., Lee Ch., Ma L. (2018). Deep learning models for bankruptcy prediction using textual disclosures//European Journal of Operational Research. – 274. -P. 743–758.
24. Hosaka T. (2019). Bankruptcy prediction using imaged financial ratios and convolutional neural networks//Expert Systems with Applications. – 117. – P. 287–299.
25. Meir L., Geer S., Bühlmann P. (2008). The group lasso for logistic regression//Journal of Royal Statistical Society. – 70. – P. 53–71.
26. Makroekonomicheskij obzor Kazahstana, iyul' 2023//<https://aerc.org.kz>
27. Brédart X. (2014). Bankruptcy Prediction model using Neural networks//Accounting and Finance Research. – 3. – P. 124–128.

ВЛИЯНИЕ ВНЕШНЕГО АУДИТА НА ПРОГНОЗИРОВАНИЕ БАНКРОТСТВА НА ОСНОВЕ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

Алимбекова Г.А.*
докторант кафедры Финансы и учет
КазНУ
г. Алматы, Казахстан
E-mail: alimbekova000@mail.ru

Еспергенова Л.Р.
к.э.н., ассоциированный профессор
Алматы Менеджмент Университет
г. Алматы, Казахстан
E-mail: l.espergenova@almatau.edu.kz

Досманбетова А.С.
к.э.н., ассоциированный профессор
Алматы Менеджмент Университет
г. Алматы, Казахстан
E-mail: aliyaserikbaevna@gmail.com

Аннотация: Несмотря на количество исследований по прогнозированию банкротства с использованием финансовых коэффициентов, очень мало известно о том, как информация внешнего аудита может способствовать прогнозированию финансовых трудностей. В нескольких работах было показано, что сочетание коэффициентов и аудиторских данных имеет важное значение для целей прогнозирования, но только в одном недавнем документе была обеспечена прогностическая точность в 80% исключительно за счет использования раскрытия информации, содержащейся в аудиторских отчетах. Это исследование было дополнено упрощением анализа аудиторских отчетов для целей прогнозирования, и была достигнута такая же точность прогнозирования.

Целью данной статьи является внести свой вклад в это направление исследований, изучив способность отчета внешнего аудита прогнозировать банкротство с использованием методологий искусственного интеллекта. Применяя три метода искусственного интеллекта (алгоритм PART, случайный лес и метод опорных векторов), была изучена прогностическая способность более легко извлекаемой информации из отчета и предложено практическое значение для каждого пользователя. Просто найдя аудиторское заключение, определив, существует ли раздел вопроса, и количество раскрытых комментариев, любой пользователь может предсказать ситуацию банкротства с той же точностью, как если бы он тщательно изучил весь отчет. Кроме того, включен расширенный обзор литературы, посвященный предыдущим исследованиям взаимодействия между прогнозированием банкротства и информацией внешнего аудита.

Ключевые слова: аудит, банкротство, искусственный интеллект, аудиторское заключение, состояние экономики, предприятия, прогнозирование.

THE IMPACT OF EXTERNAL AUDIT ON BANKRUPTCY FORECASTING BASED ON THE USE OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE

Alimbekova G.A.*
doctorate student of finance and accounting
department KazNU
Almaty, Kazakhstan
E-mail: alimbekova000@mail.ru

Yespergenova L.R.
candidate of economic sciences,
associate professor
Almaty Management University
Almaty, Kazakhstan
E-mail: l.espergenova@almatau.edu.kz

Dosmanbetova A.S.
candidate of economic sciences,
associate professor
Almaty Management University
Almaty, Kazakhstan
E-mail: aliyaserikbaevna@gmail.com

Abstract: There are numerous works addressed to the topic of bankruptcy projection using various financial coefficients. And there is absolutely no work on how the state audit affects this process, helps it at all. So only a few articles say that coefficients and auditors' reports help to determine and plan for the future. And in one work, an accuracy of 80% was even achieved during planning, this became possible due to the data and information of the audits conducted and their conclusions. This study has been enriched by multiplying audit reports for these purposes. Accordingly, the planning of future indicators showed a good result.

The purpose of this article is to study this direction. To determine how the conclusions of state auditors can improve the prediction of bankruptcy. Is it possible to consider artificial intelligence. Let's say these are methods such as the PART algorithm, random forest and the support vector machine method. Moreover, are there any easier ways to sample information from such documents, are there any practical data from such users. It is very simple, having considered the sections of the question, the sum of reactions and, accordingly, any user can predict the future with the closest accuracy. At the same time, an extended review of the literature on this topic is considered.

Keywords: audit, bankruptcy, artificial intelligence, audit report, state of the economy, enterprises, forecasting.