

**Қазақстан Республикасы Ұлттық Банкінің
ЭКОНОМИКАЛЫҚ ШОЛУЫ**

№ 2, 2021

Қазақстан Республикасы Ұлттық Банкінің ЭКОНОМИКАЛЫҚ ШОЛУЫ

Баспагер: Қазақстан Республикасының Ұлттық Банкі

Басылымның редакциялық алқасы

Редакциялық алқаның төрағасы

Ұлттық Банк Төрағасының орынбасары А.М. Баймағамбетов

Редакциялық алқа мүшелері:

Ақша-кредит саясаты бөлімшесінің басшысы

Қаржылық тұрақтылық және зерттеулер бөлімшесінің басшысы

Төлем балансы бөлімшесінің басшысы

Монетарлық операциялар бөлімшесінің басшысы

Қаржы ұйымдарын дамыту бөлімшесінің басшысы

Басылымды шығаруға жауапты – Зерттеулер және талдама орталығының қызметкері

Мақалалар авторларының көзқарасы мен пікірі Қазақстан Республикасы Ұлттық Банкінің ресми ұстанымы болып табылмайды және онымен сәйкес келмеуі мүмкін.

ISSN 2709-4227

Қазақстан Республикасы Ұлттық Банкінің
ЭКОНОМИКАЛЫҚ ШОЛУЫ

№ 2, 2021

МАЗМҰНЫ

Машиналық оқыту алгоритмдерінің көмегімен тұтынушылық кредиттер
тәуекелдерін талдау

Ш.Б. Байқұлаков, З.Э. Белгібаев **Ошибка! Закладка не определена.**

МБҚ нарығының өтімділігі: проблемалары және оларды шешу келешегі

И.С. Әлімбетова, Т.Ж. Қадырбеков, Е.Т. Мустафин, Ж.Ж. Ыбраев .. **Ошибка!
Закладка не определена.**7

Банктік емес қаржы ұйымдарының келешегі мен дамуы

А.М. Бакиров, Б.А. Бижанов, А.В. Завалина, Д.С. Садыбаева 466

МАШИНАЛЫҚ ОҚЫТУ АЛГОРИТМДЕРІНІҢ КӨМЕГІМЕН ТҰТЫНУШЫЛЫҚ КРЕДИТ ТӘУЕКЕЛДЕРІН ТАЛДАУ

Ш.Б. Байқұлаков – Қазақстан Республикасы Ұлттық Банкінің Төлем және қаржылық технологияларды дамыту орталығы, жобалық офис директоры.

З.Э. Белгібаев – Қазақстан Республикасы Ұлттық Банкінің ақша-кредит департаментінің монетарлық талдау басқармасының бас маман-талдаушысы.

Осы зерттеу Қазақстан Республикасының Ұлттық Банкіне екінші деңгейдегі банктер ұсынатын деректер негізінде машиналық оқыту алгоритмдерінің көмегімен жеке тұлғалардың кредит төлеуге қабілеттілігін бағалау әрекетін білдіреді. Қарыз алушылардың кредит төлеу қабілеттілігін бағалау ҚРҰБ-ға екінші деңгейдегі банктер берген кредиттердің сапасын зерттеуге және әлеуетті жүйелі тәуекелдерді болжауға мүмкіндік береді.

Бұл зерттеуде екі сызықтық және алты сызықты емес сыныптау әдістері қолданылды (сызықтық модельдер - логистикалық регрессия, стохастикалық градиенттің түсуі, және сызықты емес - нейрондық желілер, k-жақын көршілер (kNN), шешімдер тізбегі (decision tree), кездейсоқ жиынтық (random tree), XGBoost, қарапайым Байес сыныптаушы (Naïve Bayes) және сыныптаудың дұрыстығына (accuracy), дәлдігіне (precision) және басқа да бірқатар көрсеткіштерге негізделген алгоритмдер салыстырылды. Сызықтық емес модельдер сызықтық модельдерге қарағанда дәлірек болжамдарды көрсетеді. Атап айтқанда, қайта дискредиттелген деректерде (oversampled data) кездейсоқ жиынтық (random forest) және k-жақын көршілер (kNN) сияқты сызықтық емес модельдер ең жағымды нәтижелерді көрсетті.

Түйінді сөздер: тұтынушылық кредиттер, Машиналық оқыту, банктік реттеу, стохастикалық градиентті, төмен түсіру, логистикалық регрессия, k-жақын көршілер, кездейсоқ жиынтық сынаптаушы, шешімдер тізбегі, gaussian NB (қарапайым Байес сыныптаушы), XGBoost, нейрондық желілер (көп қабатты перцептрон).

JEL сыныптау: G21, G28, E37, E51.

1. Кіріспе

Тұтынушылық кредиттердің кеңеюі соңғы жылдары жеке кредиттердің өсуінің негізгі факторы болып табылады. Тұтынушылық кредиттер беру елдегі экономикалық өсуге әкелуі мүмкін, бірақ банктердің шамадан тыс қаржыландыруы жүйелік тәуекелдердің пайда болуына әкелуі мүмкін екенін де атап өткен жөн. Тұтынушылық кредиттеудің тез өсуін бір жағынан жеке тұлғалар туралы жан-жақты мәліметтердің қалыптасуымен және кредиттік тәуекелді бағалаудың тиімді құралдарымен, екінші жағынан экономикалық жағдайдың тұрақтануымен және халықтың әл-ауқатының артуымен түсіндіруге болады.

Тұтынушылық кредиттеудің серпінді кеңеюі, ең алдымен, халықтың жекелеген топтарына борыштық жүктеме деңгейінің өсуіне байланысты бірқатар жүйелік тәуекелдерді көтереді. Халықтың нақты кірісі төмендеген жағдайда банк жүйесі тұтынушылық кредиттер бойынша жаппай дефолтқа тап болуы мүмкін. Нәтижесінде, бұл экономикадағы жиынтық сұраныстың төмендеуіне әкелуі мүмкін, нәтижесінде экономиканың жай-күйіне теріс әсер етуі мүмкін.

Машиналармен оқыту алгоритмдерін қолдану бойынша зерттеу жұмыстарын зерделеу негізінде деректердің ауқымды бөлігінде тұтынушылық кредиттердің кредиттік тәуекелдерін талдаудың ең танымал әдісі нейрондық желілер, k-жақын көршілер,

шешімдер тізбегі, кездейсоқ жиынтық, XGBoost, қарапайым байес сыныптаушы, сондай-ақ логистикалық регрессия, стохастикалық градиенттің түсуі сияқты сызықтық модельдерді қолдану болып табылады деп қорытынды жасауға болады. Авторлардың көпшілігі кредиттік бюролар мен екінші деңгейдегі банктердің деректерін пайдаланды. Осы зерттеу орталық банк жинаған реттеуші деректер негізінде жүргізілгенін ескере отырып, нәтижелері әр түрлі тәсілдерде жекелеген айырмашылықтар болуы мүмкін.

Бірінші бөлім – басқа авторлардың осыған ұқсас жұмыстарын қарастыратын әдебиеттерге шолу. Екінші бөлімде зерттеу әдістемесі, сондай-ақ пайдаланылған өлшемдер тізімі сипатталған. Кейіннен авторлар модельдеу нәтижелерін сипаттайтын нәтижелерді талқылау бөлімі берілген. Жұмыстың қорытынды бөлімінде зерттеудің негізгі қорытындылары сипатталады.

2. Әдебиетке шолу

Grier (2012) зерттеу нәтижелері бойынша тұтынушылық кредиттеуді талдау үшін 5 параметрді ескеру қажет екендігі анықталды [13]. Бірінші өлшем – қарыз алушының беделі. Қазіргі уақытта кредиттік менеджерлер кредит беру туралы шешім қабылданғанға дейін тұтынушының кредиттік тарихын көрсететін кредиттік бюроның есептеріне қол жеткізе алады. Екінші фактор – бұл тұтынушының кірісі мен қолданыстағы қаржылық міндеттемелеріне байланысты әлеуеті/қабілеті. Капитал – қарыз алушы төлей алатын бастапқы жарнаны көрсететін үшінші өлшем. Төртінші фактор еңбек нарығының жағдайы және жалпы экономикалық жағдайлар сияқты сыртқы факторларды білдіреді. Соңғы параметр – кепіл.

Кредиттік скоринг әдістері кредиттік бюроның есебі мен кредиттік өтінімнің ақпаратын пайдалана отырып, тұтынушының кредитті өтеу ықтималдығын бағалайды [13]. Қолданбалы Скоринг – бұл жаңа тұтынушылардың өтінімдерін капитал, қуат және т.б. сияқты өлшемдердің негізінде бағалайтын кредиттік скоринг моделінің бірінші түрі.

Кредиттік скоринг әдісін пайдалану мақсаттарының бірі – берілген кредиттер бойынша ақы төлемеу тәуекелдерін төмендету. Бұл үшін дәстүрлі әдістерден басқа, банктер жақында машиналық оқыту алгоритмдерін (ML) кредиттік скорингке біріктіре бастады. Мәселен, Henley and Hand (1996) k-жақын көршіні сыныптау әдісі (kNN) сияқты машиналық оқыту әдістерін сызықтық, логистикалық регрессия және шешімдер тізбегі сияқты дәстүрлі кредиттік скоринг әдістерімен салыстырды [15]. Алгоритмдер үмітсіз қарыздардың тәуекелі тұрғысынан сынақтан өткізіледі және ең жақсы әдіс ең аз күтілетін тәуекел деңгейімен анықталды. K-ең жақын көршіні сыныптаудың өлшемдерге бағынбауына қарамастан, ол жақсы нәтиже берді. Сонымен қатар, тұтынушының кредит бойынша төлем қабілеттілігін бағалау үшін бірнеше секунд қажет [15].

Келесісі, Addo, Gueran, and Nassani (2018) логистикалық регрессияны, кездейсоқ жиынтық сыныптаушысын және градиентті жоғарылатуды, сондай-ақ компаниялардың кредиттік тәуекелін талдау үшін мұқият оқыту моделін қолданды. Әр түрлі мәліметтер жиынтығы қолданылды, содан кейін ең маңызды 10 өлшем таңдалды және нәтижелерді салыстыру үшін бірдей әдістер қолданылды. Ең жақсы алгоритм қисық астындағы ең үлкен ауданды (AUC) және ең кіші квадраттық қатені (RMSE) көрсетеді деп болжанады. Бинарлық сыныптауыштар мұқият оқыту модельдерінен асып түсті, ал ең жақсы өнімділік градиенттік бустинг сияқты сыныптауышқа жатады.

Тұтынушылық кредит өтінімдерін бағалау үшін Машиналық оқытудың регрессиялық модельдері де қолданылады. Munkhdalai et al. (2019) машинаны оқыту алгоритмдерін Fico кредиттік рейтинг жүйесі сияқты модельдермен салыстырды [20]. Survey of Consumer Finances (SCF) деректері Машиналық оқытудың әртүрлі регрессиялық әдістері қолданылатын мәліметтер жиынтығы ретінде пайдаланылды. Сонымен қатар, терең нейрондық желілер мен xgboost алгоритмдері жоғары дәлдікті көрсетті. Нәтижесінде, егер кредиттік мекемелер 2001 жылдан бастап машиналық оқыту модельдерін қолдана бастаса, кредиттік шығындар төмен болатыны анықталды.

Brown and Mues (2012) теңгерімсіз кредит деректері үшін логистикалық регрессия, нейрондық желі, шешімдер тізбегі, градиенттік бустинг, квадраттық жоғалту функциясы (LS-SVM) және кездейсоқ жиынтық сияқты сыныптау әдістерінің жарамдылығы мен дәлдігін тексерді [4]. Мәліметтер жиынтығына жеткіліксіз іріктеу әдісі қолданылды, содан кейін машиналық оқытуды сыныптау әдістерін бағалау үшін мәліметтер жиынтығының теңгерімсіздігі біртіндеп өсті. Нәтиже кездейсоқ жиынтық мен градиенттік бустинг сыныптауыштары теңгерілмеген мәліметтермен жақсы жұмыс істейтіндігін, ал шешімдер тізбегі, квадраттық дискриминантты талдау (QDA) және k-жақын көршілер (kNN) басқа әдістерге қарағанда нашар жұмыс істейтінін көрсетті.

Жоғарыда аталған модельдерден басқа, машиналық оқытуда бірнеше алгоритмдер бар. Baesens et al. (2003) ядро негізіндегі тірек векторларының әдісін (kernel-based SVM) және квадраттық шығын функциясы бар тірек векторларының әдісін (LS-SVM), сондай-ақ Бенилюкс пен Ұлыбританияның қаржы институттарының мәліметтер жиынтығын қоса алғанда, нақты кредиттік скоринг деректері үшін басқа да танымал машиналық оқыту сыныптауыштарын сынақтан өткізді. Нәтиже нейрондық желі сыныптаушы мен ядроға негізделген тірек векторларының машиналары өте жақсы жұмыс істегенін көрсетеді. Сонымен қатар автор сызықтық дискриминантты талдау мен логистикалық регрессияның жақсы жұмысын атап өтті. 41 сыныптауыш, соның ішінде бірдей мәліметтер жиынтығына қолданылатын кредиттік бағалаудың жаңа әдістері (Lesmann, Baesens, Seow, and Thomas, 2015). Зерттеу нәтижесі көрсеткендей, жасанды нейрондық желілер (ANN) экстремалды оқыту әдістеріне (ELM) қарағанда жақсы жұмыс істейді, ал кездейсоқ жиынтық (RF) айналмалы жиынтыққа (RotFor) қарағанда жақсы. Алайда, бұл әдістер модельге экономикалық түсінік бере алмайды және осы мақсатқа жету үшін қосымша зерттеулер жүргізу қажет. Кездейсоқ жиынтық сыныптауышы анықтама ретінде таңдалды, өйткені ол іргелі талдау үшін түсіндірме ақпарат бере алады.

Tsai and Chen (2010) қарапайым сыныптауыштармен салыстыру үшін төрт гибриді машиналық оқыту әдісін ойлап тапты [22]. Гибриді алгоритм – бұл машиналық оқытудың екі әдісінің жиынтығы. Бұл зерттеу сыныптау және кластерлеу әдістерін, сондай-ақ төрт түрлі әдісті таңдады. Нәтижесі логистикалық регрессия (LR) мен нейрондық желілердің үйлесімі ең жоғары болжамды, ал «қос кластерлеу» ең нашар алгоритм екенін көрсетті.

2015 жылы қатысушылар Xgboost-ті Kaggle-дің 29 шешімінің 17-сінде жүзеге асырды. Алгоритм дүкеннің сатылымын болжау, веб-мәтінді сыныптау, клиенттердің іс-әрекетін болжау, зиянды бағдарламаларды сыныптау үшін жүзеге асырылды [9]. Бұл зерттеуде алгоритм кредиттік талдау үшін қолданылады және басқа әдістермен салыстырылады.

Бұл зерттеуде мәліметтер жиынтығына келесі бөлімде сипатталатын екі сызықтық және алты сызықты емес сыныптау әдістері қолданылды. Алгоритмдер дұрыс сыныптау (accuracy), дәлдік (precision) және бірнеше басқа көрсеткіштер бойынша салыстырылды.

3. Зерттеу әдіснамасы және бастапқы деректер

Қазақстандық банктердің тұтынушылық кредиттерінің портфельдерін талдау үшін машина арқылы оқыту алгоритмдері пайдаланылды. Деректер екінші деңгейдегі банктер Қазақстан Ұлттық Банкіне (ҚҰБ) ұсынатын ақпарат негізінде қалыптастырылатын Кредиттік тіркелімнен алынды. Деректерден жетіспейтін және сенімді емес өлшемдері бар кредиттер алынған. Сонымен қатар деректерден 90 күннен аспайтын мерзімі өткен төлемі бар несиелер алып тасталды. Егер кредит бойынша төлемнің мерзімін өткізіп алу 90 күннен асса, несие жұмыс істемейтін несие (NPL) болып танылады. Жұмыс істейтін кредиттердің тұтынушы тарапынан мерзімі өткен төлемі болмайды.

Зерттеуге арналған деректер өлшемдері

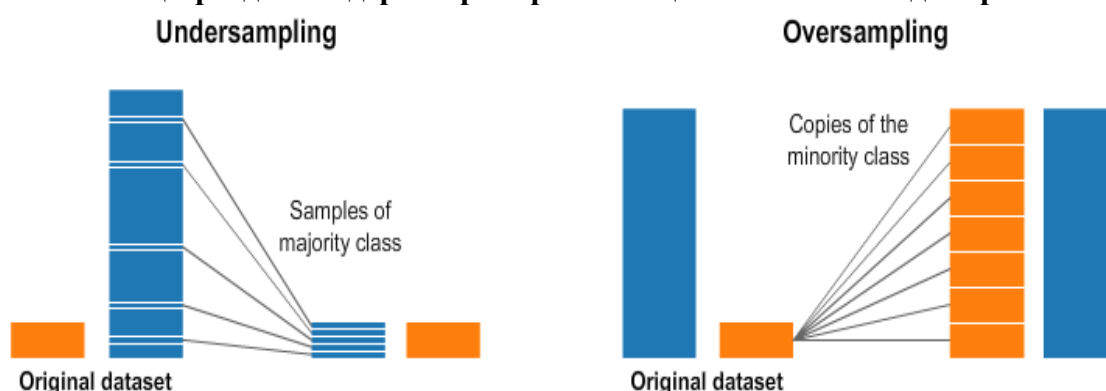
Өлшемдер	Түрлері
Өңірлер	Нұр-Сұлтан, Алматы және 15 өңір
Валютасы	Теңге, рубль, АҚШ доллары және еуро
Қарыз түрі	Қолма-қол ақша қарыздары және кредиттік карта
Кредиттеу объектісі	Тұтынушылық және автокредиттер
Жынысы	Ер және әйел
Азаматтығы	Резидент және бейрезидент
Пайыздық мөлшерлеме	0%-дан 56%-ға дейін
Қарыз сомасы	10 000 теңгеден 15 млн теңгеге дейін
Жасы	18 жастан 99 жасқа дейін

Дереккөзі: Қазақстан Республикасының Ұлттық Банкі

Теңгерімді емес деректерге арналған семплинг стратегиясы. Машина арқылы оқытудың қолданбалы алгоритмдерінің дәлдігін арттыру үшін мажоритарлық сынып мысалдарын жою (субдискредиттеу (undersampling)) және миноритарлық класс мысалдарының санын көбейту (қайта дискредиттеу (oversampling)) сияқты семплинг стратегиялары қолданылды. Жақсы несиелердің саны проблемалық несиелерден едәуір көп болғандықтан, деректер теңдестіріліп, екі әдіс салыстырылды.

1-сурет

Теңгерімді емес деректерге арналған қайта семплинг әдістері



Дереккөзі: Alencar, 2017

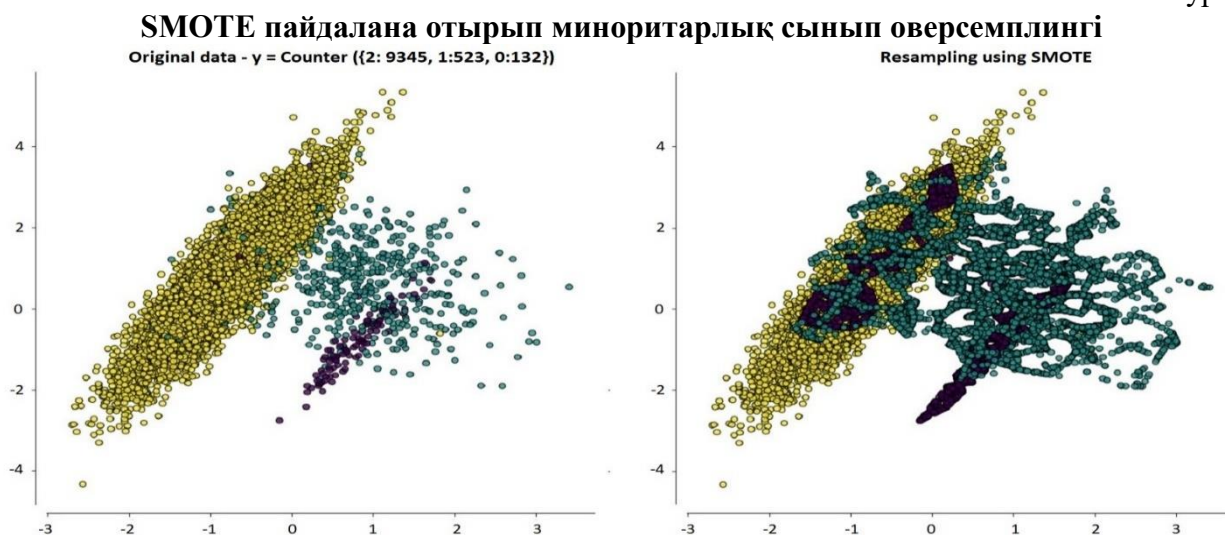
Мажоритарлық сынып мысалдарын кездейсоқ жою (кездейсоқ субдискредиттеу (random undersampling)) және миноритарлық сынып мысалдарының кездейсоқ қайталануы (кездейсоқ қайта дискредиттеу (random oversampling)) - ең танымал және қарапайым семплинг стратегиялары. Бірінші стратегия көпшілік сыныптан алынған азшылық сыныбы тең мөлшерімен жаңа сынып жасайды, ал екінші стратегия көпшілік пен азшылық сыныптарының ұзындығы тең болғанша азшылық сыныбын бірнеше рет қайталайды. Мажоритарлық сынып мысалдарын кездейсоқ жоюдың кемшілігі (random undersampling) ақпараттың жоғалуы болып табылады. Алайда, бұл сыныптық және сандық деректерден тұратын деректер жиынтығы үшін жеткіліксіз іріктеудің жалғыз қолайлы стратегиясы. Миноритарлық сынып мысалдарының кездейсоқ қайталануы (random oversampling) азшылық сыныбын көшіретіндіктен қайта оқытуға әкелетініне байланысты [2] басқа қолайлы семплинг әдісі таңдалды.

SMOTE (азшылықты синтетикалық қайта дискредиттеу әдісі) – бұл қолданыстағы деректерді пайдалана отырып, азшылық сыныптарының жаңа үлгілерін сызатын тағы бір

танымал семплинг әдісі. Ол мысал мен жақын 5 көрші арасында сызықтар сызып, осы сызық бойымен жаңа жасанды үлгі жасайды. 2-сурет жаңа үлгілердің қалай жасалынғанын көрсетеді, сол арқылы машина арқылы оқыту моделіне қосымша ақпарат береді [7].

SMOTE жоғарыда аталған деректер жиынтығына қолданыла алмайды, өйткені ол санаттық айнымалыларға қолданылмайды. Сондықтан синтетикалық SMOTE-NC әдісі семплинг стратегиясы ретінде таңдалды. Ол үздіксіз деректер жиынтығы үшін SMOTE әдісі ретінде жұмыс істейді, ал жаңа үлгінің сыныптық айнымалысы k-жақын көршілер көпшілігінің мәні болып табылады [8].

2-сурет



Дереккөзі: Lemaitre, Nogueira, Oliveira and Aridas, n.d.

Алдын ала өңдеу (Preprocessing). Алдын ала өңдеу – деректерді қолдануға мүмкіндік беретін маңызды міндет. Деректер жиынтығының алты параметрі категориялды деректер болып табылады және оларды кодтаушы арқылы сандық түрге айналдыру керек. Scikit-learn кітапханасы (Python) дискредиттік деректерді қарапайым сандық массивке түрлендіретін әдістерді ұсынады. Сонымен қатар деректерді оқыту және тестілеу үшін деректер жиынтығына бөлетін модельдер бар [10].

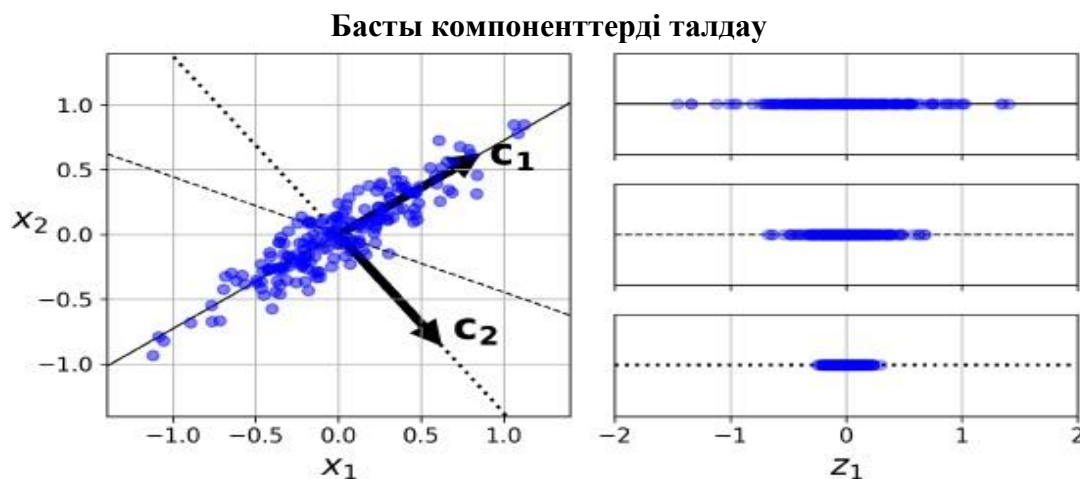
Алдын ала өңдеудің келесі маңызды бөлігі – деректерді шкалалау. Машина арқылы оқыту алгоритмдері әдетте Евклид қашықтық өлшемін қолданады. Осылайша, олар параметр шамасына сезімтал болады. Мысалы, алгоритмдер кредит сомасының үлкен мәндеріне байланысты деректер жиынтығындағы басқа параметрлерді елемейді. Олай болса, деректер жиынтығын қалыпқа келтіру үшін функцияларды масштабтау қажет. Бұл сонымен қатар құнын азайтады: кредиттік скоринг әдістері қалыпқа келтірілген мәліметтер жиынтығын тезірек талдайды. Жоғарыда аталған Python кітапханасы мына формула арқылы деректер жиынтығын қалыпқа келтіретін стандартты шкалалау әдістерін ұсынады:

$$z = \frac{x-\mu}{\sigma} \text{ (Boisberranger et al., n.d.)}$$

мұнда μ – орташа мәні және σ деректердің стандартты ауытқуы болып табылады [10].

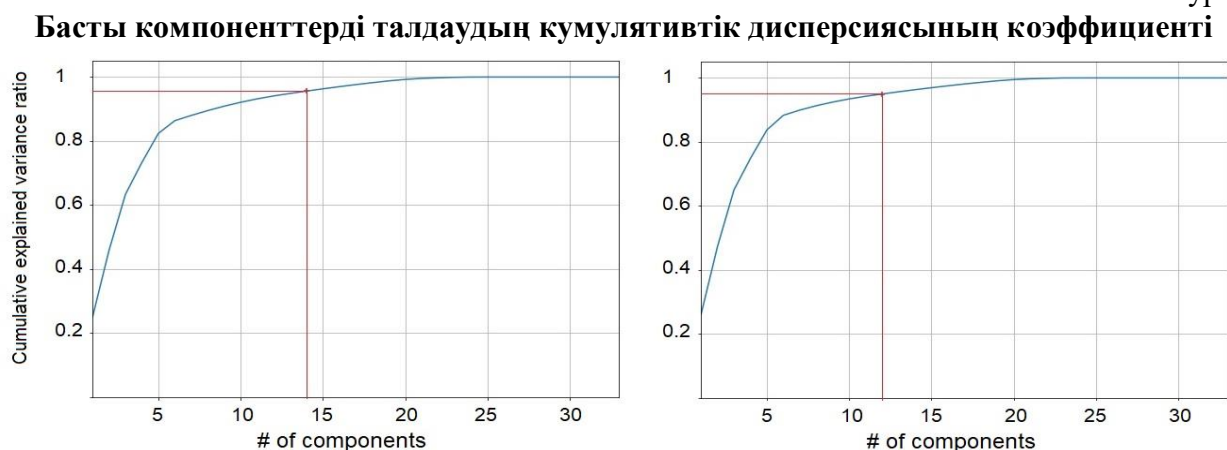
Басты компоненттер әдісі (Principal component analysis). Басты компоненттер әдісі (PCA) – өлшемді азайтудың белгілі әдістерінің бірі. Бұл ақпаратты барынша аз жоғалтумен деректер жиынтығының мөлшерін азайтуға көмектеседі [19]. Демек, бұл алгоритмді есептеу уақытын азайтады.

Алгоритм дұрыс гипержазықтықты таңдап, осы гипержазықтыққа деректерді түсіреді. Болжамнан кейін деректердің дисперсиясы негізгі компонент деп аталатын әрбір жаңа ось негізінде есептеледі. Бірінші компонент барынша көп дисперсияны сақтайды, ал соңғы компонент барынша аз дисперсияны сақтайды.



Дереккөзі: Geron, 2017

Басты компоненттер әдісі екі теңдестірілген деректер жиынтығы үшін де жасалады. Субдискредиттелген деректер жиынтығының нәтижесі алғашқы 14 компоненттің (бағандардың) деректер жиынтығының жалпы дисперсиясының 95%-ын қамту үшін жеткілікті екенін, ал қалған 19 компонентті жоюға болатындығын көрсетеді. Жалпы дисперсияның 95%-ын қамту қайта дискредиттелген деректер жиынтығының тек 12 компонентін пайдалану жеткілікті.



Дереккөзі: авторлар жасаған

Бұл зерттеуде деректер жиынтығына машина арқылы оқытудың 2 сызықты және 6 сызықты емес әдісі қолданылды. Негізгі мақсат – қай алгоритмнің басқалардан асып түсетінін анықтау. Сонымен қатар бұл зерттеу сызықтық және сызықтық емес алгоритмдерді салыстыруға және қарсы қойып салыстыруға көмектеседі.

Деректердің үлкен жиынтығын өңдеу мүмкіндігі алгоритмді таңдаудың басты өлшемшарты болып табылады. Сондықтан зерттеуде сызықтық сыныптауыш және тірек векторларының сыныптауышы (SVC) сияқты белгілі алгоритмдер қарастырылмады. Талдау мақсатында логистикалық регрессия, стохастикалық градиентті төмендеу сыныптауышы (SGD), Байес сыныптауышы, k-жақын көршілер (kNN), шешімдер тізбегі (decision tree), кездейсоқ мәндер (random tree), көп қабатты перцептрон сыныптауышы (MLP) (нейрондық желі сыныптауышы) және XGBoost қолданылып, нәтижелері талқыланды. Сызықтық емес алгоритмдердің кейбір гиперпараметрлері үлкен деректер жиынтығын өңдеудің мүмкін болмауына байланысты ескерілмейді.

Логистикалық регрессия (Logistic Regression). Атына қарамастан жіктеу үшін логистикалық регрессия қолданылады. Алгоритм ықтималдылықты мына формула бойынша оқытушы деректер жиынтығы негізінде есептейді:

$$P(y = 1|x) = \frac{1}{1 + e^{-(w_0 + w^T x)}}$$

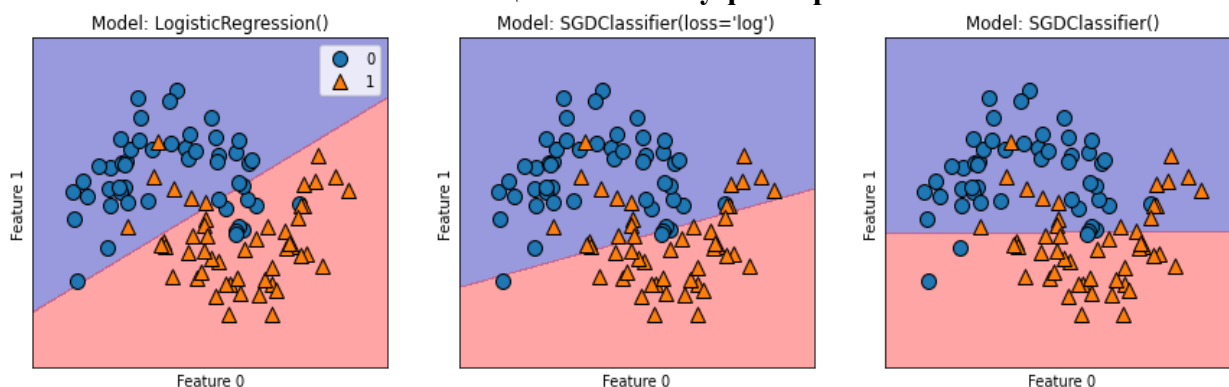
мұнда x – кіріс деректер, w_0 – скалярлық тоғысу векторы, ал W – параметрлер векторы [3]. Егер ықтималдық 50%-дан көп болса, кіріс деректер оң деп жіктеледі.

Дәлдікті арттыру үшін шешуші (solver) және реттеу параметрлері сияқты маңызды гиперөлшемдер орнатылды. Liblinear шешімі әдетте кішігірім деректер жиынтығы үшін қолданылады, ал sag және saga – ауқымды деректерді талдау үшін ең жақсы таңдау болып табылады, өйткені есептеу үшін аз уақыт қажет [10].

Айыппұл (penalty) – бұл айыппұл салу кезінде қолданылатын реттеу гиперпараметрі және ол шешушімен тығыз байланысты. Newton-cg, sag және lbfgs шешімдері тек «l2» айыппұлды қолдайды, ал saga шешімі elasticnet айыппұлын қолдайды. C – бұл реттеу күшіне кері шама, ол оң болуы тиіс. C ең аз мәні анағұрлым күшті реттеуді білдіреді [10].

5-сурет

Сызықты сыныптау үлгілері



Дереккөзі: авторлар жасады

Стохастикалық градиенттік түсу (Stochastic Gradient Descent (SGD)). SGD сыныптаушы – үлкен деректер жиынтығына қолданылатын сызықтық сыныптаушының тиімді әдістерінің бірі. Алгоритм бірінші қатардағы SGD оқыту рәсімін қолданады. Әдіс өлшемі берілген формула бойынша оқыту мысалдарымен итеративті түрде жаңартылады:

$$\omega = \omega - \eta \left[\alpha \frac{\partial R(\omega)}{\partial \omega} + \frac{\partial L(\omega^T x_i + b, y_i)}{\partial \omega} \right]$$

мұнда α – нормалау күшін басқаратын гиперөлшем, R – үлгінің күрделілігін төмендететін реттеу өрнегі, L – үлгінің сәйкестігін өлшейтін залал функциясы, η – оқу жылдамдығы, ал b – реттеусіз ұқсас түрде жаңартылатын қиылысу орны [10].

Градиенттік түсу – құн функциясын азайту үшін қолданылатын маңызды алгоритмдердің бірі [11]. Жалпы, градиенттік түсудің үш танымал түрі бар:

1. Жалпы градиенттік түсуі (Batch gradient descent);
2. Стохастикалық градиенттік түсуі (Stochastic gradient descent);
3. «Mini-batch» градиенттік түсуі (Mini-batch gradient descent).

Жалпы градиенттік түсуі оның өлшемдерін ескере отырып, алгоритм құны функциясының жеке туындысын есептейді. Басқаша айтқанда, алгоритм үлгі өлшемдерінің әртүрлі мәндері алгоритм құнының функциясына қалай әсер ететінін анықтайды. Әр кезеңде есептеу үшін бүкіл оқу деректерін пайдаланатыны оның кемшілігі болып табылады. Сондықтан алгоритм үлкен деректер жиынтығын өңдей алмайды [12].

Стохастикалық градиенттік түсуі бұл мәселені шешеді, өйткені ол оқу деректерінің кездейсоқ даналарын таңдайды және осы жалғыз дананың негізінде градиенттік түсуді есептейді. Екінші жағынан, пакеттік градиенттік түсуі құн функциясын біртіндеп

төмендетеді, ал алгоритм тоқтағанша, жоғары және төмен өзгереді. Алгоритм өлшемдердің оңтайлы мәндерін бере алмайды [12].

Mini-batch градиенттік түсуі оқу деректерінен аздаған іріктемені алады және жалпы градиенттік түсу алгоритмін есептейді. Сондықтан, құн функциясын есептеу нәтижесінде стохастикалық градиенттік түсуімен салыстырғанда қатесі аз [12].

Әдісте көптеген гиперөлшемдер бар, бұл оны өте күрделі етеді. Залалдар функциясы (loss function) сияқты маңызды өлшемдер және айыппұл (penalty) және альфа (alpha) сияқты реттеу өлшемдері үлгіні орнату процесінде ескеріледі. Hinge залал функциясы бар әдіс сызықтық SVM ретінде жұмыс істейді, log функциясымен логистикалық регрессия ретінде жұмыс істейді (du Boisberranger et al., N.d.) [10].

Алгоритм шкала белгілеуге өте әсерлі. Алайда, оны оңай іске асыруға болады және әсіресе үлкен деректер жиынтығы үшін өте тиімді (du Boisberranger et al., N.d.). Сонымен қатар, ол ОЗУ-да жазбаны сақтамай жұмысын жалғастырады [11].

Қарапайым байес сыныптауышы (Naïve Bayes classifier). Жалпы, қарапайым байес сыныптауышы (NB) әр өлшемнің тәуелсіздігін білдіретін Байес теоремасына негізделген:

$$P(y|x_1, \dots, x_n) = \frac{P(y) \prod_{i=1}^n P(x_i|y)}{P(x_1, \dots, x_n)} \quad [10]$$

Байес сыныптауышының бірнеше түрлері бар. Бұл зерттеуде Гаусс қарапайым Байес сыныптауыштары (Gaussian Naïve Bayes (GaussianNB)) берілген формула негізінде белгілердің ықтималдығын бағалау үшін қолданылады:

$$P(x_i|y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_y^2}} e^{-\frac{(x_i - \mu_y)^2}{2\sigma_y^2}}$$

мұнда орташа және стандартты ауытқу ең жоғарғы ықтималдылық арқылы бағаланады [10].

k-ближайшие соседи (kth Nearest Neighbors (kNN)). k-ең жақын көршілер – машиналық оқытудың қарапайым алгоритмдерінің бірі. Жақын көршілердің саны (k) осы алгоритмдегі негізгі өлшем болып табылады. Жаңа деректердің нәтижесі жақын көршілердің көптеген нәтижелері негізінде анықталады. Үлкен k мәні шудың әсерін басады, бірақ сыныптау шекарасында болады [10]. Қашықтық евклид қашықтық формуласы бойынша өлшенеді:

$$d(x_i, x_j) = \|x_i - x_j\| = \left[(x_i - x_j)^T (x_i - x_j) \right]^{1/2} \quad [4]$$

6-сурет



Шешімдер тізбегі (Decision Tree classifier). Шешімдер тізбегі бұл функцияларға негізделген шешім қабылдау ережелерін қолдану арқылы мақсатты нәтижені болжайтын қарапайым алгоритм. Сандық, категориялды сипаттамаларды және бірнеше шығару тәсілі бар есептерді өңдеу мүмкіндігі әдістің күшті жағы болып атылады. Тағы бір

артықшылығы – үлгінің қарапайымдылығы. Бірақ үлгі шамадан тыс күрделі жүйелерді жасай алады, бұл үлгіні қайта оқытуға әкеледі [10].

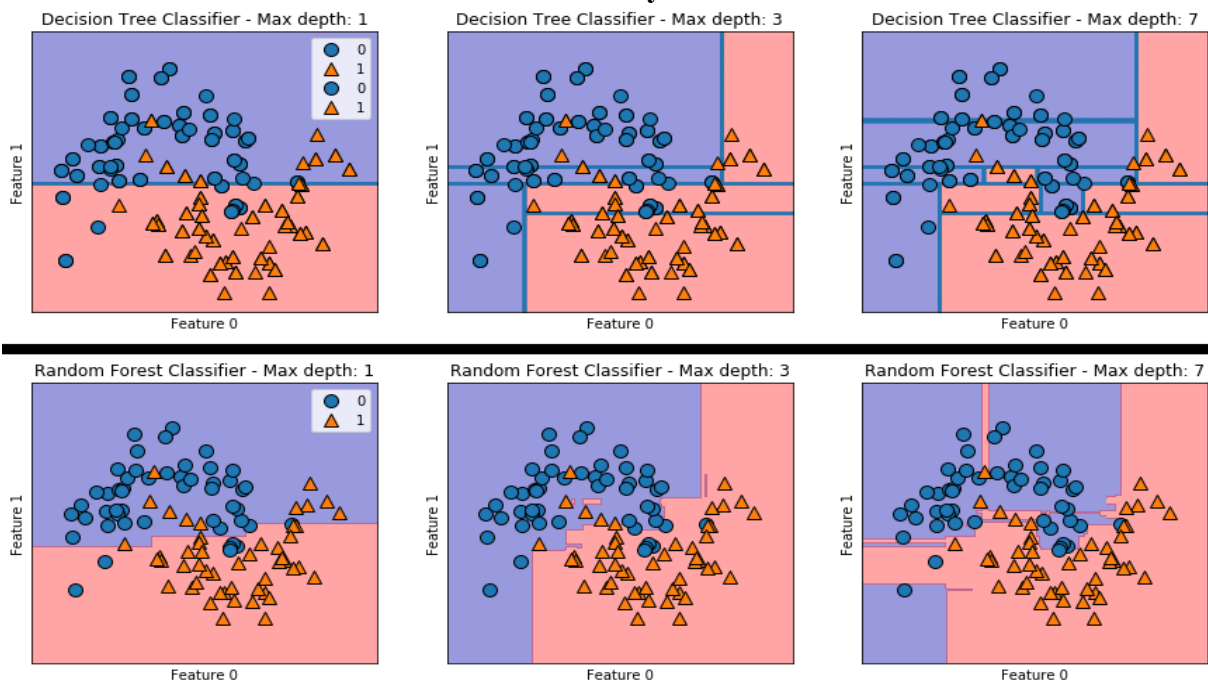
Үлгіні орнату процесінде жүйенің өлшемі мен ең жоғарғы тереңдігі ескеріледі. Бірінші өлшем – бөлу сапасын өлшейтін функция. Gini (Gini impurity) және entropy (information gain) - критерийлер функциясы үшін таңдаудың екі нұсқасы [10].

Кездейсоқ жиынтық (Random Forest Classifier). Кездейсоқ жиынтық сыныптаушы – бұл шешім жүйесі сыныптаушының барлық гиперөлшемдерін қамтитын ансамбльді сыныптау әдісі. Екі үлгінің айырмашылығы біріншісі функциялар жиынтығы арасында ең жақсы функцияны іздейді, ал екіншісі түйінді бөлу кезінде ең жақсы функцияны іздейді. Осылайша, жиынтықтың кездейсоқ сыныптаушы үлкен жүйеге әкеледі [12].

Шешімдер жүйесінің сыныптаушы жоғары дисперсияны көрсетеді, бұл қайта оқытуға әкеледі. Кездейсоқ жиынтық сыныптаушы әртүрлі жүйелерді біріктіреді, осылайша дисперсияны азайтады. Кейіннен ол шешім жүйе сыныптаушы қарағанда жақсы үлгі жасайды [10].

7-сурет

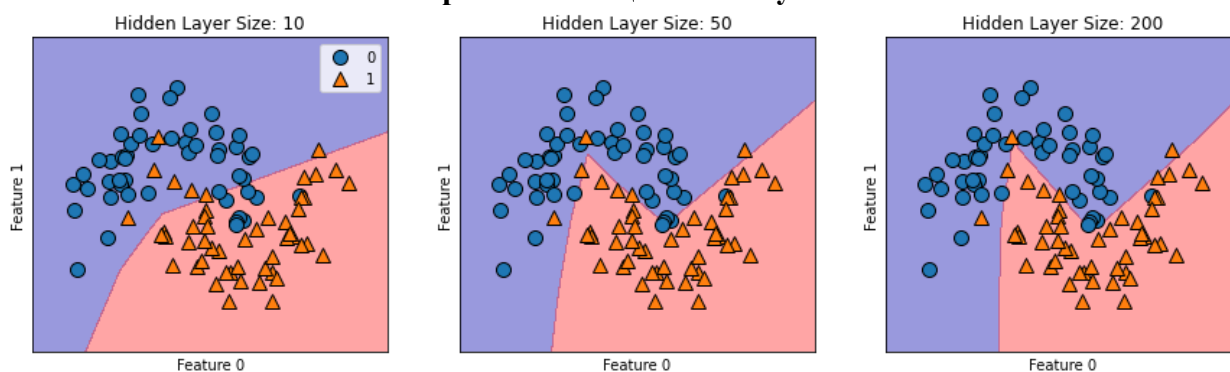
Шешімдер тізбегі және scikit-learn деректер жинағында кездейсоқ жиынтық сыныптаушы



Дереккөзі: авторлар жасады

Нейрон желілері (Көп қатпарлы перцептрон). Нейрондық желі – бұл адам миының құрылымымен рұхтандырылған үлгі. Алгоритмнің негізгі құрылымы кіріс, шығыс және жасырын қабаттардан тұрады. Жасырын қабаттардың мөлшері алгоритмнің маңызды гиперөлшем болып табылады. Әр деңгейде нөмірді қамтитын түйіндер бар және әр түйін алдыңғы деңгейдегі әр түйіннен сигнал алады және келесі деңгейдегі түйіндерге сигнал жібереді. Әр сигналдың салмағы мен кіру әсер етпейтін орын ауыстыруы бар [14].

Нейрон желісінің сыныптауышы



Дереккөзі: авторлар жасады

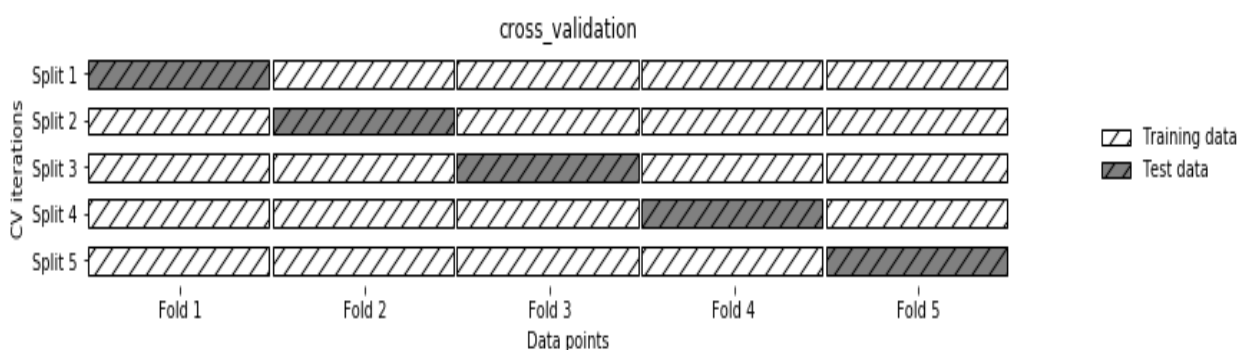
Нейрон желісінің маңызды белгілерінің бірі градиенттік түсу алгоритмі болады. Ол қорытынды мен есептелген қорытынды мәні арасындағы ауытқуды азайту үшін қолданылады. Нейрон желісі градиенттерді есептеу үшін кері таралуды қолданады. Содан кейін ол барлық ығысуларды жаңартады және қорытындыда бастап барлық түйіндердің салмағын реттейді [14].

XGBoost. Экстремалды градиенттік бустинг (*XGBoost*) – кеңінен қолданылатын алгоритмдердің бірі. Бұл градиенттік күшейткішпен шешім жүйелерін іске асыру. Модельдің орындау жылдамдығы мен өнімділігі градиентті жоғарылатудың басқа алгоритмдеріне қарағанда артықшылығы болып табылады [5].

Әдістің артықшылығы – масштабталуында. Ол сирек деректерді өңдеу үшін жаңа жүйелерді зерттеу алгоритмін қолданады және жетіспейтін мәндерді автоматты түрде өңдей алады. Әдістің тағы бір маңызды ерекшелігі – терең, оңтайландырылған жүйелер үшін жүйелерді кесу мүмкіндігі. Деректерді параллельді және бөліп өңдеу оны ең жылдам алгоритмдердің біріне айналдырады. Алгоритм деректерді өңдеуді жеңілдету және жылдамдату үшін жедел жадтан тыс есептеулерді қолданады. Сондықтан, бұл әдіс үлкен көлемдегі деректерді өңдеу үшін ең оңтайлы болып табылады. [9].

Кросс-валидация (Cross-validation). Қиылыстырып тексеру – бұл оқыту және тестілеу деректері негізінде әдістердің өнімділігін өлшеу үшін қолданылатын статистикалық әдіс. Қиылыстырып тексерудің жиі қолданылатын нұсқасы k -х өлшемді қиылыстырып тексеру, мұнда қатпарлар саны 5 немесе 10 құрайды [19]. Зерттеуде 9-суретте көрсетілгендей 5-еселік қиылыстырып тексеру қолданылды. Сондықтан деректер жиынтығы бес тең бөлікке бөлінеді. Егер деректердің бірінші бөлігі тестілік жиынтық ретінде пайдаланылса, қалғандары жаттығу іріктемесі болып табылады. Яғни, мақсат - деректер жиынтығының метрикаға негізінде үлгілердің дәлдігіне әсерін талдау.

Бес сатылы тоғыспалы валидация

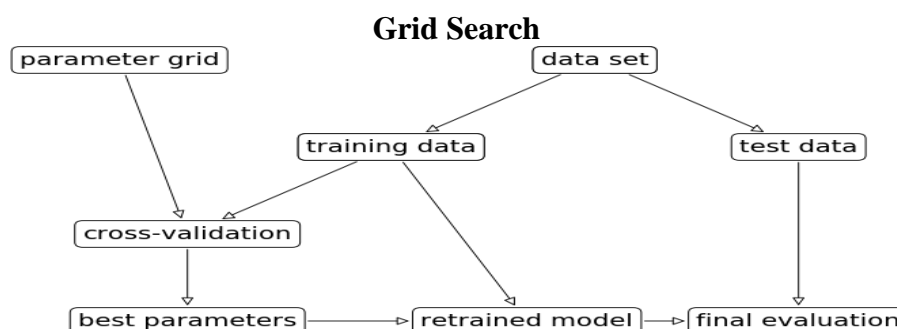


Дереккөзі: Mglеarn library (Mueller & Guido, 2017)

Тор бойынша іріктеу (Grid Search). Тор бойынша іріктеу – бұл модель құрудың соңғы кезеңі. Осы кезеңде таңдалған машиналық оқыту моделі ретке келтіріледі. Параметрлер торы – бұл алгоритмдердің барлық мүмкін гиперпараметрлерінің жиынтығын қамтитын ретке келтіру процесінің алғашқы қадамы.

Содан кейін басқа гиперпараметрлер жиынтығы бар модель оқу және тест деректеріне қолданылады. Бұл қадам модель ең жоғары көрсеткішті алатын параметрлер жиынтығын анықтауға көмектеседі. Модель ең жақсы гиперпараметрлер жиынтығын қолдана отырып қайта құрылады [19].

10-сурет



Дереккөзі: Mglern library (Mueller & Guido, 2017)

Модельді ретке келтіру үшін гиперпараметрлерді таңдау осы кезеңдегі маңызды мәселе болып табылады. Параметрлерді іріктеудің көп уақытты қажет ететінін ескере отырып, параметрлер торы ең маңызды параметрлер негізінде құрылды. Мысалы, жақын көршілердің жалғыз саны kNN моделін орнату үшін таңдалған параметр болды. Сондай-ақ, Kaggle-де қолданылатын параметрлердің торлары қолданылды (деректерді өңдеу жөніндегі мамандарға арналған веб-сайт).

Метрикалар (Metrics). Машиналық оқытуда регрессия, кластерлеу және жіктеу алгоритмдері әртүрлі өнімділік көрсеткіштерін қолданады. Жіктеу алгоритмдерінде екілік және мультикластық жіктеу үшін әртүрлі өлшемдер бар. Бұл зерттеуде модельдер тиімділігінің 6 көрсеткіші қолданылды:

1. Жіктеудің дұрыстығы (Accuracy score)
2. Дәлдік (Precision score)
3. Толықтық (Recall score)
4. F-өлшемі (F1 score)
5. Жаккар өлшемі (Jaccard score)
6. Қателердің қисық асты ауданы (The area under the receiving operating characteristic (ROC) curve)
7. Екі типтегі қателер үлесі (Type 2 error percentage)

Қателер матрицасы (Confusion matrix). Қателер матрицасы – бұл сыныптауыштың тиімділігін бағалау үшін қолданылатын матрицалық кесте. Ол әдетте жіктеу алгоритмінің дұрыс және бұрыс нәтижелерінің санын көрсетеді. Сондай-ақ, ол осы бөлімде түсіндірілетін бірінші және екінші типтегі қателер туралы ақпарат береді.

		Confusion matrix	
		Actual class (observation)	
Predicted class (expectation)	TP (true positive) Correct result	FP (false positive) Unexpected result	
	FN (false negative) Missing result	TN (true negative) Correct absence of result	

Дереккөзі: Binary classification (du Boisberranger et al., n.d.)

1. *Жіктеудің дұрыстығы (Accuracy score)*. Accuracy – зерттеудегі ең маңызды көрсеткіш. Сондай-ақ, ол торды іздеу кезінде модельді ретке келтіру үшін бағалау көрсеткіші ретінде қолданылады. Метрика модельдің дұрыс нәтижелерінің үлесін көрсетеді:

$$Accuracy(y_{true}, y_{pred}) = \frac{1}{n_{samples}} \sum_{i=0}^{n_{samples}-1} 1(if y_{true} = y_{pred}) [10]$$

$$= \frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN} [12]; [19]$$

2. *Дәлдік (Precision score)*. Дәлдік көрсеткіші – бұл жалпы оң болжамдар санына бөлінген дұрыс оң болжамдардың саны.

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} [12]; [19]$$

3. *Толықтық (Recall score)*. Толықтық – бұл нақты оң нәтижелер санына бөлінген дұрыс оң болжамдардың саны.

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} [12]; [19]$$

4. *F-өлшемі (F1 score)*. Дәлдік пен толықтық – маңызды көрсеткіштер. Бірақ, олардың ешбірі жеке алғанда толық сипатын бере алмайды. F-өлшемі – екілік жіктеу үшін қолданылатын тағы бір метрика және дәлдік пен толықтықтың гармоникалық орташа мәні (Geron, 2019; Mueller & Guido; 2017).

$$F_1 = \frac{2}{\frac{1}{precision} + \frac{1}{recall}} = 2 \times \frac{precision \times recall}{precision + recall} = \frac{TP}{TP + \frac{FN + FP}{2}} [12]$$

5. *Жаккар өлшемі (Jaccard similarity coefficient score)*. Жаккар өлшемі (JSC) – бұл оларды біріктіру үшін нақты және болжамды шешімнің қиылысуы.

$$JSC = \frac{TP}{TP + FP + FN} = \frac{F_1}{2 - F_1} [16]$$

6. *Қателердің қисық асты ауданы (Area under ROC curve)*. ROC қисығы екілік сыныптауыштардың өнімділігін талдаудың маңызды құралы болып табылады. Бұл FP мөлшерлемесіне қатысты TP пайыздық мөлшерлемесін көрсететін сызықтық қисық. Бұл қисық астындағы аудан – сыныптауыштарды салыстырудың тағы бір әдісі болып табылады [12].

Бұл көрсеткіштердің мәні 0-ден 1-ге дейін өзгереді: мәні неғұрлым жоғары болса, соғұрлым модель де тұтынушылық кредиттеуді талдауға сай болады. Сонымен қатар, бұл өлшемдер өте тығыз байланысты.

7. *Екі типтегі қателер үлесі (Type 2 percentage)*. Машиналық оқыту сыныптауыштарының статистикалық модельдер ретінде бірінші және екінші типтегі қателері болады. Бірінші типтегі қате жалған оң нәтиже ретінде де белгілі (FP) [21]. Мысалы, екінші деңгейдегі коммерциялық банктердің бірі кредиттік скоринг модельдерін енгізеді. Модель тұтынушыға несие беруден бас тартады, өйткені ол болашақта жұмыс істемейтін несие болады деп мәлімдейді. Бірақ, негізінде, тұтынушы несие толығымен өтей алады. Бұл жағдайда банктер борышты шығарудан бас тартады, бірақ бұл банктің өтімділігі мен төлем қабілеттілігіне айтарлықтай әсер етпейді

Жалған теріс (FN) - қателердің тағы бір түрі, ол екінші типтегі қате ретінде де белгілі [21]. Банк тұтынушыға машиналық оқыту нәтижелері негізінде борыш береді делік, онда тұтынушы оны міндетті түрде төлейтіні бекітіледі. Шындығында, несие жұмыс істемейді, бұл банктің өтімділігіне теріс әсер етеді. 2-ші типтегі қатенің жоғары пайызы модельдің қаншалықты нашар екендігін көрсетеді.

4. Алынған нәтижелерді талқылау.

Алдында айтып өткендей, мажоритарлық сыныпты кездейсоқ жою және миноритарлық сыныпты кездейсоқ қайталау әдістері ең жақсы семплинг стратегиясы емес. Біріншісі ақпараттың жоғалуына, екіншісі – қайта оқыту проблемаларына әкеледі. Одан басқа, мажоритарлық сыныпты кездейсоқ жою осы зерттеуде нормативтік деректерді бейімдеудің жалғыз тәсілі болды. Бұл бөлімде олар қолданылған мәліметтер негізінде барлық сыныптауыштардың нәтижесі талқыланады.

Субдискредиттелген деректер (Undersampling data). Зерттеу нәтижелері, сызықтық сыныптауыштар және қарапайым Байес сыныптауышы кредиттік скорингті модельдеудің ең жақсы нұсқалары емес. 3-кесте барлық сыныптауыштардың жеткілікті түрде сәйкес келмеу проблемалары болғанын көрсетеді: алгоритмдер оқу деректерін нашар модельдеді және тестілеу деректеріндегі тапсырманы дұрыс орындамады.

3-кесте

Accuracy of classifiers applied to undersampled data

	Linear Models		Non-Linear Models					
	Logistic Regression	SGD	Naïve Bayes	kNN	Decision Tree	Random Forest	Neural Networks	XGB
<i>Training</i>	58,6%	58,7%	59,0%	68,6%	68,3%	64,9%	70,8%	69,6%
<i>Testing</i>	58,7%	58,9%	59,0%	67,1%	65,9%	64,6%	70,0%	67,2%

Дереккөзі: авторлар жасаған

Басқа метрикалар бойынша төмен көрсеткіштерге қарамастан, стохастикалық градиентті түсіру сыныптауышы (SGD) екінші типтегі қателердің ең төменгі үлестерінің бірін көрсетті. Осы уақытта нейрондық желілердің сыныптауышы көптеген метрикалар негізінде жеткіліксіз іріктелген деректерге қолданылатын модельдер арасында өте жақсы нәтиже көрсетті. Алайда, 2-ші типтегі қателердің жоғары пайызы, сондай-ақ деректерді өндеуге көп уақыт жұмсау қажеттілігі оны басқаларынан артық жасамайды. Нәтижесінде, градиенттің экстремалды үдеткіш (XGB) сыныптауыш моделі оңтайлы метрикалық көрсеткіштері: көлемі жағынан жіктеудің дұрыстығының екінші көрсеткіші және көлемі жағынан екінші типтегі қателердің екінші пайызы бар кредиттік скорингті модельдеудің ең қолайлы нұсқасы болып табылады.

Models and performance results

		Metrics						
		Accuracy	Precision	Recall	F1	JSC	AUC_ROC	Type 2 error
Linear	Logistic Regression	58,7%	59,0%	58,5%	58,7%	41,6%	58,7%	20,8%
	SGD	58,9%	57,9%	66,5%	61,9%	44,8%	58,9%	16,8%
Non-Linear	Naïve Bayes	59,0%	60,1%	54,3%	57,0%	39,9%	59,0%	23,0%
	kNN	67,1%	68,4%	64,0%	66,1%	49,4%	67,1%	18,6%
	Decision Tree	65,9%	66,9%	63,5%	65,2%	48,3%	65,9%	18,3%
	Random Forest	64,6%	63,5%	69,4%	66,3%	49,6%	64,6%	15,4%
	Neural Networks	70,0%	72,8%	64,1%	68,2%	51,7%	70,0%	18,0%
	XGB	67,2%	67,4%	67,3%	67,4%	50,8%	67,2%	16,4%

Дереккөзі: авторлар құрастырған

Қайта дискредиттелген деректер (*Oversampled data*). Жалпы алғанда, сыныптауыштар SMOTE қайта іріктеу әдісі негізінде құрылған артық іріктеме деректерімен әлдеқайда жақсы жұмыс істеді, бұл деректерге қосымша ақпарат берді. Бұл ретте, сызықтық сыныптауыштар мен қарапайым Байес сыныптауышы ең нашар нәтижелер көрсетті. Басқа сыныптауыштар оқуға арналған деректер жиынтығымен, сондай-ақ артық іріктеме деректерімен жұмыс жасауда оң нәтиже көрсетті.

Accuracy of classifiers applied to oversampled data

	Linear Models		Non-Linear Models					
	Logistic Regression	SGD	Naïve Bayes	kNN	Decision Tree	Random Forest	Neural Networks	XGB
Training	64,1%	64,1%	64,9%	99,9%	76,8%	99,6%	73,6%	74,6%
Testing	64,1%	64,1%	64,9%	83,5%	75,3%	84,8%	73,6%	74,4%

Дереккөзі: авторлар жасаған

Нейрондық желілер перспективалы үлгі болды, бірақ жеткіліксіз және артық іріктеме деректері үшін үлгі көрсеткіші арасында шамалы айырмашылық бар. Артық іріктеме деректерінің дәлдігі жеткіліксіз іріктеме деректерімен салыстырғанда жоғарылағанына қарамастан, нейрондық желілер сызықты емес үлгілерден асып кете алмады.

6-кестеге сәйкес k-жақын көршілер мен кездейсоқ жиынтықтардың сыныптауыштары барлық көрсеткіштер бойынша басқа сыныптауыштардан асып түсті. Сонымен қатар, екі үлгі де 2-ші түрдегі қателіктердің ең төменгі пайызын көрсетті. Алайда, кездейсоқ жиынтық сыныптауышы дәлдіктен басқа барлық көрсеткіштер бойынша k-жақын көршілердің сыныптауышынан асып түсті.

Models and performance results

		Metrics						
		Accuracy	Precision	Recall	F1	JSC	AUC_ROC	Type 2 error
Linear	Logistic Regression	64,1%	63,9%	65,1%	64,5%	47,6%	64,1%	17,5%
	SGD	64,1%	63,9%	65,1%	64,5%	47,6%	64,1%	17,5%
Non-Linear	Naïve Bayes	64,9%	62,6%	74,2%	67,9%	51,4%	64,9%	12,9%
	kNN	83,5%	85,2%	81,0%	83,0%	71,0%	83,5%	9,5%
	Decision Tree	75,3%	74,8%	76,2%	75,5%	60,7%	75,3%	11,9%
	Random Forest	84,8%	84,7%	85,0%	84,8%	73,6%	84,8%	7,5%
	Neural Networks	73,6%	71,2%	79,1%	75,0%	60,0%	73,6%	10,5%
	XGB	74,4%	73,5%	76,2%	74,9%	59,8%	74,4%	11,9%

Дереккөзі: авторлар жасаған

Қорытынды

Зерттеу нәтижелері машиналық оқыту үлгілері орталық банк жинаған реттеуші деректер негізінде жақсы жұмыс істейтінін көрсетті. Сонымен қатар, машиналық оқыту алгоритмдері арқылы тұтынушылық кредиттерді талдау тұтынушылық қарыз алушылардың ерекшеліктерін (жаман және жақсы) бірегей түсінуді көрсетті, сондай-ақ банктер берген тұтынушылық кредиттердің дұрыстығын тексеру үшін ақпарат берді.

Бұл зерттеуде біз деректердің сапасын тексеру (қажет емес айнымалыларды жою үшін ретке келтіру және тазалау рәсімдері кезінде) және көптеген санаттардың пайдасына ығысуды болдырмау үшін теңгерімсіз оқыту деректерімен жұмыс істеу өте маңызды екенін көрсеттік.

Үлгілер болжамдарының дәлдігін бағалау бөлігінде SMOTE әдісімен түзетілген артық іріктеме деректері мажоритарлық сыныпты кездейсоқ жою стратегиясымен өңделген деректермен салыстырғанда анағұрлым перспективалы нәтижелер көрсетті. Басқаша айтқанда, SMOTE арқылы түзетілген (передискредитированные) алдын ала тексерілген деректер ақпараттың жоғалуын азайтуға және болжаудың тиімділігін арттыруға көмектесті. Жақсы таңдалған оқу деректері бар үлгілер субдискредиттелген деректермен салыстырғанда, қайта дискредиттелген (передискредитированные) деректермен жақсы жұмыс істеді.

Сонымен қатар, сызықты емес үлгілер сызықтық үлгілерге қарағанда дәлірек болжамдарды көрсетті. Атап айтқанда, кездейсоқ жиынтық сыныптауыштары және k-жақын көршілер сияқты сызықтық емес үлгілер басқа сыныптауыштар үлгілерінен асып түсті. Екінші жағынан, логистикалық регрессия және SGD сыныптауышы сияқты сызықтық үлгілер салыстырылатын сегіз үлгінің ішіндегі ең нашар нәтижелерді көрсетті.

Қорытындылай келе, реттеуші деректерге негізделген үлгілер екінші деңгейдегі банктер берген тұтынушылық кредиттер бойынша кредиттік тәуекелді бағалау үшін барабар негіз бола алады, сондай-ақ орталық банкке ықтимал жүйелік тәуекелдерді болжауға көмектеседі деп қорытынды жасауға болады. Сонымен, зерттеу нәтижелері бойынша кредиттік тәуекелді машиналық оқыту арқылы бағалау тұтынушылық кредит беретін екінші деңгейлі банктерді реттеуге жақсы қосымша бола алады.

Осы зерттеуді одан әрі дамыту үшін бірнеше бағыт болжанады. Ең алдымен, алгоритмдерінің өнімділігіне оң әсер етуі мүмкін қарыз алушылардың әлеуметтік-демографиялық сипаттамаларымен қолда бар деректер жиынтығын толықтыру қажет [13].

Үлгілеу бөлігінде үлгілердің тиімділігін арттыратын бірнеше тәсілдер қарастырылады:

- а) машиналық оқытудың гибридті әдістерін қолдану

- б) машиналық оқытудың заманауи алгоритмдерін (CatBoost, Light GBM) қолдану
с) өлшемдер торына және семплинг стратегиясына қосымша өлшемдерді қосу.

Пайдаланылған әдебиет тізімі

1. Addo, P., Guegan, D., & Hassani, B. (2018). Credit Risk Analysis Using Machine and Deep Learning Models. *Risks*, 6(2), 38. doi: 10.3390/risks6020038
2. Alencar, R. (2017). Resampling strategies for imbalanced datasets. Retrieved from <https://www.kaggle.com/rafjaa/resampling-strategies-for-imbalanced-datasets>
3. Baesens, B., Van Gestel, T., Viaene, S., Stepanova, M., Suykens, J., & Vanthienen, J. (2003). Benchmarking state-of-the-art classification algorithms for credit scoring. *Journal of The Operational Research Society*, 54(6), 627-635. doi: 10.1057/palgrave.jors.2601545
4. Brown, I., & Mues, C. (2012). An experimental comparison of classification algorithms for imbalanced credit scoring data sets. *Expert Systems with Applications*, 39(3), 3446-3453. doi: 10.1016/j.eswa.2011.09.033
5. Brownlee, J. (2016). A Gentle Introduction to XGBoost for Applied Machine Learning. Retrieved from <https://machinelearningmastery.com/gentle-introduction-xgboost-applied-machine-learning/>
6. Brownlee, J. (2016). Metrics to Evaluate Machine Learning Algorithms in Python. Retrieved from <https://machinelearningmastery.com/metrics-evaluate-machine-learning-algorithms-python/>
7. Brownlee, J. (2020). SMOTE for Imbalanced Classification with Python. Retrieved from <https://machinelearningmastery.com/smote-oversampling-for-imbalanced-classification/>
8. Chawla, N., Bowyer, K., Hall, L., & Kegelmeyer, W. (2002). SMOTE: Synthetic Minority Over-sampling Technique. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 16, 321-357. Doi: 10.1613/jair.953
9. Chen, T., & Guestrin, C. (2016). XGBoost: A Scalable Tree Boosting System. *Proceedings of The 22Nd ACM SIGKDD International Conference On Knowledge Discovery and Data Mining*, 785–794. doi: 10.1145/2939672.2939785
10. du Boisberranger, J., Van den Bossche, J., Esteve, L., Fan, T., Gramfort, A., & Grisel, O. et al. User guide: contents – scikit-learn 0.23.2 documentation. Retrieved from https://scikit-learn.org/stable/user_guide.html
11. Fuchs, M. (2019). Introduction to SGD Classifier - Michael Fuchs Python. Retrieved from <https://michael-fuchs-python.netlify.app/2019/11/11/introduction-to-sgd-classifier/>
12. Geron, A. (2019). *Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow* (2nd ed.). Sebastopol, California: O'Reilly Media, Incorporated.
13. Grier, W. (2012). *Credit analysis of financial institutions* (2nd ed., pp. 294-296). London: Euromoney Institutional Investor PLC.
14. Hansen, C. (2019). Neural Networks: Feedforward and Backpropagation Explained. Retrieved from <https://mlfromscratch.com/neural-networks-explained/#overview>
15. Henley, W., & Hand, D. (1996). A k-Nearest-Neighbour Classifier for Assessing Consumer Credit Risk. *The Statistician*, 45(1), 77. doi: 10.2307/2348414
16. Labatut, V., & Cherifi, H. (2011). Evaluation of Performance Measures for Classifiers Comparison. *Ubiquitous Computing and Communication Journal*, 6, 21-34. Retrieved from <https://arxiv.org/abs/1112.4133>
17. Lemaitre, G., Nogueira, F., Oliveira, D., & Aridas, C. 2. Over-sampling – imbalanced-learn 0.5.0 documentation. Retrieved from https://imbalanced-learn.readthedocs.io/en/stable/over_sampling.html#smote-adasyn
18. Lessmann, S., Baesens, B., Seow, H., & Thomas, L. (2015). Benchmarking state-of-the-art classification algorithms for credit scoring: An update of research. *European Journal of Operational Research*, 247(1), 124-136. doi: 10.1016/j.ejor.2015.05.030
19. Mueller, A., & Guido, S. (2017). *Introduction to Machine Learning with Python* (1st ed.). Sebastopol, California: O'Reilly Media.

20. Munkhdalai, L., Munkhdalai, T., Namsrai, O., Lee, J., & Ryu, K. (2019). An Empirical Comparison of Machine-Learning Methods on Bank Client Credit Assessments. *Sustainability*, *11*(3), 699. doi: 10.3390/su11030699

21. Schmarzo, B. (2018). Understanding Type 1 and Type 2 Errors [Blog]. Retrieved from <https://www.datasciencecentral.com/profiles/blogs/understanding-type-i-and-type-ii-errors>

22. Tsai, C., & Chen, M. (2010). Credit rating by hybrid machine learning techniques. *Applied Soft Computing*, *10*(2), 374-380. doi: 10.1016/j.asoc.2009.08.003

Қосымша

Маңызды кітапханалар

```
import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
import matplotlib
import os
path = 'E:\...' # файл орналасқан құжатқа жолды таңдау
os.chdir(path)
df_ml = pd.read_csv('filename.csv')
X_df = df_ml.iloc[:, :-1].values
y_df = df_ml.iloc[:, -1].values
```

Imblearn кітапханасынан мажоритарлық сыныпты кездейсоқ жою

```
from imblearn.under_sampling import RandomUnderSampler as rus
us = rus(random_state=42)
X, y = us.fit_resample(X_df, y_df)
```

Imblearn кітапханасынан SMOTE-NC стратегиясы

```
from imblearn.over_sampling import SMOTENC
sm = SMOTENC(random_state=42, categorical_features=[0,1,2,3,4,5]) # бастапқы деректерде
категориялды айнымалылар бар
X, y = sm.fit(X_df, y_df)
```

Категориялды айнымалыларды кодтау

```
from sklearn.compose import ColumnTransformer
from sklearn.preprocessing import OneHotEncoder
```

категориялды айнымалылардың бірінші бағанында 18 түрлі айнымалы болды (үш қала мен аймақ (сонымен бірге бір аймақтың бұрынғы атауы)), осылайша 18 жол құрылды

```
ct0 = ColumnTransformer(transformers=[('encoder', OneHotEncoder(), [0])],
remainder='passthrough')
X=np.array(ct0.fit_transform(X))
```

категориялды айнымалылардың екінші бағанында 4 түрлі айнымалы болды (қарыз берілген валютаның төрт түрі), осылайша 4 жол құрылды

```
ct1 = ColumnTransformer(transformers=[('encoder', OneHotEncoder(), [18])],
remainder='passthrough')
X=np.array(ct1.fit_transform(X))
```

категориялды айнымалылардың үшінші бағанында 2 түрлі айнымалы болды (несие картасы немесе қарыз), осылайша 2 жол құрылды

```
ct2 = ColumnTransformer(transformers=[('encoder', OneHotEncoder(), [18])],
remainder='passthrough')
X=np.array(ct2.fit_transform(X))
```

категориялды айнымалылардың төртінші бағанында 2 түрлі айнымалы (тұтынушылық немесе автокредиттеу) болды, осылайша 2 жол құрылды

```
ct3 = ColumnTransformer(transformers=[('encoder', OneHotEncoder(), [18])],
remainder='passthrough')
X=np.array(ct3.fit_transform(X))
```

```
# категориялды айнымалылардың бесінші бағанында 2 түрлі айнымалы (еркек немесе әйел) болды, осылайша 2 жол құрылды
```

```
ct4 = ColumnTransformer(transformers=[('encoder', OneHotEncoder(),[18])],  
remainder='passthrough')  
X=np.array(ct4.fit_transform(X))
```

```
# категориялды айнымалылардың алтыншы бағанында 2 түрлі айнымалы (резидент немесе бейрезидент) болды, осылайша 2 жол құрылды
```

```
ct5 = ColumnTransformer(transformers=[('encoder', OneHotEncoder(),[18])],  
remainder='passthrough')  
X=np.array(ct5.fit_transform(X))
```

```
# y айнымалы Label Encoder
```

```
from sklearn.preprocessing import LabelEncoder  
le = LabelEncoder()  
y = le.fit_transform(y)
```

```
# деректерді оқыту және тестілеу жиынтығына бөлу
```

```
from sklearn.model_selection import train_test_split  
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X,y,test_size=0.2, random_state=1)
```

```
# шкалалау
```

```
from sklearn.preprocessing import StandardScaler  
sc = StandardScaler()  
X_train[:, -3:] = sc.fit_transform(X_train[:, -3:])  
X_test[:, -3:] = sc.transform(X_test[:, -3:])
```

```
# Негізгі компоненттер әдісі (Principal component analysis (PCA))
```

```
from sklearn.decomposition import PCA  
pca = PCA(n_components=a) # a is quantity where cumulative explained variance ratio > 95%  
X_train = pca.fit_transform(X_train)  
X_test = pca.transform(X_test)
```

```
# Логистикалық регрессия
```

```
from sklearn.linear_model import LogisticRegression  
log = LogisticRegression().fit(X_train,y_train)  
y_tr_log_pred = log.predict(X_train)  
y_ts_log_pred = log.predict(X_test)
```

```
# Стохастикалық градиенттің түсуі
```

```
from sklearn.linear_model import SGDClassifier  
sgd=SGDClassifier().fit(X_train,y_train)  
y_tr_sgd_pred = sgd.predict(X_train)  
y_ts_sgd_pred = sgd.predict(X_test)
```

```
# Гаусс қарапайым байес сыныптауышы
```

```
from sklearn.naive_bayes import GaussianNB  
nbc = GaussianNB().fit(X_train,y_train)  
y_tr_nb_pred = nbc.predict(X_train)  
y_ts_nb_pred = nbc.predict(X_test)
```

```
# k-жақын көршілер
```

```
from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier
knn=KNeighborsClassifier().fit(X_train,y_train)
y_tr_knn_pred = knn.predict(X_train)
y_ts_knn_pred = knn.predict(X_test)
```

Шешімдер тізбегі

```
from sklearn.tree import DecisionTreeClassifier
dtc=DecisionTreeClassifier(max_depth=14, criterion='entropy').fit(X_train,y_train)
y_tr_dt_pred = dtc.predict(X_train)
y_ts_dt_pred = dtc.predict(X_test)
```

Кездейсоқ жиынтық

```
from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier
rfc=RandomForestClassifier().fit(X_train,y_train)
y_tr_rf_pred = rfc.predict(X_train)
y_ts_rf_pred = rfc.predict(X_test)
```

Көпқабатты персептрон

```
from sklearn.neural_network import MLPClassifier
nnc = MLPClassifier().fit(X_train,y_train)
y_tr_nnc_pred = nnc.predict(X_train)
y_ts_nnc_pred = nnc.predict(X_test)
```

XGBoost

```
from xgboost import XGBClassifier
xgb = XGBClassifier().fit(X_train,y_train)
y_tr_xgb_pred = xgb.predict(X_train)
y_ts_xgb_pred = xgb.predict(X_test)
```

Кросс-валидация

```
from sklearn.model_selection import cross_val_score
accuracies = cross_val_score(estimator = xgb, X = X_train, y = y_train, cv = 5)
print('Accuracy: {:.2f} %'.format(accuracies.mean()*100))
print('Standard deviation: {:.2f} %'.format(accuracies.std()*100))
```

Ескертпе: тоғыспалы тексеру нәтижесін талдау үшін XGB орнына басқа үлгілерді қояға болады.

Логистикалық регрессия үшін торды іріктеу

```
from sklearn.model_selection import GridSearchCV
parameters = [{'penalty': ['none'], 'solver':['newton-cg', 'sag', 'saga', 'lbfgs']},
               {'penalty': ['elasticnet'], 'C': [0.01, 0.1, 0.25, 0.5, 0.75, 1, 5, 10], 'solver':['saga']},
               {'penalty': ['l2'], 'C': [0.01, 0.1, 0.25, 0.5, 0.75, 1, 5, 10], 'solver':['newton-cg', 'sag',
'saga', 'lbfgs']}]
grid_search = GridSearchCV(estimator = log,
                           param_grid = parameters,
                           scoring = 'accuracy',
                           cv = 5,
                           n_jobs = -1)
grid_search.fit(X_train, y_train)
best_accuracy = grid_search.best_score_
best_parameters = grid_search.best_params_
```

```
print('Best accuracy: {:.2f} %'.format(best_accuracy*100))  
print('Best parameters: ',best_parameters)
```

```
# Түсудің стохастикалық градиенті үшін тор бойынша сұрыптау  
from sklearn.model_selection import GridSearchCV  
parameters = [{"loss" : ["hinge", "log", "squared_hinge", "modified_huber"],  
               "alpha" : [0.0001, 0.001, 0.01, 0.1], "penalty" : ["l2", "l1", "none"]}]  
grid_search = GridSearchCV(estimator = sgd,  
                           param_grid = parameters,  
                           scoring = 'accuracy',  
                           cv = 5,  
                           n_jobs = -1)  
grid_search.fit(X_train, y_train)  
best_accuracy = grid_search.best_score_  
best_parameters = grid_search.best_params_  
print('Best accuracy: {:.2f} %'.format(best_accuracy*100))  
print('Best parameters: ',best_parameters)
```

```
# Гаусс қарапайым байес сыныптаушы үшін тор бойынша сұрыптау  
from sklearn.model_selection import GridSearchCV  
parameters = [{'var_smoothing': [1e-12,1e-10,1e-7,1e-4,1e-3,1e-2,1e-1,1,10]}]  
grid_search = GridSearchCV(estimator = nbc,  
                           param_grid = parameters,  
                           scoring = 'accuracy',  
                           cv = 5,  
                           n_jobs = -1)  
grid_search.fit(X_train, y_train)  
best_accuracy = grid_search.best_score_  
best_parameters = grid_search.best_params_  
print('Best accuracy: {:.2f} %'.format(best_accuracy*100))  
print('Best parameters: ',best_parameters)
```

```
# К-жақын көршілер үшін тор бойынша сұрыптау  
from sklearn.model_selection import GridSearchCV  
parameters = [{'n_neighbors': list(range(1, 81))}]  
grid_search = GridSearchCV(estimator = knn,  
                           param_grid = parameters,  
                           scoring = 'accuracy',  
                           cv = 5,  
                           n_jobs = -1)  
grid_search.fit(X_train, y_train)  
best_accuracy = grid_search.best_score_  
best_parameters = grid_search.best_params_  
print('Best accuracy: {:.2f} %'.format(best_accuracy*100))  
print('Best parameters: ',best_parameters)
```

```
# Шешімдер тізбегі үшін тор бойынша сұрыптау  
from sklearn.model_selection import GridSearchCV  
parameters = [{'criterion':['gini', 'entropy'],'max_depth': list(range(1,21))}]  
grid_search = GridSearchCV(estimator = dtc,  
                           param_grid = parameters,  
                           scoring = 'accuracy',
```



```
cv = 5,  
n_jobs = -1)  
grid_search.fit(X_train, y_train)  
best_accuracy = grid_search.best_score_  
best_parameters = grid_search.best_params_  
print('Best accuracy: {:.2f} %'.format(best_accuracy*100))  
print('Best parameters: ',best_parameters)
```

Кездейсоқ жиынтық үшін тор бойынша сұрыптау

```
from sklearn.model_selection import GridSearchCV  
parameters = [{'n_estimators': list(range(1,21)), 'max_features': ['auto', 'sqrt', 'log2'],  
               'max_depth': ['None',8], 'criterion': ['gini', 'entropy']}]  
grid_search = GridSearchCV(estimator = rfc,  
                           param_grid = parameters,  
                           scoring = 'accuracy',  
                           cv = 5,  
                           n_jobs = -1)  
grid_search.fit(X_train, y_train)  
best_accuracy = grid_search.best_score_  
best_parameters = grid_search.best_params_  
print('Best accuracy: {:.2f} %'.format(best_accuracy*100))  
print('Best parameters: ',best_parameters)
```

Көп қабатты персептрон үшін тор бойынша сұрыптау

```
from sklearn.model_selection import GridSearchCV  
parameters = [{'hidden_layer_sizes':[100,200,300,[200,50],[100,100],[200,100]],  
              'activation':['identity','logistic','tanh','relu'],  
              'solver': ['adam'],  
              'learning_rate':['constant','invscaling','adaptive'],  
              'max_iter': [1000,1500,2000 ]}]  
grid_search = GridSearchCV(estimator = nnc,  
                           param_grid = parameters,  
                           scoring = 'accuracy',  
                           cv = 5,  
                           n_jobs = -1)  
grid_search.fit(X_train, y_train)  
best_accuracy = grid_search.best_score_  
best_parameters = grid_search.best_params_  
print('Best accuracy: {:.2f} %'.format(best_accuracy*100))  
print('Best parameters: ',best_parameters)
```

XGBoost үшін тор бойынша сұрыптау

```
from sklearn.model_selection import GridSearchCV  
parameters = [{'n_estimators': [1000], #number of trees, change it to 1000 for better results  
              'max_depth': [6,7,8],  
              'learning_rate': [0.05], #so called `eta` value  
              'objective':['binary:logistic'],  
              'tree_method':['exact'],  
              'min_child_weight': [11],  
              'subsample': [0.8],  
              'colsample_bytree': [0.7]}]
```

```
grid_search = GridSearchCV(estimator = xgb,  
                           param_grid = parameters,  
                           scoring = 'accuracy',  
                           cv = 5,  
                           n_jobs = -1)  
grid_search.fit(X_train, y_train)  
best_accuracy = grid_search.best_score_  
best_parameters = grid_search.best_params_  
print('Best accuracy: {:.2f} %'.format(best_accuracy*100))  
print('Best parameters: ',best_parameters)
```

Торды іріктегеннен кейін, ең жақсы дәлдікпен үлгі жоғары дәлдік беретініне сенімді болу үшін барлық жақсы параметрлерді қолдану керек, содан кейін басқа өлшемдерді талдау керек.

Метрикалар

```
from sklearn.metrics import confusion_matrix, accuracy_score  
knn_cm_tr = confusion_matrix(y_train,y_tr_knn_pred)  
print(knn_cm_tr)  
accuracy_score(y_train, y_tr_knn_pred)
```

```
knn_cm_ts = confusion_matrix(y_test,y_ts_knn_pred)  
print(knn_cm_ts)  
accuracy_score(y_test, y_ts_knn_pred)
```

```
from sklearn.metrics import roc_auc_score, jaccard_score, f1_score, precision_score,  
recall_score  
print(roc_auc_score(y_test,y_ts_knn_pred))  
print(jaccard_score(y_test,y_ts_knn_pred))  
print(f1_score(y_test,y_ts_knn_pred))  
print(precision_score(y_test,y_ts_knn_pred))  
print(recall_score(y_test,y_ts_knn_pred))
```

Мұнда метрикалар k-жақын көршілер сыныптаушының жұмысын талдау үшін пайдаланылды, басқа үлгілердің нәтижесіне жету үшін айнымалылар өзгертілуі керек.

МБҚ НАРЫҒЫНЫҢ ӨТІМДІЛІГІ: ПРОБЛЕМАЛАРЫ ЖӘНЕ ОЛАРДЫ ШЕШУ БОЛАШАҒЫ

И.С. Әлімбетова – Қазақстан Республикасы Ұлттық Банкінің қаржылық тұрақтылық және зерттеулер департаментінің қаржы және нақты активтер нарығын талдау басқармасының бас маман-талдаушысы.

Т.Ж. Қадырбеков – Қазақстан Республикасы Ұлттық Банкінің қаржылық тұрақтылық және зерттеулер департаментінің қаржы және нақты активтер нарығын талдау басқармасының жетекші маман-талдаушысы.

Е.Т. Мустафин – Қазақстан Республикасы Ұлттық Банкінің қаржылық тұрақтылық және зерттеулер департаменті директорының орынбасары.

Ж.Ж. Ыбраев – Қазақстан Республикасы Ұлттық Банкінің қаржылық тұрақтылық және зерттеулер департаментінің қаржы және нақты активтер нарығын талдау басқармасының бастығы.

Бұл мақалада төмен өтімділіктің және Қазақстанның мемлекеттік бағалы қағаздары нарығы тереңдігінің негізінде жатқан факторлар талқыланады. Нарықты дамыту әлеуеті, оның құрылымы мен жұмыс істеуін жақсарту нұсқалары қарастырылады. Біз МБҚ нарығының өтімділік деңгейіне әсер ететін микроқұрылымдық сипаттамаларына назар аударамыз. Қарыз құралдарының құрылымы, бәсекелестік және шоғырлануы, номенклатураны басқару, сондай-ақ ақпарат ашықтығы деңгейі сияқты факторларды талқылаймыз. Атап айтқанда, уақыт өте келе осы факторлардың кейбірінде белгілі бір өзгерістер өтімділіктің эволюциясына, нарықтың тереңдігі мен құрылымдалуына қалай әсер етуі мүмкін екенін талқылап, түсінуге тырысуды ұсынамыз.

Негізгі сөздер: мемлекеттік бағалы қағаздар, өтімділік, мемлекеттік борыш, бағалы қағаздар нарығы.

Jel-сыныптау: H63, G11, G14, G15.

1. Кіріспе

Көптеген елдерде мемлекеттік қарыз нарығы бүкіл қаржы жүйесінің тиімді жұмыс істеуінде маңызды буын болып табылады. МБҚ нарығы бірнеше негізгі функцияларды атқаратындықтан, инфляциялық таргеттеу саясатын қолданатын орталық банктер оған ерекше қызығушылық танытады. Дәл осы жерде олар өздерінің ішкі ақша-кредит операцияларын жиі жүргізеді және осы жерден олар пайыздық мөлшерлеменің болашақ өзгеруін күту туралы ақпарат алады. Бұл нарықта үкіметтер қаражат тартады, ал орналастыру агентінің функциясы жүктелген орталық банктер үшін бұл нарық өз саясатын жүргізудің негізгі кеңістігі болады. Іс жүзінде тәуекелсіз сипатына байланысты мемлекеттік бағалы қағаздар белгіленген кірісі бар басқа бағалы қағаздар үшін баға белгілеу және хеджирлеу құралы ретінде болады. Олар өз операцияларын қаржыландыруға мүмкіндік бере отырып, әртүрлі қаржы делдалдары үшін қамтамасыз ету немесе нормативтік талаптардың бөлігі ретінде болады. Сонымен, басқа тұрақты кірісі бар нарықтар МБҚ нарығының көптеген құрылымдық және институционалдық сипаттамаларына ие болғандықтан, мемлекеттік бағалы қағаздар нарығының қалай жұмыс істейтінін тереңірек түсіну орталық банктерге басқа тұрақты кірісі бар нарықтарды жақсы түсінуге мүмкіндік береді. Өтімділік барлық қаржы нарықтарының маңызды аясы болып табылатыны анық, МБҚ нарығының өтімділігін арттыру және қолдау міндеті орталық банк үшін де, үкімет үшін де маңызды міндеттердің біріне айналуға тиіс [10].

Көп өлшемді сипатына байланысты нарықтық өтімділік тұжырымын қарапайым анықтауға немесе оңай өлшеуге келмейді. Нарыққа қатысушылардың көпшілігі белгілі бір дәрежеде нақты бір нарықтың өтімді екенін анықтаса да, аз адамдар сол нарықтың

өтімділігіне әсер ететін барлық факторларды дәл анықтай алады. Соған қарамастан, белгілі бір консенсус бар: өтімді нарық - бұл шамамен бағаларға әсер етпей ірі мәмілелер тез арада жасалатын нарық [2].

Әдебиетте нарықтық өтімділік көбінесе төрт аспект бойынша анықталады: жеделдік, тереңдік, ені және орнықтылығы. Жеделдік деп берілген көлемдегі мәміле жасалатын жылдамдық; тереңдік деп - берілген спред үшін мәміленің ең жоғары мөлшері; ені деп - өтімділікті беруге арналған шығындар (тар спред үлкен өтімділікті білдіреді); орнықтылық деп - ірі мәміледен кейін бағалардың тең келетін деңгейіне оралу жылдамдығы немесе ағымдық мәмілелер кезінде теңгерімсіздік қаншалықты тез жойылады [1]. Бұл ретте өтімділіктің түрлі аспектілері өзара шамалы әрекет ете алуы мүмкін.

МБҚ нарығының өтімділігі орталық банктің негізгі қызметіне үш тәсілмен әсер етеді. Біріншіден, нарықтың өтімділігі ақша-кредит саясатын қалыптастыру және іске асыру жөніндегі қызметке, ашық нарықтағы операциялардың тиімділігіне әсер етеді. Реттеуші бағалардан алынған мәліметтер негізінде ағымдағы және күтілетін ақша-кредит талаптары туралы ақпарат алатындықтан, өтімділік онда баға белгілеу процесі өзі қаншалықты объективті түрде ескерілетінін анықтайды.

Осылайша, нарықтың өтімділік деңгейі орталық банктің күтулеріне деген сенімділігіне және нарық инвесторлардың жекелеген санаттары туралы ақпаратты бағаларға қаншалықты тиімді біріктіруге қабілетті екендігіне әсер етеді. Нарықтық өтімділіктің төмен деңгейі ақша-кредит саясаты шараларын өтуге дейінгі неғұрлым ұзақ мерзімі бар белгіленген кірістілігімен құралдарға ауыстыруға кедергі келтіреді.

Екіншіден, кейбір жағдайларда нарықтың өтімсіздігі көбінесе жүйелік қаржылық іркілістер себе болмаса, белгілерінің бірі болып табылады. Нарықтық өтімділіктің төмен деңгейінде қаржы нарықтары үшін стрестік күтпеген өзгерістер негізгі қаржы ойыншыларының сенімінің, айналым өтімділігінің және төлем қабілеттілігінің ілеспе проблемалары арқылы күшейеді. Бұл проблемалар төлем жүйелерінің іркілісіне мен капиталды бөлу тиімділігін төмендетуге әкелуі мүмкін. Ал өтімді нарық, керісінше, кейбір қатысушылардың тізбекті дүрбелең реакциясын ынталандыру арқылы күтпеген өзгерістер әлсіреуіне ықпал етеді, өйткені ол ақша-кредит талаптарының күтулері бойынша көбірек ақпарат береді. Екінші жағынан, нарықтық өтімділіктің ауытқуы соңғы сатыдағы кредитор және қаржылық тұрақтылықтың мониторы ретінде қадағалау органдарының қызметіне тікелей әсер етуі мүмкін. Сонымен қатар, әлеуетті нарықтық тәуекелдерді есептеу кезінде орынды бағамен позицияны уақтылы жою мүмкін еместігі тәуекелі ретінде анықталатын өтімділік пен тарату тәуекелдері жиі ескерілмейді. Атап айтқанда, VaR әдіснамасы (Value-at-Risk) бағалар үнемі өзгеріп отырады және өтімділіктің жоғары тәуекелі жағдайында бағалар үзілісті болуы мүмкін екенін ескермейді деп болжайды [9]. Бұл факторлар қаржылық тұрақтылықтың бұзылуын туындатуы және іркілісті күшейтуі мүмкін.

Үшіншіден, орталық банк үкіметтің қарызға қызмет көрсету шығындарын азайтуға деген ниетімен қолдайды. Қайталама нарықтың жоғары өтімділігі, әдетте, үкіметтің салыстырмалы түрде төмен мөлшерлемелер бойынша үлкен көлемде қарыз шығаруына ықпал етеді. Бұл инвесторлардың бастапқы нарықтағы белсенді сұранысы қайталама нарықта болжамды сауда жасау мүмкіндігіне тікелей байланысты. Осылайша, үкімет қарызды орналастыру агенті рөлінде орталық банкпен бірге мемлекеттік бағалы қағаздар нарығының тұтастығы мен тиімділігін арттыру үшін жұмыс істеуі керек.

Өтімділікке нарық құрылымы әсер етеді. Әдетте МБҚ нарықтарында бағалар көптеген қатысушылардың баға белгілеулерімен қалыптастырылады. Демек, нарық қатысушыларының ынталандыруларына әсер ететін факторларды зерттеу нарықтың өтімділік деңгейін бағалаудың бір әдісі болып табылады. Нарықтың жалпы өтімділігі нақты бағалы қағаздардың өтімділігіне байланысты. Қағаздың өтімділігі, өз кезегінде, бірнеше факторларға, соның ішінде оның көлемі мен тиімді ұсынысына байланысты. МБҚ

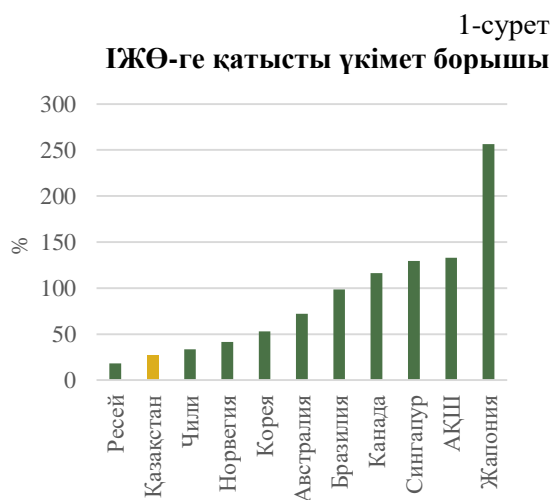
нарығындағы өтімділік деңгейіне әсер ететін басқа факторларға айқындылығы, транзакция құны, пайыздық мөлшерлемелердің құбылмалылығы мен аралас нарықтардағы белсенділік жатады.

Бұл шолу үш бөлімнен тұрады. Біз МБҚ нарығының өтімділік деңгейіне әсер ететін микроқұрылымдық сипаттамаларына назар аударамыз. Борыш құралдарының құрылымы, бәсекелестік пен шоғырлану, номенклатураны басқару және ақпараттың ашықтығы сияқты факторларды талқылаймыз. Атап айтқанда, уақыт өте келе осы факторлардың кейбіреуінде белгілі бір қандай да бір өзгерістер өтімділіктің эволюциясына, нарықтың тереңдігі мен құрылымдалуына қалай әсер етуі мүмкін екенін талқылап, түсінуге тырысуды ұсынамыз.

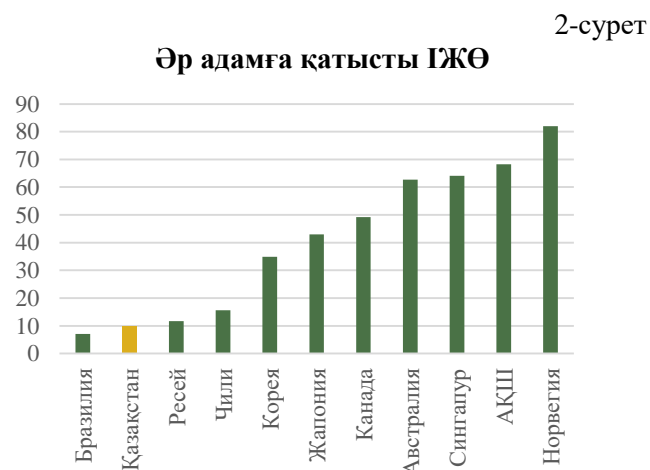
2. Қазақстанның борыш нарығы

Қазақстанның мемлекеттік қарыз нарығы 1990 жылдары пайда болып, зейнетақы жүйесінің пайда болуымен өсті [31]. Қазіргі уақытта мемлекеттік борыш нарығы едәуір дамыған елдердегі ЖІӨ-ге қатысты мемлекеттік қарызға қарағанда едәуір төмен болса да, айтарлықтай маңызды көлемге ие. Ұзақ тарихына қарамастан, мемлекеттік бағалы қағаздар нарығы (МБҚ), тұтастай алғанда Қазақстанның бүкіл қор нарығы сияқты дамымаған, өтімсіз және тиімсіз болып қалуда. Қазақстанда қор нарығына деген сенім төмен болып қалуда және банктер негізгі қаржы делдалдары болып табылады. Дамыған қор нарығы бар елдерге қарағанда Қазақстанда бизнесті қаржыландыру көбінесе банк жүйесі арқылы жүреді, ал үй шаруашылықтары қаражатты биржаға инвестициялаудан гөрі, банктерде сақтауды жөн көреді. Бұл факторлар эмитенттердің санын да, қор нарығындағы инвесторлардың санын да азайтады. Қазақстан қор биржасында листингі бар бағалы қағаздардың негізгі үлесі МБҚ-ға, квазимемлекеттік және қаржы секторлары компанияларының бағалы қағаздарына тиесілі.

ҚР нарығындағы институционалдық инвесторлар нарығы қазірдің өзінде шектеулі, 2014 жылы зейнетақы қорларын біріктірумен одан да тарылды. Бұл шамамен нарықтың өтімділігін жойды. Бұл ретте ҚР Қаржы министрлігі үшін МБҚ нарығының өтімділігін арттыру басым міндет болып табылмады, өйткені бір жағынан бюджет тапшылығының едәуір бөлігі ҚР Ұлттық қорынан берілетін трансферттер есебінен қаржыландырылды, ал екінші жағынан каптивті инвесторлардың болуы мемлекеттік борышқа сұранысты қолдады.

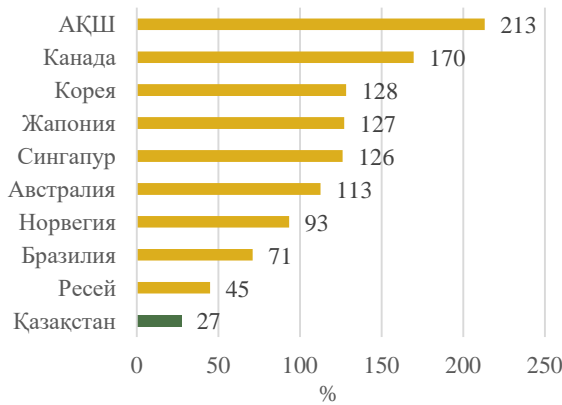


Дереккөзі: ХВҚ, 01.04.2021 жылғы жағдай бойынша



Дереккөзі: ХВҚ, 01.04.2021 жылғы жағдай бойынша

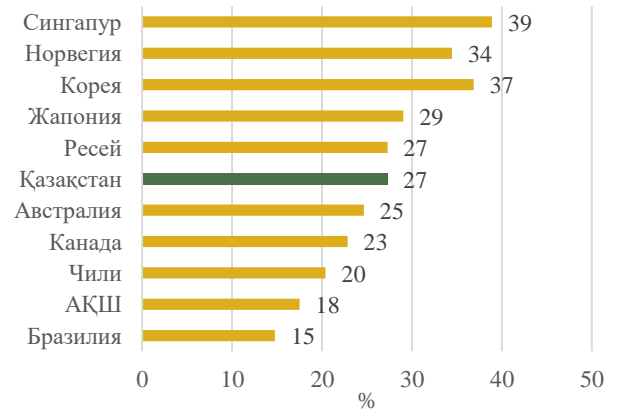
3-сурет
Қор нарығын ІЖӨ-ге қатысты капиталдандыру



Дереккөзі: Bloomberg, KASE.

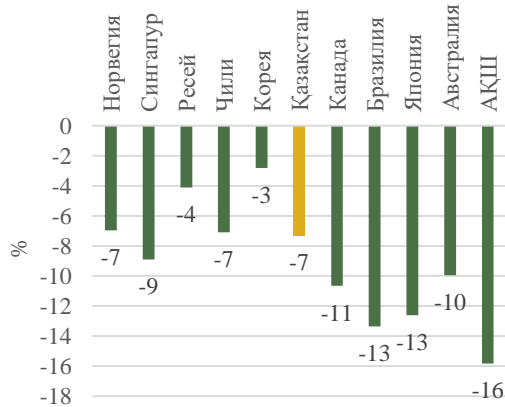
Ескертпе: ҚР бойынша деректер 2020 жылдың нәтижелері бойынша келтірілді, қалған елдер бойынша деректер 03.06.2021 жылғы жағдай бойынша берілді.

4-сурет
Жалпы ұлттық жинақтар (ІЖӨ-ге қатысты пайыз)



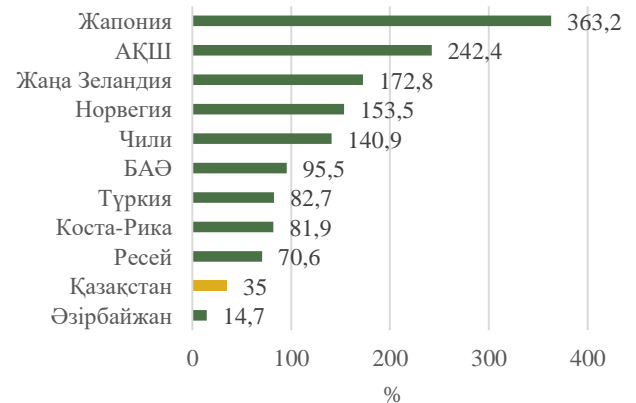
Дереккөзі: ХВҚ

5-сурет
Үкіметтің таза кредиттеуі/қарыз алуы (ІЖӨ-ге қатысты пайыз)



Дереккөзі: ХВҚ

6-сурет
Қаржы секторы ұсынған ішкі кредит (ІЖӨ-ге қатысты пайыз)



Дереккөзі: Дүниежүзілік банк

3. МБҚ нарығының өтімділігі және құрылымы

2020 жылдың соңында ҚР-дың теңгемен шығарылған айналыстағы МБҚ жалпы көлемі 14,3 трлн теңге (7-сурет). Айналыстағы МБҚ-ның барынша елеулі үлесі ҚР Қаржы министрлігі шығарған қазынашылық облигацияларына (бұдан әрі – ҚР Қаржыминінің МБҚ) тиесілі. Мәселен, 2013-2015 жылдары МБҚ-ның негізгі эмитенті ҚР Қаржымині болды. Алайда, 2016 жылы ҚР ҰБ пайыздық мөлшерлемелерді басқару саясаты шеңберінде ноталарды орналастыруды жандандырды, бұл ҚР Қаржыминінің МБҚ үлесі орта есеппен 60-65%-ға дейін төмендеуіне әкелді (7-сурет).

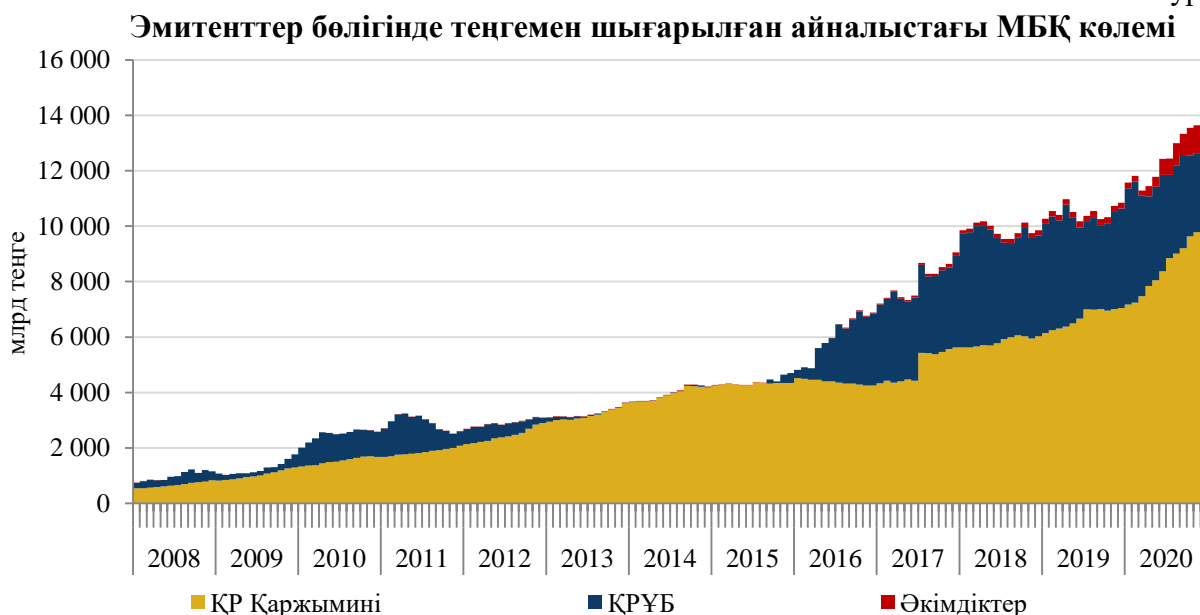
Мемлекеттік борыштың негізгі эмитенті – теңгемен облигациялар, сондай-ақ шетел валютасындағы еурооблигациялар, тіркелген купоны бар МБҚ және индекстелетін купоны бар МБҚ шығаратын ҚР Қаржымині. Орташа және ұзақ мерзімді болашақта тәуекелсіз кірістілік қисығын қалыптастыру үшін теңгемен шығарылған тіркелген купоны бар МБҚ негізгі рөл атқарады. Сонымен қатар, жақында ҚР Қаржымині бір жылға дейінгі

мерзімі бар дисконттық облигацияларды және үш жылға дейінгі мерзімі бар тіркелген купонымен МБҚ шығаруды қайта бастады. Осылайша, ҚР Қаржыминінің МБҚ кірістілігі қысқа мерзімде кірістілік қисығының соңында қалыптасуына да әсер ете бастады.

Қазақстанның жергілікті атқарушы органдарының МБҚ нарығының белсенділігі төмен және МБҚ-ның жалпы көлемінде орналастырудың шамалы көлемі (2020 жылдың соңында - 7%), МБҚ нарығына және МБҚ-ның кірістілік қисығын қалыптастыруға айтарлықтай әсер етпейді.

Осылайша, тәуекелсіз кірістілік қисығын құруда негізгі рөлді бір жылға дейінгі мерзімі бар – ҚРҰБ ноталары, ал бір жылдан астам мерзімі бар ҚР Қаржыминінің теңгемен шығарылған МБҚ атқарады. Алайда, бұл нарықтардың төмен өтімділігі тиісті қисық сызықты құруда басты кедергі болып қала береді. Әрі қарай, біз осы нарықтар мен олардың өтімділігін шектейтін себептерді жан-жақты қарастырамыз.

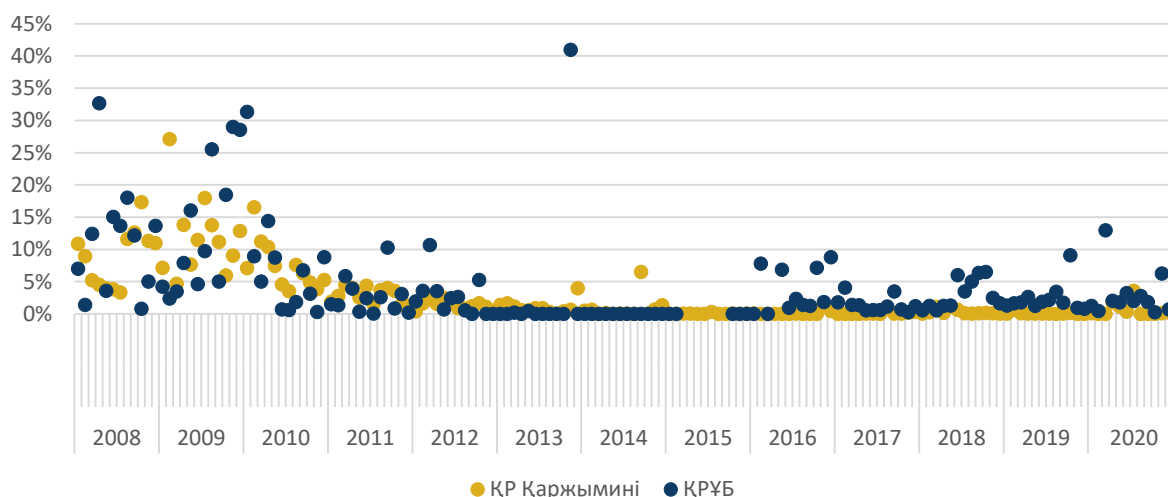
7-сурет



Дереккөзі: БҚОД

ҚР МБҚ нарығының өтімділігі төмен. Бастапқы нарықтың біршама көлеміне қарамастан, қайталама нарықтағы мәмілелер өте сирек кездеседі. Мәселен, 2020 жылы ҚР Қаржыминінің МБҚ айлық айналымының ең жоғары мәні 3,6%-ды құрады, бұл ретте 12 айдың 5-еуінде бұл көрсеткіш нөлге жақын болды (8-сурет). МБҚ нарығының өтімділігі 2012 жылы төмендей бастады және 2013 жылы одан да қысқарды. 2012 жылы девальвациялық күтулердің өсуіне және зейнетақы қорларының қаражатын инвестициялау бөлігінде реттеушілік талаптардың әлсіреуіне байланысты МБҚ-ға сұраныстың төмендеуі байқалды [25]. 2013 жылы зейнетақы қорларын шоғырландыру туралы жарияланды және зейнетақы қорларының инвестициялық қызметіне қатаң шектеулер енгізілді, зейнетақы портфельдерінен МБҚ сатуға тыйым салынды [19], бұл 2013 жылы МБҚ өтімділігінің төмендеуін түсіндіреді.

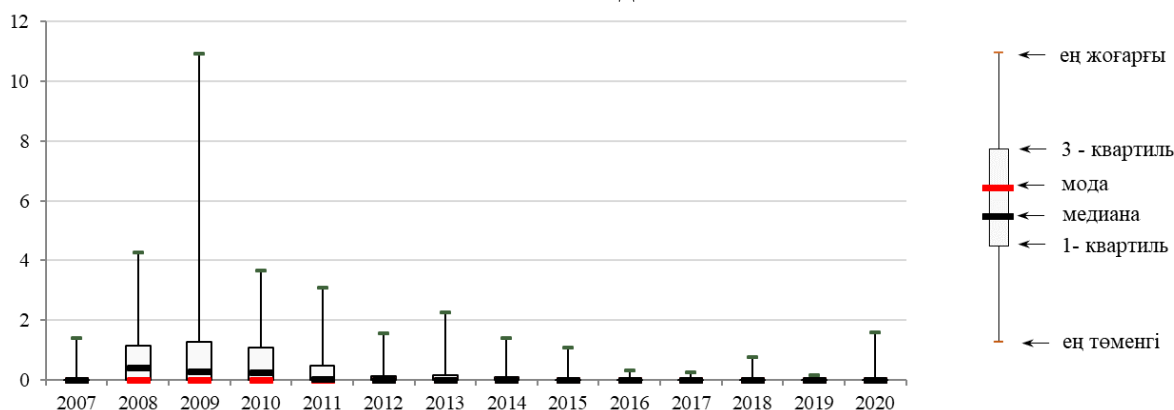
МБҚ айлық айналымдылығы



Дереккөзі: БҚОД

Ескертпе: көрсеткіш айдың басындағы орналастырылған көлемге бір айдағы қайталама нарықтағы операциялардың қатынасы ретінде есептелген.

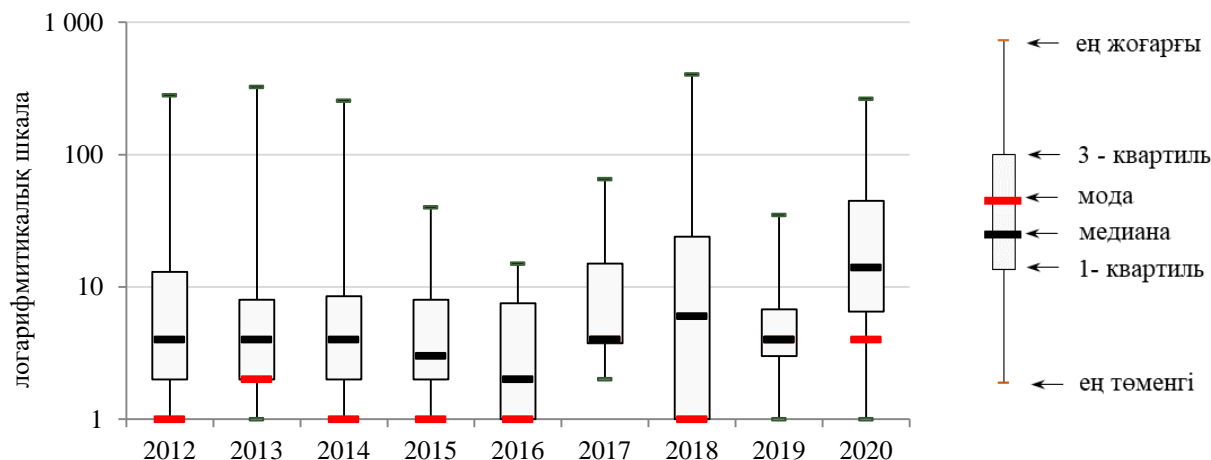
Шығарылымдар бөлігіндегі ҚР Қаржымині МБҚ-ның бір жылдағы айналымдылығы



Дереккөзі: БҚОД

Бұл ретте жекелеген шығарылымдар бөлігінде мәмілелер санын талдау соңғы бірнеше жылда оң серпін көрсетеді. Жекелеген шығарылымдар бойынша мәмілелер саны артты, бұл ҚР Қаржыминінің МБҚ-ын облигациялардың халықаралық жаһандық индекстеріне қосу мақсатында жекелеген шығарылымдар бойынша өтімділікті арттыру және көлемін ірілендіру жөніндегі ҚР Қаржыминінің күш-жігерімен түсіндіріледі. Дегенмен, шығарылымдардың көпшілігінің өтімділігі бұрынғысынша төмен болып қалуда, шығарылымдардың біршама бөлігі үшін мәмілелер саны жылына 1-4 мәміледен аспайды. Сонымен қатар, айналыстағы шығарылымдардың көпшілігі үшін қайталама нарықтағы мәмілелер мүлдем жасалмайды. Мәселен, 2019 жылы айналыстағы 143 шығарылымның ішінен қайталама нарықтағы мәмілелер тек 18 шығарылым бойынша, ал 2020 жылы айналыстағы 111 шығарылымның 46-сы бойынша жасалған.

Шығарылымдар бөлігінде ҚР Қаржыминінің МБҚ-мен қайталама нарықта бір жылда жасалатын мәмілелердің саны



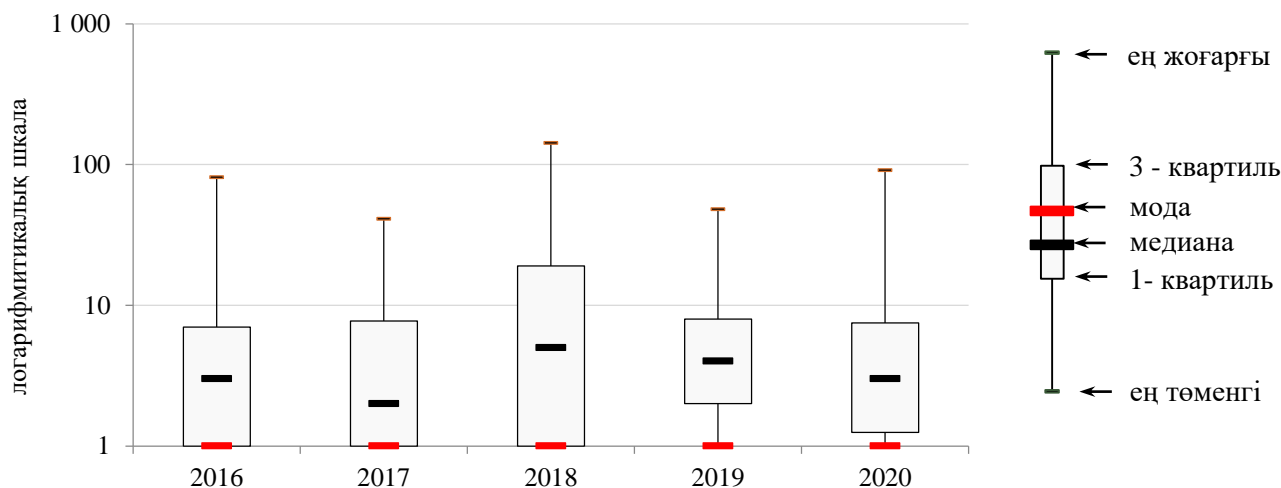
Дереккөзі: БҚОД

Ескертпе: кестені құру үшін қайталама нарықта мәмілелер жасалған шығарылымдар ғана ескерілді.

ҚР ҰБ ноталары нарығы

ҚР ҰБ ноталары нарығы салыстырмалы түрде үлкен айналымдылыққа ие (8-сурет), дегенмен өтімділігі төмен. Ноталар шығарылымдарының біршама бөлігі бір жылда бір мәміледен артық болмайды (11-сурет).

Шығарылымдар бөлігінде ҚР ҰБ ноталарымен қайталама нарықта бір жылда жасалатын мәмілелердің саны

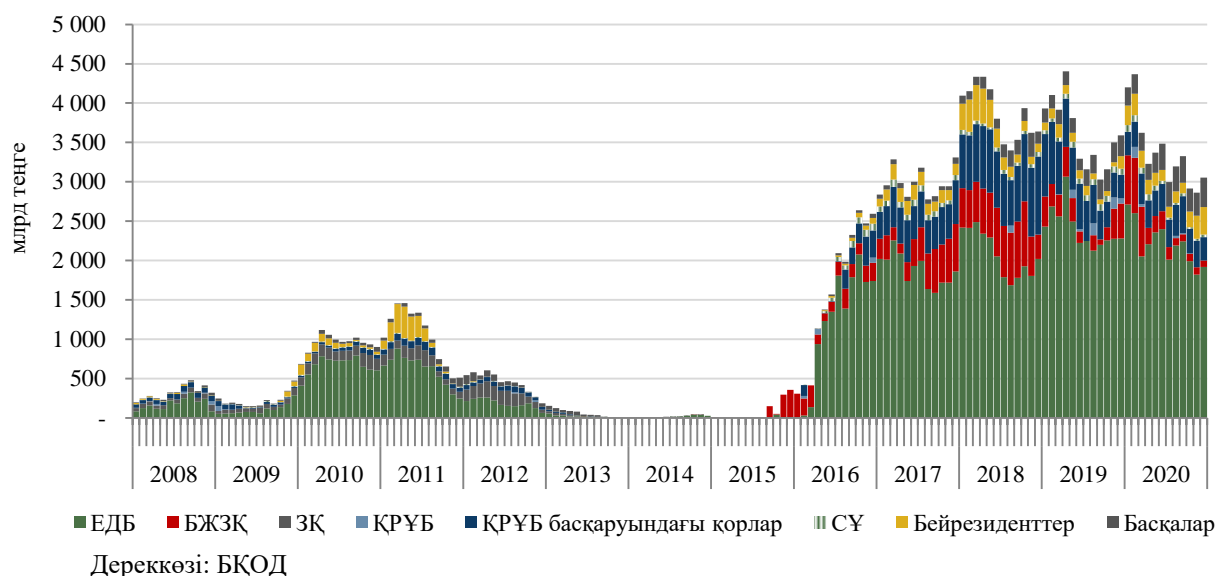


Дереккөзі: БҚОД

Ескертпе: графикті құру үшін қайталама нарықта мәмілелер жасалған шығарылымдар ғана ескерілді

2013-2015 жылдары ҚР ҰБ шығарған ноталардың көлемі шамалы болды және 2013 жылы зейнетақы қорлары, ал 2015 жылы БЖЗҚ ең көп көлемін ұстап қалды (12-сурет). 2016-2017 жылдары банк секторында бюджет тапшылығы, банктерді қалпына келтіру бағдарламалары және олардың міндеттемелерін долларсыздандыру есебінен өтімділік профициті қалыптасты. 2015 жылы ҚР ҰБ инфляциялық таргеттеу режиміне көшті және 2016 жылы пайыздық мөлшерлемелерді басқару бағдарламасы шеңберінде 2016 жылы ноталар көмегімен артық өтімділік ала бастады.

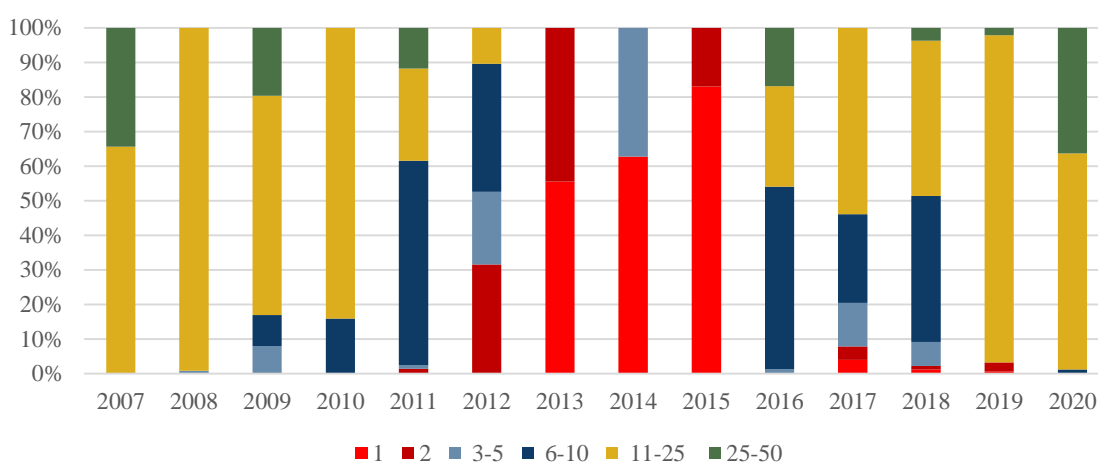
Ұстаушылар бөлігіндегі ҚР ҰБ-ның айналыстағы ноталары



Ноталардың кірістілігі нарықтың ерікті қатысушыларының теңгемен өтімділік құны бойынша күтулерін көрсетті, ал ноталардың мерзімі банктердің қысқа инвестициялық болашағын көрсетті. Сондықтан ноталарға негізгі сұраныс 2016 жылдан бастап екінші деңгейдегі банктер есебінен қалыптасты. Ерікті инвесторлардан ноталар нарығына бейрезиденттер мен сақтандыру ұйымдары да қатысады, алайда олардың үлесі шамалы болды. Нарыққа қатысушылар тарапынан қызығушылықтың нәтижесінде ҚР ҰБ ноталары бірдей бөлінді, ноталар шығарылымдарының көпшілігінде ҚР Қаржыминінің МБҚ-ға қарағанда ұстаушылар саны көп, ал ұстаушылар бөлігінде ҚР Қаржыминінің МБҚ-на айтарлықтай шоғырланған.

ҚР ҰБ ноталарының шығарылымы ұстаушылар арасында барынша бірдей бөлінген

ҚР ҰБ ноталары шығарылымдарын ұстаушылар санына қарай бөлу



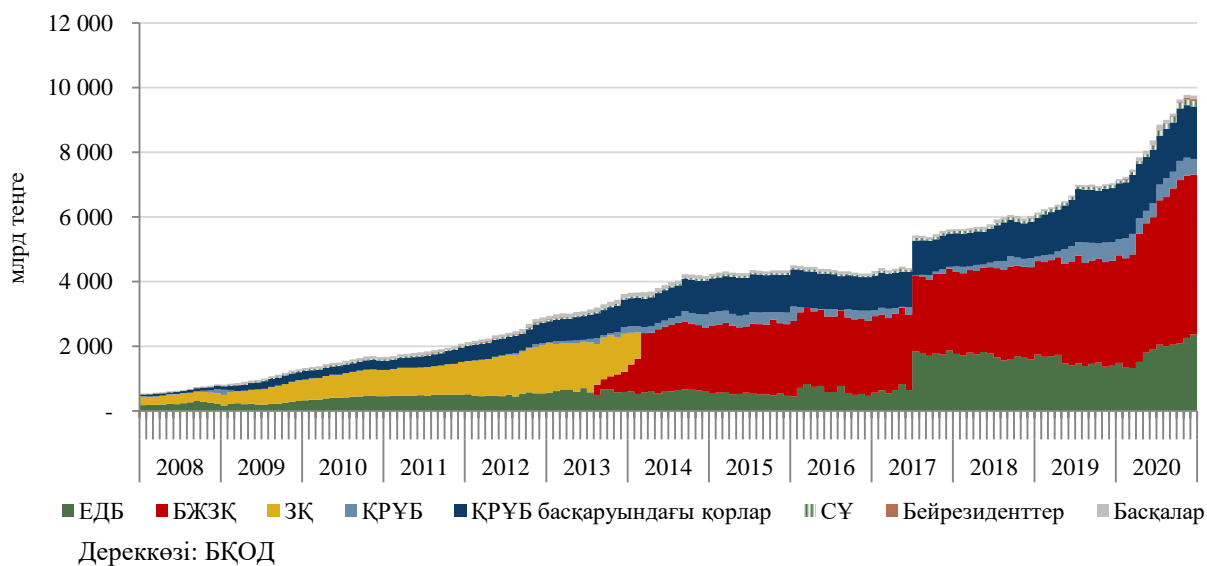
Өтімділіктің төмен болу себептері. 2014 жылдан кейін ҚР Қаржыминінің МБҚ нарығындағы өтімділіктің төмендеуінің негізгі себебі зейнетақы қорларын Бірыңғай жинақтаушы зейнетақы қорына (БЖЗҚ) біріктіру болды. Тарихи тұрғыдан зейнетақы қорлары МБҚ нарығындағы негізгі инвесторлар болды. Бұл капиталдың жеткіліктілігі

бойынша пруденциялық талаптарға байланысты болды, оған сәйкес зейнетақы қорларының барлық активтері реттеушінің нұсқасы бойынша олардың тәуекеліне сәйкес мөлшерленді және осы шамаға байланысты капиталдың жеткіліктілік деңгейі анықталды. ҚР МБҚ тәуекелсіз болып саналады, сондықтан олардың салмағы нөлге тең және тиісінше қосымша капиталдандыруды талап етпейді, бұл зейнетақы қорлары тарапынан МБҚ-ға сұранысқа байланысты болды [31].

Зейнетақы қорлары біріккеннен кейін БЖЗҚ ҚР Қаржыминінің МБҚ нарығындағы негізгі инвестор болып қала берді. Сонымен қатар, ҚР Қаржыминінің МБҚ біршама үлесін ҚР ҰБ басқаруындағы басқа да қорлар сатып алды. ҚР ҰБ инфляциялық таргеттеу режиміне көшуімен МБҚ-ның нақты кірістілігі оң болды, бұл БЖЗҚ-ға зейнетақы портфелі бойынша кірістілікті инфляциядан жоғары қалыптастыруға мүмкіндік берді. МБҚ-ның нақты кірістілігінің артуына қарамастан, оның деңгейі нарықтық қатысушылардың талаптарына әрдайым сәйкес келе бермеді, сондықтан олардың ҚР Қаржыминінің МБҚ нарығындағы қызметі шектеулі болды. Сонымен қатар, нарыққа қатысушылар үшін МБҚ тартымдылығы теңгенің құнсыздану тәуекелін төмендетті. Теңге бағамына қысым кезінде МБҚ кірістілігі теңгемен құралдар бойынша тәуекел-сыйлықақыны көрсетуді тоқтатты, МБҚ кірістілігі мен NDF мөлшерлемелері арасында әдетте спрэд пайда болды [31]. ҚРҰБ ноталар нарығының пайда болуымен банктер тарапынан сұраныс МБҚ нарығынан ноталар нарығына ауысты, өйткені ноталар мерзімі банктердің инвестициялық болашағына көбірек сәйкес келді және қысқа мерзім нәтижесінде олардың өтімділік үшін сыйлықақы бойынша талаптары төмендеді.

14-сурет

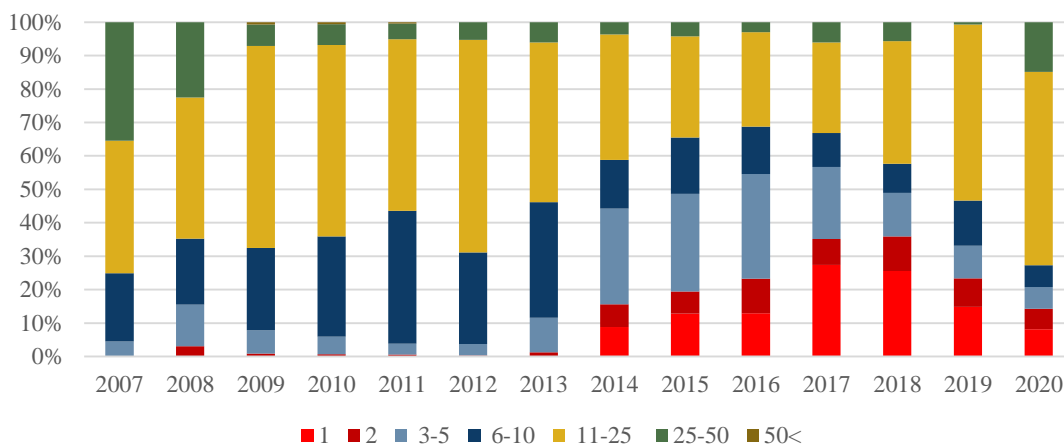
Ұстаушылар бойынша ҚР Қаржыминінің айналыстағы МБҚ



Бұдан басқа, МБҚ нарығының өтімділігін төмендететін факторлардың бірі ҚР Қаржыминінің шағын көлемді көптеген шығарылымдарды шығару бойынша саясаты болды [27]. Шығарылымның осындай мөлшерінде бір шығарылым бір немесе бірнеше ұстаушының қолында болуы мүмкін еді. Зейнетақы қорлары біріктірілгеннен кейін мұндай шығарылымдардың едәуір үлесі БЖЗҚ қолында болды, олар бойынша мәмілелердің болмауы осымен түсіндіріледі (15, 16-суреттер).

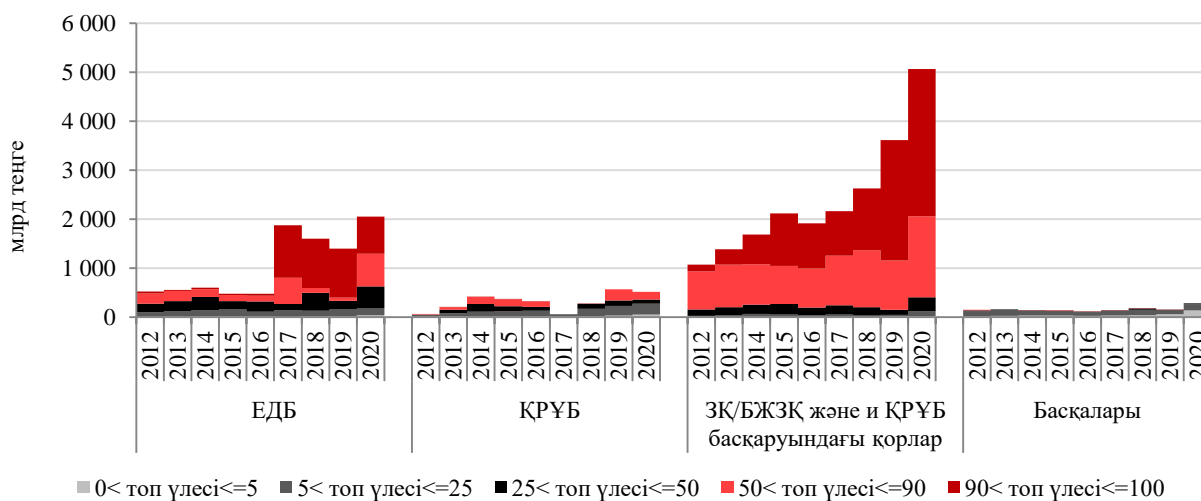
Зейнетақы қорлары біріктірілгеннен кейін бір ұстаушысы бар шығарылымдардың саны өсті

Ұстаушылардың санына байланысты ҚР Қаржыминінің МБҚ шығарылымдарын бөлу



Дереккөзі: IRIS Finance

Каптивті инвесторларда ҚР Қаржыминінің МБҚ шоғырлануының өсуі
 Әрбір шығарылым көлемінде ұстаушылар түрлерінің үлестері бойынша МЕУЖКАМ болып табылмайтын ҚР Қаржыминінің МБҚ-ны бөлу



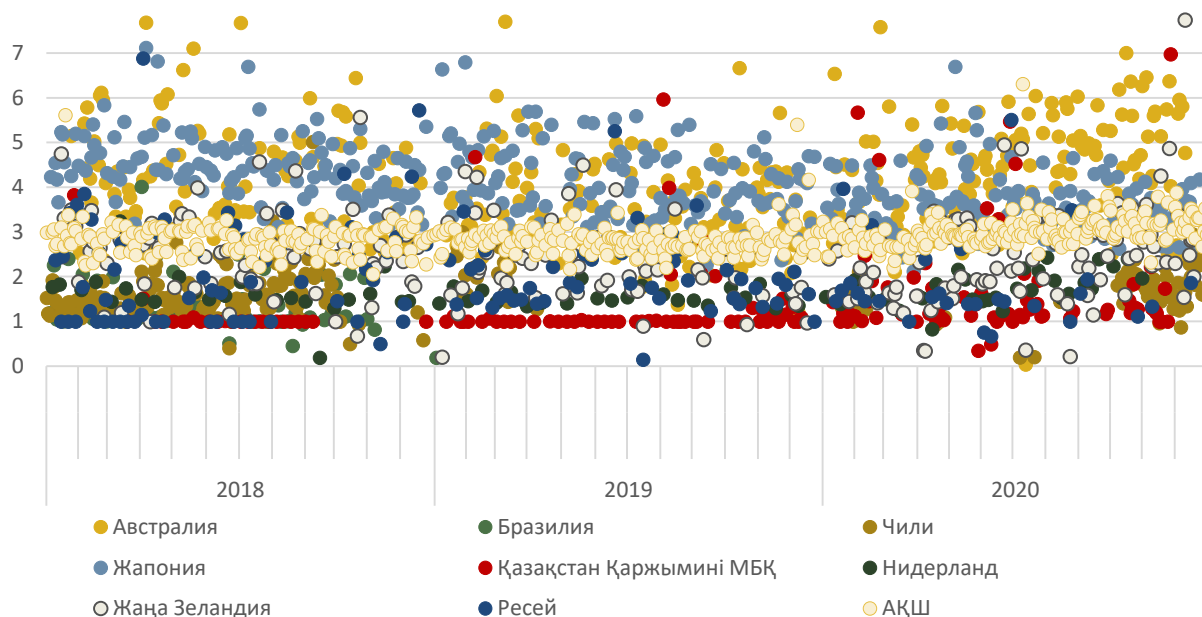
Дереккөзі: БҚОД, ҚР ҰБ есептеулері

Ескертпе: жүйе құраушы банк 2017 жылғы шілдеде оны сауықтыру бойынша мәміле шеңберінде сатып алған МБҚ іріктемеден алып тасталынды

Нарығы неғұрлым дамыған елдерде МБҚ-ға сұраныс Қазақстанның МБҚ-ға сұранысынан әлдеқайда жоғары (17-сурет). Бұл ретте көптеген жағдайларда Қазақстанның аукциондары бойынша bid-to-cover¹ 1-ден 2-ге дейін ауытқиды, яғни сұраныс не ҚР МБҚ аукциондарының көлемін толығымен жабады, не одан артық, кейде екі есе асады.

¹ Bid-to-cover - бұл жағдайда қанағаттандырылған өтінімдерге белсенді өтінімдердің көлемін көрсетеді.

Мемлекеттік бағалы қағаздар аукциондарын орналастырудың нақты көлеміне сұраныс



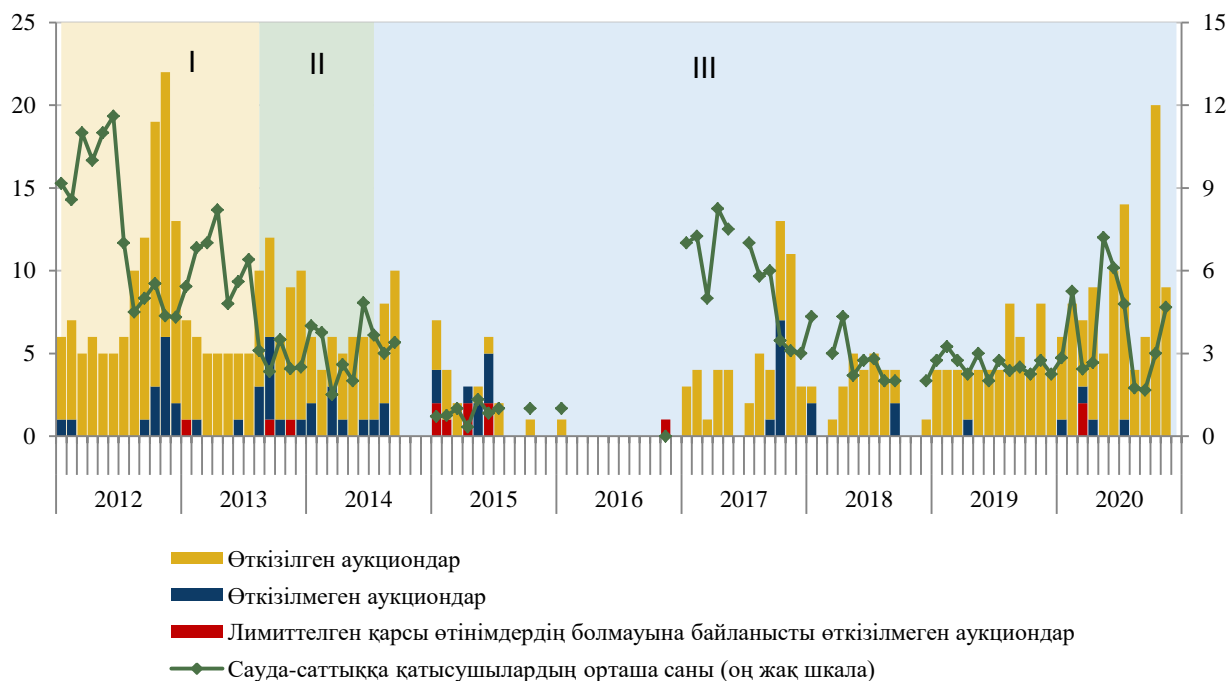
Дереккөзі: Refinitiv Eikon

Ескертпе: Кестеде Bid/Cover көрсеткіші бір күндегі аукциондар көлемі бойынша өлшенді

Өтінімдердің көлемін талдау кезінде айтарлықтай сұранысқа қарамастан, аукциондарға қатысушылардың санын талдау ҚР Қаржыминінің МБҚ-ға сұраныс шектелгенін көрсетеді. 2019 жылы ҚР Қаржымині МБҚ аукциондарына орта есеппен үш сатып алушы қатысты. Қалыпты жағдайларда мемлекеттік борышқа шектеулі сұраныс МБҚ кірістілігін арттыруға әкелуі тиіс еді, алайда каптивті инвесторлардың болуы ҚР Қаржыминіне борышты нарықтық инвесторлар талап ететін құннан төмен орналастыруға мүмкіндік берді. Мәселен, 2019 жылы негізгі сұранысты каптивті инвесторлар қалыптастырды. Бәсекелестік емес бағадан басқа нарықтық қатысушылар тарапынан сұраныс орналастырылатын МБҚ-ны өтеуге дейінгі мерзімдердің өсуі салдарынан төмендеді, ҚР Қаржымині міндеттемелерін өтеудің әркелкі құрылымы (21-сурет) мен олардың 2018-2019 жылдары жақын арадағы мерзімдерде шоғырлануы салдарынан ҚР Қаржымині өтеу құрылымын неғұрлым ұзақ мерзімге бөлу үшін 10 жылдан астам өтеу мерзімі бар МБҚ орналастыра бастады. Нарықтық қатысушылар, атап айтқанда банктер осы кезеңде негізінен инвестициялық ауқымы қысқа және олардың қажеттіліктеріне неғұрлым көп сәйкес келетін ҚР ҰБ ноттар нарығына қатысты. Осылайша, қайталама нарықта мәмілелер өте сирек жасалатынын, ал ҚР Қаржымині тек ұзақ мерзімді облигациялар шығарғанын назарға ала отырып, 2018-2019 жылдары бір жылдан 10 жылға дейінгі мерзімде кірістілік қисығы бұрыннан өзектілігін жоғалтқан мәмілелер негізінде қалыптасты. Тиісінше МБҚ кірістілік қисығының ақпараттық құндылығы өте төмен болды, нарықта кірістілік қисығының орта мерзімді соңында тәуекелсіз қорлардың құны бойынша бағдар болмады, бұл тұтастай алғанда капитал нарығының дамуына кедергі жасады.

ҚР Қаржыминінің кірістілік қисығының өзектілігін қолдау үшін кірістілік қисығының барлық мерзімдерінде оқиғаларды тұрақты қамтамасыз ету қажет.

Мемлекеттік бағалы қағаздар аукциондарын орналастырудың нақты көлеміне сұраныс



Дереккөзі: ҚҚБ

Ескертпе: 1) Жүйе құраушы банк 2017 жылғы шілдеде оны сауықтыру жөніндегі мәміле шеңберінде сатып алған МБҚ іріктемеден алынып тасталды; 2) I - жеке жинақтаушы зейнетақы қорларының кезеңі; II - бірігу кезеңі; III - БЖЗҚ кезеңі.

Естеріңізде болса, өтімділікті төмендететін факторлардың бірі МБҚ шығарылымдарының жоғары фрагменттелуі болды. Мысалы, 2017 жылы Қазақстанда 147 ҚР Қаржымині МБҚ шығарылымы айналымда болса, сол кезде Австралияда 32, Ресейде 43, ал Жаңа Зеландияда 13 белсенді шығарылым болды. Бұл нарықтарға қатысушылардың саны Қазақстанға қарағанда әлдеқайда көп болғанымен, тиісінше бұл нарықтардың тереңдігі қазақстандық МБҚ нарығының тереңдігінен едәуір жоғары. Біздің пікірімізше, МБҚ шығарылымдарын фрагменттеу деңгейінің төмендеуі олардың өтімділігін арттыруы тиіс. Теориялық тұрғыдан алғанда, МБҚ-ның бір шығарылымының көлемі артқан және олардың саны төмендеген кезде ұстаушылар көбірек болады. Бағалы қағаздар шығарылымының халықаралық практикаға сәйкес фрагменттелуін төмендету үшін олардың көлемін арттыру мақсатында МБҚ шығарылымдарының «жаңа» (on-the-run²) шығарылымдарын қосымша орналастыруды жүргізу және кірістілік қисығының түйінді нүктелерінде бағалы қағаздардың «ескі» (off-the-run³) шығарылымдарын сатып алу қажет. Осылайша нарықтық өтімділік бағалы қағаздардың аз мөлшерінде шоғырланатын болады, бұл олардың өтімділігін арттыруға тиіс. Бұдан басқа, қолданыстағы МБҚ бойынша аукциондар өткізу құны бойынша өзекті ақпарат беретін болады, бұл кірістілік қисығының ақпараттық құндылығын арттырады және аралас капитал нарықтары үшін теңгелік қорлардың құны бойынша бағдар болады.

2019 жылы ҚР Үкіметі мен ҚР ҰБ арасында нарықтық қатысушылардың борышты басқару саясатына сенімін арттыруға және МБҚ нарығының өтімділігін арттыруға бағытталған Макроэкономикалық саясат шараларын үйлестіру туралы келісім (бұдан әрі – келісім) жасалды. Қаржы министрлігімен келісу бойынша, ол алдағы жылға арналған

² On-the-run – өтелгенге дейін белгілі бір мерзіммен шығарылымдардың арасында неғұрлым кеш орналастырылған шығарылымдар.

³ Off-the-run – бұрын, неғұрлым кеш («жаңа») шығарылымға дейін орналастырылған және әлі де айналыстағы шығарылымдар.

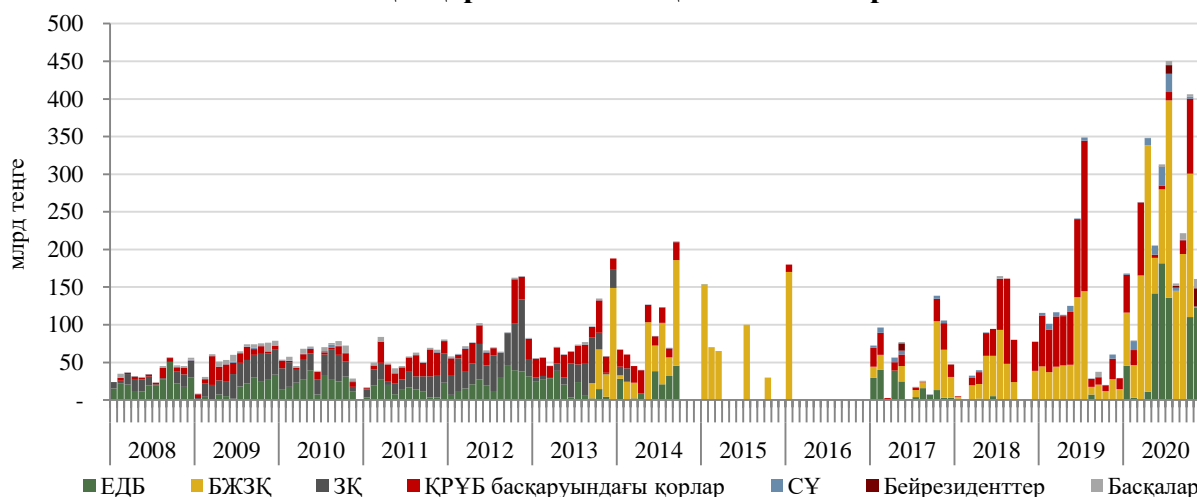
МБҚ шығарылымдарының кестелерін жариялау, сондай-ақ МБҚ орналастыру бойынша қайталама аукциондарын өткізу, МБҚ шығарылымдарын ірілендіру және олардың санын орта және ұзақ мерзімді перспективада айналыстағы 30-40 шығарылымға дейін қысқарту жөнінде өзіне міндеттеме алды.

Одан бөлек, 2019 жылдың ортасында ҚР Қаржымині МБҚ шығару кестесін өзгертті, осылайша, ҚР Қаржымині 2019 жылғы тамыздан бастап 10 жылға дейінгі түрлі мерзіммен МБҚ орналастыра бастады [27]. Нәтижесінде, ҚР Қаржымині өтеуге дейінгі мерзімі 3 жылдан кем МБҚ қосымша орналастыруды жүргізе бастады, ал 2020 жылы 1 жылға дейінгі айналыс мерзімі бар МЕККАМ - дисконттық МБҚ шығаруды қайта бастады.

Қабылданған шаралар 2020 жылы МБҚ нарығының өтімділігін арттырды, нарықтық қатысушылар қайтадан ҚР Қаржымині МБҚ нарығынды жұмыс атқарды, аукциондарға қатысушылар саны өсті. Нарықтық қатысушылардың МБҚ нарығына қызығушылығының артуына 2020 жылдың ортасында ҚР ҰБ жылдық ноталарды шығаруды тоқтатқаны да себепші болды. Осылайша ҚР ҰБ жылдық ноттар нарығында болған сұраныстың ҚР Қаржымині МБҚ нарығына ығыстырылуына себеп болды.

19-сурет

Қатысушылар бойынша ҚР Қаржымині МБҚ бастапқы нарығы



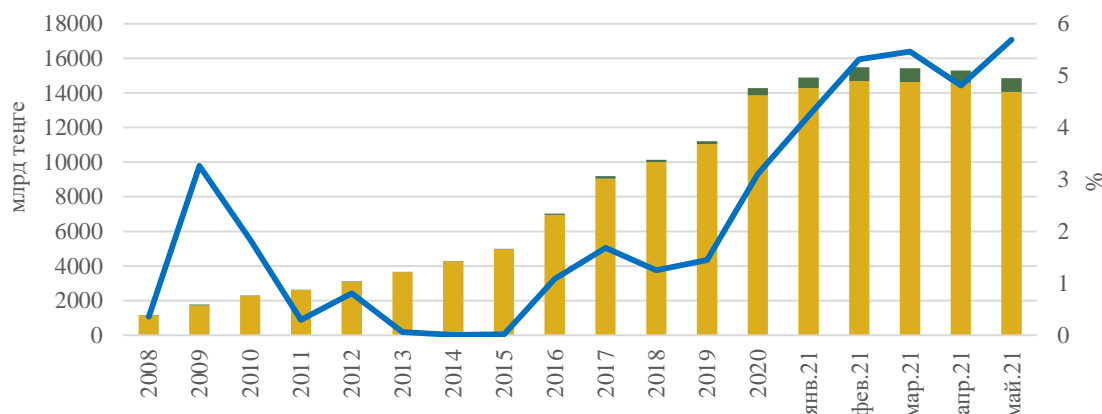
Дереккөзі: БҚОД

Ескертпе: МБҚ-ны сауықтыру жөніндегі мәміле шеңберінде 2017 жылғы шілдеде жүйе құраушы банк сатып алған МБҚ іріктемеден алып тасталды.

Қазақстанның теңгемен шығарылған МБҚ-сына сұраныс негізінен ішкі нарық есебінен қалыптасады, ал неғұрлым дамыған нарықтарда сұраныстың едәуір бөлігін шетелдік инвесторлар қалыптастырады. МБҚ дамыған нарықтарға қатысушылардың көпшілігі неғұрлым бәсекелес орта құрады және баға белгілеудің тиімділігін арттыруға мүмкіндік береді.

2018 жылы ҚРҰБ мен ҚР Қаржымині шетелдік инвесторлар үшін МБҚ нарығының тартымдылығын арттыру бойынша бірлескен жұмысын бастады: 1) Қазақстандық МБҚ-ны JP Morgan (GVI-EM) дамушы елдердің мемлекеттік облигацияларының индексіне қосу бойынша жұмыстар басталды; 2) 2020 жылғы тамызда ҚР Ұлттық Банкінің ноталары мен ҚР Қаржы министрлігінің МБҚ-сы бойынша Delivery versus Payment типіне дейін халықаралық есеп айырысу желісі жетілдірілді. ҚР МБҚ ұстаушылар құрылымындағы бейрезиденттердің үлесі бұрынғысынша төмен болып қалуда, алайда қабылданған шаралар нәтижесінде ол ұлғая бастады. Ең жоғары өсім 2020-2021 жылдары байқалды, 2021 жылғы 1 маусымдағы жағдай бойынша ҚР МБҚ ұстаушылар арасындағы бейрезиденттердің үлесі 5,7%-ға жетті.

ҚР МБҚ құрылымында бейрезиденттердің үлесі (еурооблигацияларды қоспағанда)

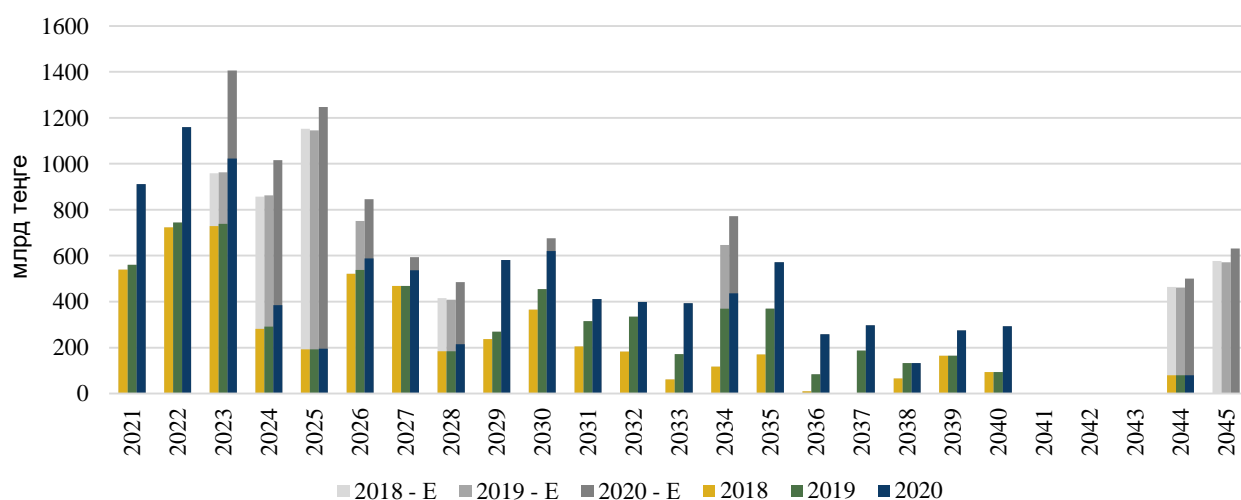


Дереккөзі: БҚОД, ҚРҰБ есептері

Осылайша, өткен жылдары Қазақстанның мемлекеттік борышын басқару саясаты көбінесе бюджетті қаржыландырудың ағымдағы проблемаларына бағдарланған болатын, ал МБҚ нарығының өтімділік проблемалары басым болмады. ҚР Қаржымині борышты шығару кезінде белгілі бір мерзімдегі міндеттемелерді шоғырландыруға байланысты өтімділік тәуекелдерін және шетел валютасындағы міндеттемелерді шығару кезіндегі валюталық тәуекелдерді есепке алмай, ағымдағы құнды басшылыққа алды.

Мемлекеттік борышты басқарудың нақты саясатының болмауы ҚР Қаржымині облигацияларын өтеудің уақытша құрылымын айқын көрсетеді. 2010-шы жылдардың ортасында валютаның төмен мөлшерлемелеріне қол жеткізуге ұмтылу, кейіннен теңгенің әлсіреуі негізгі борышты өтеу кестесіндегі елеулі теңгерімсіздікке алып келді. Бұл ақпараттың қарыз алу мөлшерлемелеріне енгені анық.

Кезең соңындағы жағдай бойынша Қаржыминінің МБҚ бойынша негізгі борышты (еурооблигацияларды қоса алғанда) өтеу кестесі



Дереккөзі: БҚОД, ҚРҰБ есептері

Ескертпе: 1) Е – ҚР Қаржымині еурооблигацияларды төлеу бойынша міндеттемелері; 2) еурооблигациялар бойынша негізгі борышты өтеу сомасы кезең соңына ресми бағамдар бойынша теңгеге конвертацияланды.

Мысалы, 2019 жылы негізгі борышты өтеу бюджетке мұнайға жатпайтын түсімдерден 3,37% болды, ал 2020 жылы 4,23%-ға дейін өсті. Сондай-ақ, 2021-2023 жылдарға арналған республикалық бюджет жобасы бойынша түсімдердің болжамды мәндеріне сәйкес 2021 жылға қарай мұнайға жатпайтын бюджетке борыштық жүктеме 9,78%-ға жетеді, ал 2022 жылға қарай 11,05% болады. Мемлекеттік борыштың салыстырмалы түрде ДЖӨ-ге қатысты төмен деңгейіне қарамастан, борышқа қызмет көрсету шығыстарының Қазақстанның шығарылған борышына (борыштың ағымдағы құны) қатынасы көптеген елдерде осы көрсеткіштен асып түседі. Борышқа қызмет көрсетудің жоғары құны Қазақстанда басқа елдермен салыстырғанда неғұрлым жоғары пайыздық мөлшерлемелерге, сондай-ақ теңгенің құнсыздануымен бірге болған шетел валютасындағы міндеттемелерді қайта бағалауға негізделген.

Мемлекеттік қарыз алуды оңтайландыру үшін инвесторлар сенімінің маңызы зор. Бұл ретте, кредитор үшін өтеу кестесінің үлгісі көбінесе қарыз алушы прагматизмінің көрсеткіші болып табылады.

ҚР ҰБ мен ҚР Қаржыминінің бірлескен жұмысы нәтижесінде қарыз алу саясатында МБҚ нарығының өтімділігін арттыруға және тәуекелсіз қисық кірістілігін қалыптастыруға бағытталған оң өзгерістер байқалады. Бұрын аталғандардың қатарында: ҚР Қаржыминінің айналыстағы шығарылымдар санын үлкейту және қысқарту бойынша күш-жігері, шығарылымдарды жаһандық халықаралық индекстерге қосу жөніндегі жұмыс, Clearstream бойынша есеп айырысу мүмкіндігін іске асыру, сондай-ақ қисық кірістіліктің қысқа мерзімді және орта мерзімді соңында МБҚ шығару. Бұған қоса, МБҚ нарығы үшін маркетмейкерлер институтын құру бойынша ҚР ҰБ мен ҚҚБ-ның бірлескен жұмысын атап өткен жөн, бұл да МБҚ өтімділігіне оң әсерін тигізуі мүмкін. Маркетмейкерлердің болуы құрал бойынша позициядан шығуға мүмкіндік береді, бұл инвестициялау барысы неғұрлым қысқа инвесторлар үшін маңызды фактор болып табылады. Бұдан басқа, біздің ойымызша, институционалдық инвесторлар нарығын дамыту МБҚ нарығының өтімділігін арттыру және қабылданатын шешімдердің нарықтық деңгейін көтеру үшін қажетті талаптардың бірі болып табылады. Зейнетақы жинақтарын жеке басқарушы компанияларға инвестициялық басқаруға беру шешімдердің бірі болып табылады, бұл бағалы қағаздар нарығында неғұрлым бәсекелі орта қалыптастырады.

4. Мемлекеттік борышты басқару саясаты

Қазақстандағы мемлекеттік борыштың ДЖӨ-ге қатысты салыстырмалы төмен қатынасы мемлекеттік борышты белсенді басқару саясатына өту міндеттерінің өзектілігінің төмендеуін білдірмейді. Жалпы шағын ашық экономикаларда, атап айтқанда Қазақстанда мемлекеттік бағалы қағаздар нарығының даму серпіні көбінесе негізгі макроэкономикалық жағдайлар мен ішкі экономика үшін алғышарттардан қалыптасады. Соңғы жылдары жоғары деңгейдегі әрі өсіп келе жатқан ҚР Ұлттық қорынан бөлінетін трансферттер бюджет тапшылығын өтеудің негізгі арнасы болып табылатын Қазақстанда фискалдық балансты қаржыландырудың мұнай түсімдеріне тәуелділігі артып келеді. Бұл фискалдық саясаттың болжамдылығын арттырады (мұнай бағасының жоғары болу кезеңінде мемлекеттік шығыстардың артуы), осылайша дағдарыс кезеңдерінде дәнекер ретінде фискалдық кеңістіктің әлеуетін тарылтады. Сондай-ақ, мұндай үрдістің басым болуы инвестициялық рейтингтің ұзақ мерзімді төмендеуіне жанама әсерін тигізеді, бұл ішкі борышқа шетелдік капиталды тарту мүмкіндігіне теріс әсер етеді [30]. Өз кезегінде бейрезиденттердің мемлекеттік борышты ұстаушылар ретінде қатысуы инвесторлық базаны әртараптандыруды жақсарта алады, бұл мемлекеттік бағалы қағаздардың өтімділігін – үйлестірілген макроэкономикалық саясаттың орталық міндетін арттыруға ықпал етеді.

Сондықтан, мемлекеттік бағалы қағаздар нарығын тиімді дамыту Үкіметтің фискалдық бағытының да, оның ақша-кредитін құрастырушының да басым міндеті болып табылады. Ақша-кредит саясатының пайыздық мөлшерлемелерінің трансмиссиясын

нәтижелі жүргізу тәуекелді активтердің бағасын белгілеу үшін де қажетті бәсекеге қабілетті тәуелсіз қисық кірістілігінің дұрыс жұмыс істеуіне негізделеді. Бұған қоса, МБҚ нарығын одан әрі дамыту оны ақша-кредит саясатының трансмиссиялық тетігінің бастапқы буыны ретінде дамытуға: МБҚ мөлшерлемелеріне ақша-кредит саясатының мөлшерлемелері трансмиссиясының тиімділігін арттыруға және экономикадағы қорландыру жағдайларына тікелей әсер етуге бағытталуы тиіс [16]. Сонымен қатар, дамушы елдердегі мемлекеттік борышты басқару саласындағы зерттеулер ұлттық валютадағы борыш шығарылымының ұлғаюы ақша-кредит саясатындағы өзгерістердің нарыққа кері әсеріне ықпал ететінін көрсетеді.

Мемлекеттік борыш нарығын жоспарлы және жан-жақты дамыту, өзінің бірінші кезектегі макроэкономикалық міндетінен басқа, бюджеттің шығыс бөлігі құрылымының міндеттерін және мемлекеттік борыш шығарылатын мақсаттарды да қамтуға тиіс. Қарыздардың инвестициялық бағытын бағалау – мемлекеттік бағалы қағаздарды шығару арқылы қаржыландырылатын қаражатты секторалдық талдау мемлекеттік борышты белсенді басқаруды дамытудың перспективалық бағыттарының бірі болуы мүмкін [3]. Осылайша, ғылымды және капиталды қажет ететін өндіріс жағына қарай бейімделуді қамтамасыз ететін бағдарламаларды іске асыру еңбек өнімділігін ұлғайту арқылы экономикалық өсудің неғұрлым сапалы және жоғары қарқынына ықпал етеді, бұл өз кезегінде бұдан былай мемлекеттік қарыз алу көлеміне сұраныс пен олардың тиімді жұмыс істеуін біртіндеп арттырады.

Біздің пікірімізше, фискалдық ведомство мақсаттарының проблематикасы қысқа мерзімді мақсаттардың елдің әл-ауқатын ұзақ мерзімді тұрақты жақсарту, Ұлттық қордан – болашақ ұрпаққа арналған резервтер қорынан қарыз алуды төмендету – нақты тағайындалу мақсаттарынан басымдығында жатыр. Осылайша, үкіметтің көзқарасы бойынша мемлекеттік борышты басқарудың тиімділігінің мақсаты қарыз алудың ағымдағы құны емес, борыштың қисынды негізделген ұзақ мерзімді құрылымы және болашақ ұрпақ үшін ауыртпалықты азайту болуы керек. Бұл тұрғыда қазіргі мүдделер қақтығысын болдырмау қажет – үкімет үшін нарық қаржыландырудың сенімді, ашық және тұрақты арнасы, ал қаржы реттеушісі үшін – ақша-кредит саясатын іске асырудың тиімді алаңы болуы тиіс.

Ағымдағы сәтте өтімділіктің елеулі тәуекелдеріне және валюталық тәуекелдерге ұшыраған МБҚ өтеудің қолданыстағы уақытша құрылымы кері сатып алудың негізгі әдістерінің бірімен оңтайландырылуы мүмкін:

1. Кері сатып алу. Сауда-саттыққа қатысушылар бастапқы нарық тетігіне ұқсас сатуға өтінімдер беруді қоспағанда, аукцион кәдімгі аукцион сияқты өткізіледі.

2. Тікелей сатып алу. Борышты сатып алудың бұл әдісі екі тәсілмен жүзеге асырылуы мүмкін. Біріншісі – қайталама биржалық нарықта МБҚ сатып алу. Екіншісі – биржадан тыс нарықта сатып алу.

3. Бір бағалы қағаз басқа бағалы қағазды сатып алу үшін төлем ретінде берілген кезде ауыстыру немесе қайта қаржыландыру. Кері сатып алу бойынша әрбір мәміле кезінде МБҚ сатып алатын кесімді кірістілікті ескеру маңызды. Қайталама нарықтағы кірістілік қисығын бағалау қағаздың әділ нарықтық құны туралы түсінік береді. Бұл тұрғыда кірістілік қисығының теориялық үлгісі нақты кесу бағаларын анықтауда ең жақсы метрика болуы керек.

МБҚ шығарылымдарын шоғырландыру, сондай-ақ ірі шығарылымдарды қолдау нарықтың өтімділігін арттырады. Тиімсіз қағаздар, бәсекелестік баға тұрғысынан алғанда, нарық қатысушылары тарапынан сенімсіздікті арттырады, бұл тұтастай алғанда нарықтың дамуына оның әлеуетіне кедергі келтіреді және капитал алмасудың басқа алаңдарын капиталдандырудың өсуіне кедергі келтіреді. Керісінше, ірі «тиімді» қағаздарды қолдау МБҚ нарығының өтімділігін қолдайтын және арттыратын болады. Бұл үкімет үшін ұзақ мерзімді мақсаттар тұрғысынан да, монетарлық биліктің аз ұзақ мерзімді мақсаттары

тұрғысынан да қорландыру жүйесінің тиімділігін арттырады, бұл оларды мемлекеттік борышты белсенді басқару бөлігінде тығыз үйлестірген кезде ғана мүмкін болады.

5. Қорытынды

Жалпы алғанда, соңғы екі жылда бағалы қағаздар нарығындағы өтімділік біртіндеп жақсаруда. Осы кезеңде борышты шығару тәжірибесінің өзгеруі маңызды фактор болды. Бұған өтімділіктің өсуіне ықпал ететін ірі бақылау шығарылымдарын құру міндеттемесі кірді. МБҚ нарығы нарыққа қатысушылар құрылымындағы өзгерістерден де қолдау тапты, бұл дилерлік бәсекелестікті күшейтеді. Ашықтық деңгейін арттыратын кірістілік қисығын құрудың жаңа моделіне көшу болашақта өтімділікті арттыру әлеуетін ұсынады. Нарық өтімділігінің деңгейі жергілікті жағдайға айтарлықтай тәуелді болып қала береді: пайыздық мөлшерлемелердің тұрақсыздығы кезеңінде өтімділік тез төмендейді.

Даму әлеуеті тұрғысынан ҚР нарығы салыстырылатын елдердің іріктемесінен тиімді айырмашылығы бар сияқты. Алайда, жағдайды тудыратын құрылымдық факторлар тұрғысынан борыштық міндеттемелердің бөліну дәрежесі, өтеу кестесінің үлгісі және қор нарығының салыстырмалы түрде дамымауы өтімділікті одан әрі арттыруға кедергі келтіруі мүмкін.

Мемлекеттік борышты ұтымды саясатының қажеттілігі халықаралық тәжірибені зерттеу мен осы бағыттағы модельдерді әзірлеудің өзектілігін анықтайды. Мемлекеттік борышты басқару саясатының жаңа моделіне көшу оның тұрақтылығы мен сабақтастығын қамтамасыз етеді. Бұл мақалада осы көп қырлы шешімді түсінуге және ұйымдастыруға көмектесетін МБҚ нарығының өтімділік құрылымына қысқаша шолу беріледі.

Пайдаланылған әдебиет тізімі:

1. Broto C., Lamas M., «Measuring market liquidity in US fixed income markets: A new synthetic indicator» // Working Paper No. 1608, Bank of Spain, 2016.
2. Elliot D., «Market liquidity: A primer. The Brookings Institution» // Working paper, The Brookings Institution 2015.
3. Fiscal policy, public debt and monetary policy in emerging market economies, BIS Papers, №67, 2012. <https://www.bis.org/publ/bppdf/bispap67.pdf>.
4. Gehde-Trapp M., Schuster Ph., Uhrig-Homburg M., «The Term Structure of Bond Liquidity» // Journal of Financial and Quantitative Analysis, vol. 53, No. 5, p. 2161-2197, 2018.
5. Global Financial Stability Report: Markets in the Time of COVID-19. International Monetary Fund. Washington, DC., April 2020. <https://www.imf.org/en/Publications/GFSR/Issues/2020/04/14/global-financial-stability-report-april-2020>.
6. Grobety M., «Government debt and growth: The role of liquidity» // Journal of International Money and Finance, vol. 83, p 1-22, May, 2018.
7. Gulliver J., «Money Market Funds and the 2020 COVID Crisis» // Committee on Capital Markets Regulation, May 2021. <https://www.capmksreg.org/wp-content/uploads/2021/05/CCMR-Prime-MMFs-and-COVID-05.24.2021-.pdf>.
8. Kazakhstan: Reversing Productivity Stagnation - Country Economic Memorandum // [World Bank Document](#).
9. Le Saout, E., «Intégration du risque de liquidité dans les modèles de valeur en risque» // Banque et Marchés №61, p. 15-25, novembre 2002.
10. Muranaga J., T. Shimizu, «Market Microstructure and Market Liquidity» // Working paper of Institute for Monetary Economic Studies, Bank of Japan, 1997.
11. Nazlioglu S., Gupta R., Bouri E. «Movements in International Bond Markets: The Role of Oil Prices» // Working paper № 2019:35, International Review of Economics & Finance. – 2020.
12. Phillip R.D. Anderson, A. Velandia-Rubiano, A.C. Silva, «Public Debt Management in Emerging Market Economies: Has this Time Been Different?» // World Bank Policy Research

Working Paper, No. 5399, April, 2016.
https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=1658774.

13. V. Premathiratne, «The Emerging Asia Pacific Capital Markets Sri Lanka» // 2021 CFA Institute Research Foundation, May, 2021.

14. Semernina Y., Yakunina A., Yakunin S., «Some trends of the Russian sub-federal bond market development in the presence of the global challenges» // Advances in Economics, Business and Management Research (AEBMR), vol. 39, p. 162–165, 2018.

15. Yakunina A.V., Semernina Y.V., Yakunin S.V., Ermakova E., «Impact of foreign economic sanctions on the Russian market of bonds denominated in foreign currencies» // SHS Web Conf. Innovative Economic Symposium Milestones and Trends of World Economy (IES 2018), vol. 61, 2019.

16. Алексеева И.А., Петрова И.А., «Эволюция и перспективы развития рынка облигаций федеральных займов» // Известия Байкальского государственного университета, Т. 28, № 4, 2018. <https://cyberleninka.ru/article/n/evolyutsiya-i-perspektivy-razvitiya-rynka-obligatsiy-federalnyh-zaymov>.

17. Алехин Б.И., «Размещение государственных облигаций сквозь призму микроструктуры рынка» // Финансовый журнал, № 6, 95–108-беттер, 2018.

18. Белокопытов А.В., Миронкина А.Ю., «Облигации федерального займа для населения» // Экономический журнал, 54–62 беттер, 2017. <https://cyberleninka.ru/article/n/obligatsii-federalnogo-zayma-dlya-naseleniya>.

19. Мустафин Е.Т., «Долговой рынок в период реформы НПФ» // Halyk Finance, январь, 2013. <http://history.halykfinance.kz/ru/site/index/research/report:81987>

20. Мустафин Е.Т., «Кривая доходности Казахстана: Падение спроса на госдолг в ожидании пруденциальных послаблений» // Halyk Finance, сентябрь, 2012. <http://history.halykfinance.kz/ru/site/index/research/report:81322>

21. Мустафин Е.Т., Хакимжанов С.Т., «Риск ликвидности, обменный курс и стоимость фондирования в тенге» // Halyk Finance, январь, 2014. <http://history.halykfinance.kz/ru/site/index/research/report:87302>

22. Огурцова Е.В., Комков И.В., «Развитие внутреннего рынка государственного долга России: факторы формирования, перспективы изменения» // Известия Саратовского университета, серия Экономика. Управление. Право, Т. 19, вып. 3, 2019. <https://doi.org/10.18500/1994-2540-2019-19-3-246-256>.

23. Оразалин Р., «Трансмиссионный механизм денежно-кредитной политики в Республике Казахстан» // Экономическое исследование №2018-3, Департамент исследований и статистики, Национальный Банк Республики Казахстан, 2018.

24. Основные направления развития финансового рынка Российской Федерации на период 2019–2021 годов // Банк России. https://cbr.ru/content/document/file/71220/main_directions.pdf.

25. Отчет о финансовой стабильности Казахстана 2012. Национальный банк Республики Казахстан. Алматы, декабрь, 2012. <https://nationalbank.kz/file/download/26119>

26. Отчет о финансовой стабильности Казахстана 2015 – 2017. Национальный банк Республики Казахстан. Алматы, 2018. <https://www.nationalbank.kz/ru/news/otchet-o-finansovoy-stabilnosti/rubrics/235>

27. Отчет о финансовой стабильности Казахстана 2018 – 1П 2019. Национальный банк Республики Казахстан. Алматы, 2020. <https://nationalbank.kz/ru/news/otchet-o-finansovoy-stabilnosti/rubrics/236>.

28. Покровская Н.Н., Куриленко М.В., «Рынок государственных ценных бумаг в России: проблемы и перспективы развития» // Интернет-журнал Науковедение, том 8, № 4, 2016. <http://naukovedenie.ru/PDF/34EVN416.pdf>.

29. Рыжановская Л.Ю., Чистова В.Е., «Проблемы ликвидности рынка государственных ценных бумаг» // Финансовый журнал, №3, 19–32, 2011-беттер.

30. Стахович Л.В., Шахназарян Г.Э., «Проблемы ликвидности современного российского рынка государственных ценных бумаг» // Финансовая аналитика: проблемы и решения, № 1 (1), 34–43-беттер, 2008.

31. Хакимжанов С., Мустафин Е., Кубенбаев О., Атабек Д., «Построение кривой доходности на рынке с низкой ликвидностью» // журнал Деньги и кредит, №4, декабрь, 2019.

БАНКТІК ЕМЕС ҚАРЖЫ ҰЙЫМДАРЫНЫҢ КЕЛЕШЕГІ МЕН ДАМУЫ

А.М. Бакиров – Қазақстан Республикасы Ұлттық Банкінің қаржы ұйымдарын дамыту департаменті банктерді және банктік емес ұйымдарды дамыту басқармасының бастығы.

Б.А. Бижанов – Қазақстан Республикасы Ұлттық Банкінің қаржы ұйымдарын дамыту департаментінің банктерді және банктік емес ұйымдарды дамыту басқармасы бастығының орынбасары.

А.В. Завалина – Қазақстан Республикасы Ұлттық Банкінің қаржы ұйымдарын дамыту департаменті банктерді және банктік емес ұйымдарды дамыту басқармасының бас маманы.

Д.С. Садыбаева – Қазақстан Республикасы Ұлттық Банкінің қаржы ұйымдарын дамыту департаменті Банктерді және банктік емес ұйымдарды дамыту басқармасының бас маманы.

Мақала Қазақстан Республикасында банктік емес ұйымдардың, атап айтқанда микроқаржы ұйымдарының рөлі мен жұмыс істеу маңызына арналған және оларды дамытудың ықтималды бағыттары мен қызмет келешегін сипаттайды.

Негізгі сөздер: банктік емес ұйымдар, микроқаржы ұйымдары, Қазақстан Республикасында микроқаржы ұйымдарының қызметі.

JEL-сыныптау: G21, G23.

1. Қазақстанның кредит нарығының сипаттамасы

Қаржылық, оның ішінде кредиттік жүйені қалыптастыруға және дамытуға байланысты мәселелер әрқашан өте маңызды және өзекті болды. Қаржы нарығының қатысушылары ретінде банктік емес ұйымдар қаржы жүйесін дамытуда маңызды рөл атқарады. Банктік емес ұйымдардың қызметін оңтайландырудың жаңа тетіктерін енгізу кредиттік қызметтер нарығының тиімділігін арттыруға, қазіргі заманғы әлемдік стандарттарға жауап беретін және қаржы қызметтерін көрсету бойынша нарықтың қажеттіліктерін барынша қанағаттандыруға қабілетті қаржы нарығының субъектілерін құруға ықпал етеді.

Осыған байланысты ағымдағы жағдайды зерделеу және елдің қаржы жүйесін дамыту келешегінде негізделген шешімдер қабылдау қаржы, оның ішінде кредит институттарының тиімді және нәтижелі жұмысын қамтамасыз ету үшін қажетті талаптар болып табылады.

Осылайша, Қазақстан Республикасының банктік емес ұйымдарының ерекшеліктері мен даму келешегін қарау зерттеудің барынша өзекті тақырыбы болып табылады.

Тұтастай алғанда, бүгінгі күні Қазақстан Республикасында банк секторы көрсетілетін қызметтер бойынша, оның ішінде қарыздар беру бойынша қаржы жүйесінде басым рөл атқарады.

Жыл сайын қарыз көлемінің серпіні өсуде, тек 2020 жылы банктер 1 трлн теңге сомада кредит берді.

2020 жылы банктік кредиттердің өсуі, атап айтқанда, экономиканы кредиттеу және қарыздарды субсидиялау шеңберінде мемлекеттің дағдарысқа қарсы шараларына байланысты болды. Кредиттік қызметтер нарығында банктердің негізгі қарыз алушылары жеке тұлғалар болып табылады. Олардың үлесіне 2021 жылғы 1 қаңтардағы жағдай бойынша барлық кредиттердің 45,1%-ы тиесілі болды, жыл басынан бері бұл көрсеткіш 796 млрд теңгеге өсті. Бұл ретте заңды тұлғаларға берілетін кредиттер 267 млрд теңгеге

немесе 24,3%-ға төмендеді. Бұл соңғы уақытта төлем қабілеттілігі өсіп келе жатқан жеке тұлғаларды жеке кредиттеуге баса назар аударылғанын көрсетеді.

Негізінен халықты тұтынушылық кредиттеумен үлкен клиенттік базасы, филиалдар желісі және елдегі қассалық бөлімшелері бар ірі банктер айналысады.

Ірі қалаларда ғана емес, сондай-ақ еліміздің өңірлерінде де қолжетімді кредиттеуді қамтамасыз ету бойынша қаржы қызметтері нарығында бәсекелестікті дамыту келешегінде тұтынушылардың кең ауқымына ұсынылатын кредит өнімдерінің кең спектрімен қызмет көрсету үшін микроқаржы ұйымдары сияқты банктік емес кредиттік ұйымдарды дамыту басым болып табылады.

Осылайша, банктік емес ұйымдардың коммерциялық банктерден басты айырмашылығы:

- көрсетілетін банктік қызметтер спектрінде;
- олардың қызметін реттеуде;
- филиалдар мен еншілес ұйымдарды ашу мүмкіндігіне және т. б.

2. ҚР микроқаржы ұйымдары

Статистика бойынша микроқаржы ұйымдары қарыз алушыларының 67%-ы ауылдық жерлерде тұрады және географиялық орналасуына, өтімді кепілдіктердің болмауына, жоғары емес қаржылық және цифрлық сауаттылығына байланысты банктерге қызықты емес.

Микроқаржы ұйымдары нарығын дамыту екінші деңгейдегі банктер үшін тартымсыз болып табылатын агроөнеркәсіптік кешенді, оның ішінде мал шаруашылығы, омарта шаруашылығы және т.б. салаларды дамытуға ықпал етеді. Ауылдық жерлер мен шағын бизнес микрокредиттеудің насаналы аудиториясы болып табылады. Микроқаржы ұйымдары 20 жылдан астам уақыт бойы халықтың осындай санатымен жұмыс істеп келеді және олардың қажеттіліктерін біледі, үздік әлемдік практикаларға негізделген өзінің микрокредит беру әдістемесіне, материалдық-техникалық базасына және бағдарламалық қамтылымына, оқытылған және білікті персоналына, өңірлердегі бөлімшелер мен офистердің кең желісіне ие. Микроқаржы ұйымдары банктік кредиттерге қол жеткізе алмағандарға бастапқы капиталды ұсына отырып, жаңадан келген кәсіпкерлерді, олардың стартап жобаларын қолдайды. Осылайша микроқаржы ұйымдары өз мүмкіндіктерін кеңейтіп, олар үшін қолайлы жағдай жасайды.

Осылайша, ел өңірлерінде микроқаржы ұйымдарының желісін қалыптастыру жұмыссыз, өзін-өзі жұмыспен қамтыған халық, шағын және орта бизнес субъектілері үшін қаржы ресурстарына қолжетімділікті кеңейтудің негізгі алғышарты болып табылады.

2021 жылғы 1 сәуірдегі жағдай бойынша Қазақстан Республикасының микроқаржы секторында микроқаржы қызметін жүзеге асыратын (лицензия алған) 179 ұйым болды. Микроқаржы ұйымдарының активтері 57 млрд теңге оң серпінімен 574,3 млрд теңге болды, микроқаржы ұйымдарының жалпы несие портфелі жылдың басына бері 48,2 млрд теңгеге ұлғайып, 463,8 млрд теңгені құрады.

Тарихи тұрғыдан микроқаржы ұйымдары эволюциялық жолмен дамыды – реттелмейтін сектордан лицензиялауға жататын қызметке дейін.

Микроқаржы ұйымдарының ашық нарығын қалыптастыру және оларға деген сенімді арттыру, олар ұсынатын қызметтердің сапасы мен қолжетімділігін арттыру мақсатында Қазақстанда жеткілікті дәрежеде жетілдірілетін нормативтік құқықтық база қалыптастырылды.

Қаржылық қызметтерді тұтынушылардың құқықтарын қорғау мақсатында «Қазақстан Республикасының кейбір заңнамалық актілеріне шетел валютасындағы ипотекалық қарыздар, субъектілерді реттеуді жетілдіру мәселелері бойынша өзгерістер мен толықтырулар енгізу туралы» 2020 жылғы 3 шілдедегі Қазақстан Республикасының

Заңымен 2021 жылғы 1 қаңтардан бастап Қазақстан Республикасында микроқаржылық қызметті лицензиялау енгізілді.

Микроқаржылық қызметті лицензиялау микроқаржылық қызмет субъектілерін қаржы ұйымдары деп тануға мүмкіндік берді және қаржы қызметтері мен қаржы нарығын бірыңғай заңнамалық айқындауға мүмкіндік берді, олардың қызметіне, олардың қаржылық тұрақтылығына қойылатын неғұрлым жоғары талаптар белгіленді, қаржы нарығында адал бәсекелестікті қолдау мақсатында олардың қызметі үшін тең жағдай жасады, бұл қаржы қызметтерін тұтынушылардың құқықтары мен мүдделерін қорғауға ықпал етеді.

Бұл ретте қаржылық қызметтерді тұтынушылардың құқықтарын қорғау үшін көрсетілетін қызметтердің қаржылық қолжетімділігі мен азаматтардың қаржылық сауаттылығы қатар дамуы қажет.

Микроқаржы ұйымдарының қызметін дамытудың мақсаттары халықты, орта және шағын бизнесті, дара кәсіпкерлікті қолжетімді қарыз ресурстарымен қамтамасыз ету, сондай-ақ осы ұйымдардың бәсекеге қабілеттілігі мен қаржылық орнықтылығының деңгейін арттыру болып табылады.

Бәсекелестіктің өсіп келе жатқан деңгейі, ұсынылатын қызметтердің сапасына қойылатын жоғары талаптар кредиттік ұйымдардың жоғары сапа стандарттарына қол жеткізуге, қаржы саласында жетекші орынға ие болуға және бәсекелестік артықшылықтарға қол жеткізуге деген ұмтылысына себепші болады.

Осылайша, микроқаржы ұйымдары екінші деңгейдегі банктер құруы мүмкін қаржы қызметтері нарығындағы олқылықтарды толтыруға ықпал етуі тиіс.

Бұл ретте микрокредиттеудегі негізгі проблемалардың бірі жоғары сыйақы мөлшерлемелері болып табылады. Бүгінгі күні микроқаржы ұйымдарының нарығы бойынша микрокредиттер бойынша жылдық тиімді сыйақы мөлшерлемесінің орташа мәні шамамен 38%-ды құрайды.

Сыйақының жоғары мөлшерлемелері, біріншіден, 17% мөлшеріндегі қорландыру мөлшерлемесіне негізделген. «Қазақстанның микроқаржы ұйымдарының қауымдастығы» ЗТБ мәліметтеріне сәйкес микроқаржы ұйымдары өздерінің негізгі қызметі үшін пайдаланылатын ресурстарды Қазақстанның ішінде тарту проблемасын бастан кешуде. Отандық банктер микроқаржы ұйымдарынан оларда жоқ немесе жеткіліксіз мөлшерде ғана бар өтімді кепілдіктерді қамтамасыз етуді талап етеді. Осыған байланысты микроқаржы ұйымдары негізінен кепілсіз кредиттер беретін шетелдік кредиторларға жүгінуге мәжбүр. Қазақстанда берілетін барлық микрокредиттердің шамамен 70%-ы шетелдік қорландыру есебінен беріледі. Екіншіден, микрокредиттер беруге және оған қызмет көрсетуге байланысты операциялық шығыстарды да ескеру қажет, бұл шамамен 14%-ды құрайды. Микроқаржы ұйымдарының негізгі артықшылығы банктер нашар жұмыс істейтін Қазақстанның шалғай өңірлерінде қызметті жүзеге асыру болып табылады. Бұл қарыз алушылармен тікелей байланысты, клиенттің бизнес орнына бару арқылы төлем қабілеттілігін бағалауды, микрокредитке жүйелі мониторинг жүргізуді білдіреді. Жоғарыда айтылғандай, статистика бойынша микроқаржы ұйымдарының қарыз алушыларының

67%-ы ауылдық жерлердің тұрғындары болып табылады. Бөлімдердің кең желісін және оқытылған көптеген қызметкерлерді ұстау өте қымбат. Сондықтан операциялық шығыстарда негізгі үлес персоналға арналған шығыстарға (еңбекақы төлеу қоры, жалақыдан алынатын салықтар), негізгі құрал-жабдықтар мен материалдық емес активтердің амортизациясына тиесілі. Кредиттік тәуекелдер бойынша резервтер қосымша қалыптастырылады, олардың үлесіне барлық шығыстардың 18%-ы тиесілі. Өзге де шығыстар (үй-жайларды жалға алу және күзету, офистерді жөндеу және ұстау, коммуналдық төлемдер, байланыс және интернет, персоналды оқыту, маркетингтік шығыстар, автокөлікті күтіп-ұстау және т.б.) 27%-ды құрайды.

Осылайша, барлық аталған құрауыштар жалпы 34%-дық мөлшерлеменің құнын қалыптастырады. Егер орташа сыйақы мөлшерлемесі 38% мөлшерде қалыптасса, онда пайда 4% мөлшерінде қалыптасатыны айқын.

3. Микроқаржы нарығын дамыту жөніндегі ұсыныстар

Микроқаржы ұйымдарының операциялық шығыстарын өтеу ауылдық өңірлердегі халықтың төмен пайыздық мөлшерлеменен қаржыландыруға деген қажеттілігін толық қамтамасыз ете алар еді. Осыған байланысты жұмыс істеп тұрған микроқаржы ұйымдары үшін микрокредиттеу шығындарын төмендету үшін ынталандыруды көздеу ұсынылады, бұл түпкі тұтынушылар үшін мөлшерлемелерді төмендетуге мүмкіндік береді. Қазақстан өңірлерінде ісін жаңа бастаған кәсіпкерлерге, ауыл шаруашылығы тауарын өндірушілерге және басқа да шағын және орта бизнес субъектілеріне микрокредиттер беретін жеке ұйымдар үшін салықтық жеңілдіктер ықтимал ынталандырулардың бірі болуы мүмкін.

Операциялық шығыстарды қысқарту өз қызметіне инновациялық технологияларды енгізу, клиенттерге қызмет көрсетудің қашықтан арналарын кеңейту, кредиттік процестерді автоматтандыру есебінен мүмкін болады. Бұл ретте мұндай өзгерістер үшін ресурстар, уақыт және қолайлы құқықтық реттеу қажет.

Аталған шараларды іске асыру микроқаржы ұйымдарының шығыстарын төмендетуге, сондай-ақ халықты төмен пайыздық мөлшерлеменен қаржыландыру қажеттілігін толық қамтамасыз етуге мүмкіндік береді.

Қазіргі уақытта кредиттер бойынша сыйақы мөлшерлемесін субсидиялау бағдарламасы шеңберінде банктердің микро және шағын бизнес субъектілерін қаржыландыруға төмен қызығушылығы байқалады. Осыған байланысты пайыздық мөлшерлемені субсидиялау жөніндегі бағдарламаларға микроқаржы ұйымдарын тарту ұсынылады.

Қазақстан Республикасының 2025 жылға дейінгі ұлттық даму жоспарына сәйкес қаржылық инклюзияны және халық, микро және шағын бизнес үшін базалық қаржылық көрсетілетін қызметтердің қолжетімділігін дамыту үшін банктік емес кредиттеу және шағын қаржыландыру секторын жандандыру қажет.

Халық үшін қаржылық қызметтердің қолжетімділігін арттыру, заңсыз қаржылық және алаяқтық операцияларды жүргізуге қарсы іс-қимыл жасау және көлеңкелі экономиканы одан әрі қысқарту мақсатында банктік емес микроқаржы ұйымдарының секторын реттеу және қадағалау жүйесін жақсарту қажет.

Мемлекеттік қолдау шараларын іске асырудың тиімділігін арттыру және микро және шағын бизнес субъектілерінің басым бөлігін олармен барынша қамту үшін экономиканың басым салаларын, ең алдымен агроөнеркәсіптік кешенді қолдаудың дағдарысқа қарсы бағдарламаларын іске асыруға банктік емес секторды тарту ұсынылады.

Өздеріңіз білетіндей, экономикадағы дағдарысқа қарсы шараларды жүзеге асыру нәтижесінде банктер артық ақшалай өтімділікке ие болды. Сонымен қатар, бұл қаражат түспейтін орындар бар. Екінші деңгейдегі банктер Қазақстан өңірлеріндегі шағын жобаларға қаржы салуға мүдделі емес.

Мемлекет басшысы Қ.Тоқаевтың 2021 жылғы 1 қыркүйектегі «Халық бірлігі және жүйелі реформалар – ел өркендеуінің берік негізі» атты Жолдауына сәйкес жергілікті жерлерде жұмыс істейтін, өз клиенттерін, олардың бизнесі мен мүмкіндіктерін білетін микроқаржы ұйымдарының әлеуетін іске қосу қажет.

Жоғарыда айтылғандарды ескере отырып, кредиттік қатынастардың инфрақұрылымы қаржы нарықтарының жұмысында маңызды рөл атқаратынын атап өткен жөн, өйткені ол өз қызметін жүзеге асыру барысында макроэкономикалық қаржылық міндеттерді шешеді, ұлттық қаржы жүйесінің сегменті болып табылады.

Пайдаланылған әдебиеттер тізімі

1. «Қазақстан Республикасының кейбір заңнамалық актілеріне шетел валютасындағы ипотекалық қарыздар, субъектілерді реттеуді жетілдіру мәселелері бойынша өзгерістер мен толықтырулар енгізу туралы» 2020 жылғы 3 шілдедегі Қазақстан Республикасының Заңы.
2. Қазақстан Республикасы Ұлттық Банкінің және Қазақстан Республикасы Қаржы нарығын реттеу және дамыту агенттігінің сайтынан алынған статистикалық деректер.
3. Мемлекет басшысы Қ.Тоқаевтың 2021 жылғы 1 қыркүйектегі «Халық бірлігі және жүйелі реформалар – елдің өркендеуінің берік негізі» атты Жолдауы.