

Д.Р. Тураров\*  , А.А. Исаева 

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

\*e-mail: Dauren.83@mail.ru

## СТОХАСТИКАЛЫҚ МОДЕЛЬДЕРДІ ҚОЛДАНА ОТЫРЫП ҚАРЖЫЛЫҚ БОЛЖАУ: ҚАЗАҚСТАННЫҢ КӨП ТАУАР БИРЖАСЫНАН АНЫҚТАМА

Жаһандану жағдайында Қазақстанның қаржылық болжаудың стохастикалық модельдерін қолдану арқылы Қазақстанның көп тауар биржасын зерттеуге бағытталған. Бүгінгі таңда сызықтық емес болжау модельдері, соның ішінде жасанды нейрондық желілер қаржылық болжауда кеңінен қолданылады. Осылайша сызықтық емес модельдер, сызықтық болжау модельдерінен айырмашылығы, практикалық оқыту және деректерді өңдеу үшін жоғары есептеу жүйелерімен және мәліметтерді қажет етеді. Мақаланың мақсаты – стохастикалық модельдерді қолдану арқылы қаржылық болжаудың Қазақстанның тауар биржасының жай күйін бағалау, осылайша KASE тауар биржасында стохастикалық модельдердің инвестициялық шешімдерді дұрыс қабылдау үшін қаржылық болжаудың маңызын зерттеу арқылы анықтап көрсету. Мақалада инвестициялық оңтайлы шешімдерді қабылдау барысында минималды есептеу жүйелерін қолдану арқылы, оңтайлы шешімдер қабылдауға мүмкіндік беретін жеңілдетілген және тиімді болжау моделін құрудың жүйелік тәсілі көрсетілген. Қазақстанның тауар-шикізат биржасында сатылатын табиғи газ фьючерстері Қазақстандағы энергиягетикалық құрылымының жаппай күтілетін өзгертулерді қажет ететінін ескере отырып, зерттеуге қолайлы нысан ретінде анықталды. Мақалада оңтайлы болжау стратегиялары мен ерекшеліктерін анықтау үшін деректерді талдау мен статистикалық әдістерді қолданып, нәтижесінде дәл сызықтық болжау моделі зерттеп анықтадық. Деректерді талдау сонымен қатар нарық қатысушыларының отын-энергетика базасына қатысты оң өзгерісті анықтай отырып, зерттеу контекстін анықтауға, осы зерттеу нысанының бағалауындағы елеулі өзгерісті қолдану арқылы анықтамалар жасалды. Мақалада қаржылық болжау моделін жасау кезінде бірнеше бағыттар зерттеліп, соның ішінде апталық және жылдық заңдылықтарды анықтау, маусымдық және экзогендік айнымалыларды енгізу зерттеулері жасалды. Мақалада сыртқы тәуелділікті азайту және шум туралы деректерді бөлу әрекеттері минималды есептеу мәліметтері мен жүйелері бар модельдің өнімділігін арттырады деген қорытынды жасалады.

**Түйін сөздер:** Қазақстан, KASE, қаржылық болжау, деректерді талдау, уақыт қатарын талдау, тауар нарықтары, табиғи газ.

D.R. Turarov\*, A.A. Isaeva

Al-Farabi Kazakh National University, Almaty, Kazakhstan

\*e-mail: Dauren.83@mail.ru

### Financial forecasting using stochastic models: reference from multi-commodity exchange of Kazakhstan

Aimed at studying the Multi-Commodity Exchange of Kazakhstan through the use of stochastic models of financial forecasting in the context of globalization. Today, nonlinear forecasting models, including artificial neural networks, are widely used in financial forecasting. Thus nonlinear models, in contrast to linear forecasting models, require higher computing systems and data for practical training and data processing. The purpose of the article is to assess the state of the Commodity Exchange of Kazakhstan in financial forecasting using stochastic models, thus studying the importance of financial forecasting for the correct adoption of investment decisions on the KASE Commodity Exchange. The article shows a systematic approach to creating a simplified and effective forecasting model that allows you to make optimal decisions using minimal calculation systems in the process of making optimal investment decisions. Natural gas futures traded on the commodity and raw materials exchange of Kazakhstan were identified as a suitable object for research, given the need for massive changes in the energy structure of Kazakhstan. In the article, we used data analysis and statistical methods to determine optimal forecasting strategies and features, as a result of which we studied and determined an accurate linear forecasting model. The analysis of the data also determined the context of the study, identifying a positive change in relation to the fuel and energy base of market participants, definitions were made using a significant change in the assessment of this research object. In the article, when developing a

financial forecasting model, several areas were studied, including the identification of weekly and annual patterns, studies of the introduction of seasonal and exogenous variables. The article concludes that attempts to reduce external dependence and separate data on the Shum increase the performance of a model with a minimum of computational data and systems.

**Key words:** Kazakhstan, KASE, forecasting, data analysis, time series analysis, commodity markets, natural gas.

Д.Р. Тураров\*, А.А. Исаева

Казахский национальный университет им. аль-Фараби, Казахстан, г. Алматы

\*e-mail: Dauren.83@mail.ru

### **Финансовое прогнозирование с использованием стохастических моделей: справка с мультитоварной биржи Казахстана**

В условиях глобализации Казахстан нацелен на изучение KASE товарной биржи с использованием стохастических моделей финансового прогнозирования. Сегодня нелинейные модели прогнозирования, в том числе искусственные нейронные сети, широко используются в финансовом прогнозировании. Таким образом, нелинейные модели, в отличие от линейных моделей прогнозирования, требуют более высоких вычислительных систем и данных для практического обучения и обработки данных. Цель статьи оценка состояния товарной биржи Казахстана финансового прогнозирования с использованием стохастических моделей, тем самым определяя значение стохастических моделей на бирже KASE путем изучения значимости финансового прогнозирования для правильного принятия инвестиционных решений. В статье показан системный подход к построению упрощенной и эффективной модели прогнозирования, позволяющей принимать оптимальные решения с использованием минимальных вычислительных систем при принятии оптимальных инвестиционных решений. Фьючерсы на природный газ, торгуемые на товарно-сырьевой бирже Казахстана, определены как благоприятный объект для изучения, учитывая, что энергогетическая структура Казахстана нуждается в массовых ожидаемых изменениях. В статье мы использовали анализ данных и статистические методы для определения оптимальных стратегий и характеристик прогнозирования, в результате чего была изучена точная модель линейного прогнозирования. Анализ данных также выявил положительное изменение в отношении топливно-энергетической базы участников рынка, определив контекст исследования, используя существенное изменение в оценке данного объекта исследования. В статье было исследовано несколько областей при разработке модели финансового прогнозирования, включая определение еженедельных и годовых моделей, а также исследования включения сезонных и экзогенных переменных. В статье делается вывод о том, что попытки уменьшить внешнюю зависимость и разделить данные о шуме увеличивают производительность модели с минимальными вычислительными данными и системами.

**Ключевые слова:** Казахстан, KASE, финансовое прогнозирование, анализ данных, анализ временных рядов, товарные рынки, природный газ.

### **Кіріспе**

Қаржылық болжау қаржы және экономика саласындағы зерттеулер мен тәжірибенің маңызды саласы болып табылады. Ол инвесторлар мен бизнеске болашақ инвестициялар мен қаржылық жоспарлау туралы дұрыс шешімдер қабылдауға көмектесетін деректер мен ағымдағы нарықтық тенденцияларға негізделген болашақ қаржылық нәтижелерді болжауды қамтиды. Стохастикалық модельдер қаржылық болжаудың басты құралына айналып, әсіресе тауар нарықтарында бағалар өте құбылмалы және күтпеген ауытқуларға ұшырауы мүмкін.

Қазақстандық көп тауар биржасы (KASE) – Мұнай, газ, метал өнімдері сияқты түрлі шикізат тауарларын сататын Орталық Азиядағы ірі тауар

биржасы. Мақалада ақпарат беру барысында және оларға негізделген инвестициялық шешімдер қабылдауға көмектесу үшін тауар бағасының жоғары құбылмалылығын ескере отырып, қаржылық болжау үшін стохастикалық модельдерді қарастырылды.

Соңғы жылдары көптеген зерттеулер стохастикалық модельдердің қаржылық болжаудағы тиімділігі зерттелді. Зерттеу барысында сонымен қатар стохастикалық модельдер, әсіресе тауар нарықтарында дәлірек және сенімді қаржылық болжамдар жасай алатындығын айқындалды. Сонымен қатар, қаржылық болжау авторегрессиялық интеграцияланған жылжымалы орташа (ARIMA) моделін, жалпыланған авторегрессиялық шартты гетероскедастикалық (GARCH) моделін және стохастикалық құбылмалылық мо-

делін (SV) қоса алғанда, әртүрлі стохастикалық модельдерді қолданылды.

Мақаланың өзектілігі әлемдік экономикалық ортаның тез өзгеруі және белгісіздіктің артуы жағдайында стохастикалық модельдерді пайдалану арқылы, Қазақстандық тауар биржасында (KASE) қаржылық болжау тақырыбының маңызы айқын болып отыр. Осылайша, осы зерттеу жұмысы қазіргі заманғы серпінді экономикалық ортада табысты навигацияға ұмтылатын инвесторлар мен кәсіпорындар үшін құнды практикалық зерттеулер ұсына отырып, Қазақстандық тауар биржасының мысалында қаржылық болжаудағы стохастикалық модельдердің тиімділігін түсінуге үлес қосады.

Мақаланың мақсаты – KASE тауар биржасына зерттеу жасау арқылы стохастикалық модельдерді қолданып, қаржылық болжаудың Қазақстанның тауар биржасының жай күйін бағалау, осылайша KASE тауар биржасында стохастикалық модельдердің инвестициялық шешімдерді дұрыс қабылдау үшін қаржылық болжаудың маңызын зерттеу арқылы анықтап көрсетіп, қаржылық болжау үшін анықтамалық материал ұсыну. Мақалада KASE қолданатын әртүрлі стохастикалық модельдерді және олардың тауар бағасын болжаудағы тиімділігін қарастырамыз. Сонымен қатар, мақалада қаржылық болжаудағы стохастикалық модельдердің проблемалары мен шектеулерін, соның ішінде деректердің қол жетімділігін, модельді таңдауды және дәлдікті қарастырамыз.

Ел президенті жолдауында: «Күрделі жандық сын-қатерлерге қарамастан, Қазақстан экономикасы тұрақты өсуді көрсетуді жалғастыруда. Біз 2022 жылы ЖІӨ-нің рекордтық деңгейіне жеттік және ауыл шаруашылығы, логистика және цифрлық экономика сияқты әртүрлі секторларда экономиканы әртараптандыруды жалғастырамыз», – деп атап өтті.

Тұтастай алғанда, бұл мақала стохастикалық модельдерді қолдана отырып, қаржылық болжау инвесторларға, трейдерлерге және тауар саудасымен айналысатын бизнеске, сондай-ақ стохастикалық модельдерді қолдана отырып қаржылық болжауға қызығушылық танытатын зерттеушілерге құнды ақпарат береді.

## Әдебиеттерге шолу

Елдердің экономикалық дамуы көбінесе қол жетімді энергия көздеріне байланысты болса, бұл дамыған экономикалық елдердің жағдайын зерттеу барысында қарастырған кезде айқын

болады. Қазақстандағы урбанизация мен экономикалық жағдайлардың күрт өзгеруін ескере отырып, Қазақстан осы онжылдықта энергияға деген сұраныстың едәуір артуын ескере отырып, энергияны тұтыну құрылымындағы елеулі өзгерістерге куә болатыны анық (Ahmad пен Chan, 2020).

Табиғи газ Қазақстанның энергетикалық ландшафтында болғандықтан. 2019-2020 жылдардағы жағдай бойынша елдің энергия балансында айтарлықтай үлесті алатын дәстүрлі қазба отындарымен салыстырғанда әртүрлі артықшылықтарға ие (стратегиялық жоспарлау және реформалар агенттігі, 2021). Бұл артықшылықтарға  $SO_x$ ,  $NO_x$ , сынап және зиянды қалдықтарды азайту және парниктік газдар азайту кіреді. 2019-2020 жылдардағы жағдай бойынша табиғи газ энергиясын тұтыну небәрі 22% құрады (стратегиялық жоспарлау және реформалар агенттігі, 2021 жыл).

Туынды тауар биржасында, Қазақстан көп тауар биржасында (KZTG) сатылатын табиғи газ алдағы онжылдықта нарықтағы кейбір үлкен өзгерістерге ие болуы мүмкін. Табиғи газ фьючерстік келісімшарттары алғаш рет 2006 жылдың шілдесінде Нью-Йорк тауар биржасына (NYMEX) сәйкес іске қосылды. 2016 жылы эксклюзивті биржа – Қазақстан газ биржасы (KZTG) іске қосылды, бұл нарық қатысушыларына спот және форвардтық нарықтарда сауда жасауға мүмкіндік береді.

Алдыңғы онжылдықта технологияның қарқынды дамуына байланысты, оңтайлы шешім қабылдау үшін нарық қатысушылары бірнеше көлемнің қозғалысын болжау үшін әртүрлі әдістерді қолданады. Осылайша, қаржылық болжау инвестициялық шешімдерді қалыптастырудың міндетті шарты болып табылады. Қаржы нарықтарында болашақ активті болжаудың үш негізгі әдісі бар: іргелі талдау, техникалық талдау және сандық талдау. Мақалада зерттеу барысында қаржылық болжам жасау үшін деректерді талдау мен есептеулерді қолданатын сандық талдау әдісін қолданамыз.

Деректерді талдау және есептеулерде қаржылық деректерді алу үшін, сондай-ақ саланы реттеу үшін осы әдістер кеңінен қолданылады. Бүгінгі күні деректер талдау әдісі көпдеген қаржылық оқиғалар мен транзакциялар арқылы жасалады, олар ақпарат алу және аномальды оқиғаларды анықтау, атап айтқанда нарықты манипуляциялау үшін осы жиналған деректер жиынтығымен жұмыс істейтін жетілдірілген және тиімді байланыстарды анықтау үшін пай-

даланылуы мүмкін. Жоғарыда сипатталған мәліметтерді ескере отырып, мақалада ең тиімді модельді тұжырымдауға мүмкіндік беретін минималды есептеу ресурстарын пайдалануға баса назар аударылады. Қаржылық болжау үлгілерінің екі категориясы бар: сызықтық болжау және сызықтық емес болжау модельдері, олар дәйекті түрде талқыланады болады.

Сызықтық болжау модельдеріне авторегрессиялық (AR), жылжымалы орташа (MA), экзогендік айнымалысы бар маусымдық авторегрессиялық интегралды жылжымалы орташа (SARIMAX) жатады. Бұл модельдер ондаған жылдар бойы қолданылып келеді және олар белгілі бір қаржылық актив үшін өте тиімді, бұл 2008 жылы әлемдік экономикалық құлдырау кезінде Шанхай А акцияларының баға индексінің мәндерін тез төмендету үшін ARIMA-интервенциялық уақыт сериясын талдау арқылы алынған түсініктемені ескере отырып айқын болды (Jarret пен Suresh, 2011). Сызықтық болжау модельдеріне маусымдық және циклдік кірістер, уақыт қатарларының әртүрлі сипаттамалары әсер етеді. 2005 жылдың 1 сәуірінен 2015 жылдың 31 наурызына дейін BSE Sensex жабылу бағасымен жүргізілген зерттеу аясында, онда апта сайынғы және ай сайынғы маусымдық болжам жасалып, маусымдық инвестициялардың кірісіне айтарлықтай әсер етеді анықталды (Чандер мен Кумар, 2016). Бұл зерттеу нарықтың ұқсас қатысушыларымен бірдей саяси жағдайда жұмыс істейтін табиғи газ фьючерстеріне маусымдық инвестициялардың әсерін түсінуге көмектесті. Сызықтық болжау модельдерінің өнімділігі көбінесе кіріктірілген функцияларға және кідірістер саны сияқты параметрлерді тиімді бағалауға байланысты. Бұл модельдер деректер минималды шуммен болған кезде жақсы жұмыс істейді. Дегенмен, сызықтық болжау модельдерінің өз артықшылықтары бар және уақыттық қатар деректерінде сызықтық емес модельдер болған кезде кемішіліктер болады.

Сызықтық емес болжау модельдеріне машиналық оқыту алгоритмдері, конволюциялық нейрондық желі (CNN), рекурренттік нейрондық желі (RNN), ұзақ мерзімді қысқа мерзімді жад (LSTM) сияқты жасанды нейрондық желілер жатады. Бұл санаттағы алгоритмдер активтің тарихи деректерін және Twitter сияқты әлеуметтік медиа платформаларын пайдаланатын нарық қатысушыларының жай-күйі сияқты әртүрлі сыртқы параметрлерді ескереді (Nayak et al., 2016). Кросс-биржалық модельдердің үйлесім-

ділігі Нью-Йорк қор биржасында (NYSE) осы модельдер әлдеқайда жан-жақты және сызықтық болжау модельдерінде ескерілмейтін көптеген факторларды сызықтық емес модельдерде анықтауға болады. Алайда, бұл нейрондық желілер «қара жәшік» модельдері болып табылады (Bathae, 2018), яғни олардың әрекетінің қанағаттанарлық түсіндірмесі жоқ, бұл оларды пайдалану тиімсіз болады. Сызықтық емес болжау модельдері әдетте күрделірек және сызықтық болжау модельдерінен айырмашылығы тиімді оқыту және орналастыру үшін жоғары есептеу мәліметтерін қажет етеді.

### Зерттеу әдістері

Зерттеу барысында шетелдік ғылыми мақалаларының материалдары қолданылды. Сонымен қатар мәліметтер Қазақстан қор биржасы, халықаралық қор биржаларының ресми статистикасы талданды. Зерттеуде стохастикалық модельдерді пайдалана отырып, Қазақстандық қор биржасының қаржылық болжауға зерттеу жүргізу үшін әдіснамалық тәсіл болып таңдалды.

Ең алдымен, биржада сатылатын мұнай, газ, метал өнімдері сияқты әртүрлі шикізат бағалары туралы тарихи деректерді жинақталып жүйелендірілді. Деректер жиынтығы деректерді талдау немесе болжау әдістерінің қаржылық болжауда ең маңызды аспектісі болып табылады, өйткені олар негізінен алгоритмге немесе конвейерге жүктелген деректерге сүйенеді. Бұл зерттеуде жоғары және төмен бағада жабу, сатылған келісімшарттардың жалпы саны (көлемі) және лактар деректеріндегі жалпы құн туралы тиісті деректерді алу үшін веб-скрепинг әдістері қолданылды.

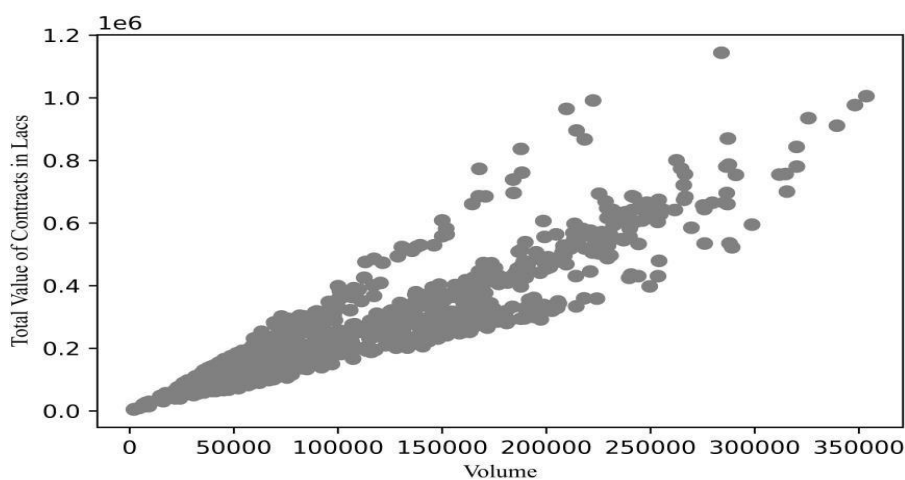
Әрі қарай, біз интеграцияланған авторегрессиялық жылжымалы орташа модель (ARIMA), жалпыланған авторегрессиялық шартты гетероскедастикалық модель (GARCH) және стохастикалық құбылмалылық моделі (SV) сияқты стохастикалық модельдерді қолдандық. Бұл модельдердің әрқайсысы нарықтық ауытқулардың стохастикалық және белгісіз сипатын ескере отырып, тауарлардың болашақ бағаларын талдау және болжау үшін пайдаланылды. Алынған нәтижелер болжамдардың дәлдігін бағалау және ықтимал трендтерді анықтау үшін статистикалық талдауға ұшырады. Зерттеудің маңызды кезеңі сонымен қатар белгілі бір контексте стохастикалық модельдерді қолдану кезінде кездесетін шектеулер мен мәселелерді анықтау болды.

### Зерттеу нәтижелері

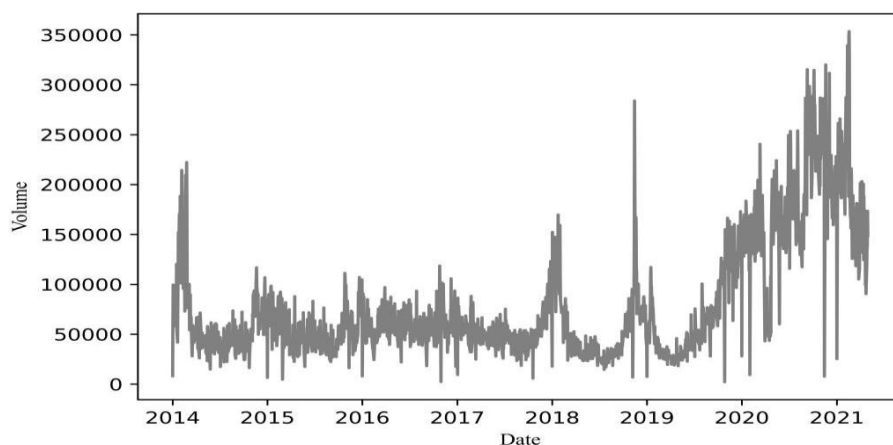
Стохастикалық модельдеу кездейсоқ ауытқуларға ұшырайтын деректерді талдау мен болжаудың маңызды зерттеулердің бірі болып табылады. Бұл әсіресе акциялардың, валюталардың және тауарлардың бағасы әр түрлі факторларға байланысты үнемі өзгеріп отыратын қаржы саласына байланысты. Қазақстанның қор биржасының тарихи деректерін модельдерімізді оқыту және болашақ үрдістерді болжау үшін пайдаланатын боламыз. Стохастикалық модельдер қаржы нарығындағы болашақ өзгерістерді

қаншалықты дәл болжай алатынын және бұл болжамдарға қандай факторлар қатты әсер ететінін анықтау.

Деректерді талдауы бұл маңызды бақылауларды енгізу және алу үшін статистикалық әдістерді қолдану арқылы, деректерді жалпылау болып табылады. Зерттеу барысында болжау моделіне енгізілетін оқыту әдістері мен параметрлерін анықтау сияқты қосымша талдауға енгізілді. Талдау үшін қолданылатын опцияларға бір сауда күнінде сатылған келісімшарттардың жалпы саны (көлемі) және сатылған келісімшарттардың жалпы құны кіреді.



1- сурет – 01.01.2014ж.-30.04.2021ж. аралығындағы көлем бойынша жалпы мәнді (лактармен) бөлу диаграммасы  
Ескерту – Eviews эконометрикалық пакет көмегімен авторлар құрастырған



2- сурет – 01.01.2014ж.-30.04.2021ж. аралығындағы көлемнің уақыт қатарларының кестесі  
Ескерту – Eviews эконометрикалық пакет көмегімен авторлар құрастырған

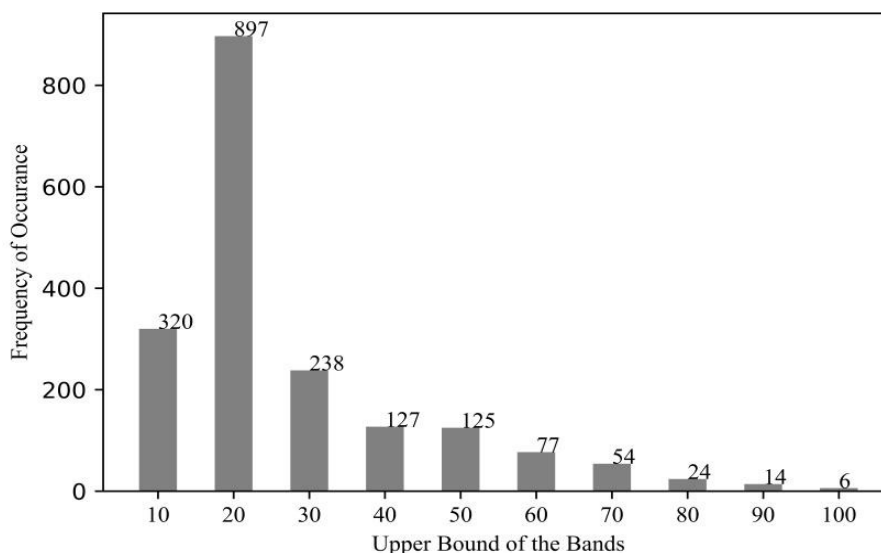
1-суретте нарық деректеріне макрокопиялық шолу берілген. Бұл диаграмма шеңбер секторына ұқсайды, бұл тауардың орташа құны белгілі бір жақшалар арасында екенін көрсетеді, өйткені шектеу сызықтары шамамен тұрақты

көлбеу болады. Бұл деректерде сызықтық емес модельдің болуын көрсетеді. Төмендегі тендеу шектеу сызықтарының көлбеуі арқылы алынған бір сауда күніндегі активтің орташа құнын көрсетеді.

$$\text{Average value of the asset for one trading day} = \frac{\text{Total value of the traded contracts}}{\text{Total number of traded contracts}} \quad (1)$$

2-суретте сатылатын келісімшарттардың жалпы санының (көлемінің) күнге байланысты өзгеруі көрсетілген. Мұқият бақылай отырып, сатылатын келісімшарттар санының төменгі шегі артады деп айта аламыз, бұл нарыққа қатысушылардың қызығушылығын көрсетеді. Кейбір қателер деректерде шудың бар екенін көрсетеді. Сауда күндері келісімшарттар санына байла-

нысты үш санатқа бөлінді: шағын, орта және ірі сауда күндері. Мұндай сегменттеудің идеалды параметрі сирек өзгеруі керек, бұл зерттеушіге нақты демаркацияны тұрақты негізде қолдануға мүмкіндік береді. Ол әрі қарай талдау жүргізу үшін деректерді тиімді жіктеуі керек. Осы талпаптарды ескере отырып, осы мақсатта максималды көлем пайдаланылды.



3-сурет – Сауда күндерін бөлу максималды көлемнің пайызына байланысты Ескерту – Eviews эконометрикалық пакет көмегімен авторлар құрастырған

3-суретте максималды көлемге байланысты сауда күндерінің бөлінуі көрсетілген. График қоңырау тәрізді қисыққа ұқсайды, максималды көлемнің жақшасында максимумға жетеді (10%, 20%). Мұндағы назар аударатын байқау – сауда күндерінің 77%-дан астамы 30%-ға дейін жабылып, бұл оларды ең көп сатылым болғанын байқаймыз. Сонымен қатар, (максималды көлемнің 80-100%) сауда күндерінің шамамен 1% құрайды, бұл дегеніміз өте аз көрсеткіш екенін анықтай аламыз.

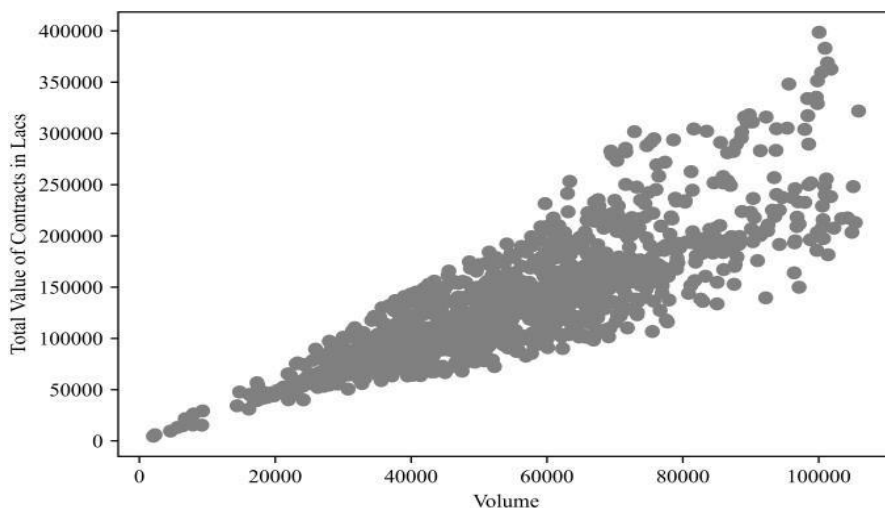
1-кесте – Сауда күндерін максималды көлемге қарай жіктеу

Санаттары	Максималды көлемнің пайызы
Кіші көлем	(0, 30]
Орташа көлем	(30, 80]
Үлкен көлем	(80, 100]

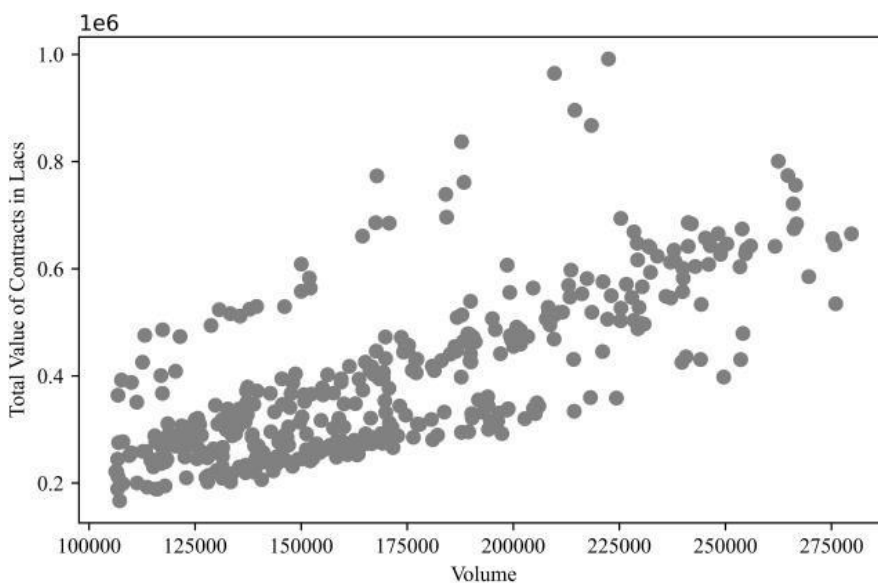
Ескерту – Eviews эконометрикалық пакет көмегімен авторлар құрастырған

Осылайша, осы шарттарды ескере отырып, сауда күндерін жіктеу 1-кестеде келтірілген айырмашылықтарды қолдана отырып жүзеге асырылып, бұл жоғарғы шекараның қалыптан

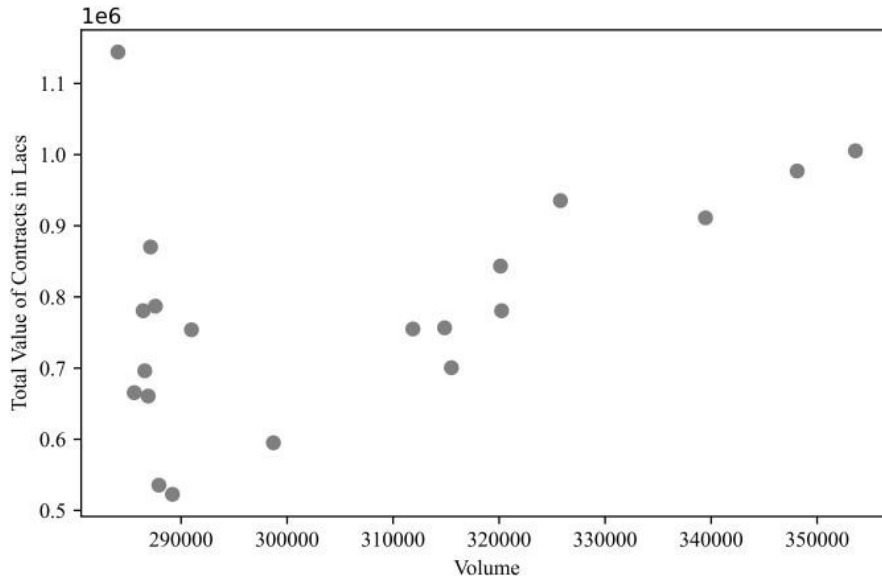
тыс көтерілуінсіз шағын көлемді сауда күндеріндегі максималды қамтуды және үлкен көлемді сауда күндеріндегі минималды қамтуды растайды.



4-сурет – 01.01.2014ж.-30.04.2021ж. аралығындағы шағын көлемді сауда күндері үшін жалпы мәннің (лактармен) көлемге тәуелділік  
Ескерту – Eviews эконометрикалық пакет көмегімен авторлар құрастырған



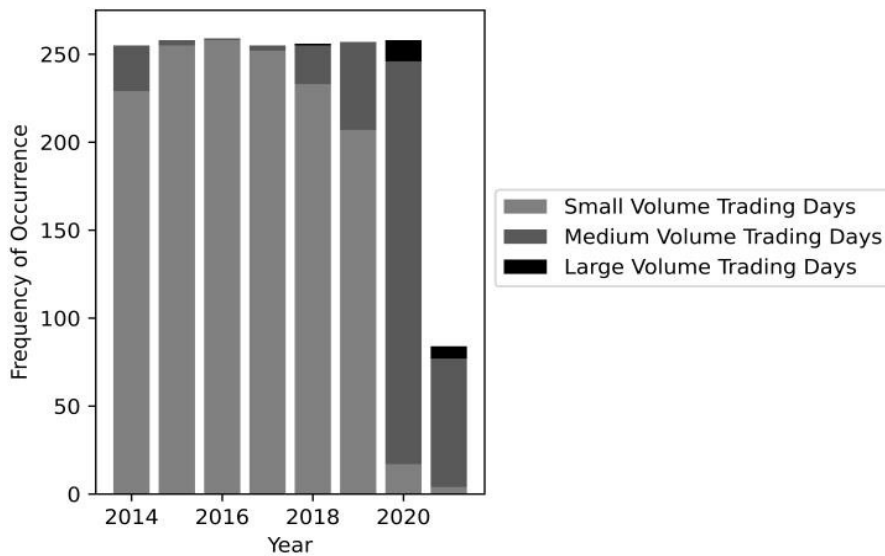
5-сурет – 01.01.2014ж.-30.04.2021ж. аралығындағы орташа көлемдегі сауда күндері үшін жалпы мәннің (лактармен) көлемге тәуелділік  
Ескерту – Eviews эконометрикалық пакет көмегімен авторлар құрастырған



6-сурет – 01.01.2014ж.-30.04.2021ж. аралығындағы үлкен көлемдегі сауда күндері үшін жалпы мәннің (лактармен) көлемге тәуелділік  
Ескерту – Eviews эконометрикалық пакет көмегімен авторлар құрастырған

4-6-суреттерде әр сегменттегі мәліметтердің макрокопиялық перспективасы көрсетілген. Шағын көлемді сауда күндері бұрын талқыландығандай шеңбер секторы форматында өткізіледі. Сауда-саттықтың орташа күндерінде жоғарғы шекарасы бар жолақтың қалыптасуы байқалып, бұл заңдылықтарды анықтауда айқындалды. Алайда, үлкен көлемдегі сауда күндері кездейсоқ болып табылады және еш-

қандай заңдылықты білдірмейді. Бұл санат негізінен кез келген маңызды оқиғаға, соның ішінде экспорт/импорттың қысқаруына, тауар салығының өсуіне және тіпті баламалы энергия көзінің серпілісіне жауап ретінде нарық қатысушыларының кенеттен реакциясы болып табылады. Бұл жағдайда сауда күндері апта күніне, айына немесе жылына қатысты схемаға сәйкес келеді.

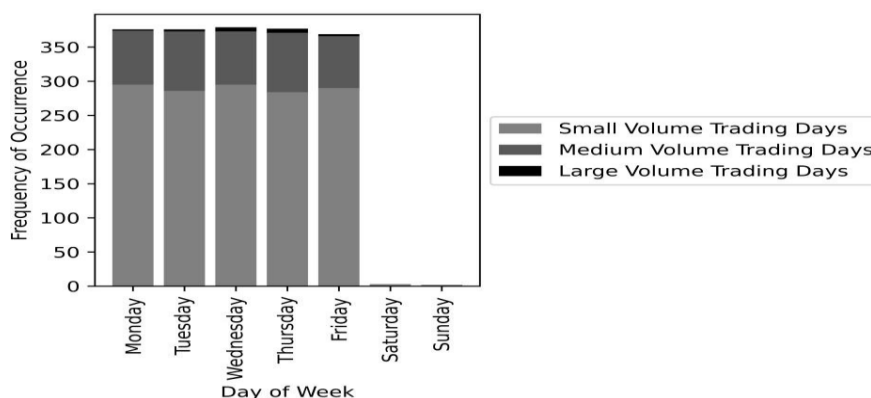


7-сурет – Жылдық сауда күндерінің санын көрсететін бағаналы график  
Ескерту – Eviews эконометрикалық пакет көмегімен авторлар құрастырған



7-суретте аз көлемді сауда күндері 2020 жылға дейінгі сауда күндерінің ең көп пайызын құрайтындығы көрсетілген. Әсіресе 2020 жылдың сәуірінен кейін шағын сауда күндері сирек кездеседі. Бұл Covid-19 пандемиясына байланысты болуы мүмкін, бұл нарық қатысушылары мен инвесторлардың қызығушылығына әсер етті, бұл табиғи газды тұтынудың ықтимал өсуімен байланысты. Бұдан басқа, мұндай реакцияның негізгі себептерінің бірі үкімет пен басқа да мемлекеттік сектор кәсіпорындары әзірлеген кеңейту жоспарлары болуы мүмкін, олар 2030 жылға қарай Қазақстанның энергия балансында табиғи газдың кем дегенде 20% үлесіне алуға бағытталған, 2019-2020 жылдардағы 22%-бен салыстырым бойынша ар-

тық. Тұтастай алғанда, аптаның соңғы және бастапқы сауда күндерінде көптеген келісімшарттар жасалуы мүмкін. Бұл параметр болжау моделін жасауға әсер етеді және оның тиімділігін тестілеу деректерінде тексеруге болады. Табиғи газ фьючерстері (белгіленуі: NG-KZT және биржа: KASE) деректеріне сәйкес, табиғи газ фьючерстерінің (NG-KZT) бағасы 2020 жылғы 1 қаңтардағы жағдай бойынша 1000 текше метр үшін 37 240 теңгені құрады, ал 2021 жылғы 26 шілдеде баға 1000 текше метр үшін 61 325 теңгені құрады, бұл шамамен 64,7% өсуді көрсетті. Бұл статистика сипатталған талдауды толықтырады және активтің пайдалы инвестицияның ұзақ мерзімді сауда мүмкіндігі болып табылады.



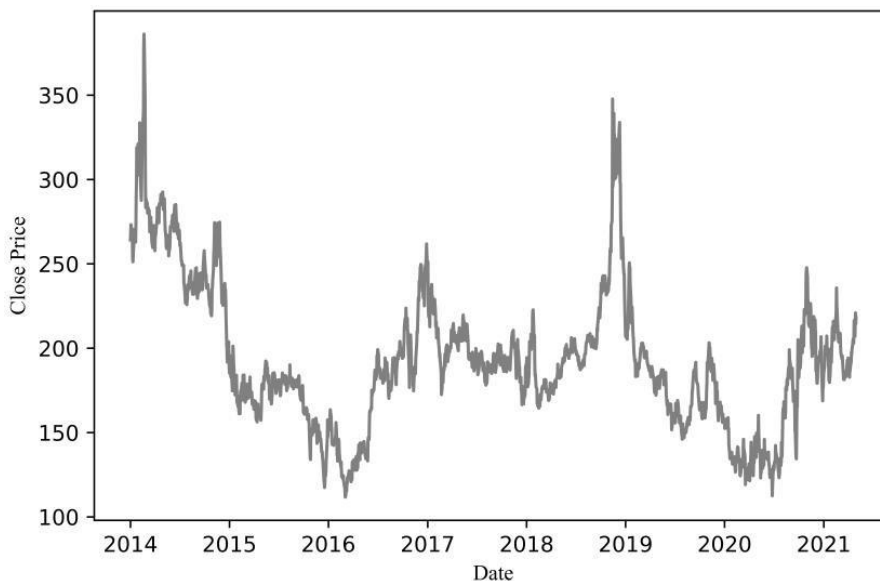
8-сурет – Аптаның күніне байланысты сауда күндерінің санын көрсететін бағаналы кесте

Ескерту – Eviews эконометрикалық пакет көмегімен авторлар құрастырған

8-суретте аптаның күндеріне сәйкес сауда күндерінің барлық санаттарының таралуы көрсетілген. Шағын және орта бизнестің сауда күндері ресми жұмыс күндері, яғни дүйсенбі, сейсенбі, сәрсенбі, бейсенбі және жұма күндері белгілі. Алайда, ірі сауда күндері аптаның ортасында, яғни сәрсенбі мен бейсенбіде күндері болған. Ірі сауда күндерінің апта бойынша таралуы қоңырау тәрізді қисық бойымен жүреді.

Жоғарыдағы «барлау деректерін талдау» сәйкес, шағын көлемді сауда күндері деректердің айтарлықтай бөлігін құрайды, ал орташа және үлкен көлемді сауда күндері нарық қатысушыларының кезеңдегі нарықтық оқиғаға кенеттен реакциясын білдіреді. Бұл мақалада модельдер тек негізгі ағынның сауда күнде-

рін, яғни шағын көлемді сауда күндерін талданып, бұл модель жалпы сценарийлерде жақсы жұмыс істеуі керек, өйткені шу мен сыртқы нарықтық оқиғаларға тәуелділік жойылады. Сонымен қатар, сызықтық болжау модельдері, негізінен регрессивті, жасанды нейрондық желілерден айырмашылығы, ұқсас сипаттағы деректер болған кезде дәлірек нәтиже береді. Болжау модельдерін жасау кезінде осы уақыт қатарларының ыдырауы өте маңызды. Ол уақыт қатарларының құрамдас бөліктері туралы түсінік береді, атап айтқанда: тренд, маусымдық факторлар. Бұл факторлар, әсіресе қаржы нарықтарындағы деректермен жұмыс істегенде маңызды болады, өйткені олар нарық қатысушыларының жай-күйіне байланысты.



9- сурет – 01.01.2014ж.-30.04.2021ж. аралығындағы жабылу бағаларының уақытша қатарының кестесі  
Ескерту – Eviews эконометрикалық пакет көмегімен авторлар құрастырған

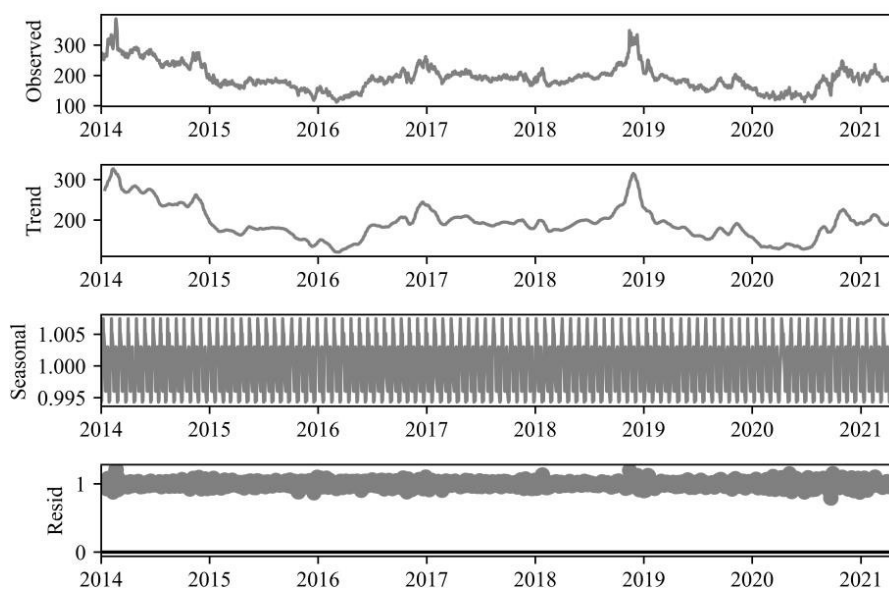
9- суретте 2014 жылғы 1 қаңтардан бастап 2021 жылғы 30 сәуірге дейінгі барлық бақылау кезеңіндегі активтің жабылу бағасының уақыт қатарының кестесі көрсетілген. Мультипликативті ыдырау әдісі маусымдық құрылымның өзгеруі немесе тренд циклінің өзгеруі уақыт қатарының графикалық көріністерінде көрінбейтін уақыт қатарының деңгейіне пропорционалды деп есептелгенде ең қолайлы юолып табылады. Мұны 10-суреттің көмегімен тексеруге болады, мұнда маусымдық компонент уақыт қатарының деңгейіне пропорционалды емес. Осылайша, келесі түрде ұсынылуы мүмкін аддитивті ыдырау әдісін қолданылды:

$$y_t = S_t + T_t + R_t \quad (2)$$

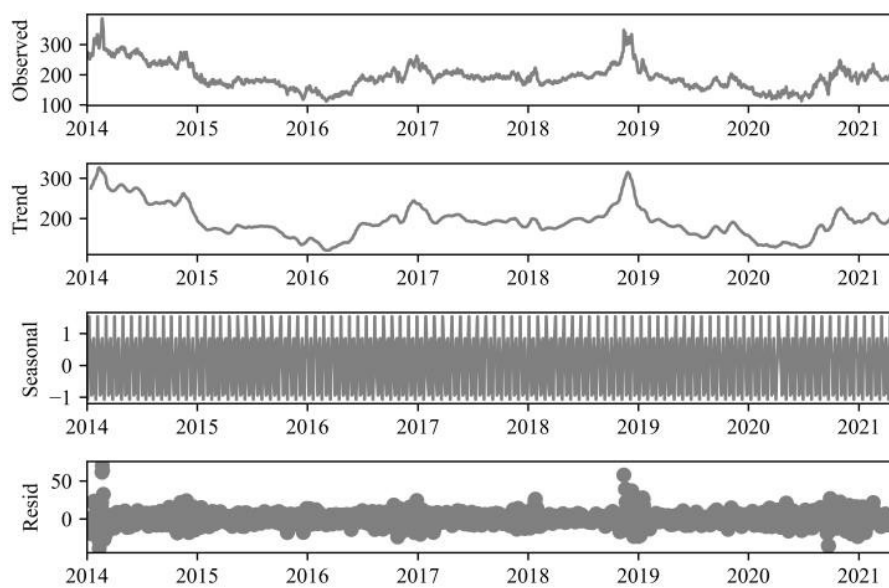
мұнда  $y_t$  – деректер,  $S_t$  – маусымдық компонент,  $T_t$  – тренд циклінің құрамдас бөлігі және  $R_t$  – қалдық компонент. Қазақстанның қор биржасы аптасына бес күн, яғни дүйсенбіден жұмаға дейін жұмыс істейді, бұл айына орта есеппен 20 жұмыс күнін құрайды. Осылайша, маусымдық 20 күнде бірнеше рет байқалды. 900 күндік кезең максималды маусымдылықты көрсетті, бұл шамамен 45 айды құрайды. Жоғарыда келтірілген графикті мұқият бақылай отырып, осы уақыт қатарларында циклдік заңдылықтың болуы туралы қорытынды жасауға болады. Циклдік заңдылық деректер белгіленген кезеңге жатпайтын көтері-

лістер мен құлдырауларды көрсеткенде болады, ал маусымдық заңдылық әрқашан белгіленген кезеңге жатады. Уақыт қатарының деректері төрт жыл ішінде маусымдық динамиканы көрсеткен. Төрт жылдық маусымдыққа қатысты нақты мәлімдемелер жасау мүмкін емес, бірақ уақыт қатарының максималды маусымдық компоненті жоғарыда сипатталған түрде кезең ұлғайған сайын тұрақты түрде өсті. Қазіргі уақытта модельге 20 күннен бастап 20 күнге еселенген маусымдық кезең кіреді.

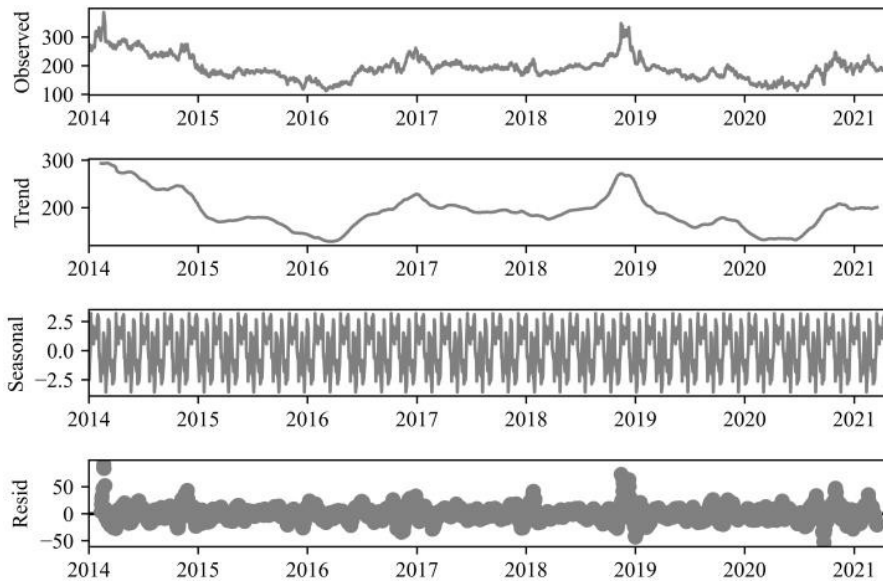
11-15 суреттерде маусымдық кезеңі сәйкесінше 20 күн, 60 күн, 120 күн, 240 күн және 900 күн болатын уақыт қатарларының аддитивті ыдырауы көрсетілген. Берілген сандардан уақыт кезеңі ұлғайған сайын маусымдық компонент жаңа шынды тіркегенін және тіпті компонент ішінде де айтарлықтай ауытқулар байқалғанын байқауға болады. Статистикалық көрсеткіштерді қолдана отырып, болжау модельдерінің тиімділігін бағалады. Сондай-ақ табиғи газдың болжамды және нақты фьючерстік бағаларын салыстыру және болжамдардың дәлдігін талдау үшін графикалық әдістерді қолданды. Болжау үлгілерінің нәтижелерін талдап, жаһандық экономикалық жағдайларды, мемлекеттік саясатты және геосаяси оқиғаларды қоса алғанда, KASE-тегі табиғи газ фьючерстерінің бағасына әсер етуі мүмкін факторларды бағалау жасалды.



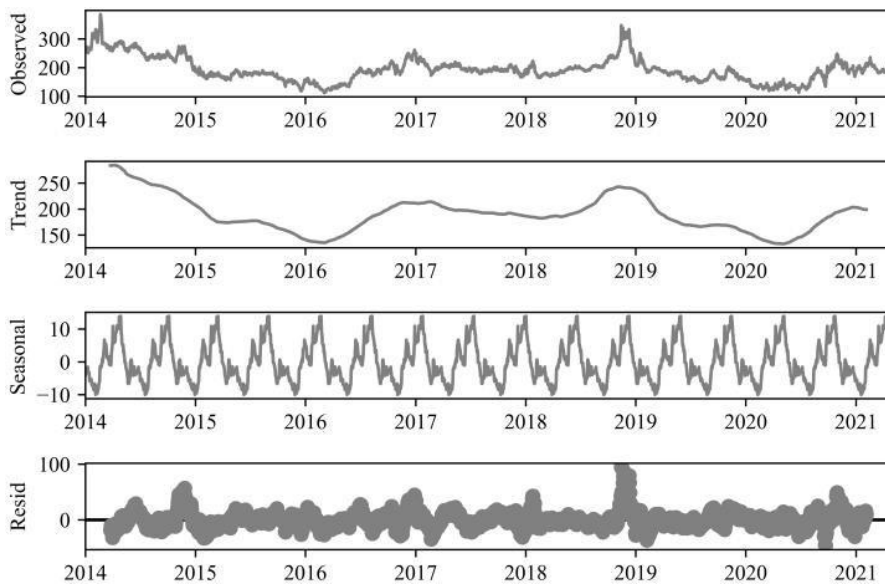
10- сурет – Маусымдық кезеңі 20 күн болатын осы уақыт қатарларының мультипликативті ыдырауы  
Ескерту – Eviews эконометрикалық пакет көмегімен авторлар құрастырған



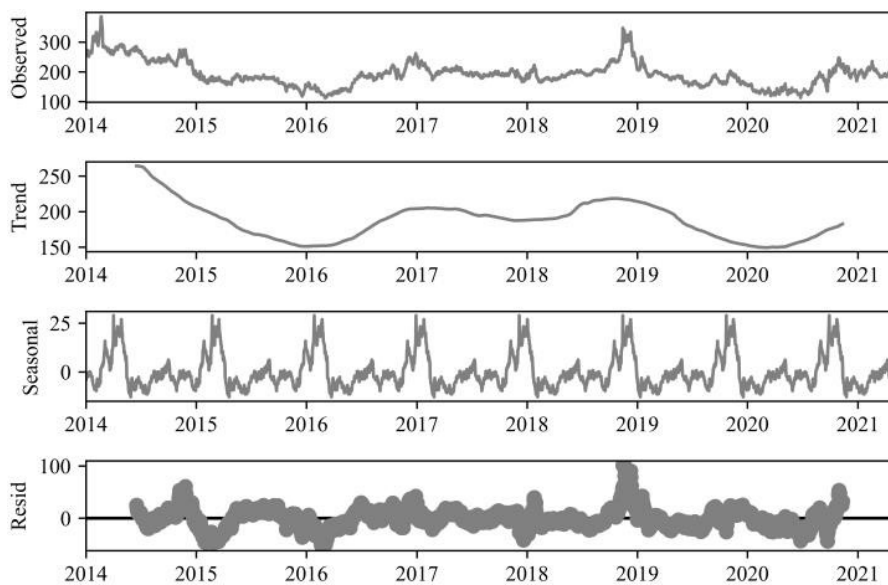
11- сурет – 20 күндік маусымдық кезеңмен берілген уақыт қатарларының аддитивті ыдырауы  
Ескерту – Eviews эконометрикалық пакет көмегімен авторлар құрастырған



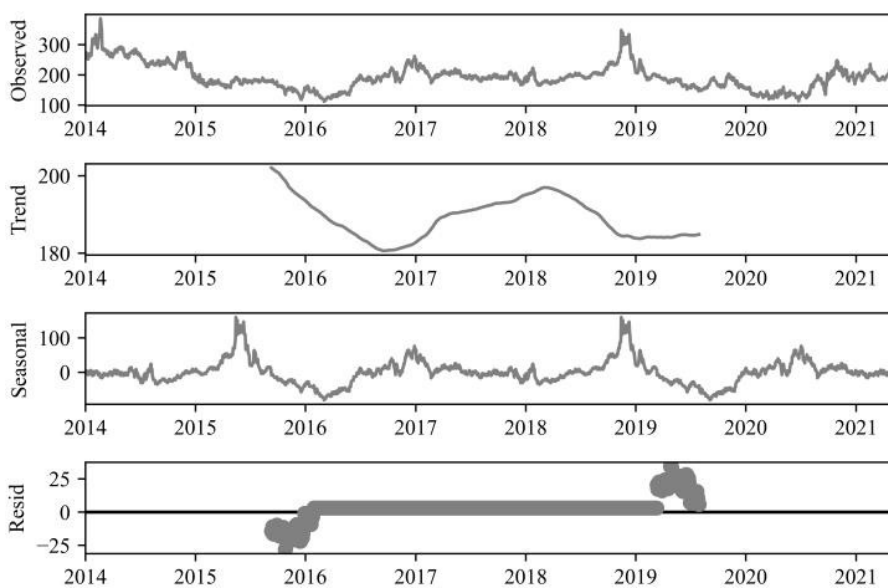
12- сурет – 60 күндік маусымдық кезеңмен берілген уақыт қатарларының аддитивті ыдырауы  
Ескерту – Eviews эконометрикалық пакет көмегімен авторлар құрастырған



13- сурет – 120 күндік маусымдық кезеңмен берілген уақыт қатарларының аддитивті ыдырауы  
Ескерту – Eviews эконометрикалық пакет көмегімен авторлар құрастырған



14- сурет – 240 күндік маусымдық кезеңмен берілген уақыт қатарларының аддитивті ыдырауы  
Ескерту – Eviews эконометрикалық пакет көмегімен авторлар құрастырған



15- сурет – 900 күндік маусымдық кезеңмен берілген уақыт қатарларының аддитивті ыдырауы  
Ескерту – Eviews эконометрикалық пакет көмегімен авторлар құрастырған

Бұл модельдерді тұжырымдауға қадамдық тәсіл қолданылады. Дегенмен, әрі қарай талқылаудан бұрын, уақыт қатарларының деректерінің стационарлығын тексеру маңызды. Стационарлық уақыт қатары-бұл статистикалық мәні, орташа және дисперсия уақыт бойынша тұрақты болуы. Осы мақсатта біз Дики-Фуллердің кеңейтілген тестін қолдандық. Тест кезінде Акайке ақпараттық критерийлері (AIC) азайтудың кідірістерін анықтау әдісі қолданылды. Тест үш түрлі кезеңде өткізілді, атап айтқанда: бүкіл бақылау кезеңі, оқыту деректері және сынақ деректері.

2-4 кестелерде келтірілген нәтижелер толық және оқу деректерінің стационарлық екенін анық көрсетеді, ал тестілеу деректері стационарлық емес, бұл болжамды барысында анықталды. «Барлау деректерін талдау» бөлімінде көрсетілгендей, 2020 жылдың сәуірінен кейінгі табиғи газ фьючерстерінің оң динамикасы бұрын қарастырылған әртүрлі себептерге байланысты байқалады, бұл тұрақсыз мінез-құлықты түсіндіреді.

Зерттеу барысында қаржылық болжаудың ең негізгі моделін, яғни айнымалының болашақ күйін болжау үшін маңызды терминдерді қолданып авторегрессиялық (AR) модельденмен, дәлдікті арттыру мақсатында жылжымалы орташа (MA) терминдері де енгізіліп, бұл модельді жан-жақты және күрделі етті. MA терминдері айнымалының мәнін алдыңғы болжамдарды өлшенген түрде кешіктіріп есептеу кезінде туындаған қатені пайдаланып болжайды. ARMA модельдері шарттардың квадраттарының қосындысын көбейту әдісін қолдана отырып тұжырымдалып, және оның мәндері Калман сүзгісін қолдана отырып ықтималдылықты есептеу үшін бастапқы мәндер ретінде қолданылды.

2-кесте – 01-01-2014-30-04-2021 (бүкіл кезең) кезеңіндегі ADF сынақтарының нәтижелері

Metrics	Value
ADF Test Statistic	-3.1167
p-value	0.02534

3-кесте – 01-01-2014-31-12-2019 (оқу деректері) аралығындағы ADF тестілеу нәтижелері

Metrics	Value
ADF Test Statistic	-2.9150
p-value	0.04363

4-кесте – 01-01-2020-30-04-2021 (тестілеу кезеңі) кезеңіндегі ADF тестілеу нәтижелері

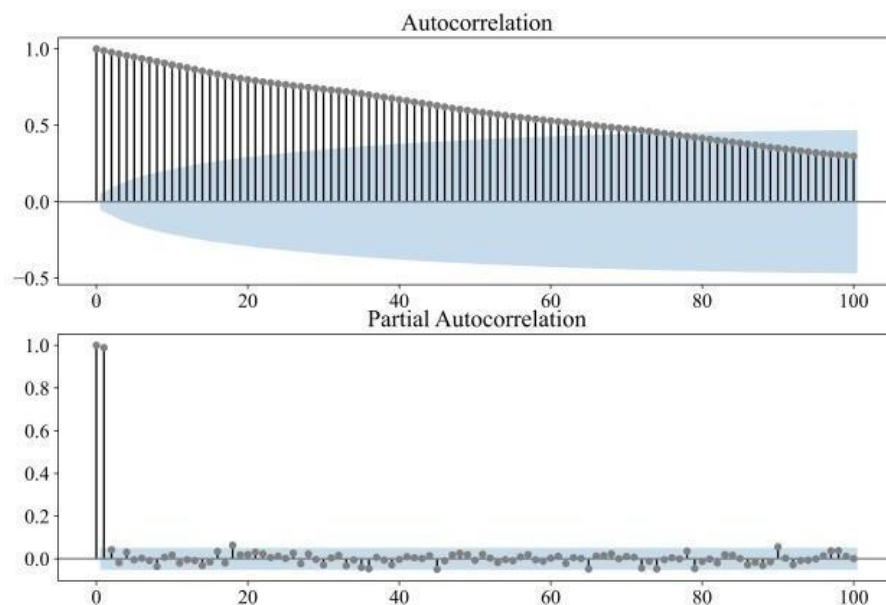
Metrics	Value
ADF Test Statistic	-1.5622
p-value	0.5026

Ескерту – Eviews эконометрикалық пакет көмегімен авторлар құрастырған

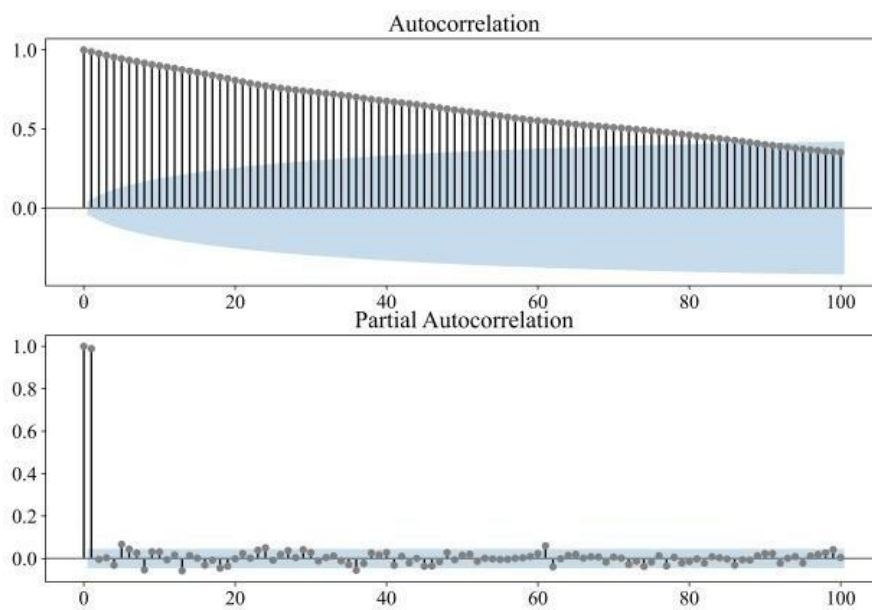
Жоғарыда талқыланғандай, келісімшарттың мерзімі салыстырмалы түрде жақын екенін ескере отырып, айдың екінші жартысы құбылмалы болуы мүмкін. Айдың екінші жартысында сауда күнінің болуын көрсететін «сауда күні» логикалық параметрі модельге экзогендік айнымалы ретінде енгізілді. Төмендегі тендеу модельдің жалпыланған түрі, яғни ARMAX:

$$\phi(L)(y_t - \beta) = \theta(L)\epsilon_t \quad (3)$$

Жоғарыдағы (3) тендеуде  $\phi$  және  $\theta$  кешігу индикаторы L бойынша көпмүшелік болса, ал  $y_t$  -эндогендік айнымалы, ал  $X_t$  – экзогендік айнымалы. Сонымен қатар, маусымдық кезеңдер 20 күннен 900 күнге дейін басталып, 20-ға еселенген. Бұл екі жаңа кескіні бар модельдерге әкелді: SARMA және SARMAX. Экзогендік айнымалы енгізілген модельдерде экзогендік айнымалылар үшін регрессия коэффициенттері максималды ықтималдылықты бағалаудың бөлігі болды. Модельдің параметрлері автокорреляция және ішінара автокорреляция графиктері негізінде анықталды (16 және 17-суреттер). Айқын көрініп тұрғандай, модельдердің күрделілігі минималды есептеу инфрақұрылымын қолдана отырып оқытуға және орналастыруға болатын минимумға дейін азаяды.



16- сурет – Оқу деректері үшін автокорреляция және ішінара автокорреляция кестесі



17- сурет – Зерттеудің барлық кезеңіндегі автокорреляция және ішінара автокорреляция кестесі  
Ескерту – Eviews эконометрикалық пакет көмегімен авторлар құрастырған

### Нәтижелерді талқылау

Тұжырымдалған модельдер орташа абсолютті қате (MAE), орташа квадраттық қате (MSE), орташа абсолютті пайыздық қате (MAPE), Акайке ақпараттық критерийлері (AIC), Байес ақпараттық критерийлері (BIC), ханнан-Куинн ақпараттық критерийлері (HQIC) негізінде салыстырылды. Модельдерді тестілеу бейтарап түрде жүргізіліп, мұнда коэффициенттер әр негізгі деректерді машиналық оқыту барысында жаңартылып, AIC, BIC, HQIC модельдеріннің

өзгерісіне әкелді. Тестілеу кезеңінде негізгі сауда күндері шағын көлемді сауда күндері болған деректерді талдау кезеңінен айырмашылығы орташа көлемді сату күндерін қамтиды. Демек, дұрыс шешім қабылдау мақсатында параметрлердің орташа, медианалық, бастапқы және соңғы мәндері талдаулар жасалды. Әрбір негізгі күнді қосқаннан кейін уақыт қатарының стационарлығы пайдаланылған үлгілердің сипатын ескере отырып тексерілді. 5-кестеде әрі қарай талқылауда қолайлы болатын маңызды үлгілердің сәйкес көрсеткіштері көрсетілген.

5-кесте – Сызықтық болжаудың маңызды модельдерінің көрсеткіштері

Order	Mean Square Error	Mean Absolute Error	Mean Absolute Percentage Error	AIC (Mean)	BIC (Mean)	HQIC (Mean)
AR (1)	44.4035	4.8275	0.02892	10,111.72	10,127.86	10,117.72
AR (2)	44.4084	4.8364	0.02896	10,111.3	10,132.82	10,119.29
MA (1)	555.1785	20.0723	0.1349	14,513.75	14,529.88	14,519.74
MA (2)	251.5511	13.2839	0.0882	13,233.39	13,254.91	13,241.38
MA (3)	174.7944	10.7331	0.069	12,436.16	12,463.06	12,446.15
MA (4)	116.8921	8.8762	0.0567	11,878.78	11,911.05	11,890.76
MA (5)	94.0904	7.5895	0.0482	11,487	11,524.65	11,500.98
MA (11)	59.7297	5.9598	0.03669	10,654.73	10,724.66	10,680.7
MA (15)	54.6836	5.6389	0.0345	10,454.69	10,546.13	10,488.64
MA (16)	54.4054	5.6222	0.0343	10,432.01	10,528.82	10,467.95
ARMA (1,1)	44.4065	4.8358	0.02895	10,111.37	10,132.89	10,119.36
ARMA (1,2)	44.4775	4.8427	0.029	10,112.98	10,139.88	10,122.97
ARMA (1,5)	44.3819	4.8218	0.0288	10,116.78	10,159.81	10,132.75
ARMA (1,10)	44.6482	4.8166	0.0288	10,121.6	10,191.52	10,147.56
ARMA (1,12)	44.4567	4.8089	0.0288	10,124.03	10,204.71	10,153.99
ARMA (1,15)	44.53	4.8027	0.02872	10,126	10,222.81	10,161.94
ARMA (2,1)	44.6109	4.8474	0.029	10,112.6	10,139.5	10,122.6
ARMA (2,2)	44.5359	4.8409	0.0289	10,114.5	10,146.8	10,126.5
SARMA (1,1) × (1,1)20	44.8296	4.8518	0.02897	10,119	10,145.9	10,128.99
SARMA (1,1) × (1,1)40	44.5288	4.8317	0.0289	10,121.94	10,148.83	10,131.92
SARMA (1,1) × (1,1)60	44.7506	4.8507	0.02899	10,121.49	10,148.39	10,131.48
SARMAX (1,1) × (1,1)20	44.7806	4.8252	0.02887	10,128.33	10,171.36	10,144.31

Ескерту – Eviews эконометрикалық пакет көмегімен авторлар құрастырған

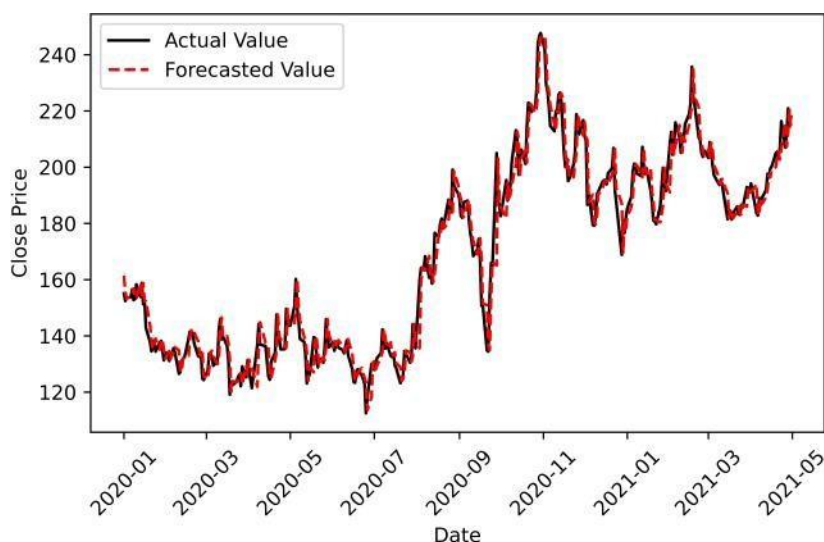
Оңтайлы модельді анықтау кезінде басты мақсат өте күрделі модельді пайдаланбай дәлдікті барынша арттыру, яғни AIC, BIC және HQIC модельдерінің ықпалын азайту болып табылады. Көрсеткіштерді орташа абсолютті пайыздық қатені (MAPE) болжау үлгісіні бағалау үшін тәуелсіз айналымы пайдалану мүмкін еместігін көрсетеді. Осыны ескере отырып, одан әрі бағалау үшін орташа квадрат қатесі (MSE), орташа абсолютті қате (MAE) және MAPE комбинациясы пайдаланылады. Авто-регрессивті модельдердің

нәтижелері үлгінің дәлдігі 1-ші реттегі деңгейге жететінін және одан кейін төмендейтінін көрсетеді. Дегенмен, дәлдікте екі нормадан тыс өсу болды: AR (10) және AR (15). AR (15) 4,7965, одан кейін 4,8201 орташа абсолютті қателікпен максималды дәлдікті көрсетті. Бұл негізінен ішінара автокорреляция сызбасын пайдаланып модель параметрлерін бағалаудың валидациясын қамтамасыз етеді. Ішінара автокорреляция сызбасы тек 0 және 1-ші реттерде маңызды мәнді көрсетеді, содан кейін ол кенет 0-ге дейін төмендейді.



Бұл валидация сондай-ақ модель ретін ұлғайтқан сайын дәлдігі арта түсетін, яғни көбірек біріктіретін жылжымалы орташа үлгілер бар. ARMA, ARMAX, SARMA және SARMA үлгілері олардың ретімен тікелей қатынасты көрсетпейді, олар іс жүзінде ARMA (1,5) моделін қолдану арқылы жүзеге асырылуы мүмкін дәлдіктегі аномалиялық өсулерді көрсетеді. Дегенмен, бұл экзогендік

айнымалыны енгізу осы жағдайдағыдай барлық жағдайда оң болуы міндетті емес екенін атап айтқан жөн. Экзогендік айнымалы «Шығынды күн» енгізу тиімсіз және көбінесе барлық жағдайда модельдің дәлдігін азайтты. Бұл маусымдық модельде монотонды үрдістің жоқтығын айқын көрсетеді, торды іздеу сияқты әдістер оңтайлы модельді анықтау үшін тиімді.



18- сурет – Барлық тестілеу кезеңіндегі нақты және болжамды жабу бағасының мәндерін өзгерту [қолданылатын модель: ARMA (1,15)]

Ескерту – Eviews эконометрикалық пакет көмегімен авторлар құрастырған

Бұл зерттеудің болашақта сату көлемін анықтап, төрт жылдық маусымдық көрсеткіштерді енгізу тиісті деректер болған кезде бағалау маңызды болады. Көрсеткіштерді салыстыра отырып, ARMA (1,15) оңтайлы үлгі ретінде анықталды. Қосымшадағы 1-кестеде тестілеу кезеңіндегі нақты және болжамды мәндері көрсетіліп және 18-суретте вариация суретті түрде суреттелген. Басқаша айтқанда модель алдыңғы сауда күнінің жабылу бағасы мен алдыңғы үш аптадағы болжам қателері активтің күйін болжау үшін жеткілікті екенін білдіреді. Маусымдық және экзогендік айнымалыны енгізу талап етілмейді байқауға болады. Оңтайландырылған модель ARMA (1,15) зерттеу барысында негізделген шешім қабылдауы үшін жеткілікті болады. Бұл 2020 жылдың 28 қыркүйегінде активтің жабылу бағасының аномалиялық өсуін қарастырғанда айқын көрінеді, онда ол бір сауда күнінде 24,24% айтарлықтай өсуді көрсетті.

Практикалық тұрғыдан алғанда, зерттеу нәтижелері әртүрлі модельдер мен әдістемелерді қолдана отырып, активтер бағасын болжау туралы құнды ақпарат береді. Орташа абсолютті қатені (MAE), орташа квадраттық қатені (MSE), орташа абсолютті пайыздық қатені (MAPE), Акаике ақпараттық критерийлерін (AIC), Байес ақпараттық критерийлерін (BIC) және ханнан-Куинн ақпараттық критерийлерін (HQIC) қоса алғанда, бағалау көрсеткіштері модельдің өнімділігін жан-жақты бағалауды ұсынады.

### Қорытынды

Қорытындылай стохастикалық модельдер деректер жиынтығынан дұрыс емес және шум деректерін жоюға және модельді тек негізгі деректерді пайдалануға бағытталып, осылайша дұрыс емес деректерді айтарлықтай азайтады. Кейбір қаржылық активтерге мемлекеттік нормалар мен ережелер қатты әсер етеді. Олар әдетте

активтерді нарықтық бағалауда көрінеді. Осылайша, сыртқы факторларды азайту тиімді тәсіл бола алады. Деректерді зерттеу және талдау инвесторға деректермен танысуға және олардың ішкі қасиеттерін анықтауға көмектеседі. Бұл мақалада қолданылатын тәсіл көбінесе есептеу талаптарын жеңілдетуге бағытталған. Сызықтық болжау модельдері тиісті стратегияны қолдана отырып және дұрыс функцияларды қосқанда жақсы жұмыс істейді. Деректермен болжанатын көптеген мүмкін маусымдық модельдер бар және қолайлы кезеңді табу қиындықтар туғызуы мүмкін. Алайда, мұндай сценарийлерде дұрыс жолдарды іздеу сияқты әдістер пайдаланылады. Natural gas (белгіленуі: NG-KZT және биржа: KASE) нарық қатысушыларының көңіл-күйінде оң өзгерісті көрсетті, бұл активті бағалауда 2020 жылдың 1 қаңтарынан 2021 жылдың 26 шілдесіне дейін 64,7% өсіммен көрсетті. Мұндай кенеттен оң динамиканың болжамды себептеріне Covid-19 пандемиясы және Қазақстандағы энергия тұтыну құрылымын өзгеруі Үкімет әзірлеген кеңейту жоспарлары жатады. Бұл зерттеу тауарлар географиялық аренада басым болатын саяси жағдайларға қатты әсер етеді деген идеяны нақты қолдайды. Зерттеудің одан әрі көлемі болжамды төрт жылдық маусымдық құрылымды зерттеуді қамтиды, ол жақын кезеңді (900 күн) пайдалана отырып, жайылған уақыт қатарларындағы маусымдық құрамдас бөлікті ескеретін модельге үлкен мән бере алады.

Осы зерттеу дұрыс емес және шум деректерін сызықтық емес деректер жиынтығынан алып тастау және модельді тек негізгі деректерді пайдалану арқылы оқыту арқылы қаржылық болжау үшін минималды есептеу инфрақұрылымы мен ресурстарын пайдалану әлеуетін көрсетеді. Сыртқы факторларды барынша азайта отырып, бұл тәсіл мемлекеттік нормалар мен нормативтік актілер қатты әсер ететін нарықтық үрдістер мен қаржы активтерін бағалауды тиімді болжауға мүмкіндік береді.

Деректерді зерттеу және дұрыс функцияларды қосу сызықтық болжау модельдерінің дұрыс жұмыс істеуі үшін маңызды.

Табиғи газдың болашағы нарық қатысушыларының жай-күйіндегі оң өзгеріс Қазақстандағы қазіргі саяси және экономикалық жағдайлардың көрінісі болып табылып, бұл сыртқы факторлардың шикізат нарықтарына әсерін көрсетеді. Бұл зерттеу қаржылық болжаудың осы тәсілінің әлеуеті туралы түсінік береді және болашақ зерттеулердің әлеуетті бағыты ретінде маусымдық заңдылықтарды зерттеуді ұсынады.

Жалпы, бұл зерттеу сыртқы факторларды азайту және қаржылық болжаудың дәлдігін арттыру үшін тиісті әдістерді енгізудің маңыздылығын көрсетеді. Осылайша, инвесторлар мен трейдерлер негізделген шешімдер қабылдай алады және нарықтағы әлеуетті мүмкіндіктерді пайдалана алады.

#### Әдебиеттер

1. Ahmad T, Zhang D (2020) A critical review of comparative global historical energy consumption and future demand: The story told so far. *Energy Rep* 6: 1973–1991.
2. Bathaee Y (2018) The Artificial Intelligence Black Box and The Failure of Intent and Causation. *Harv J L Tech* 31: 889–938.
3. Chander R, Kumar V (2016) An Analytical Study of Seasonality Effect in BSE SENSEX. *Adv Econ Bus Manage* 3: 691–694.
4. Chen, C., & Liu, Y. (2019). Application of artificial neural networks in stock market prediction: A review of recent trends and developments. *Expert Systems with Applications*, 115, 597-610.
5. Gandomi, A., & Haider, M. (2015). Beyond the hype: Big data concepts, methods, and analytics. *International Journal of Information Management*, 35(2), 137-144.
6. Hiransha M, Gopalakrishnan EA, Menon VK, et al. (2018) NSE Stock Market Prediction Using Deep- Learning Models. *Proc Comput Sci* 132: 1351–1362.
7. Jain A, Sen A (2011) Natural Gas in India: An Analysis of Policy, The Oxford Institute for Energy Studies.
8. Jarret JE, Kyper E (2011) ARIMA Modeling with Intervention to Forecast and Analyze Chinese Stock Prices. *Int J Eng Bus Manag* 3: 53–58.
9. Lee, T. Y., & Kim, K. J. (2020). Stock price prediction using a machine learning approach with feature selection. *Expert Systems with Applications*, 139, 112828.
10. Petroleum and Natural Gas Regulatory Board (2013) Vision 2030. Available from: <https://www.pngrb.gov.in/pdf/vision/vision-NGPV-2030-06092013.pdf>.
11. Wu, J., Wu, Y., Jiang, J., & Liu, J. (2021). Financial time series prediction based on a hybrid model combining LSTM and GRU with attention mechanism. *Expert Systems with Applications*, 166, 113883.

12. Zhang, L., Li, Y., & Li, X. (2020). The impact of macroeconomic policies on the futures market: Evidence from China. *Finance Research Letters*, 32, 101251.
13. Қазақстан президенті Қасым-Жомарт Тоқаевтың жолдауы <https://www.akorda.kz/kz/search?page=3&q=%D2%9B%D0%B0%D1%80%D0%B6%D1%8B>
14. Қазақстан Республикасы Стратегиялық жоспарлау және реформалар агенттігі. Ұлттық статистика бюросының ресми сайтынан ақпарат (2022) <https://stat.gov.kz/>

### References

1. Address of the president of Kazakhstan Kassym-Jomart Tokayev <https://www.akorda.kz/kz/search?page=3&q=%D2%9B%D0%B0%D1%80%D0%B6%D1%8B>
2. Agency for Strategic planning and reforms of the Republic of Kazakhstan Bureau of National statistics (2022) <https://stat.gov.kz/>
3. Ahmad T, Zhang D (2020) A critical review of comparative global historical energy consumption and future demand: The story told so far. *Energy Rep* 6: 1973–1991.
4. Bathaee Y (2018) The Artificial Intelligence Black Box and The Failure of Intent and Causation. *Harv J L Tech* 31: 889–938.
5. Chander R, Kumar V (2016) An Analytical Study of Seasonality Effect in BSE SENSEX. *Adv Econ Bus Manage* 3: 691–694.
6. Chen, C., & Liu, Y. (2019). Application of artificial neural networks in stock market prediction: A review of recent trends and developments. *Expert Systems with Applications*, 115, 597-610.
7. Gandomi, A., & Haider, M. (2015). Beyond the hype: Big data concepts, methods, and analytics. *International Journal of Information Management*, 35(2), 137-144.
8. Hiransha M, Gopalakrishnan EA, Menon VK, et al. (2018) NSE Stock Market Prediction Using Deep- Learning Models. *Proc Comput Sci* 132: 1351–1362.
9. Jain A, Sen A (2011) Natural Gas in India: An Analysis of Policy, The Oxford Institute for Energy Studies.
10. Jarret JE, Kyper E (2011) ARIMA Modeling with Intervention to Forecast and Analyze Chinese Stock Prices. *Int J Eng Bus Manag* 3: 53–58.
11. Lee, T. Y., & Kim, K. J. (2020). Stock price prediction using a machine learning approach with feature selection. *Expert Systems with Applications*, 139, 112828.
12. Petroleum and Natural Gas Regulatory Board (2013) Vision 2030. Available from: <https://www.pngrb.gov.in/pdf/vision/vision-NGPV-2030-06092013.pdf>.
13. Wu, J., Wu, Y., Jiang, J., & Liu, J. (2021). Financial time series prediction based on a hybrid model combining LSTM and GRU with attention mechanism. *Expert Systems with Applications*, 166, 113883.
14. Zhang, L., Li, Y., & Li, X. (2020). The impact of macroeconomic policies on the futures market: Evidence from China. *Finan Алматы қ., ce Research Letters*, 32, 101251.