



ҚАЗАҚСТАН ҰЛТТЫҚ БАНКІ

Мұнай бағасын болжау

Ақша-кредит саясаты департаменті
№2024-6 экономикалық зерттеу

Кулкаева А., Тайбекова А., Орлов К.

Қазақстан Республикасы Ұлттық Банкінің (бұдан әрі – ҚРҰБ) экономикалық зерттеулері мен талдамалық жазбалары ҚРҰБ зерттеулерінің нәтижесін, сондай-ақ ҚРҰБ қызметкерлерінің басқа да ғылыми-зерттеу жұмыстарын таратуға арналған. Экономикалық зерттеулер пікірталастарды ынталандыру үшін жарияланады. Құжатта айтылған пікірлер автордың жеке ұстанымын білдіреді және ҚРҰБ-тың ресми ұстанымымен сәйкес келмеуі мүмкін.

Мұнай бағасын болжау.

NBRK – WP – 2024 – 6

Мұнай бағасын болжау

Кулкаева Алтын¹
Тайбекова Аида²
Орлов Константин³

Аннотация

Бұл жұмыста мұнай бағасын болжауға қатысты бірнеше эконометрикалық модельдер ұсынылды. Нәтижесінде әзірленген модельдер аралыққа байланысты әртүрлі болжамды көрсетті. Қысқамерзімді болжау кезеңінде авторегрессия, жылжымалы орташа және векторлық авторегрессия моделі 5 кідіріспен, ал ортамерзімді перспективада 13 кідіріспен векторлық авторегрессия моделі оң болжамдық қасиеттерді көрсетті. Жоғарыда келтірілген модельдердің комбинациясы қысқа уақыт ішінде (8 айдан 13 айға дейін) жеке модельдердің артықшылығын көрсетті. Жалпы, осы модельдерді мұнайдың әлемдік бағасы бойынша сценарийлерді әзірлегенде қосымша болжау құралы ретінде пайдалану ұсынылады.

*Түйін сөздер: мұнай, болжау, біріктіру, орталық банк
JEL-сыныптау: E32, E37, E59, Q43*

¹ Алтын Кулкаева – Қазақстан Республикасы Ұлттық Банкінің Ақша-кредит саясаты департаменті макроэкономикалық зерттеулер және болжау басқармасының бас талдаушы-маманы. E-mail: Altyn.Kulkaeva@nationalbank.kz

² Аида Тайбекова – Қазақстан Республикасы Ұлттық Банкінің Ақша-кредит саясаты департаменті макроэкономикалық зерттеулер және болжау басқармасының бас талдаушы-маманы. E-mail: Aida.Taibekova@nationalbank.kz

³ Константин Орлов – Қазақстан Республикасы Ұлттық Банкінің Ақша-кредит саясаты департаменті макроэкономикалық зерттеулер және болжау басқармасы бастығының орынбасары. E-mail: Konstantin.Orlov@nationalbank.kz

МАЗМҰНЫ

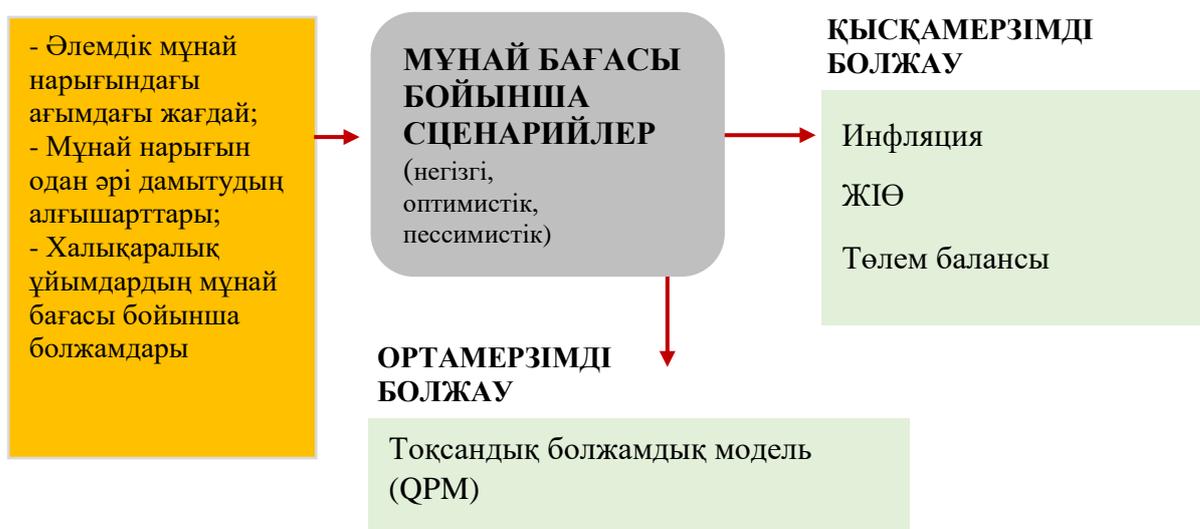
1. КІРІСПЕ	5
2. ӘДЕБИЕТКЕ ШОЛУ	7
3. ДЕРЕКТЕР	9
4. БОЛЖАУҒА АРНАЛҒАН МОДЕЛЬДЕР	11
5. БОЛЖАУ НӘТИЖЕЛЕРІ.....	13
6. БОЛЖАМДАРДЫ ҚҰРАСТЫРУ.....	17
7. ҚОРЫТЫНДЫ.....	20
8. ӘДЕБИЕТТЕР ТІЗІМІ.....	21

1. КІРІСПЕ

Қазіргі әлемде мұнай жетекші энергия көздерінің бірі болып қала береді. Мұнай бағасының ауытқуы жекелеген елдерге немесе жалпы әлемдік экономикаға оң және теріс әсер етуі мүмкін. Экономикалық тұрғыдан алғанда, мұнай нарығындағы құбылмалылықтың күрт артуы экспорттаушы елдерде де, мұнай импорттаушы елдерде де макроэкономикалық көрсеткіштердің өзгеруіне әкелуі мүмкін. Мұндай жағдайда мұнай бағасын болжау тиімді шешімдердің бірі болып табылады. Мұнай бағасын болжау оның динамикасына көптеген факторлардың, оның ішінде геосаяси оқиғалардың, мұнайға сұраныс пен ұсыныстың өзгеруінің, табиғи және климаттық өзгерістердің және тағы да басқа өзгерістердің әсер етуіне байланысты әлі де қиын міндет болып қала береді.

Ұлттық Банктің қазіргі тәжірибесінде болжау және талдау жүйесі аясында (FPAS) мұнай бағасы бойынша негізгі (базалық) және екі балама (оптимистік және пессимистік) сценарийді әзірлеуді көздейтін сценарийлік тәсіл қолданылады. Өз кезегінде, сценарийлер әлемдік мұнай нарығындағы қазіргі және болашақтағы ахуалды талдау негізінде, сондай-ақ халықаралық ұйымдардың (Consensus Ecs, EIA, ХВҚ, ОПЕК, ХЭА және басқалар) болжамдарын ескере отырып, сараптамалық жолмен қалыптастырылады. Ақша-кредит саясаты жөніндегі комитет бекіткеннен кейін мұнай бойынша сценарийлер инфляция, ЖІӨ және басқа да макроэкономикалық көрсеткіштер бойынша қысқа және ортамерзімді болжамдар қалыптастыру кезінде пайдаланылады (1-схема).

1-схема. Қазақстан Республикасының Ұлттық Банкіндегі болжау және талдау жүйесі



Сонымен қатар, халықаралық ұйымдардың мұнай бағасы бойынша болжамдарын пайдалануда кейбір қиындықтар бар. Біріншіден, халықаралық ұйымдар өз болжамдарын мұнай бойынша сценарийлерді дайындау үшін қажет уақытқа сәйкес келе бермейтін кезеңдерде жариялайды. Екіншіден, мұнай бағасының жоғары құбылмалылығын ескере отырып, халықаралық ұйымдар жариялаған болжамдарда ағымдағы факторлар ескерілмеуі мүмкін. Үшіншіден, бұл болжамдардың алғышарттары көбіне белгісіз. Бұл жалпы макроэкономикалық көріністі біршама бұрмалауы мүмкін.

Бұл зерттеу Brent маркалы мұнай бағасының екі жылға (24 ай) дейінгі аралықтағы болжамдарын жасады. Жұмыстың негізгі мақсаты – болжаудың әртүрлі әдістерінің дәлдігін салыстыру және мұнай бағасын болжаудың ең оңтайлы моделін анықтау.

Мақсатқа жету үшін бірнеше эконометрикалық модельдер мен біріктірілген болжамдар жасалды. Модельдер эконометрикалық талдауда кеңінен қолданылуына және мұнай бағасына әсер ететін әртүрлі факторларды ескеру қабілетіне қарай таңдалды. Талдау аясында бірқатар модель таңдалды: кездейсоқ таңдау моделі, авторегрессия және жылжымалы орташа модель, векторлық авторегрессия және фьючерстер.

Нәтижелері авторегрессия және жылжымалы орташа модель қысқа мерзімде (1 айға дейін) жақсы болжамдық қасиеттерге ие екенін көрсетті. Қалған кезеңде векторлық авторегрессия моделі ең жақсы болжамдық қасиеттерді көрсетеді. Сонымен қатар, қысқамерзімді аралықта 5 кідірісі бар векторлық авторегрессия моделі, ал ортамерзімді аралықта 13 кідірісі бар модель жақсы нәтиже көрсетті. Шартты болжауды қолдану 6 айдан 13 айға дейін 5 кідіріспен векторлық авторегрессия моделінің нәтижелерін жақсартуға мүмкіндік берді.

Сонымен қатар осы модельдер бойынша болжам халықаралық ұйымдардың (тоқсандық) болжамымен салыстырылды. Мәселен, орташа алғанда 1 тоқсан аралығында Consensus Ecs.-те, сондай-ақ EIA және фьючерстерде, ал келесі 7 тоқсанда 5 кідіріспен және 13 кідіріспен векторлық авторегрессия моделінде болжамның көп қате болмағаны байқалды. Алайда, бір жалған айнымалыны алып тастағаннан кейін (2020 жылғы наурыз) 5 лагты векторлық авторегрессия моделінің болжамдық қасиеттері күрт нашарлады. 13 лагты модель жалпы болжамдардың сапасын сақтап қалды.

Жекелеген уақыт аралығында (8 айдан 13 айға дейін) біріктірілген модель жеке модельдердің нәтижелерін басып озды.

Жүргізілген жұмыстың нәтижесі бойынша талдамалық құрал ретінде әрбір болжау аралығындағы ең жақсы нәтиже беретін модельдер кешенін пайдалану ұсынылады.

2. ӘДЕБИЕТКЕ ШОЛУ

Мұнай бағасын болжау әлемдік қаржы дағдарысынан кейін көпшілікке танымал болды және түрлі әдістерді қамтиды. Орталық банктер үшін Халықаралық валюта қоры (ХВҚ), Consensus Economics, АҚШ Энергетикалық ақпарат басқармасы (EIA – US Energy Information Administration) және тұтастай алғанда болжаудың сауалнамалық, эконометрикалық, қаржылық, негізгі не аралас тетіктерін пайдаланатын басқа да халықаралық ұйымдар болжамның негізгі көзі болып табылады. Жекелеген орталық банктерде (Ресей, Әзербайжан) қосымша өз болжамдарын пайдаланады.

ХВҚ жылдық болжамдар үшін фьючерстік нарықтарды пайдаланады және өзінің World Economic Outlook есептерінде мұнай бағасы бойынша болжамдарды жариялайды. Consensus Economics болжамы әртүрлі коммерциялық банктер мен инвестициялық үйлердің пікірлерінен орташа мәнді білдіреді. EIA Brent маркалы мұнайдың спот бағасына қатысты айлық болжамдарын ұсынады.

EIA топшылау үшін 3 болжам көзін пайдаланады:

1. Соңғы болжам бес түрлі модельдің орташа болжамы ретінде қалыптасатын құрама модель:

1) VAR векторлық авторегрессия моделі (мұнай өндіру, АҚШ ТБИ-де дефлирленген АҚШ мұнай өңдеу кәсіпорындарының импортталған шикі мұнайды сатып алу құны, мұнайдың әлемдік қорларының өзгеруі);

2) фьючерс және спот бағалары арасындағы спрэдке негізделген модель;

3) мұнайдан басқа шикізат түрлерінің бағасын пайдаланатын модель;

4) (a) АҚШ-тың бензин мен мазутқа арналған спот бағалары және (b) шикі мұнайдың спот бағасы арасындағы арақатынасты көрсететін уақыт бойынша өзгертін параметрі бар модель;

5) АҚШ-тың шикі мұнай қорындағы кумулятивтік өзгерістерге негізделген модель;

2. Тәуелсіз ауыспалылардың өзіндік болжамдарын қолданатын желілік регрессия: АҚШ мұнай қорларының айлық өзгеруі, ЭЫДҰ елдеріндегі мұнайдың жалпы қорлары әрбір ай үшін алдыңғы төрт жылдағы орташа көрсеткішке қатысты, жаһандық ЖІӨ-нің айлық өзгеруі;

3. Әлемдік мұнай нарығы және сұраныс пен ұсыныс теңгерімінің болжамын ұсынуға негізделген сараптамалық пайымдаулар.

EIA талдаушылары алғашқы екі модельдің нәтижелерін басшылыққа ала отырып, түпкілікті болжамдарды дайындайды. Бес жеке модельдің бірінші әдістемесі Baumeister, Kilian, Lee (2014) зерттеуінде талқыланады. Атап айтқанда, жұмыс модельдерді біріктіру EIA-ның өз болжамдарына қарағанда мұнай бағасын болжауда жақсы нәтиже беретінін растайды.

Жалпы алғанда, мұнай бағасын болжау, мұнай бағасының ауытқуы, әлемдік мұнай нарықтарындағы алыпсатарлық рөлі мен мұнай нарығының басқа да аспектілері саласындағы жұмыстардың көпшілігі Лутц Килианға тиесілі. Зерттеушілердің көптеген жұмысы оның 2009 жылғы мұнай

бағасының құрылымдық күтпеген өзгерістерін анықтауға арналған жұмысына негізделген.

Kilian жұмысында (2009) әзірленген векторлық авторегрессия (VAR) модельдерін басқа зерттеушілер мұнайдың нақты бағаларын қысқамерзімді және ортамерзімді болжау үшін пайдаланды. Осы уақытқа дейін тәжірибеші мамандар ұзақ уақыт бойы фьючерстерге сүйеніп келген. Кейіннен болжау тақырыбы оның Baumeister, Kilian (2011), сондай-ақ Alquist, Kilian, R. Vigfusson (2013) бірлескен жұмыстарында даму алды. Атап айтқанда, VAR модельдерінің негізінде мұнайдың нақты бағасына қатысты болжам – фьючерстермен немесе басқа модельдермен салыстырғанда неғұрлым нақты болжамдарды қамтамасыз ететінін көрсетті.

Басқа болжау жұмыстары айнымалылардың әртүрлі ерекше нұсқаларымен, айнымалылардың өзге жиынтығымен, модельдер комбинациясымен эксперимент жасады. Manescu C., Robays I.V. (2014) ЕОБ мамандарының жұмысы құрама модель (4 модель: фьючерстер, тәуекелге түзетілген фьючерстер, BVAR, DSGE) жеке модельдерге қарағанда мұнайдың тоқсандық нақты бағасының неғұрлым нақты және тұрақты болжам беретінін көрсетті. Beckers, Beidas-Strom (2015) ХВҚ мамандарының жұмысында әлемдік өнеркәсіптік өндіріс, мұнай ұсынысы, қорлар, инфляция, доллардың айырбастау бағамы, ірі тұтынушы елдер бойынша сараланған сауда сияқты айнымалылар пайдаланылды. Жұмыста әлемдік және өңірлік өндіріс индекстері, дамыған және дамушы нарықтардағы мұнайға сұраныс, ОПЕК елдеріндегі және ОПЕК-тен тыс елдердегі ұсыныстар сияқты деректер пайдаланылды. Нәтижесінде авторлар VAR стандартты моделі фьючерстер мен кездейсоқ кезбелікпен салыстырғанда жақсы нәтижелер көрсетіп отыр деген қорытындыға келеді. Болжамдарды құрамдастыру 18 айдан басталған аралықтан бастап жақсы нәтиже берді.

Уақыттық қатарларды талдаудың классикалық эконометрикалық тәсілдерінен басқа, соңғы жылдары мұнай бағасын болжау үшін машиналық оқыту әдістері (тірек векторлар әдісі, нейрондық желілер, ұзақмерзімді жады желілері және т.б.) не олардың базалық модельдері бар гибридік нұсқалары пайдаланылады. Бұл жұмыстар⁴ классикалық әдістермен салыстырғанда мұндай модельдердің болжаудағы артықшылығын көрсетеді. Нейрондық желілердің артықшылығы – модель шикі мұнай бағасының тұрақсыз динамикасын үздіксіз қадағалап, желілік емес және күрделі өзара байланыстарды модельдей алады.

Осылайша, қолда бар әдебиетке шолу жасау анағұрлым дәл модельдің үнемі жақсы болжам жасай алмайтынын көрсетеді. Кейбір модельдер қысқамерзімді кезеңде, ал басқалары ортамерзімді кезеңде жақсы нәтиже беруі мүмкін. Қорыта келгенде, авторлар мұнай бағасын құрылымдық алшақтықтары бар деректерді ұзақ іріктеу негізінде болжау күрделі міндет болып қала беретінін атап өтті.

⁴ Abdollahi, H., & Ebrahimi, S. B. (2020), Lee Jo Xian және т.б. (2020), N.Gupta, Sh.Nigam (2020), H.Alrweili and H.Fawzy (2022). K. Zhang (2022).

3. ДЕРЕКТЕР

Жұмыста мынадай айнымалылар пайдаланылды:

Санаты	Белгіленуі	Анықтамасы	Бірлігі	Дереккөзі
Шикі мұнайдың бағасы	brent	Brent маркасының бағасы	бір баррель үшін АҚШ доллары	EIA
Мұнайдың нақты бағасы	brent_real	АҚШ долларымен инфляцияға дефлирленген Brent маркасының бағасы	бір баррель үшін АҚШ доллары	EIA
Мұнай ұсынысы	oil_prod	әлемдік мұнай өндірісі	тәулігіне млн баррель	EIA
Мұнай қоры	stocks	мұнайдың әлемдік қорлары (ЭЫДҰ елдерінде)	млн баррель	EIA
Мұнайға сұраныстың прокси көрсеткіші	rea ⁵	жаһандық нақты экономикалық белсенділік индексі	трендтен алшақтық	Даллас федералдық банкі
Макрофакторлар	cri_accum	АҚШ-тағы инфляция	тұтыну бағасының индексі	АҚШ Еңбек статистикасы бюросы
Қаржылық	futures	фьючерстер	бір баррель үшін АҚШ доллары	Refinitiv (Thomson Reuters)

2003 жылғы қаңтардан бастап 2023 жылғы желтоқсанға дейінгі (252 ай) ай сайынғы деректер пайдаланылды. Өйткені шикі мұнай қорлары бойынша деректер тек осы кезеңнен бастап қолжетімді болды. Ертерек кезеңде мұнай қоры туралы мәліметтер тек жиынтық түрінде қолжетімді. Жалпы, EIA-дан алынған мұнай қорлары туралы мәліметтер ЭЫДҰ елдеріндегі қорларды (әлемдік қорлардың жартысына жуығы) қамтиды.

Brent маркалы мұнай деректері таңдап алынды, себебі Brent әлемдік бағдар ретінде жиі қабылданатын эталондық марка болып табылады және макроэкономикалық көрсеткіштердің сценарийлік болжамдарын әзірлеу үшін негіз болады. Kilian (2020) әлемдік мұнай нарығы үшін АҚШ мұнай өңдеу кәсіпорындарының импортталатын шикі мұнайды сатып алу құнын шикі мұнайдың жаһандық бағасының шамамен көрсеткіші ретінде пайдалануды ұсынды. Ол Brent-ті пайдаланбады, себебі тарихи мәліметтер қатары 1980 жылдардың ортасынан басталады (оның жұмысында 1973 жылдан бастап

⁵ Kilian-да (2009) талқыланатын түзетулері бар Kilian (2019) ұсынған өнеркәсіптік тауарлар нарығындағы жаһандық нақты экономикалық белсенділік индексі. Бұл іскерлік цикл индексі трендтен пайыздық ауытқулармен көрсетіледі. Ол АҚШ долларымен көрсетілген құрғақ жүктерді тасымалдауға арналған ғаламдық тарифтер негізінде есептеледі және өнеркәсіптік тауарлардың әлемдік рыноктарындағы тасымалдар көлемінің көрсеткіші ретінде қаралуы мүмкін. Бұл индекс ай сайын жаңартылып отырады.

мұнайдың құны туралы мәліметтер бар). Жеке авторлар жоғарыда аталған себептерге байланысты Brent-ті болжайды.

Ұлттық Банкте макрокөрсеткіштердің қысқамерзімді болжамдарын әзірлеу кезінде айлық деректер пайдаланылады. Себебі оларды кейін пайдалану үшін мұнай бағасының айлық траекториясы маңызды.

Болжау мақсатында Brent маркалы мұнайдың номиналды бағасы АҚШ инфляциясы арқылы нақты мәнге аударылды (1-график)

1-график. Brent маркалы мұнай бағасы



Дереккөз: EIA, US Bureau of Labor Statistics, авторлардың есебі

Ескертпе: US CPI базистік индексіне (база = 2002 жылғы желтоқсан) дефляцияланған Brent номиналды құны мұнайдың нақты бағасы болып табылады, ол АҚШ-тың CPI базалық индексіне дефляцияланған (база = 2002 ж. желтоқсан)

Барлық айнымалылар Килиан индексіне қоспағанда, логарифмдеу арқылы стационарлық күйге келтірілді. Килиан индексінің айнымалысы үрдістен алшақтауға байланысты бастапқыда құрылымы бойынша стационарлық болады.

Мұнайдың, қорлардың және мұнай өндірісінің айнымалы бағасы өсу қарқынында (логарифмдердің бірінші айырмашылығында) көрінеді. Жалғыз түбірге арналған тест нәтижелері бойынша бұл айнымалылар 5% маңыздылық деңгейінде бірінші айырмашылықтағы стационарлықты көрсетті. Бұл ретте, деңгейдегі мұнай бағасы 10% маңыздылық деңгейінде стационарлық болып шықты (Дики-Фуллер тесті 5% маңыздылық деңгейінде ($p\text{-value}=0,0592$) мұнайдың айнымалы бағасының стационарлық емес екенін және бірінші айырмадағы ($p\text{-value}=0,000$) стационарлықты көрсетті).

Қолданбалы зерттеушілер арасында мұнай нарығының модельдеріндегі нақты мұнай бағасын логарифмдік көрсеткіштерде немесе өсу қарқынында көрсету қажет пе деген сұрақ үнемі туындайды. Мұнайдың нақты бағасын болжау туралы әдебиеттерден алынған деректер көбіне логарифмдік деңгейлердегі авторегрессиялық модельдердің өсу қарқынындағы модельдермен салыстырғанда дәл болатынын болжайды.

Алайда, біздің жағдайымызда, логарифмдер мен өсу қарқынындағы айнымалы мұнай моделінде әртүрлі болжамдар жасалады, сондықтан айнымалының соңғы сипаттамасы нақты модельге байланысты болды.

Айнымалыларда маусымдық факторлар кезеңі де анықталған жоқ, сол себепті олар маусымдық деңгейде түзетілмеген.

Бұл жұмыстағы барлық есептеу Eviews эконометрикалық топтамасы арқылы жүргізілді.

4. БОЛЖАУҒА АРНАЛҒАН МОДЕЛЬДЕР

Random walk, ARMA

Басқа модельдердің болжау нәтижелерін салыстыруға болатын базалық бенчмарк-модельдер ретінде авторегрессия мен өзгермелі орташа модель (ARMA) және кездейсоқ адасу моделі (Random walk) таңдалды.

Модельдерді құру барысында бірінші айырмашылықта мұнайдың нақты бағасын пайдалану болжамды айтарлықтай нашарлатты. Ал логарифмдерді пайдалану керісінше нәтиже берді. Осыны, сондай-ақ авторегрессиялық модельді автоматты түрде таңдау нәтижелерін ескере отырып, натурал логарифмді пайдалану туралы шешім қабылданды.

Оңтайлы ARMA моделі `auto.arima()` функциясы арқылы таңдап алынды. 169 модельді автоматты түрде санау нәтижесінде параметрлері (5,2) ARMA моделі ең оңтайлы модель болып таңдалды. Салыстыру үшін параметрлері (1,1) ARMA моделі де құрылды. Benjamin Beckers (2015) жұмысында осы модель бенчмарк ретінде таңдалды. Модельдерді іріктеудің тестілеу бөлігінде (2021 жылғы қаңтар – 2023 жылғы желтоқсан аралығы) бағалау кезінде екі модельдің де болжау сипаттары жақсы болды. ARMA(1,1) бойынша орташа квадраттық қате 12,38, ARMA(5,2) бойынша – 13,12 болды. Мұнай бағасының нақты мәндерімен салыстырғанда, ARMA(5,2) бүкіл болжау аралығындағы бағаның өсуі мен құлдырауының барлық кезеңін қамтыды, ал ARMA(1,1) жалпы үрдісті ғана көрсетті.

Кездейсоқ адасу (RW) моделі алдағы уақытта болжанатын мұнай бағасының оның ағымдағы құнына ($\hat{y} = y_{t-1}$) тең болатынын болжайды. Бұл жұмыста біз ығыспаған кездейсоқ адасу моделін қолдандық.

Фьючерстер

Осы тәсілге сәйкес h кезеңіндегі мұнай бағасының болжамы белгілі бір күнге өтелетін мұнай фьючерстік келісімшартының бағасын білдіреді. Фьючерстік келісімшарт – бұл трейдерлерге бүгін бағаны белгілеуге мүмкіндік беретін қаржы құралы. Ол арқылы алдағы уақытта алдын-ала белгіленген күні белгілі бір мөлшердегі тауарды сатып алуға немесе сатуға болады.

Көптеген орталық банктер мен халықаралық ұйымдар осы тәсілді қолданады. Себебі бұл нарықтық күтулер туралы ақпарат бере алатын қарапайым және ыңғайлы құрал. Бұл ретте фьючерстердің бағасы мұнайдың күтілетін бағасына тең емес, олар тәуекел-сыйлықақы компоненті салдарынан спот бағасынан ауытқуы мүмкін.

Векторлық авторегрессия моделі (VAR)

Жалпы алғанда, модель былай берілген:

$$y_t = \sum_{j=1}^p A_j \cdot y_{t-j} + B_t x_t + C d_t + \varepsilon_t, \quad (1)$$

мұндағы y_t – эндогендік айнымалылардың к-өлшемді векторы, x_t – экзогендік айнымалылар векторы, d_t – жалған айнымалылар векторы, A_j, \dots, A_p, B_t, C – бағалауға жататын коэффициенттер матрицасы, ε_t – қалдық векторы.

Модельді әзірлеу тәсілі Baumeister, Kilian (2014) зерттеуіне негізделген. Түпнұсқа жұмыста сұраныс, ұсыныс шоктарын, сондай-ақ алыпсатарлық шокты анықтау үшін төрт айнымалыдан тұратын құрылымдық VAR пайдаланады. Сонымен қатар, мұндай модельді стандартты түрде болжау үшін де пайдалануға болады. Модельді құру үшін 4 айнымалы – Brent маркалы мұнайдың нақты бағасы, әлемдік өндіріс, мұнай қоры және нақты жаһандық экономикалық белсенділік индексі пайдаланылды.

Мұнай бағасындағы дағдарыстық сәттерді көрсету үшін 2008 жылғы қарашада (әлемдік қаржы дағдарысы) және 2020 жылғы наурызда (пандемия) 1 мәнін қабылдайтын жалған айнымалы енгізілді. Жалған айнымалыны қосу векторлық авторегрессия моделінің болжау сапасын жақсартты.

Оңтайлы лагты айқындау кезінде Акаике (AIC) ақпараттық алғышарттарының тесттері қарқынды пайдаланатын модельдегі 13-деңгейде қалуын анықтау кезінде Акаике ақпараттық критерийінің (AIC) сынақтары қарқынды модельде 13-деңгейдегі және логарифмдерді қолданатын модельде 5-деңгейдегі лагты көрсетті. Осыған байланысты екі модель: мұнай бағасының логарифмі бар және жалған айнымалы қосылған VAR5, жалған айнымалы қосылған мұнай бағасының өсу қарқынындағы (dlog) VAR13 модельдері таңдап алынды.

Kilian, Baumeister жұмысында 12 лаг қолданылды. Авторлардың өзі лагы қысқа модельдердің баяу төмендеу циклін қамти алмайтынын, сұраныстағы күтпеген өзгерістердің маңыздылығын жете бағаламайтынын атап көрсетті. Осыған байланысты ұзақ лагтарға назар аударуға ұсыныс жасалды.

Байес тәсіліне негізделген векторлық авторегрессиялық модельдер (BVAR)

Бұл зерттеуде суперпараметризация немесе «өлшеміне қатысты қиындықтар» мәселесін шешу үшін Байес векторлық авторегрессия (BVAR) қолданылды. Модель параметрлерін «қысу» үшін Litterman (1986) және Doan et al. (1984) ұсынған Миннесота априорлық таралуы қолданылды. Қолданылатын барлық айнымалы – стационарлық екенін ескере отырып, μ параметрі нөлге тең деп қабылданды. Оңтайлы мәндерді іздеу нәтижелері бойынша қалған гиперпараметрлер мынадай мәндерде қабылданды: $\lambda_1=10, \lambda_2 = 0.3, \lambda_3=0.1$. Лаг саны векторлық авторегрессияға ұқсас сақталады – 13 лаг. Алайда, векторлық авторегрессия моделімен салыстырғанда, модельдің болжамды күшінің нашарлауына байланысты жалған айнымалының экзогендік параметрі алып тасталды.

Алынған нәтижелерге сүйене отырып, барлық болжау кезеңінде орташа квадраттық қателіктердің динамикасы VAR нәтижелеріне ұқсас болды. Осыған байланысты бұл одан әрі қолданылмады.

5. БОЛЖАУ НӘТИЖЕЛЕРІ

Жеке модельдердің болжамды қасиеттерін бағалау

Уақыт бойынша болжам тиімділігінің өзгеруін жақсырақ көрсету үшін біз болжам дәлдігінің тұрақсыздығын анық көрсетпейтін рекурсивті тәсілдің орнына жылжымалы терезе әдісін қолданамыз.

Әр модельдің ішінде оның параметрлерін бағалағаннан кейін жылжымалы іріктемеде 1 айдан 24 айға дейін болжамдар⁶ жасалды және болжау қателері есептелді. Бірінші болжам 2018 жылғы қаңтар мен 2019 жылғы желтоқсан аралығында алынды. Содан кейін 180 айлық модельді бағалауға арналған жылжымалы терезе 1 айда алға жылжып, келесі 24 айда болжам жасалды. Осылайша, модельдердің болжамды қасиеттері 72 жылжымалы іріктеме бойынша бағаланды және әрбір болжамды ай үшін барлық жылжымалы іріктемелер бойынша модельдің RMSE орташа квадраттық қатесінің түбірі есептелді. 1-кестеде 24 айда бағаланған барлық модельдер үшін орташа квадраттық қателер келтірілген.

1-кесте. RW қатысты әртүрлі модельдер үшін орташа квадраттық болжам қатесінің (RMSE) түбірі

Ай Модель	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
ARMA (1,1)	0.97	0.99	1.00	0.99	0.98	0.98	0.98	0.96	0.96	0.95	0.95	0.95
ARMA(5,2)	2.00	1.27	1.17	1.06	0.98	1.17	1.10	1.09	1.01	0.95	1.00	0.97
VAR5	0.99	0.98	0.88	0.81	0.75	0.76	0.79	0.81	0.81	0.83	0.84	0.86
VAR13	1.20	1.10	1.00	0.94	0.90	0.93	0.96	0.96	0.94	0.91	0.87	0.85
Futures	1.77	2.18	2.31	2.39	2.36	2.30	2.29	2.24	2.18	2.14	2.12	2.13

Ай Модель	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24
ARMA (1,1)	0.94	0.94	0.93	0.93	0.92	0.93	0.93	0.92	0.92	0.92	0.92	0.92
ARMA(5,2)	0.96	0.94	0.93	0.98	0.94	0.93	0.92	0.92	0.93	0.92	0.91	0.91
VAR5	0.86	0.88	0.89	0.89	0.91	0.92	0.92	0.92	0.93	0.93	0.91	0.91
VAR13	0.80	0.77	0.71	0.63	0.59	0.56	0.55	0.52	0.56	0.62	0.66	0.68
Futures	2.13	2.12	2.11	2.08	2.05	2.03	2.05	2.05	2.03	2.02	2.00	1.98

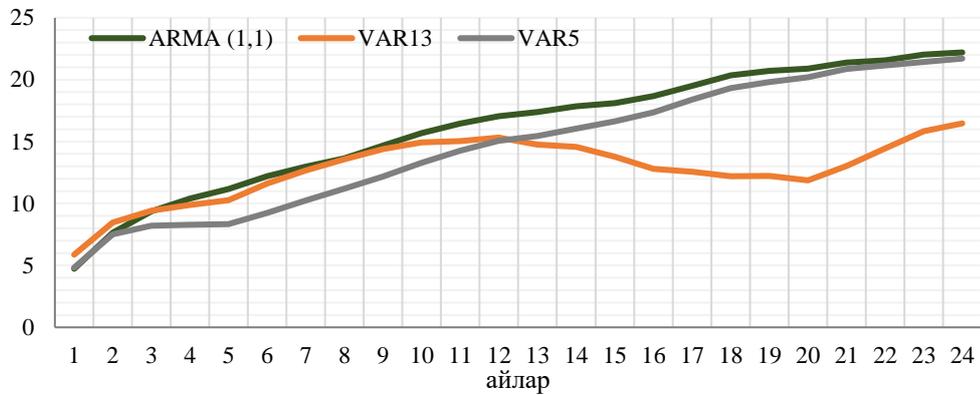
Ескертпе: Кестеде орташа квадраттық қатенің мәні бірліктен аз, бұл модель көрсетілген кезеңдегі Random walk нәтижелерінен асып түсетіндігін көрсетеді. Қалың қаріппен көрсетілген мәндер қалған ұсынылған модельдермен салыстырғанда модельдің артықшылығын көрсетеді.

Алынған нәтижелерге сәйкес, бір айлық кезеңде салыстырмалы болжам қатесі ARMA(1,1) үшін ең аз болып табылады. Екінші айдан бастап бір жылға жуық уақыт ішінде VAR5 жақсы болжау қасиеттерін көрсетті. Кейінгі кезеңде,

⁶ Болжаммен салыстыру үшін нақты деректер болмаған жағдайда, кезең айқын түрде қысқарды.

атап айтқанда 12 айдан бастап болжау кезеңінің соңына дейін VAR13 моделі (2-кесте) «чемпион» болды.

2-график. Жақсы болжамдық қасиеттері бар модельдердің орташа квадраттық қателіктерінің динамикасы



Дереккөз: авторлардың есебі

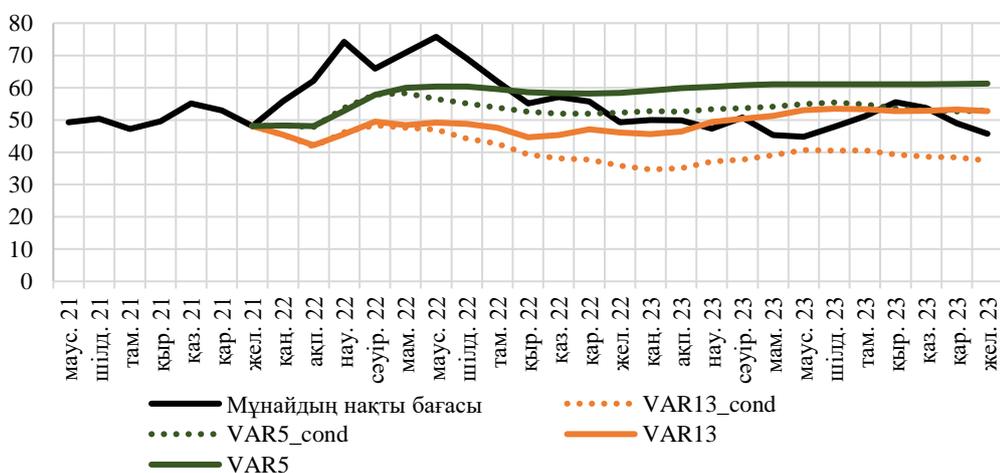
Шартты болжау

Векторлық авторегрессиялық модельдердің сапасын жақсарту мақсатында шартты болжамдар есептелді. Шартты болжау – бұл жеке айнымалылардың болашақ траекториясы салынатын сценарийлік болжам. Бұл шартсыз болжамнан ерекшеленеді, мұнда бұл траектория туралы болжамдар жасалмайды.

VAR5 және VAR13 модельдері EIA мұнай өндірісі мен қоры туралы болжамдарды қолданды. Шартты болжам 2003-2021 жылдар үлгісінде есептелді, іріктемеден тыс болжам 2022-2023 жылдарға жүргізілді.

Бағалау нәтижелері (3-график) VAR13 моделінің шартты болжамы сол модель бойынша шартсыз болжаммен салыстырғанда жақсы нәтиже көрсетпегенін айшықтады (RMSE 16.7 және RMSE 12.9, орташа барлық болжау шегінде). Сонымен қатар, VAR5 моделі бойынша шартты болжам бастапқы модельге қарағанда жақсы болды (RMSE 11.2 қарсы RMSE 9.1).

3-график. 2022-2023 жылдарға арналған мұнайдың нақты бағасының шартты және шартсыз болжамдарын салыстыру



Дереккөз: EIA, авторлардың есебі

Модельдердің орнықтылығын бағалау үшін біз барлық жылжымалы іріктемеде олар бойынша шартты болжамдарды тексеру керек деп шештік. Сонымен қатар, EIA ай сайын келер жылдың желтоқсанымен шектелетін болжамдар береді (яғни, қаңтардан бастап, ай сайын болжамды мәндер бір айға қысқарады, осы жылдың желтоқсанында келесі жылдың желтоқсанына дейінгі болжамдар қолжетімді). Осыған байланысты болжау кезеңі 13 айға дейін қысқартылды және тек VAR5 моделі тексерілді (2-кесте). Осы модель бойынша шартты болжам 6 айдан 13 айға дейінгі кезеңде жақсарды.

2-кесте. RW қатысты шартты және шартсыз болжамдар бойынша орташа квадраттық болжам қатесінің (RMSE) түбірі

Ай Модель	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
VAR5	0.99	0.98	0.88	0.81	0.75	0.76	0.79	0.81	0.81	0.83	0.84	0.86	0.86
VAR5_cond	0.99	1.00	0.91	0.83	0.77	0.75	0.75	0.76	0.76	0.77	0.77	0.78	0.79

Ескертпе: Кестеде орташа квадраттық қатенің мәні бірліктен аз, бұл модель көрсетілген кезеңдегі кездейсоқ жүру моделінің нәтижелерінен асып түсетіндігін көрсетеді. Қалың қаріппен көрсетілген мәндер қалған ұсынылған модельдермен салыстырғанда модельдің артықшылығын көрсетеді.

Модельдер мен халықаралық ұйымдардың болжамын бағалау

Болжау сапасын бағалау үшін жоғарыда қарастырылған модельдер мұнай бағасының нақты динамикасымен және Consensus ECS және EIA болжамдарымен салыстырылды.

Consensus Ecs. тоқсандық болжамдарды жариялайтынын ескере отырып, VAR5, VAR13 үлгілерінің айлық болжамдары, сондай-ақ EIA және фьючерстердің бағалаулары тоқсандық түрге (тоқсан бойынша орташа) аударылды.

Сонымен қатар, EIA болжау қатарының шектеулілігін ескере отырып (алдыңғы бөлімде айтылған), EIA бағалауы кезеңде 4 тоқсанға дейін салыстырылды.

Болжамдық бағалауды салыстыру 2018 жылғы 1-тоқсаннан бастап 2023 жылғы 4-тоқсан аралығында 8 және 4 тоқсан болжамды кезеңде жүргізілді (барлығы 24 тоқсандық болжамдар жиынтығы). Болжамдардың дәлдігін бағалау бір қатарға (MAPE) әр түрлі модельдерді салыстыру үшін қолданылатын орташа абсолютті пайыздық қате бойынша жүргізілді. Біздің жағдайда VAR5, VAR13 модельдері бойынша болжамдар мұнайдың нақты бағасын бағалау, ал Consensus Ecs. болжамдары, EIA және фьючерстер – номиналды мұнай бағасы болып табылады.

Мәселен, салыстырмалы талдау нәтижелері бойынша халықаралық ұйымдардың болжамдары 1 тоқсанға арналған болжамнан басқа VAR5 және VAR13 модельдерінен орта есеппен төмен болды (3-кесте). Бір тоқсанға Consensus Ecs. бағалауын болжауда дәлірек болды. Жалпы, болжамды кезеңде фактіден 2 тоқсаннан 4 тоқсанға дейінгі аз ғана ауытқу VAR5 моделінде, 5 тоқсаннан 8 тоқсанға дейін – VAR13-те байқалды.

3-кесте. Орташа абсолютті қате пайызбен (MAPE)

тоқсан	VAR5	VAR13	Consensus	Futures	EIA
1	9.8%	10.4%	7.9%	8.8%	8.9%
2	16.5%	17.9%	18.2%	18.7%	19.0%
3	19.5%	23.1%	23.5%	22.7%	23.4%
4	24.4%	24.5%	27.8%	28.3%	28.0%
5	28.6%	22.8%	29.4%	28.6%	-
6	31.8%	19.2%	30.7%	30.6%	-
7	36.0%	19.9%	32.8%	34.5%	-
8	35.5%	18.8%	34.8%	37.6%	-

Әрі қарай, модельдердің болжамды қасиеттерін тексеру үшін бірдей жаттығу орындалды (нәтижелері 3-кестеде), алайда VAR5 және VAR13 модельдерінде жалған айнымалылардың бірі (2020 жылғы наурыз, COVID-19 пандемиясы) 2016 жылғы қаңтарға ауыстырылды (АҚШ-тағы тақтатас мұнайының өсуі, жаһандық сұраныстың әлсіздігі). Нәтижесінде, VAR5 болжамдарының дәлдігі бүкіл болжамды аралықта күрт нашарлады. Бұл жағдайды қоса алғанда 5 тоқсанға дейінгі төменгі қателер Consensus Ecs және Futures болжамдарына жатады. Барынша ортамерзімді аралықта – VAR13 модельдері (4-кесте).

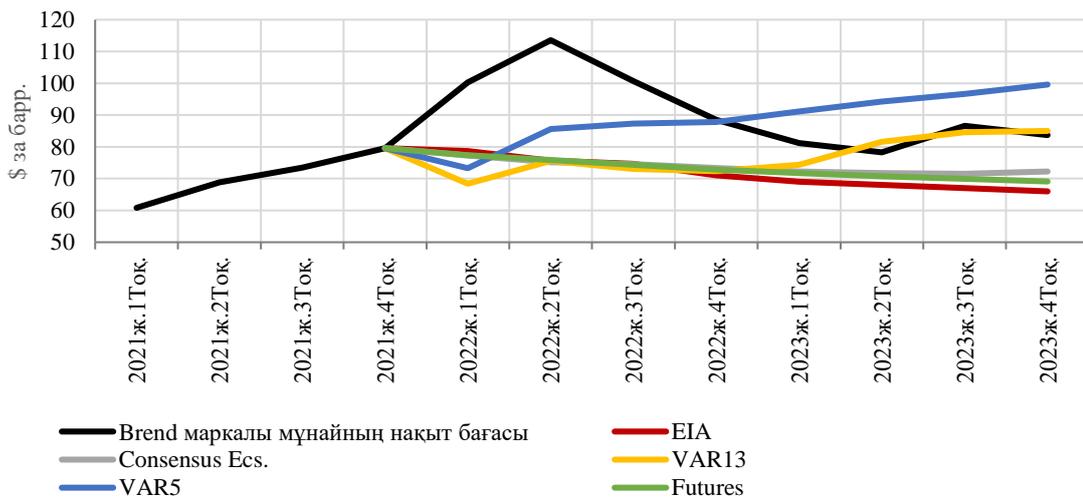
4-кесте. Орташа абсолюттік пайыздық қате (MAPE)

тоқсан	VAR5	VAR13	Consensus	Futures	EIA
1	10.8%	11.6%	7.9%	8.8%	8.9%
2	20.4%	22.5%	18.2%	18.7%	19.0%
3	24.7%	28.6%	23.5%	22.7%	23.4%
4	32.2%	31.7%	27.8%	28.3%	28.0%
5	35.5%	30.5%	29.4%	28.6%	
6	38.0%	27.3%	30.7%	30.6%	
7	41.0%	25.2%	32.8%	34.5%	
8	40.7%	20.3%	34.8%	37.6%	

Бұдан әрі мысал ретінде толық үлгідегі болжамдар орындалды (4-график). Consensus Ecs. болжамдары аталған кезеңге 2021 жылғы 6 желтоқсаннан, EIA – 2022 жылғы 11 қаңтардан бастап алынды. Салыстыру үшін сыналатын модельдер бойынша мұнайдың нақты бағасының болжамдары (VAR5, VAR13) номиналды мәндерге ауыстырылды⁷.

⁷ АҚШ-тағы инфляция болжамдары – бұл 2021 жылғы 6 желтоқсандағы Consensus Ecs. болжамды бағалары

4-график. Мұнай бағасының модельдік болжамдарын халықаралық ұйымдардың бағаларымен салыстыру



Дереккөз: EIA, Consensus Ecs., авторлардың есебі

Нәтижесінде, бүкіл талданған сегменттегі нақты бағадан ең үлкен ауытқуды EIA және Consensus Ecs. бағалары көрсетті. Тестіден өткен VAR5 моделі 2022 жылғы 2-тоқсанда бағаның күрт өсуін байқады және 2022 жылғы 4-тоқсанда бағаны іс жүзінде дәл болжады. VAR13 моделі сонымен қатар ортамерзімді перспективада нақты бағаның өсуін байқады.

6. БОЛЖАМДАРДЫ ҚҰРАСТЫРУ

Жеке және құрастырылған модельдерді әртүрлі өлшеу схемаларымен салыстыру

Болжамдарды тек бір модельге сүйене отырып, тіпті минималды қателіктермен де құру ұсынылмайды, өйткені кезеңге байланысты кез келген модель тұрақсыздықты көрсете алады.

Сонымен қатар, кейбір модельдер қысқа сегменттерде, ал кейбірі алыс келешекте жақсы болжам жасайды. Мұндай жағдайда болжамдарды құрастыру – болжамның дәлдігін едәуір арттыра алады.

Осыған байланысты біз қателіктері тым аз үш модельді құрастырып, олардың нәтижелерін жеке модельдермен салыстырайық деп шештік.

Құрастыру мақсатында біз үлес өлшеудің бірнеше әдісін қолдандық:

1) тең үлес (**Comb3_eqw**);

2) жеке модель бойынша болжамдардың кері пропорционалды қате мәнінің (біздің жағдайда – RMSE) барлық модель бойынша болжамдардың кері пропорционалды қате мәнінің (RMSE) қосындысына қатынасы ретінде есептелген орташа өлшенген үлестер (**Comb3_consw**). Үлестердің өзі тұрақты, өйткені олар барлық жылжымалы үлгілер бойынша әрбір болжамды кезеңде орташа қатені көрсетеді. Осылайша, бұл үлестер бүкіл тестілеу үлгісінде реттеледі.

$$\omega_{j,k} = \frac{1/RMSE_{j,k}}{\sum_{j=1}^n 1/RMSE_{j,k}} \quad (2),$$

мұнда

$w_{i,k}$ – i модель болжамдарының үлесі немесе әр модельдің үлесі;

$RMSE_{j,k}$ – орташа квадраттық қатенің мәні (RMSE) $tk \in \{T0 + 1, \dots, T0 + K\}$ кезеңдегі i модельдің таңдамалы болжамдарынан тыс.

$$Y_{combined}^{fi} = \sum_{j=1}^n \omega_{j,k} * \hat{y}_{tk}^j \quad (3)$$

мұнда, $Y_{combined}^{fi}$ – i -көрсеткіштің құрастырылған болжамы, \hat{y}_{tk}^j – $tk \in \{T0 + 1, \dots, T0 + K\}$ кезеңдегі j моделі бойынша іріктемеден тыс қорытынды болжамдар.

Бұл тәсілдің кемшілігі уақыт өте келе модельдер сапасының өзгергенін ескермейді.

3) әрбір өзгермелі үлгіде өзгертін орташа салмақтар (Comb3_rollw). Ол үшін әрбір жылжымалы кезеңде «жалған-таңдамалыдан тыс» болжамдарды алу үшін тестілеу учаскесі бөлінді. Содан кейін бұл сайтта әрбір модельдің болжам дәлдігі бағаланды. Осы RMSE-ның негізінде, үлгіден тыс болжамдарды (RMSE-ге кері пропорционалды) өлшеу үшін 24 ай бұрынғы үлестер ескерілді. Нәтижесінде барлық жылжымалы үлгіге 24 айға арналған 72 үлес тобы есептелген.

Бұл тәсілдің артықшылығы әрбір жылжымалы үлгідегі көрсеткіштер динамикасы мен модельдер сапасының өзгеруі ескеріледі, яғни болжау үшін ең өзекті үлестер ескеріледі.

5-кестеде барлық модельдерге арналған болжам қателері көрсетілген. Жүргізілген жаттығулар нәтижесінде жеке модельдер алған болжамдарды біріктіру бүкіл аралықта көріністі айтарлықтай өзгерткен жоқ. Мөлшерлеудің барлық үш тәсілі бойынша модельдер комбинациясында 2 ай, сондай-ақ 8-ден 13 айға дейінгі аралықта жеке модельдер «жеңді». Қалған кезеңдерде озық болжамдық қасиеттерді жеке модельдер сақтады: қысқамерзімді перспективада – ARIMA және VAR5, ал ортамерзімді кезеңдерде – VAR13 (14 айдан 24 айға дейін).

5-кесте. Жеке модельдердің қателерін әртүрлі схемалар бойынша мөлшерленген модельдер комбинациясымен салыстыру

Айы \ Моделі	ARMA (1,1)	VAR5	VAR13	Comb3_eqw	Comb3_consw	Comb3_rollw
1	0.97	0.99	1.20	1.00	0.99	1.00
2	0.99	0.98	1.10	0.97	0.97	0.96
3	1.00	0.88	1.00	0.90	0.89	0.93
4	0.99	0.81	0.94	0.84	0.83	0.87
5	0.98	0.75	0.90	0.79	0.78	0.80
6	0.98	0.76	0.93	0.79	0.78	0.81
7	0.98	0.79	0.96	0.80	0.80	0.83
8	0.96	0.81	0.96	0.80	0.80	0.81

9	0.96	0.81	0.94	0.80	0.79	0.80
10	0.95	0.83	0.91	0.80	0.80	0.80
11	0.95	0.84	0.87	0.80	0.80	0.81
12	0.95	0.86	0.85	0.81	0.81	0.80
13	0.92	0.86	0.80	0.80	0.79	0.77
15	0.93	0.89	0.71	0.77	0.76	0.77
18	0.93	0.92	0.56	0.73	0.68	0.66
21	0.92	0.93	0.56	0.73	0.68	0.65
24	0.92	0.91	0.68	0.76	0.73	0.73

Ескертпе: кестеде кездейсоқ теріс кету моделіне қатысты модельдердің орташа квадраттық қателерінің түбірі берілген. Бірліктен аз мән осы модельдің көрсетілген кезеңде кездейсоқ теріс кету моделінің нәтижелерінен асып түсетінін білдіреді. Қалың қаріппен таңдалған мәндер басқа ұсынылған модельдермен салыстырғанда модельдің артықшылығын көрсетеді

Әртүрлі іріктемелерде әртүрлі модельдердің біріктірілген болжамдарын салыстыру

Бұл бөлікте біз біріктірілген болжамдарды түрлі уақыт кезеңдерінде, сондай-ақ модельдер комбинациясының басқа нұсқаларын тексергіміз келеді.

Ұсынылған барлық модельдер комбинацияларының ішінен (5-кесте) екі іріктемедегі ең жақсы нәтиже RW, ARMA(1,1), VAR5 модельдерінің үйлесімділігін көрсетеді. 4-кестеде ұсынылған 3 модельдің (ARMA(1,1), VAR5, VAR13) комбинациясы да жақсы нәтижелер көрсетті.

6-кесте. RW қатынасы бойынша әртүрлі комбинациялар бойынша орташа квадраттық қатенің (RMSE) түбірін салыстыру

Комбинациялары	Модельдері	2003-2021	2003-2016
		жылдардың іріктемесі	жылдардың іріктемесі
		2022-2023	2017-2018
		жылдарға арналған болжам	жылдарға арналған болжам
2 модель	RW+ARMA(1.1)	1.05	1.02
3 модель	2m+VAR5	0.74	0.55
4 модель	3m+VAR13	0.79	0.64
5 модель	4m+futures	0.80	0.70
3 модель*	ARMA(1.1)+VAR5+VAR13	0.77	0.60

Дереккөзі: авторлардың есептеулері

Болжамды кезеңде (24 ай) орташа есеппен барлық 5 модельдің комбинациясы қалған модельден асқан жоқ.

Бұдан әрі біз таңдалған модельдердің екі комбинациясын жылжымалы терезені пайдалана отырып, әрбір аралықта тестілеуге шешім қабылдадық (7-кесте). Нәтижелер болжамды сапа бойынша барлық айлар бойынша орташа алғанда VAR13 бар модель комбинациясы жеңетінін көрсетеді (3-тен бастап 24 ай аралығы).

7-кесте. RW қатысты модельдер комбинациясы бойынша қателерді салыстыру (RMSE), жылжымалы терезе = 180 ай

Айы	3 модель*	3 модель	Айы	3 модель*	3 модель
	ARMA(1.1)+VAR5+VAR13	ARMA(1.1)+VAR5+RW		ARMA(1.1)+VAR5+VAR13	ARMA(1.1)+VAR5+RW
1	0.99	0.95	13	0.79	0.92
2	0.97	0.96	14	0.78	0.92
3	0.89	0.92	15	0.76	0.92
4	0.83	0.89	16	0.72	0.92
5	0.78	0.87	17	0.70	0.92
6	0.78	0.88	18	0.68	0.93
7	0.80	0.89	19	0.68	0.93
8	0.80	0.90	20	0.66	0.93
9	0.79	0.90	21	0.68	0.93
10	0.80	0.91	22	0.71	0.93
11	0.80	0.91	23	0.73	0.92
12	0.81	0.92	24	0.73	0.92

Дереккөз: авторлардың есептеулері

7. ҚОРЫТЫНДЫ

Мұнай бағасының динамикасы макроэкономикалық ауыспалыларды болжауда дамудың сценарийлік нұсқаларын айқындау тұрғысынан да, сол сияқты басқа ауыспалыларды болжау кезіндегі алғышарт ретінде де маңызды рөл атқарады (әсіресе шикізат тауарларын экспорттаушы елдер үшін өзекті). Осыған байланысты, мұнай бағасын болжау экономикалық саясатты, оның ішінде ақша-кредит саясатын айқындау үшін маңызды рөл атқарады.

Сонымен қатар, біз болжамдық раундтар аясында сценарийлерді әзірлеу үшін қосымша құрал ретінде әзірленген модельдерді пайдалануды ұсынамыз, бұл талдамалық негізді және жеделдікті күшейтуге мүмкіндік береді.

Осы салада одан әрі орындалатын жұмыстар машиналық оқыту модельдерін (нейрондық желілер және т.б.) пайдалануға және мұнай бағасы бойынша күнделікті болжамдар алуға негізделуі мүмкін. Сондай-ақ қаржылық көрсеткіштерді (пайыздық мөлшерлемелер, АҚШ доллары индексі, тауар индекстері және т.б.) пайдалана отырып, модельдер құруға болады.

8. ӘДЕБИЕТТЕР ТІЗІМІ

1. Crude Oil Price Forecasting Using Hybrid Support Vector Machine, Lee Jo Xian, Shuhaida Ismail, Aida Mustapha, Mohd Helmy Abd Wahab, Syed Zulkarnain Syed Idrus, International Conference on Technology, Engineering and Sciences. 2020
2. Crude Oil Price Prediction using Artificial Neural Network. Nalini Gupta, Shobhit Nigam, The 3rd International Conference on Emerging Data and Industry 4.0 (EDI40) April 6-9, 2020, Warsaw, Poland
3. Forecasting crude oil price using LSTM neural networks. Kexian Zhang* and Min Hong School of Economics and Management, Hunan Institute of Technology, Hengyang 421002, China, Data Science in Finance and Economics, Volume 2, Issue 3, 163–180, 07 July 2022
4. Forecasting Crude Oil Prices Using an ARIMA-ANN Hybrid Model. Hleil Alrweili and Haitham Fawzy, Journal of Statistics Applications & Probability 11, No. 3, 845-855 (2022), p.845
5. Benjamin Beckers, Samya Beidas-Strom Forecasting the Nominal Brent Oil Price with VARs—One Model Fits All? <https://www.imf.org/external/pubs/ft/wp/2015/wp15251.pdf>
6. Forecasting the Price of Oil, Handbook of Economic Forecasting (2013) <https://doi.org/10.1016/B978-0-444-53683-9.00008-6>
7. What central bankers need to know about forecasting oil prices (2014) <https://doi.org/10.1111/iere.12074>
8. A new hybrid model for forecasting Brent crude oil price (2020) <https://doi.org/10.1016/j.energy.2020.117520>
9. Kilian L., Zhou X. The Econometrics of Oil Market VAR Models. Federal Reserve Bank of Dallas. March 2020
10. Manescu C., Robays I.V. Forecasting the brent oil price addressing time-variation in forecast performance. Working paper series №1735. September 2014
11. EIA Short-Term Energy Outlook Crude Oil Price Forecasts
12. Ron Alquist, Lutz Kilian, and Robert J. Vigfusson. Forecasting the Price of Oil. Board of Governors of the Federal Reserve System. International Finance Discussion Papers 1022, July 2011
13. Baumeister C., Kilian L. Working Paper/Document de travail 2013-28 Forecasting the Real Price of Oil in a Changing World: A Forecast Combination Approach.
14. Baumeister C., Kilian L. and Thomas K. Lee. Are There Gains from Pooling Real Time Oil Price Forecasts? Bank of Canada Working Paper 2014-46 October 2014