

**ҚАЗАҚСТАН РЕСПУБЛИКАСЫ ҒЫЛЫМ ЖӘНЕ ЖОҒАРЫ БІЛІМ МИНИСТРЛІГІ**

**«Л.Н. ГУМИЛЕВ АТЫНДАҒЫ ЕУРАЗИЯ ҰЛТТЫҚ УНИВЕРСИТЕТІ» КЕАҚ**

**Студенттер мен жас ғалымдардың  
«GYLYM JÁNE BILIM - 2023»  
XVIII Халықаралық ғылыми конференциясының  
БАЯНДАМАЛАР ЖИНАҒЫ**

**СБОРНИК МАТЕРИАЛОВ  
XVIII Международной научной конференции  
студентов и молодых ученых  
«GYLYM JÁNE BILIM - 2023»**

**PROCEEDINGS  
of the XVIII International Scientific Conference  
for students and young scholars  
«GYLYM JÁNE BILIM - 2023»**

**2023  
Астана**

**УДК 001+37**  
**ББК 72+74**  
**G99**

**«GYLYM JÁNE BILIM – 2023» студенттер мен жас ғалымдардың XVIII Халықаралық ғылыми конференциясы = XVIII Международная научная конференция студентов и молодых ученых «GYLYM JÁNE BILIM – 2023» = The XVIII International Scientific Conference for students and young scholars «GYLYM JÁNE BILIM – 2023». – Астана: – 6865 б. - қазақша, орысша, ағылшынша.**

**ISBN 978-601-337-871-8**

Жинаққа студенттердің, магистранттардың, докторанттардың және жас ғалымдардың жаратылыстану-техникалық және гуманитарлық ғылымдардың өзекті мәселелері бойынша баяндамалары енгізілген.

The proceedings are the papers of students, undergraduates, doctoral students and young researchers on topical issues of natural and technical sciences and humanities.

В сборник вошли доклады студентов, магистрантов, докторантов и молодых ученых по актуальным вопросам естественно-технических и гуманитарных наук.

**УДК 001+37**  
**ББК 72+74**

**ISBN 978-601-337-871-8**

**©Л.Н. Гумилев атындағы Еуразия ұлттық университеті, 2023**

Y. LeCun, L. Bottou, G. Orr and K. Muller: Efficient BackProp, in Orr, G. and Muller K. (Eds)/Neural Networks: Tricks of the trade. – 2008. – 200 p.

УДК 519.62

## PYTHON-ДА УАҚЫТ ҚАТАРЛАРЫН БОЛЖАУ ҮШІН ARIMA МОДЕЛІН ҚҰРУ

Рахимова Айгерим Акылбековна

[rakhimovaigerim@gmail.com](mailto:rakhimovaigerim@gmail.com)

Қазақстан, Астана, Л.Н.Гумилев атындағы ЕҰУ «Математикалық және компьютерлік модельдеу» мамандығының 1 курс магистранты

Ғылыми жетекші – т.ғ.к., PhD, доцент Абденова Г. А.

### Абстракт

Бұл зерттеуде Қазақстан Республикасының Қысқа Мерзімді Экономикалық Индикаторының болашақ мәндерін болжау үшін уақыт қатарларын модельдеу бір тәсілі Бокс-Дженкинстің ARIMA моделі пайдаланылды. ҚР Ұлттық Статистика Бюросының сайтынан 2009 жылғы қаңтар мен 2021 жылғы шілде аралығындағы деректер алынды. ARIMA моделі Python бағдарламасының көмегімен әзірленді. Уақыт қатарларын талдау оқиғаларға және олардың уақыт бойынша өзгеруіне түсініктеме береді. Модельді тексеру үшін 2021 жылдың тамызынан 2022 жылдың шілдесіне дейінгі деректер пайдаланылды. Әрі қарай болжау үшін деректер мезгіл-мезгіл жаңартылып отыруы керек.

Кілт сөздер: стационарлық емес уақыт қатарлары, маусымдық деректер, қысқа мерзімді болжамдар, ARIMA.

### 1. Кіріспе

Уақыт қатарлары экономика, қаржы, медицина және саясат сияқты көптеген салаларда маңызды талдау объектісі болып табылады. Олар уақыт бойынша дәйекті түрде жиналған деректер жиынтығы және трендтер, маусымдық және кездейсоқ ауытқулар сияқты әртүрлі құбылыстар туралы ақпаратты қамтуы мүмкін.

Уақыт қатарларын болжау деректерді талдаудың маңызды міндеттерінің бірі болып табылады. Бұл бизнес шешімдерін қабылдау, бюджетті анықтау, өндірісті жоспарлау және сатуды болжау үшін пайдалы болуы мүмкін. Уақыт серияларын болжаудың танымал әдістерінің бірі - ARIMA моделі. Көптеген іскери болжау қосымшалары күнделікті, апталық, айлық, тоқсандық және жылдық деректерді пайдаланады. Мысалы, бір ай ішінде өнімнің жалпы сатылымы немесе бұл уақыт кезеңіндегі шаманың белсенділігін көрсететін статистика, мысалы, биржадағы акцияның жабуадағы күнделікті бағасы.

ARIMA (авторегрессиялық интегралды жылжымалы орташа) - уақыт қатарларын талдау, бағалау және болжау үшін пайдалануға болатын уақыт қатарларын модельдеу әдісі. Ол үш негізгі компоненттен тұрады: авторегрессиялық (AR), интеграцияланған (I) және жылжымалы орташа (MA). AR компоненті ағымдағы мән мен қатардың алдыңғы мәндері арасындағы байланысты көрсетеді. MA компоненті ағымдағы мән мен алдыңғы қадамдағы кездейсоқ қате арасындағы байланысты көрсетеді. I-компонент қатарды біріктіруге жауап береді және трендті жою үшін қолданылады.

Бұл мақалада біз Python бағдарламалау тілінде уақыт қатарларын болжау үшін ARIMA моделін қалай құруға болатынын қарастырамыз. Біз уақыт қатарының деректері ретінде қысқаша экономикалық индикаторды қолданамыз және модельдің қажетті параметрлерін анықтау үшін оны талдаймыз. Содан кейін біз statsmodels кітапханасының көмегімен ARIMA моделін құрамыз және оның дәлдігін бағалаймыз. Соңында, біз қатардың болашақ мәндерін болжаймыз және болжам сапасын бағалаймыз.

## 2. Қысқа Мерзімді Экономикалық Индикаторды болжау

Болжау үшін stat.gov.kz Қазақстан Республикасының Ұлттық статистика бюросы мемлекеттік сайттан деректер таңдалды [1]. Зерттелетін деректер қысқа мерзімді экономикалық индикатордың (ҚМЭИ) көрсеткіші болып табылады. ҚМЭИ ауыл шаруашылығы, сауда, өнеркәсіп, құрылыс сияқты негізгі салалар бойынша шығарылымның жедел көрсеткіштерін қамтамасыз ету үшін есептеледі. Бұл көрсеткіштер жалпы ЖІӨ-нің 60% құрайды. Көрсеткіштер 2009 жылдан 2021 жылға дейінгі кезеңде бір айлық аралықта ұсынылған. Көрсеткіштердің жалпы саны - 146.

Біз статистикалық деректерді зерттеу және үміткерлердің математикалық модельдерін бағалау үшін тест жинағын жасауымыз керек.

Бұл екі кезеңді қамтиды:

1. Тексеру үшін статистикалық деректердің үлгісін анықтау.
2. Математикалық модельді әзірлеу және модельді бағалаудың математикалық әдісін қолдану [2].

### 2.1 ARIMA моделін жасау үшін статистикалық деректерді талдау

Сайтта stat.gov.kz ай бойынша экономикалық индикатордың статистикалық көрсеткіштері бар. Сондықтан үлгінің бір бөлігін математикалық модель құру үшін, ал бір бөлігін болжамды мәндерді тексеру үшін қолданған жөн. Әдетте бұл үшін статистикалық мәліметтердің соңғы 12 айы алынады. Төмендегі 1 суретте көрсетілгендей тексеру деректері 2021 жылдың тамызынан 2022 жылдың шілдесіне дейінгі көрсеткіштерді, ал модельді құру деректері 2009 жылдың қаңтарынан 2021 жылдың шілдесіне дейінгі көрсеткіштерді қамтиды.



Сурет 1: қысқа мерзімді экономикалық индикатордың деректер кестесі, таза ай үшін ағымдағы бағамен, млрд. теңге

Графиктен біз келесі қорытындылар жасай аламыз:

- Индикатор көрсеткіштері жылдан жылға артып келеді. Бұл уақыт қатарының айқын тенденциясы бар дегенді білдіреді.
- Бұл жерде айқын шығарындылар жоқ сияқты.
- Жыл сайын салыстырмалы түрде үлкен ауытқулар бар, жоғары және төмен.
- Кейінгі жылдардағы тербелістер бұрынғы жылдардағы тербелістерге қарағанда үлкен болып көрінеді.

- Тренд статистикалық деректерді іріктеу дерлік стационарлық емес екенін білдіреді [3].

Уақыт қатарлары маусымдық сипатқа ие, мысалы, сатылым әрдайым жылдың басында төмен, ал жылдың соңында жоғары болады. Маусымдықты бақылау үшін ARIMA(p,d,q) (P,D,Q)S маусымдық моделі қолданылады. мұнда (P, k, q) жоғарыда сипатталған маусымдық емес параметрлер болып табылады және (P, K, Q) дәл сондай уақыт қатарының маусымдық компонентіне қолданылады. S параметрі уақыт қатарының периодтылығын анықтайды (4 тоқсандық кезеңдер, 12 жылдық кезеңдер және т. б. [4].

## 2.2 ARIMA моделін құру. Бокс – Дженкинс Әдістемесі.

Бокс-Дженкинстің ARIMA моделін бақылау қатары үшін таңдау әдістемесі үш кезеңнен тұрады:

1. Сәйкестендіру - деректерді және барлық ілеспе ақпаратты деректерді жақсы қорытындылай алатын модельдің ішкі классын таңдауға көмектесу үшін пайдалану.
2. Бағалау - модель параметрлерін жаттықтыру үшін деректерді пайдалану.
3. Диагностикалық тексеру - қолда бар деректер контекстінде орнатылған модельді бағалау және модельді жақсартуға болатын аймақтарды тексеру[5].

Стационарлықты объективті бағалау үшін экономистер статистикалық гипотезаларды тексеруге негізделген тесттер жасады. Осындай стационарлық сынақтардың бірі - кеңейтілген Дики-Фуллер сынағы. 2-суреттегі код мұны Python-да жүзеге асыруға мүмкіндік береді. Statsmodels пакетімен жұмыс істеу үшін біз Дики - Фуллер тесті үшін adfuller функцияны қолданамыз [6]:

```
dftest = adfuller(train, autolag = 'AIC')
print("1. ADF : ",dftest[0])
print("2. P-Value : ", dftest[1])

1. ADF : 0.46052084494494716
2. P-Value : 0.9836224557617228
```

Сурет 2: Дики - Фуллер тестінің есептеу коды

Бұл тесттен біз p-мәні 0.05-тен үлкен екенін көреміз. Бұл қатардың стационар емес екенін көрсетеді. Бокс - Дженкинс әдісіне сүйене отырып, біз стационарлық қатарға келуіміз керек, яғни қатарды дифференциалдаймыз.

$$\Delta_{12}x_t = x_t - x_{t-12} = (1 - L^{12})x_t \quad (1)$$

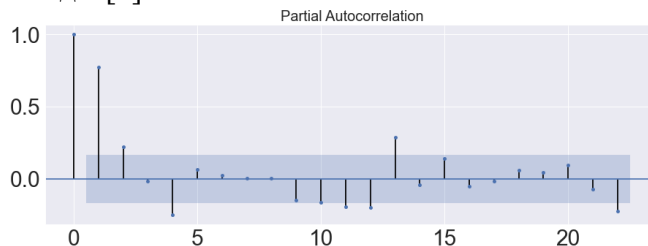
$$\Delta\Delta_{12}x_t = (1 - L - L^{12} + L^{13})x_t = x_t - x_{t-1} - x_{t-12} + x_{t-13}.$$

$$L^{12}x_t = x_{t-12}, \quad L - \text{лаг операторы.} \quad (2)$$

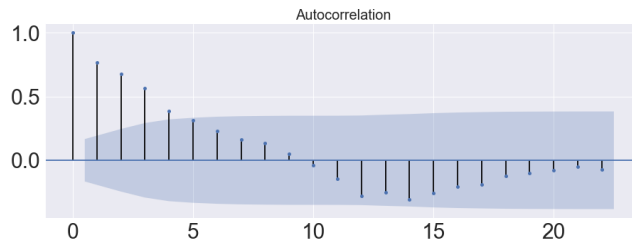
Дифференциациядан кейінгі Дики-Фуллер тесті:

1. ADF : -4.15700
2. P-Value : 0.00078

Қатар тұрақты болды, яғни p-мәні 0.05-тен төмен. Енді біз AR және MA параметрлерін анықтаймыз. Ол үшін автокорреляция (АКФ) және жеке автокорреляция (ЖАКФ) графиктері салынды [7].



Сурет 3: Жеке автокоррелогограмма



Сурет 4: Автокоррелограмма

Жоғарыда келтірілген есептеулерге сүйене отырып, ARIMA(p, k, q)(P, K, Q, S) маусымдық моделі құрылады. Қатардың келесі параметрлері бар:

1. Маусымдық емес параметрлер: p-авторегрессия параметрі; k-дифференциалдау реті, 1-ге тең; q-жылжымалы орташа параметр;

2. Маусымдық параметрлер: P - маусымдық авторегрессия параметрі; K-маусымдық саралау тәртібі, 1-ге тең; Q - маусымдық жылжымалы орташа параметр; S-маусымдық кезең, 12-ге тең.

ARIMA маусымдық моделі маусымнан тыс және маусымдық факторларды қамтиды. Маусымдық ARIMA үшін теңдеу (p, k, q) (P, K, Q, S) :

$$\phi(L)\Phi(L^S)\Delta x_t = \mu + \theta(L)\Theta(L^S)u_t \quad (3)$$

$$(1 - \phi_1 L - \dots - \phi_p L^p)(1 - \beta_1 L^S - \dots - \beta_p L^{pS})(1 - L)^k(1 - L^S)^K x_t = \mu + (1 + \theta_1 L + \dots + \theta_q L^q)(1 + \omega_1 L^S + \dots + \omega_q L^{qS})u_t. \quad (4)$$

мұндағы  $\phi$  – авторегрессия көпмүшесі,  $\Phi$  – жылжымалы орташа көпмүшесі,  $L$  – лаг операторы,  $\Phi(L^S)$  – маусымдық авторегрессия көпмүшесі,  $\Theta(L^S)$  – маусымдық жылжымалы орташа көпмүшесі,  $\beta$  – маусымдық авторегрессия коэффициенттері,  $\omega$  – маусымдық жылжымалы орташа коэффициенттер [8].

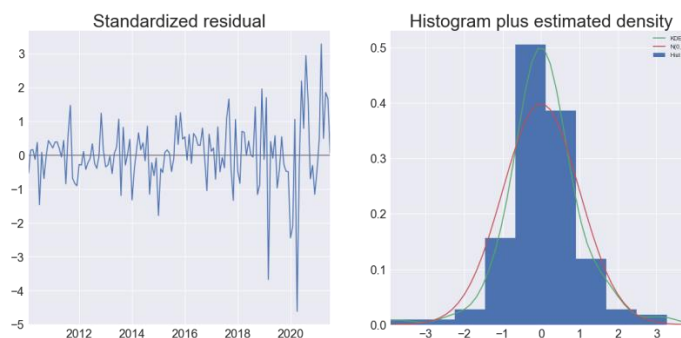
Әр түрлі параметрлерге сәйкес келетін статистикалық модельдерді бағалау және салыстыру кезінде белгілі бір модельдің деректерге қаншалықты сәйкес келетіндігі және оның болашақ деректер мәндерін қаншалықты дәл болжай алатындығы ескеріледі. Біз AIC (Akaike Information Criterion) мәнін қолданамыз, ол statsmodels пакетінің негізіндегі ARIMA модельдерімен жұмыс істеуге жарамды.

#### 4. ARIMA моделін болжау нәтижесі

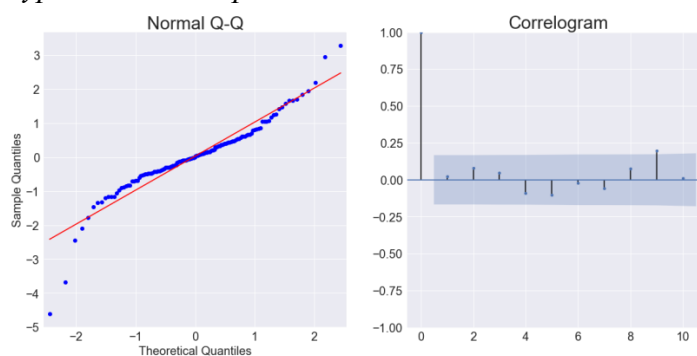
Модельді таңдау нәтижесінде Akaike критерийі бойынша ең жақсысы – ARIMA (2,1,1) (2,1,0,12).

ARIMA маусымдық модельдерін (кез-келген басқа модельдер сияқты) таңдағанда, модель жасаған болжамдардың ешқайсысынан қате кетпегейінне көз жеткізу үшін модельге диагностика жүргізу маңызды.

Модельдің қорытынды сапасын тексеру - қалдық болжау қателерін тексеру. Ең дұрысы, қалдық қателердің улестірілуі нөлдік орташасы бар Гаусс улестірімі болу керек. Біз мұны гистограмма және тығыздық графиктері арқылы қалдық графиктерін салып тексере аламыз. Негізгі мақсат - модельдің қалдықтары корреляцияланбаған болу керек. Егер ARIMA-ның маусымдық моделі бұл қасиеттерді қанағаттандырмаса, бұл модельді әлі де жақсартуға болатынын білдіреді [9].



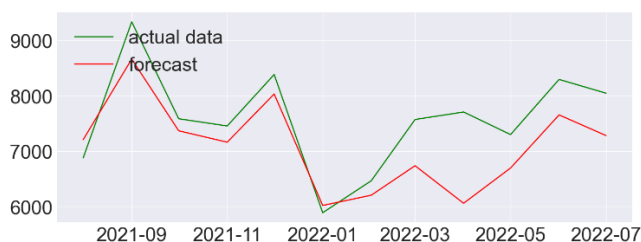
Сурет 5: Гистограмма және есептелген тығыздық



Сурет 6: Коррелограмма

График үлестірімнің қалыпты екенін және орташа мәні нөлге жақын екенін көрсетеді. Бұл графиктер таңдалған модель (қанағаттанарлық) уақыт қатарының деректерін талдауға және болжауға жарамды деген қорытынды жасауға мүмкіндік береді. Біз қанағаттанарлық модельді таңдадық, бірақ ARIMA маусымдық моделінің кейбір параметрлерін жақсартуға болады.

Салынған ARIMA моделін болашақ уақыт қадамдарын болжау үшін пайдалануға болады. Алдымен болжамды мәндерді уақыт қатарының нақты мәндерімен салыстыру керек, бұл болжамдардың дәлдігін түсінуге көмектеседі. Деректерді дайындау кезінде модельді тексеру үшін соңғы жыл алынып тасталды. Қазір 2021 жылдың шілдесі және болжам бір жыл бұрын, яғни 12 кезең үшін жүзеге асырылады делік. Модельді болжау үшін `get_forecast()` және `predicted_mean` әдістері қолданылады.



Сурет 7: мәтіндік және болжамды деректерді салыстыру графигі

Графиктен болжамды мәндер сынақ қатарының мәндеріне сәйкес келетінін көруге болады. Мұны тексеру үшін орташа абсолютті пайыздық қате (MAPE) есептелді [10].

$$MAPE = 100\% \frac{\sum_{t=1}^n \left| \frac{A_t - F_t}{A_t} \right|}{n}, \quad (5)$$

мұндағы  $A_t$  – нақты мәні,  $F_t$  – болжалды мән.

Есептеулер нәтижесінде MSE 472673.863, RMSE = 687.513, орташа абсолютті пайыздық қате (MAPE): 7.26% құрады.

## 5. Қорытынды

Қорытындылай келе, уақыт қатарларын болжау үшін ARIMA моделін қолдану деректерді талдау мен бизнесті жоспарлаудың маңызды құралы болып табылады. Бұл мақалада уақыт қатарының мысалында ARIMA моделін құру негіздері ұсынылды, сонымен қатар модельдің негізгі компоненттері сипатталды: авторегрессиялық, интегралды және жылжымалы орташа.

ARIMA маусымдық моделінің параметрлерін таңдау үшін Akaike (AIC) критерийі қолданылды, бұл модель үшін ең қолайлы мәндерді таңдауға мүмкіндік берді. Болжау нәтижесінде 7,2% қателік алынды, бұл болжамның жеткілікті жоғары дәлдігін көрсетеді.

Осы жұмысты орындау барысында деректер қатарына қойылатын талаптарға байланысты проблемалар анықталды: ARIMA-ның моделін құру үшін кемінде 40 бақылау қажет, ал ARIMA – ның маусымдық моделі үшін-шамамен 6-10 маусым, бұл іс жүзінде әрдайым мүмкін емес. Сондай-ақ, ARIMA моделінің параметрлерін түзетудің қарапайым әдісі жоқ. Модельді мезгіл-мезгіл толығымен қайта құру керек, кейде мүлдем жаңа модельді таңдау керек. ARIMA моделін құру кезінде көптеген факторларды ескеру қажет, мысалға, маусымдық кезеңді таңдау, тренд пен маусымдық компоненттердің маңыздылығын анықтау және модель параметрлерінің оңтайлы мәнін таңдау. ARIMA моделін пайдалану уақыт қатарларын болжау үшін ғана емес, сонымен қатар деректерді талдау және қатардағы трендтер мен маусымдылықты анықтау үшін де пайдалы болуы мүмкін. Сонымен қатар, statsmodels сияқты заманауи Python кітапханалары деректерді дәлірек және тереңірек талдау үшін пайдалануға болатын уақыт серияларын талдаудың көптеген басқа әдістерін енгізді.

## Пайдаланылған әдебиеттер тізімі

1. The short-term economic indicator. (2022). [Dataset]. Agency for Strategic planning and reforms of the Republic of Kazakhstan Bureau of National statistics. <https://stat.gov.kz/api/getFile/?docId=ESTAT108589>
2. Guo, H., Chen, Q., Xia, Q., Kang, C., & Zhang, X. (2018). A monthly electricity consumption forecasting method based on vector error correction model and self-adaptive screening method. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 95, 427–439. <https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2017.09.011>
3. Karim Ahmadzai, M., & Eliw, M. (2020). Using ARIMA Models to Forecasting of Economic Variables of Wheat Crop in Afghanistan. *Asian Journal of Economics, Business and Accounting*, 1–21. <https://doi.org/10.9734/ajeba/2019/v13i430180>
4. Banaś, J., & Utnik-Banaś, K. (2021). Evaluating a seasonal autoregressive moving average model with an exogenous variable for short-term timber price forecasting. *Forest Policy and Economics*, 131, 102564. <https://doi.org/10.1016/j.forpol.2021.102564>
5. Box, G. E. P., Jenkins, G. M., Reinsel, G. C., & Ljung, G. M. (2015). *Time Series Analysis: Forecasting and Control (Wiley Series in Probability and Statistics) (5th ed.)*. Wiley.
6. Atwan, T. A. (2022). *Time Series Analysis with Python Cookbook: Practical recipes for exploratory data analysis, data preparation, forecasting, and model evaluation*. Packt Publishing.
7. Aasim, Singh, S., & Mohapatra, A. (2019). Repeated wavelet transform based ARIMA model for very short-term wind speed forecasting. *Renewable Energy*, 136, 758–768. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2019.01.031>
8. Beckett, S. (2020). *Introduction to Time Series Using Stata*. Amsterdam University Press.



9. Khan, M. S., & Khan, U. (2020). Comparison of Forecasting Performance with VAR vs. ARIMA Models Using Economic Variables of Bangladesh. *Asian Journal of Probability and Statistics*, 33–47. <https://doi.org/10.9734/ajpas/2020/v10i230243>
- Shumway, R. H., & Stoffer, D. S. (2010). *Time Series Analysis and Its Applications: With R Examples* (Springer Texts in Statistics) (3rd ed. 2011). Springer.

ӘОЖ 004.94

## ЭКСТРЕМАЛДЫ ЖАҒДАЙЛАР КЕЗІНДЕ ҒИМАРАТТАР МЕН ЖОЛДАРДЫҢ ҚИРАУЫНЫҢ ФИЗИКАЛЫҚ ПРОЦЕСІН 3D МОДЕЛДЕУ

Смаганбетова Асемай Лукпановна  
[assemaysmaganbetova@gmail.com](mailto:assemaysmaganbetova@gmail.com)

Л.Н.Гумилев атындағы ЕҰУ «6B06105- Математикалық және компьютерлік модельдеу»  
мамандығының 4 курс студенті, Астана, Қазақстан  
Ғылыми жетекшісі – Қ.Р.Есмаханова

Статистикалық мәліметтерге сәйкес, соңғы 42 жылда әлемде 113 мыңнан астам лаңкестік әрекеттер жасалған, оның 52 мыңға жуығы жарылғыш құрылғыларды қолданумен байланысты. Әлемде қазіргі таңда да, 2022 жылы 11 жағдай, 2023 жылы 4 жағдай тіркелген[1]. Осыған байланысты, жарылғыш құрылғыларды детонациялау кезінде елді мекендерге тудырылатын қирау масштабы мен залалдың ауқымын есептеуге байланысты зерттеулер ерекше өзектілікке ие. Осыған байланысты, жарылғыш құрылғыларды детонациялау кезінде елді мекендерге тудырылатын қирау масштабы мен залалдың ауқымын есептеуге байланысты зерттеулер ерекше өзектілікке ие.

Әртүрлі қуаттылықтағы жарылғыш құрылғылардың жарылуынан ғимараттар мен аймақтағы жерді қирату симуляциясының кешенді шешімін әзірлеу қажет. Қолданбаның дұрыс жұмыс істеуі үшін келесі функциялар мен көрнекі әсерлерді орындау қажет:

- Жарылыстың физикалық құрамдас бөлігіне жауап беретін C# тілінде бағдарлама кодын (Explosion.cs) жазу;
- C# тілінде жарылыс қуатына және нысанның жарылысқа төзімділігінің шекті мәніне байланысты ғимараттардың ішінара немесе толық бұзылуына жауапты бағдарлама кодын (CanBeDestroyed.cs) жазу;
- Unity3D бағдарламасының "Particle System" объектісін пайдалана отырып, жарылыстың көрнекі құрамдас бөлігін, атап айтқанда өрт текстурасы (Fireball), жарылыс толқыны (Shokwave), сондай-ақ жарылыс түтінін (BaseSmoke) көрсететін, кеңейіп жатқан сфераның анимациясын жасау;
- Жарылыс кезінде немесе сахнаны орнату процесінде іске асатын Use Gravity элементі белсенді болатын, Convex және Rigidbody опциялары бар, Mesh Collider компоненттерін автоматты түрде қосатын C# тіліндегі қосымша кодтар.

Моделдеуді бастамас бұрын 3ds Max бағдарламасында ғимараттар моделін құрып аламыз. Файлдарды Unity ортасына .FBX немесе жалпы .OBJ сияқты әмбебап файл пішімдерін немесе сәйкесінше 3ds Max және Blender қолданбаларын пайдаланғанда жергілікті .Max және .Blend пішімдерін пайдаланып импорттауға болады[3]. Нысандарды автоматты түрде бөлшектеуді 3ds Max редакторында RayFire плагинін пайдаланамыз.