

Д.Б. Әмірхан<sup>1</sup>, А.Б. Шаншарханов<sup>1</sup>

<sup>1</sup>әл Фараби атындағы Қазақ Ұлттық университеті, Алматы қ., Қазақстан

## ҚОР НАРЫҒЫНЫҢ ЕСЕПТЕРІН ШЕШУ ҮШІН ЕСЕПТЕУ ТЕХНОЛОГИЯЛАРЫН ҚОЛДАНУ

*Аңдатпа*

Мақалада валюта бағамын болжау тәсілі қарастырылады. Болжамдау құралы ретінде жасанды нейрондық желілер қолданылады. Ұсынылған тәсілді сандық сынақтан өткізу үшін валюта ретінде әлемдегі ең мықты және кең тараған валюта түрі мұнай (доллардағы құны) мен АҚШ долларының (рубль және теңгедегі құны) құны таңдалды. Деректер 2000 жылдан бастан 2019 жылға дейін өңделініп алынады. Зерттеу барысында, жалпы валюта бағамының көрсеткіштері күн бойынша бір-бірімен сәйкестендірілді. Бір қабатты нейрондық желіні қолдана отырып доллар бағамын анықтау барысында Adeline алгоритмі және жалпыланған дельта ережесі пайдаланылды. Болжам жасау алгоритмі негізінде бағдарламалық код Python тілінде жазылды.

Алынған нәтижелердің барлығы график түрінде кескінделген. Нейрондық желіні оқыту сапасы оны валюта бағамының динамикасын одан әрі болжау үшін пайдалануға болатындығы анық көрсетілген.

**Түйін сөздер:** болжау, нейрондық желілер, валюта бағамы.

*Аннотация*

Д.Б. Әмірхан<sup>1</sup>, А.Б. Шаншарханов<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Казакский Национальный Университет имени аль Фараби, г.Алматы, Қазақстан

## ПРИМЕНЕНИЕ ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫХ ТЕХНОЛОГИЙ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ ФОНДОВОГО РЫНКА

В статье рассматривается способ прогнозирования курса валют. Инструментом прогнозирования выступают искусственные нейронные сети. В качестве валюты для численной апробации предложенного подхода выбран стоимость нефти в долларах, доллара США (стоимость в рублях и в тенге) как самая распространённая валюта в мире. Данные будут обработаны с 2000 по 2019 годы. В ходе исследования показатели общего курса валют были идентифицированы друг с другом по дням. При определении курса доллара с использованием однослойной нейронной сети был использован алгоритм Adeline и обобщенное правило дельты. На основе алгоритма прогнозирования программный код записан на языке Python.

Все полученные результаты представлены в виде графика. Доказано, что качество обучения нейронной сети может быть использовано для дальнейшего прогнозирования динамики валютного курса.

**Ключевые слова:** прогноз, нейронные сети, курс валют.

*Abstract*

## APPLICATION OF COMPUTATIONAL TECHNOLOGIES FOR SOLUTION OF PROBLEM OF STOCK MARKET

Amirkhan D.B.<sup>1</sup>, Shansharkhanov A.B.<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Kazakh National University named after al-Farabi, Almaty, Kazakhstan

The article discusses a method for forecasting the exchange rate. Artificial neural networks act as a forecasting tool. As a currency for the numerical testing of the proposed approach, the oil price in dollars, USD (value in rubles and tenge) was chosen as the most common currency in the world. The data will be processed from 2000 to 2019. In the course of the study, the indicators of the General exchange rate were identified with each other by day. When determining the dollar exchange rate using a single-layer neural network, the Adeline algorithm and the generalized Delta rule were used. Based on the prediction algorithm, the program code is written in Python. It is obvious that the quality of neural network training can be used to further predict the dynamics of the exchange rate.

**Keywords:** forecast, neural networks, exchange rates. All the results obtained are presented as a graph.

### Кіріспе

Электрондық сауданың, биржа алаңдарының, банкаралық алмасу нарығының дамуына байланысты халық арасында халықаралық валюта саудасы танымал болып келе жатыр. Осы қызметтің табыстылығы, біріншіден, болашақта валюта бағамының динамикаін барабар бағалау эрекетіне алып келеді. Бұл үшін әртүрлі болжау тәсілдері қолданылады. Осы саладағы заманауи тәсіл, ол жасанды нейрондық желілер болып табылады [1-6]. Жасанды нейрондық желілердің

аппараттары әрқелкі, әрі күрделі болып келеді. Ең көп таралған жасанды нейрондық желілер – бір қабатты және көп қабатты нейрондық желілер. Ал осы мақалада бір қабатты нейрондық желілер туралы айтылатын болады.

Жалпыға бірдей жаһандану, ақпараттандыру және елдегі тұрақты өзгеріп отыратын экономикалық күй жағдайында басшылықтың негізгі міндеті болашақ көрсеткіштерді болжау, қызметтің тиімділігін оңтайландыру және арттыру болып табылады. Бизнестегі процестердің көпшілігі үздіксіз өзара тығыз байланысты болып келеді. Өзара байланыс деректерін талдау әрекеті процестердің мәнін ашуға және болашақ құбылыстар мен көрсеткіштерді болжауға көмектеседі. Болжау басқарудың барлық салаларында және қызметтің кез келген деңгейлерінде қажет [5,7]. Индекс, яғни дүниежүзілік балама есебі ретінде АҚШ доллары мен еуро бағамдарының динамикасын болжау өзекті міндет болып табылады. Валюта бағамдарының өзгеруін, олардың елдегі, сондай-ақ әлемдегі саяси және экономикалық жағдайға тәуелділігіне, сонымен қатар, көптеген факторлар мен шарттардың құбылмалылығына байланысты болжау өте қиын. Болжау қиындығының себебі, валюталық бағамдар құрамының сызықты еместігіне байланысты болуы мүмкін.

### Есептің қойылымы

Мақалада бір қабатты нейрондық желі көмегімен валюта бағамын болжау есебі қарастырылатын болады. Зерттеудің негізгі мақсаты теңгенің АҚШ долларындағы құнын келесі күнге болжау болып табылады. Нейрондық желі қойылған тапсырманы еркін түрде шеше алмайды. Ол белгілі бір нысанда ұсынылған міндеттердің шектеулі шеңберін ғана "түсіне алады". Есеті шешу процесін едәуір жеңілдету ретінде, желі кірісіне не берілуі керек және шығысқа не берілуі керек екенін анықтау керек. Сол себептен, болжамды нақты жүргізу үшін, әлемдік валютада айқын орын алатын және теңге көрсеткішіне тікелей әсерін тигізіп отыратын мұнайдың АҚШ долларындағы құны және АҚШ долларының Ресей рубліндегі құндары пайдаланылады. Бұл ақпараттың барлығы зерттеу барысында кіріс деректері ретінде қолданылатын болады. Болжамның дәлдігі тура болуы үшін есептеулерді жүргізу барысында кіріс ақпараттарының саны ауқымды болғаны дұрыс. Кіріс деректері 2000 ж. қаңтар айынан бастап 2019 ж. қараша айына дейінгі кезеңде өңделініп алынды. Деректерді қалыптастыру барысында мереке күндері мен сенбі және жексенбі күндерінің ақпараттары кіріс деректер тізімінен алынып тасталынды. Себебі, бұл күндері валюта бағамдарының мәндері сәйкестендіру бойынша тура келмей және кейбіреуінің мәндері мүлдем болмауына байланысты есептің нақтылығы мен туралығына кері әсерін тигізетіндігі анықталды. Кіріс деректерінің жалпы саны өңдеуде жұмыстарының кейін, 4 883 күнге тура келетін тізімді құрады. Бұл деректер көлемін ауқымды деп есептесек болады және есептеу жұмыстарын жүргізу үшін жеткілікті деп есептелінді.

Мақалада кіріс деректерінің ауқымы өте үлкен болғандықтан, валюта бағамдарының жыл бойынша қарастырғандағы орташа мәндері ұсынылып отыр. 1-кестеде, жылдар бойынша валюта бағамдарының орташа мәні көрсетілген. Біз бұл ретте, есептеулерді жүргізу үшін 2000 жылдан бастап күн бойынша іріктеліп алынған деректермен жұмыс жасаймыз.

Алдын ала дайындалған кіріс ақпараттардың барлығын қолдана отырып, зерттеу жұмысы барысында келесі күнге теңгенің АҚШ долларындағы құнын анықтау міндетін көздейміз.

1-суретте, 2000 жылдың қаңтар айынан бастап 2019 жылдың қаңтар айына дейінгі валюта бағамының өзгерісі график түрінде анық көрсетілген. Байқағанымыздай, теңгенің АҚШ долларындағы құны 2015 жылдан бастап күр өскен. Бұл ақпарат біздің зерттеуімізде маңызды орын алады. Себебі, біздің көдеп отырған мақсатымыз келесі күнге теңге бағамына болжам жасау.

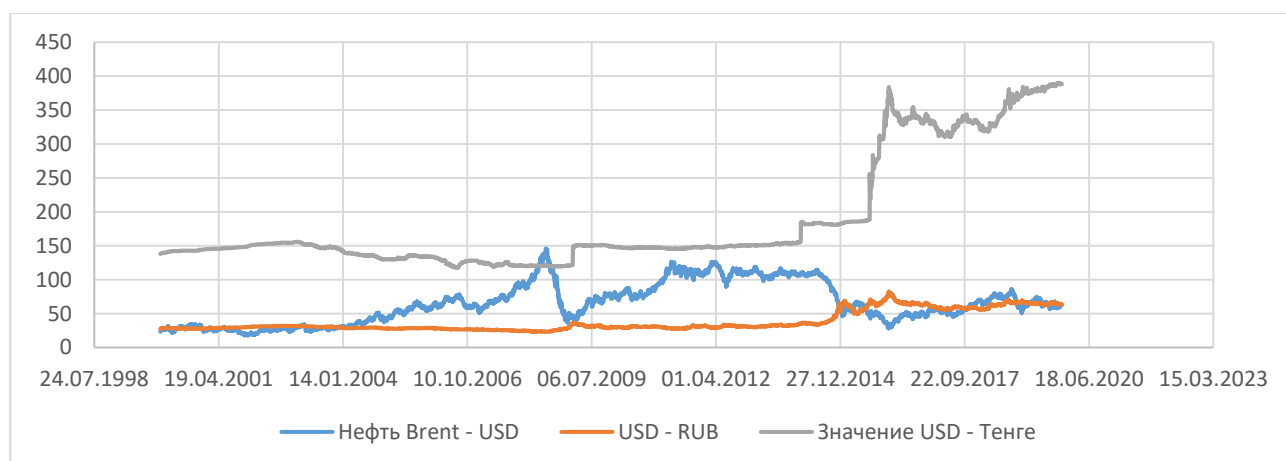
Кесте 1. Жылдар бойынша валюта бағамдарының орташа мәні

Жыл	<i>Brent</i> маркалы мұнай – USD бойынша орташа мәні	USD – Теңге бойынша орташа мәні	USD – RUB бойынша орташа мәні
2000	28,6316318	142,2284519	28,12648536
2001	24,88195745	146,7165957	29,17740851
2002	25,05516529	153,3010331	31,39773967
2003	28,4766	149,53304	30,668872
2004	38,04208661	136,0133465	28,80631102
2005	55,25102767	132,9190514	28,30179842
2006	66,11441406	126,0406641	27,17325

2007	72,65899225	122,5407752	25,57060853
2008	98,13792157	120,292549	24,89352157
2009	62,65822581	147,4912903	31,77660363
2010	80,37773663	147,3453498	30,38400494
2011	111,0405761	146,6216461	29,39715926
2012	111,4286008	149,1234568	31,10985679
2013	108,7231535	152,1579253	31,88266805
2014	99,41995851	179,3207469	38,52198921
2015	53,66257261	222,1451867	61,24617593
2016	45,31942149	341,9029339	66,82738678
2017	54,74891566	326,239759	58,33589639
2018	71,94222689	344,6552941	62,75706639
2019	64,0949763	382,5045498	64,87533602
<b>Жалпы</b>	<b>65,07224088</b>	<b>186,4130172</b>	<b>37,7387704</b>

Алынған деректердің барлығын нәтижеге қол жеткізу үшін оларды нейрондық желіге түрлендіреміз. Содан соң, болжам жүргізу үшін нейрондық желі конфигурацияларын қарастырып, оптималды вариантын таңдау керек. Біздің жағдайымызда жалпыланған дельта ережесі пайдаланылады. Таңдалынған алгоритм көмегімен оқыту жұмыстары алынған нәтиже көзделген нәтижеге жақындағанша бірнеше рет жүргізіліп, алынған нәтижелерге анализ жасалынады.

Оқыту жұмыстарын нәтижеге байланысты қателік саны минимумға жеткенше жүргізу керек. Анализ жасау жұмыстары қажетті мән анықталғанша жүргізілетін болады.



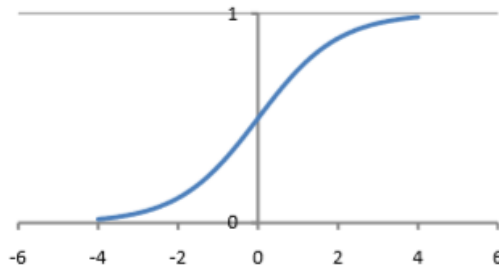
Сурет 1. Валюта багамының динамикасы

### Есептеу алгоритмі

Бірқабатты нейрондық желіні пайдалана отырып, АҚШ долларының бағамын теңге бойынша болжау қажет. Аделаин алгоритмін және жалпылама дельта қағидасын қолдана отырып, 1-кестенің көмегімен болжам жасаймыз. Бірқабатты нейрондық желіні талдап көрейік. Сызықтық емес белсендіру функциясын енгіземіз:

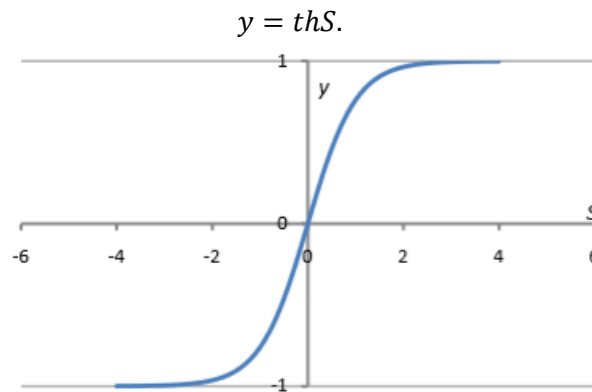
$$y = \frac{1}{1 + e^{-s}}$$

Бұл функция логистикалық функция деп аталады. Оның бейнесі 2-суретте көрсетілген.



Сурет 2. Логистикалық функция

Келесі суретте тағы бір сигмоидалды функция – гиперболалық тангенс бейнеленген (3-сурет):



Сурет 3. Гиперболалық тангенс

Бұл сигмоидтар  $-\infty$  бастап  $+\infty$  дейін оның кез келген нүктесінде әр түрлі үздіксіз туындыларға ие бола алады.

Қатені немесе қателікті келесі функция бойынша анықтаймыз:

$$\varepsilon = \frac{1}{2} (d - y)^2.$$

Минимумды іздеудің тиімді әдістерінің бірі — градиентті түсіру әдісі, оны қолдану барысында қателік шамасы біршама азаятын болады.

Бұл жағдайда салмақты табу үшін итерациялық формула келесідей:

$$w_j(t + 1) = w_j(t) + \Delta w_j.$$

$y$  ретінде логистикалық функцияны аламыз:

$$y = \frac{1}{1 + e^{-S}}.$$

$S$  қосындысына  $b$  нейрондарының қозғалысын қосу арқылы, келесі түрдегі  $S$  қосынды сигналын аламыз:

$$S = \sum_{j=1}^J w_j x_j + b.$$

$b$  қозғалысын  $b = w_0 x_0$  көбейтіндісі ретінде көрсете аламыз, мұндағы,  $w_0$  — «қосымша» сигнал салмағы, ал кіріс дерегі  $x_0 = 1$ .

$$S = \sum_{j=1}^J w_j x_j + w_0 x_0 = \sum_{j=0}^J w_j x_j,$$

мұнда  $w_0 = 1$ .

Нәтижесінде:

$$\frac{\partial \varepsilon}{\partial w_j} = \left( d - \frac{1}{1 + e^{-s}} \right) * (-1) * \frac{-e^{-s}}{(1 + e^{-s})^2} * x_j$$

немесе

$$\frac{\partial \varepsilon}{\partial w_j} = -(d - y) * \frac{1 - e^{-s} - 1}{(1 + e^{-s})^2} * x_j = -(d - y) * y * (1 - y) * x_j,$$

$$\text{мұнда } y = \frac{1}{1 + e^{-s}}.$$

$$S = \sum_{j=1}^J w_j x_j + w_0 x_0 = \sum_{j=0}^J w_j x_j, \quad w_0 = 1$$

Жалпылама дельта қағидасы үшін итерациялық формулаларды жазамыз:

$$w_j(t + 1) = w_j(t) + \Delta w_j;$$

$$\Delta w_j = \eta \delta x_j;$$

$$\delta = (d - y)y(1 - y).$$

Егер у ретінде  $y = thS$  гипертангенсі алынған жағдайда:

$$\frac{\partial \varepsilon}{\partial w_j} = (d - thS) * (-1) * \frac{1}{ch^2 S} * x_j.$$

$1 - th^2 S = \frac{1}{ch^2 S}$  екенін ескере отырып, нәтижесінде келесі формулаға қол жеткіземіз:

$$\frac{\partial \varepsilon}{\partial w_j} = -(d - y) * (1 - y^2) * x_j.$$

Белсендіру функциясы  $y = thS$  болған жағдайда, дельта қағидасы үшін итерациялық формулалар:

$$w_j(t + 1) = w_j(t) + \Delta w_j;$$

$$\Delta w_j = \eta \delta x_j;$$

$$\delta = (d - y)(1 - y^2).$$

### Есептеулерді талдау

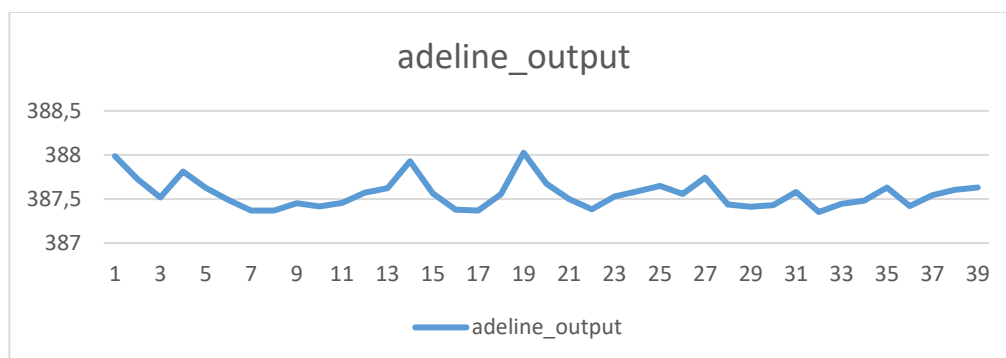
Жоғарыда көрсетілген алгоритмді толық пайдалана отырып, Python тілінде бағдарламалық кодты қалыптастырамыз. Зерттеу барысында ең тиімді оқыту жылдамдығы 90 деп тағайындалды. Ал итерация санын 40-қа теңестіріп алдық. Кіріс ақпараттары ретінде 1-кестеде көрсетілген мәліметтерді күн бойынша пайдаланатын боламыз. Мәліметтер күн бойынша өңделгендіктен толық нақты есептеуге оңайырақ болады. Есептеулерді жүргізу барысында біренеше рет салыстыру ретінде оқыту жылдамдығы мен итерация сандарын өзгертіп тексеріп отырамыз. Салыстыру жұмыстарының нәтижесінде ең оптималды және шыныдққа жақын мән шешім ретінде алынады. Салыстырулардан алынған деректерде нәтиже 387 теңге мен 388 теңге арасында құбылып тұрды. Айырмашылық көп болмағандықтан тесеруді тоқтатуға болады.

Төменде 4-суретте пайда болған нәтиже көрсетілген. `adeline_output` мәні есептеулер нәтижесінде алынған деректер болып табылады. `output` мәні шығуы керек болжалды мән, ал `erroг` салыстырмалы қателік болып қарастырылады. Алынған нәтиже, көзделген мақсаттағы мәнге жақын болғандықтан салыстырмалы қателік мәні төмен нәтижеге тең болды.

Алынға нәтижелерді зерттей келе, болжам жасалынып отырған күннің нақыт мәнімен салыстыру жұмыстары жасалынады. Қай мән болжам нәтижесіне ең жақын, сол есептің шешуші мәні болып табылады. Төменде 4-суретте есептеулер нәтижесінде алынған мәндердің графигі берілген.

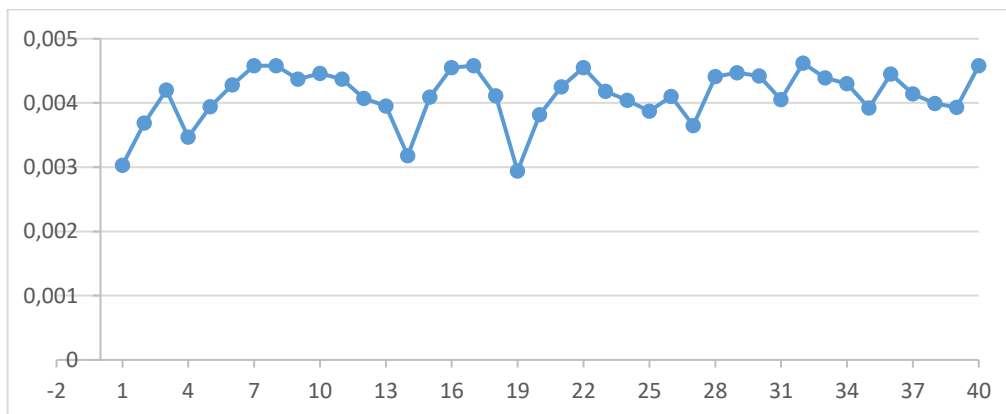
Салыстырмалы қателік мәні туралы ақпарат төменде 5-суретте анық көрсетілген. Айырмашылықтың айтарлықтай үлкен емес екенін байқауға болады. Айырмашылық мәні абсолютті

етіп алынды. 4-суретте, көк сызықпен валюта бағамы көрсетілген, ол оқытудан кейін нейрондық желінің көмегімен анықталған мәндер болып табылады. Бұл деректерде көрсетілгендей, нейрондық желіні оқыту сапасы оны валюта бағамының динамикасын одан әрі болжау үшін пайдалануға мүмкіндік беретінін айтуға болады.



Сурет 4. Алынған теңгенің доллар бағамындағы болжамы

5-суретте, көк сызықпен салыстырмалы қателік көрсетілген. Ол жалпы болжамды жасап біткенсоң, шыққан нәтиже мен көзделген нәтиже арасындағы айырмашылық болып табылады.



Сурет 5. Салыстырмалы қателік мәні

### Қорытынды

Жоғарыда келтірілген алгоритм көмегімен 1-кестедегі ақпаратты пайдаланып болжам жасалынды. Болжам келесі күнге жасалынатын болғандықтан, алынған нәтижелерге сәйкес, қателіктің мәні қалыпты екенін аңғара аламыз. Сол себептен, 12.11.2019 жылдағы АҚШ долларының теңгедегі мәні 387,35 екенін ескерсек, есептеулер нәтижесінен көріп тұрғанымыздай айырмашылық көп емес. Бұл ақпарат келешекте жағарыдағы алгоритмді валюта бағамын болжауға қолдануға болатындығын байқауға болады. Валюта бағамын болжау үшін алгоритмді зерттеу жұмыстарын ғана емес практикалық тұрғыдан пайдалануға да толыққанды ұсынуға болады.

### Пайдаланған әдебиеттер тізімі:

- 1 Татьянакин В.М. Көпқабатты нейрондық желінің оңтайлы құрылымының қалыптасу алгоритмі [Мәтін] / В.М. Татьянакин // Ғылымдағы жаңа сөз: даму болашағы: II Халықарал. ғыл.-практ. конф. материалдары (Чебоксары, 30 желтоқсан 2014 ж.) / Ред. алқасы: О.Н. Широков [және басқалары]. – Чебоксары: «Интерактив плюс» ФБО, 2014. – 187–188 б.
- 2 Лиховидов В.Н., Фундаментальный анализ мировых валютных рынков: методы прогнозирования и принятия решений. - г. Владивосток - 1999 г. - 234 с.; ил.
- 3 Наговицин А.Г., Иванов В.В. Валютный курс. Факторы. Динамика. Прогнозирование. - М.: Инфра-М, 1995. - 176 с.
- 4 Лиховидов В. Н., Фундаментальный анализ мировых валютных рынков: методы прогнозирования и принятия решений. - г. Владивосток -1999 г. - 234 с.; ил.
- 5 Джонс М.Т. Қосымшаларда жасанды интеллект бағдарламалау. М.:ДМК «Пресс», 2013. 312б.

6 Борисов Ю., Виталий К., Сорокин С. Ақпаратты өңдеудің нейрожелілік әдістері және оларды бағдарламалық-аппараттық қолдау құралдары. <http://www.osp.ru/os/1997/04/index.htm>.

7 Галушкин А.И. Қаржылық нарықта нейрокомпьютерлерді қолдану <http://www.user.cityline.ru/~neurnews/primer/finance.htm>.

References:

8 Tat'jankin V.M. (2014) *Kopkabatty nejrondyk zhelinin ontajly kurylymynyn kalyptasu algoritmi*[Algorithm for the formation of the optimal structure of a multilayer neural network] [Matin] V.M. Tat'jankin Gylymdagy zhana soz: damu bolashagy: II Halykaral. gyl.-prakt. konf. materialdary (Cheboksary, 30 zheltoksan 2014 zh.) Red. alkasy: O.N. Shirokov [zhane baskalary]. Cheboksary: «Interaktiv pljus» GBO, 187–188 (In Kazakh)

9 Lihovidov V.N., (1999) *Fundamental'nyj analiz mirovyh valjutnyh rynkov: metody prognozirovaniya i prinjatija reshenij* [Fundamental analysis of world currency markets: methods of forecasting and adoption of decisions]. - g. Vladivostok 234 .; il. (In Russian)

10 Nagovicin A.G., Ivanov V.V. ( 1995) .*Valjutnyj kurs. Faktory. Dinamika. Prognozirovanie*[Exchange rate. Factors. Dynamics. Forecasting]. M.: Infra-M, 176. (In Russian)

11 Lihovidov V. N., (1999) *Fundamental'nyj analiz mirovyh valjutnyh rynkov: metody prognozirovaniya i prinjatija reshenij* [Fundamental Analysis of World Foreign Exchange Markets:Forecasting and Decision Making Methods]. g. Vladivostok. 234.; il. (In Russian)

12 Dzhons M.T ( 2013). *Kosymshalarda zhasandy intellekt bagdarlamalau*[Artificial intelligence programming in applications]. M.:DMK «Press»,. 312. (In Kazakh)

13 Borisov Ju., Vitalij K., Sorokin S. *Aқпаратты өңдеудің nejrzhelilik әdisteri zhәne olardy baғdarlamalyқ-аpparatтық қолдау құралдары* [Neural network methods of information processing and tools for their software and hardware support]. <http://www.osp.ru/os/1997/04/index.htm>. (In Kazakh)

14 Galushkin A.I. *Karzhylyk narykta nejrakomp'juterlerdi koldanu*[Use of neurocomputers in the financial market] <http://www.user.cityline.ru/~neurnews/primer/finance.htm>. (In Kazakh)