

**Е. Б. РАБИМЗАТОВ, Н. Қ. ҚАДЫРБЕК, М. Е. МАНСУРОВА,  
Ж. Т. ЖУМАШЕВА\***

*ЖАҚ «Әл-Фараби атындағы Қазақ ұлттық университеті»  
Алматы, Қазақстан*

## **МАНИПУЛЯТОРДЫҢ ҚОЗҒАЛЫС КИНЕМАТИКАСЫН ЖАСАНДЫ НЕЙРОНДЫҚ ЖЕЛІ АРҚЫЛЫ ЖОСПАРЛАУ**

*Зерттеу жұмысы декарттық жазықтықтағы 3L жазық робот манипуляторы үшін кері кинематика есебін шешуде жасанды нейрондық желілерді қолдануға бағытталған. Аталмыш тәсіл бойынша жобаланған манипулятор алдағы уақытта эффектормен жабдықталып, өнім жинаушы агроробот кешенінің құрамдас бөлігіне айналмақ.*

*Нейрондық желіде декарттық жазықтықтағы көзделген нүктенің координаттары мен бағыты кіріс деректері ретінде қолданылады, желі өз кезегінде эффекторды қажетті нүктеге келтіру үшін буындар арасындағы сәйкес бұрыштарды есептейді. Манипулятордың қозғалыс кинематикасы нейрондық желі арқылы жоспарланады [1].*

*Манипуляторды нейрондық желі көмегімен басқарудың мұндай жаңа тәсілі стандартты емес жағдайлардағы позициялау қатесін азайтуға мүмкіндік береді.*

***Түйін сөздер:** кинематиканың кері және тура есебі, манипулятор, нейрондық желі, 3 буынды манипулятор, эффектор.*

**Кіріспе.** Соңғы уақыттарда өнеркәсіптік манипуляторлар өндірістің әртүрлі салаларында ұтымды қолданылуда. Онсыз қазіргі уақытта автомобиль жасау, электроника, күрделі тұрмыстық техника өндірісін елестету мүмкін емес. Ал ауылшаруашылығы өнімдерін жинауда адамның механикалық еңбегін азайту экономикалық та, технологиялық та тенденцияға ие. Кинематикалық сұлбалардың күрделенуі басқарудың жетілдірілген жүйелерін құруды талап етеді, демек кинематика мен динамика саласындағы зерттеулерді дамыту, сонымен қатар қозғалысты басқару алгоритмдерін синтездеу қажет. Аталмыш мәселе кинематиканың тура және кері есептері үшін зерттеледі. Кинематиканың тура есебі (КТЕ) көзделген нүктенің кеңістіктіктегі орналасуын және бағытын анықтаудан тұрады, әдетте жалпыланған буындардың орналасу позициялары мен стационарлы параметрлерін қолданып мақсатты нүкте атрибуттарын анықтайды. Кинематиканың кері есебі (ККЕ), тура есеп сияқты, кинематикалық талдау мен манипуляторларды синтездеудің негізгі міндеттерінің бірі болып табылады.

Кері кинематикалық есепті шешу үшін белгілі манипулятор геометриясына негізделген бірнеше түрлі процедуралар бар. Алайда, манипулятордың геометриясын дәл анықтау мүмкін болмаған кезде бұл шешімдер күрделі немесе қолдануға жарамсыз болады. Егер манипулятордың геометриясы белгісіз болса, кері кинематиканы түрлендіруді анықтайтын балама шешім бар ма деген сұрақ туындайды. Мүмкін тәсілдердің бірі ретінде кері кинематиканың өзгеруін зерттеу үшін нейрондық желілерді пайдалануды қарастырып көруге болады.

Манипулятордың механикалық жүйесінің күрделілігі, басқару объектісі ретінде роботқа тән бірқатар маңызды белгілер (буындар мен беріліс механизмдерінің серпімді икемділігі, қозғалғыштық дәрежелерінің өзара әсері, кейбір мәселелердің анық еместігі, әртүрлі шектеулердің болуы) басқарудың тиімді әдістері мен алгоритмдерін құру өте өзекті болып табылады [2].

Көпбуынды манипуляторлардың қозғалысын модельдеу және басқару міндеттерінің күрделілігіне байланысты есептерді шешудің әмбебап әдістері мен алгоритмдерін құру мүмкіндігіне сену қиын, яғни әр жағдайда нақты мәселе манипулятордың ерекшелігін, кинематикалық сұлбасын, конструктивті және басқа да шектеулерді ескеру шарт.

**Зерттеу әдістері.** Қойылған міндеттерді шешу үшін жасанды интеллект және математикалық модельдеу әдістері, теориялық механика, басқару теориясы қолданылды.

**ККЕ-ні шешу әдістері.** ККЕ шешу өте өзекті мәселе, оны шешудің көптеген тәсілдері қарастырылуда, атап айтқанда, (мүмкін болған жағдайда) геометриялық шешімдер [3], оңтайландыру әдістеріне негізделген сандық алгоритмдер [4, 5], эволюциялық есептеулер [6, 7] немесе нейрондық желілер [8] жатады.

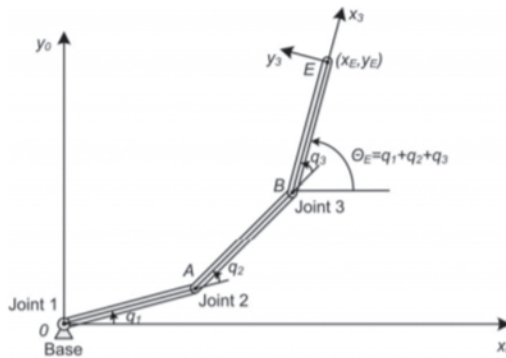
**Итеративті бөлік-сызықты генерация әдісі** негізінде басқару әдісі аналитикалық геометрияның көмегімен бастапқы күйден соңғы күйге түзу бойымен қозғалу мүмкіндігін талдайды. Жол кесіндісі кедергіден өткен жағдайда, жол кесіндісінің ең нашар нүктесін кедергінің ортасынан бағыт бойынша жылжыту арқылы қосымша аралық жағдайды енгізу жүргізіледі. Содан кейін бұл әрекеттер бастапқы күйден қосымша аралыққа және қосымша аралықтан көзделген нүктеге дейінгі қозғалыс үшін рекурсивті түрде қайталанатын. Аталмыш әдіс энергетикалық тұрғыдан ұтымды, қарапайым болып келеді. Әдіс кемшілігі манипулятормен мақсатты операцияларды орындау жылдамдығы мен дәлдігінің төмендеуі, буындардың тез тозуы [9].

**Айқын емес басқару** әдісі априорлық білім жүйені басқару үшін қолданылатын ережелер түрінде қолданылады. Ережелерді әдетте сарапшылар немесе операторлар ұсынады. Техникалық нысанды басқару жүйесінде кірістер әдетте басқару қатесі, оның туындысы және кейбір сыртқы айнымалылар (әсерлер) болып табылады [10]. Жүйенің тұрақтылығына кепілдік берілмейді. Оңтайландыру сынақтар мен қателіктер арқылы жүзеге асырылады, параметрлер теңшеленеді. Қазіргі зерттеулерде қолданылатын нейрондық желілер де ұқсас артықшылықтар мен кемшіліктерге ие.

**Нейрондық желі (НЖ)** сызықты емес операцияны орындайтын көптеген нейрондардан тұрады, бір элементтің кірісі басқа элементтердің шығуымен байланысты. Әдетте нейрондар қабаттарға бөлінеді. Нейронда орындалатын белсендіру функциясын таңдау (сигмоид, қарапайым шекті,...). НЖ-нің басты кемшілігі желінің өлшемі мен құрылымын таңдау анықталмағандығымен байланысты және НЖ тек желі жобалау барысында қолданылған параметрлер тізіміне қатаң тәуелді түрде жұмыс істейді. НЖ негізіндегі басқару элементі бар жүйе әрқашан тұрақты бола бермейді [11-13].

**Кинематиканың тура есебі арқылы деректерді генерациялау.** Ұсынылған алгоритм үшін сынақ стенді ретінде 3 буынды манипулятор қарастырылады (1-сурет). Бұл айналмалы ілмектері бар үш буынды жазық манипулятор, оның буындары келесі шартты өлшем бірлік мөлшерінде болады:

$$l_1 = 12, l_2 = 20, l_3 = 5$$



1-сурет – 3 буынды манипулятор

Ал буындар арасындағы бұрыштар сәйкесінше келесі аралықтарда шектелген:

$$q_1 \in [0, \pi]$$

$$q_2 \in [-\pi, 0]$$

$$q_3 \in [-\frac{\pi}{2}; \frac{\pi}{2}]$$

Ағымдағы манипулятор үшін кинематиканың тура есебі төмендегі формула бойынша есептелінеді:

$$x_E = l_1 \cos q_1 + l_2 \cos(q_1 + q_2) + l_3 \cos(q_1 + q_2 + q_3)$$

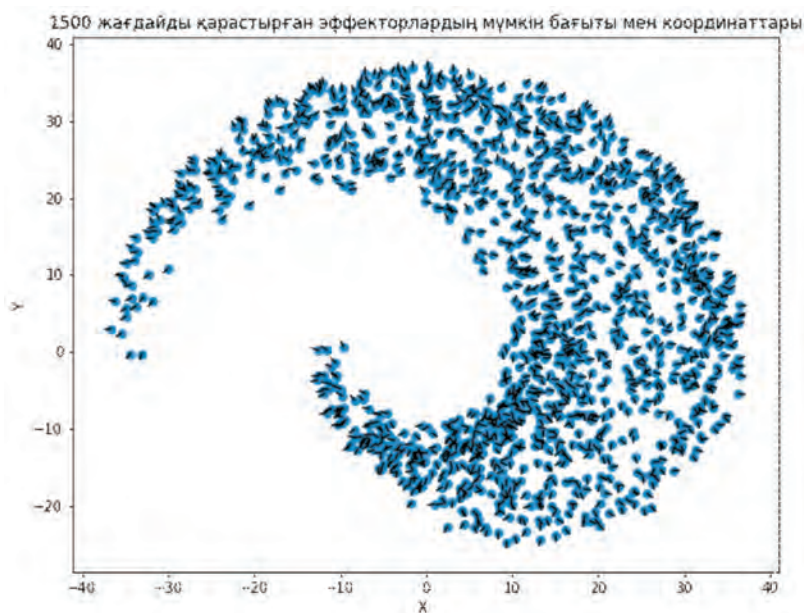
$$y_E = l_1 \sin q_1 + l_2 \sin(q_1 + q_2) + l_3 \sin(q_1 + q_2 + q_3)$$

Бұл есептеулер бізге нейрондық торды оқыту үшін қажетті деректер жиынтығын синтетикалық түрде генерациялау үшін қажет.

Генерациялау барысында алынған манипулятор ұшындағы эффлектордың мүмкін 1500 орналасу координаттары 2-суреттегідей құрылыммен ұйымдастырылды.

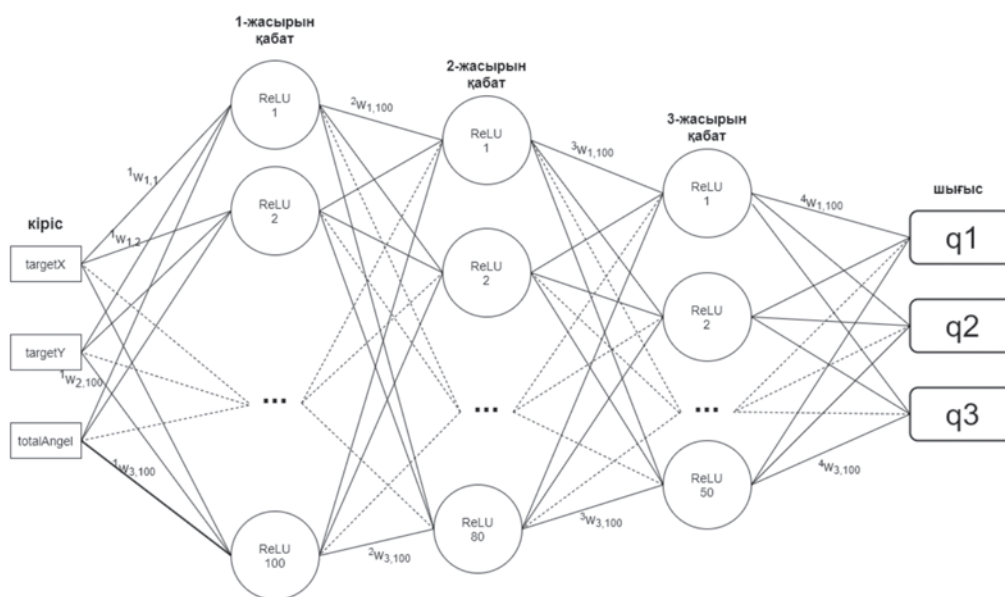
	Q1	Q2	Q3	targetX	targetY	TotalAngle
0	3.057	-2.025	-0.254	1.867	21.690	44.576
1	1.688	-2.873	1.230	11.118	-6.387	2.578
2	0.454	-2.150	0.151	8.416	-19.579	-88.522
3	2.098	-0.134	-0.643	-12.464	33.689	75.688
4	0.179	-2.985	-0.633	-11.857	-2.985	-197.040
...	...	...	...	...	...	...
1495	1.977	-2.102	-1.269	15.982	3.608	-79.870

2-сурет – Синтетикалық генерацияланған деректер



3-сурет – Эффлектордың мүмкін жағдайлары

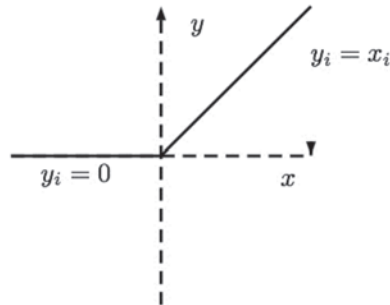
**НЖ архитектурасы.** Манипуляторды интеллектуалды басқару үшін қажетті НЖ 3 жасырын қабаттан тұратын архитектураға ие (4-сурет). Нейронды желіге кіріс деректері ретінде үш параметр беріледі: алғашқы екеуі ( $targetX$ ,  $targetY$ ) эффлектордың көзделген декарттық жазықтықтағы координаттары, ал соңғысы ( $TotalAngle$ ) эффлектордың бағдары.



4-сурет – Желі архитектурасы

**Белсендіру функциясы.** Белсендіру функциясы ретінде ReLU қолданылады (5-сурет).

$$f(z) = \max(0, z)$$



5-сурет – ReLU

ReLU функциясын таңдап алуымыздың басты себебі, ол сигмоидалды және гиперболалық тангенс функцияларына қарағанда төмендегі артықшылықтарға ие:

– Туынды өте тез және қарапайым алынады. Теріс мәндер үшін – 0, оң мәндер үшін –1.

– Сирек белсендіру. Нейрондардың саны өте көп желілерде сигмоидты функцияны немесе гиперболалық тангенсті активтендіру функциясы ретінде пайдалану барлық дерлік нейрондардың белсендірілуіне әкеледі, бұл модельдің оқу жұмысына әсер етуі мүмкін. Егер ReLU қолданылса, функцияның сипаттамаларына байланысты қосылатын нейрондардың саны азаяды және желінің өзі жеңілдейді.

**Қатені кері тарату алгоритмі (ҚКТ).** ҚКТ – көп қабатты нейрондық желілерді оқыту әдістерінің бірі. ҚКТ алгоритмі желіні оқыту барысында барлық қабаттар бойымен екі бағытта өтуді көздейді: тура және кері.

Тікелей өту кезінде кіріс векторы нейрондық желінің кіріс қабатына беріледі, содан кейін ол желі арқылы қабаттан қабатқа таралады. Нәтижесінде шығыс сигналдарының жиынтығы жасалады, бұл желінің осы кіріс деректеріне нақты реакциясын сипаттайды. Тікелей өту кезінде желінің барлық  $w_{ij}^k$  синаптикалық салмағы өзгеріссіз болады. Кері өту кезінде барлық синаптикалық салмақтар қателерді түзету ережесіне сәйкес реттеледі, атап айтқанда: желінің іс жүзіндегі шығысы күтілген (эталондық) мәннен алынады, нәтижесінде қателік сигналы пайда болады. Бұл сигнал кейіннен желі арқылы синаптикалық байланыстардың бағытына қарама-қарсы бағытта таралады, бұл – ҚКТ. Синаптикалық салмақтар желінің шығыс сигналын күтілген мәнге барынша жақындату үшін реттеледі, яғни қателік минимизацияланады [14].

Келесі белгілерді енгізейік:  $X_i$  – кіріс векторы,  $Y_i$  – шығыс векторы,  $w_{ij}^k$  –  $i$ -қабаттың  $j$ -нейронының салмақ коэффициенті,  $b_i^k$  –  $k$ -қабаттың  $i$ -нейронының шегі,  $d_i$  –  $i$ -нейронның үлгілік (эталондық) шығыс мәні.

$k$ -қабаттың  $j$ -нейронының шығыс мәні келесідей есептелінеді:

$$Y_j^k = F\left(\sum w_{i,j}^k Y_i^{k-1} - b_j^k\right)$$

Шығыс қабатының  $j$ -нейронының шығыс мәні келесідей есептелінеді:

$$Y_j = F\left(\sum w_{i,j} Y_i^{n-1} - b_j\right)$$

Желінің қателік функционалы  $E = \frac{1}{2} \sum_j (Y_j - d_j)^2$ , ал өз кезегінде  $\gamma_j = Y_j - d_j$  шығыс қабатының  $j$ -нейронының қателігі.  $k$ -жасырын қабаттың  $j$ -элементінің қателігі:

$$\gamma_j^k = \frac{\partial E}{\partial Y_j^k} = \sum_j \frac{\partial E}{\partial Y_j} \frac{\partial Y_j}{\partial S_j} \frac{\partial S_j}{\partial Y_j^k} = \sum_j \frac{\partial E}{\partial Y_j} \frac{\partial Y_j}{\partial S_j} w_{i,j} = \sum_j (Y_j - d_j) F'(S_j) w_{i,j} = \sum_j \gamma_j F'(S_j) w_{i,j}$$

Қателер градиентіне келер болсақ:

$$\frac{\partial E}{\partial w_{i,j}} = \frac{\partial E}{\partial Y_j} \frac{\partial Y_j}{\partial S_j} \frac{\partial S_j}{\partial w_{i,j}} = \gamma_j F'(S_j) Y_j^k$$

$$\frac{\partial E}{\partial b_j} = \frac{\partial E}{\partial Y_j} \frac{\partial Y_j}{\partial S_j} \frac{\partial S_j}{\partial b_j} = -\gamma_j F'(S_j)$$

$$\frac{\partial E}{\partial w_{i,j}^k} = \sum_j \frac{\partial E}{\partial Y_j} \frac{\partial Y_j}{\partial S_j} \frac{\partial S_j}{\partial Y_j^{k-1}} \frac{\partial Y_j^{k-1}}{\partial S_j^{k-1}} \frac{\partial S_j^{k-1}}{\partial w_{i,j}^k} = \gamma_j F'(S_j^k) Y_j^k$$

Салмақ коэффициенттері және нейрондардың шығысуы төмендегі формулалар бойынша түзетіледі/қайта есептелінеді:

$$w_{ij}^k(t+1) = w_{ij}^k - \alpha \gamma_j F'(S_j^k) Y_j^k$$

$$b_j^k(t+1) = b_j^k - \alpha \gamma_j F'(S_j^k).$$

Мұндағы  $\alpha$  – нейрондық желіні оқыту қарқыны деп аталады, бұл шама желінің гиперпараметрлерінің бірі және эмпирикалық тұрғыдан саралап алынады. Біз желі қателігін оптимизациялауда стохастикалық градиентті қолданғандықтан ең тиімді мәні 0.01 болды.

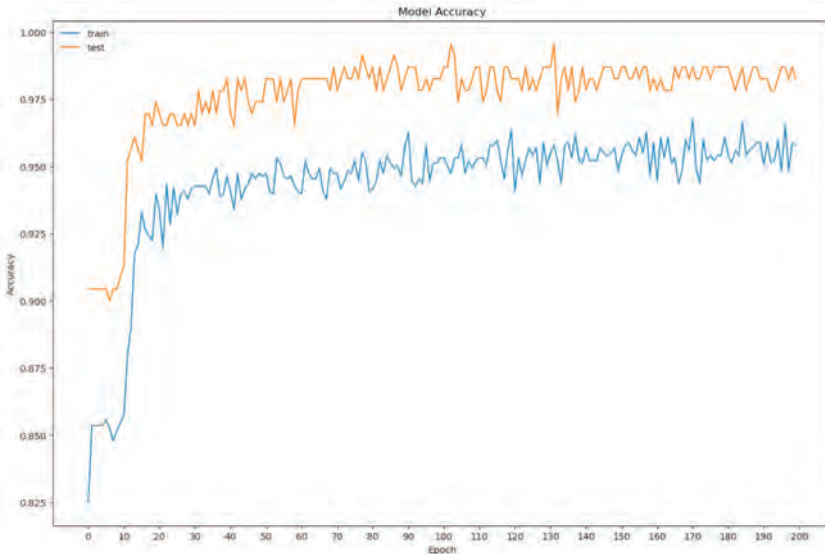
**Нәтижелер.** Модель 200 итерация бойы оқытылды. Жасанды НЖ қабаттарындағы синапстік салмақтарды дұрыстау және модельдің орташа квадраттық қателігін кері қарай үлестіру үшін стохастикалық градиент оптимизаторы қолданылды (6-сурет).

```
def build_model():
    model = keras.Sequential()
    model.add(keras.layers.Dense(3, activation='linear', input_shape=(3, )))
    model.add(keras.layers.Dense(100, activation='relu', kernel_constraint=maxnorm(3)))
    model.add(keras.layers.Dropout(0.3))
    model.add(keras.layers.Dense(80, activation='relu', kernel_constraint=maxnorm(3)))
    model.add(keras.layers.Dropout(0.1))
    model.add(keras.layers.Dense(60, activation='relu', kernel_constraint=maxnorm(3)))
    model.add(keras.layers.Dense(3, activation='linear'))
    model.compile(optimizer=tf.keras.optimizers.SGD(lr=0.01, momentum=0.9), loss=tf.losses.mean_squared_error, metrics=['accuracy'])
    return model
```

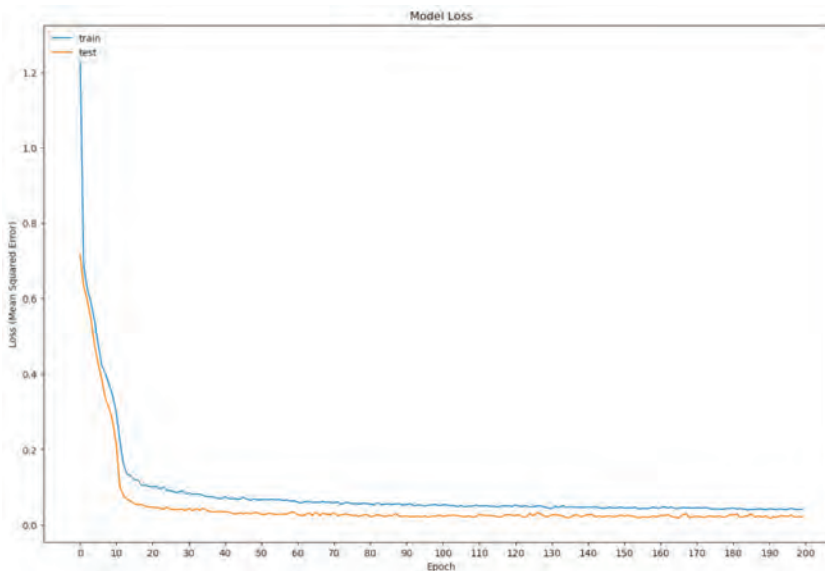
6-сурет – Желінің гиперпараметрлері мен компоненттері

НЖ-нің алғашқы және екінші жасырын қабаттарынан кейін нейрондардың тым қанығуын болдырмау мақсатында реттегіш (*Dropout*) қолданылған.

Үшбуынды манипуляторлар үшін тиімді жұмыс істейтін көпқабатты нейрондық желі негізіндегі интеллектуалды алгоритм арқылы ККЕ-ні шешудің тиімді алгоритмі құрылды, және атқарылған ұқсас зерттеулерден дәлдігі салыстырмалы түрде жоғары модель алынды. Оқытылған интеллектуалды модель тестілік деректерде 96.44% дәлдік көрсетті, ал қателіктің орташа көрсеткіші 3.482% шамасында болды (7-сурет, 8-сурет);



7-сурет – Модельдің оқытушы және тестілеуші жиындарға сәйкес дәлдігі



8-сурет – Модельдің оқытушы және тестілеуші жиындарға сәйкес орташа квадраттық қателігі

**Қорытынды.** Жасанды нейрондық желілерді қолдана отырып, динамикалық түзету негізінде манипуляторлар буындарының қозғалысын басқарудың жаңа тәсілі жасалды, модель манипуляторлардың толық математикалық моделі бойынша кинематиканың кері есебін шешпестен, буындар арасындағы байланыстардың өзара әсерін ескереді, сонымен қатар нейрондық желінің көмегімен басқаруды жүзеге асыру мобильді интеллектуалды роботтар базасында қуатты есептеу жүйесін қолдануға деген тәуелділіктен арылтады. Ұсынылған тәсіл манипулятор байланыстарының жоғары жылдамдығын, дәлдігін арттыруға мүмкіндік бере отырып, нақты уақыт режимінде жұмыс жасауға, шешім қабылдауға жағдай жасайды, манипуляторды басқару кезінде модельдеу күрделі болған материалдық ерекшеліктер, деформация көрсеткіштерін ескермеуге мүмкіндік береді.

## ӘДЕБИЕТ

- 1 Рахимзатов Е.Б., Жумашева Ж.Т. Көпқабатты жасанды нейрондық желі арқылы кинематиканың кері есебін шешу // «Фараби әлемі» атты студенттер мен жас ғалымдардың халықаралық ғылыми конференция материалдары. – Алматы: Қазақ университеті, 2021. – Б. 80.
- 2 ФГБОУ ВО «ЮРГПУ (НПИ) имени М.И. Пилатова» [Электронный ресурс] / Режим доступа: [https://www.npi-tu.ru/assets/diss/d212.304.01/files/danchina/danchina\\_dissertacia.pdf](https://www.npi-tu.ru/assets/diss/d212.304.01/files/danchina/danchina_dissertacia.pdf).
- 3 Inverse Kinematics: a review of existing techniques and introduction of a new iterative fast solver: technical report / Cambridge University Engineering Department: Aristidou A, Lasenby J. – Cambridge, 2009. – 74 p. - CUED/F-INFENG/TR-632.
- 4 Courty N., Arnaud E. Inverse Kinematics Using Sequential Monte Carlo Methods // Proc. 5th Int. Conf. “Articulated Motion and Deformable Objects”. – Berlin, Heidelberg: Springer, 2008. – Pp. 1-10.
- 5 Secară C, Dumitriu D. Direct Search Based Strategy for Obstacle Avoidance of a Redundant Manipulator // Analele Universității “Eftimie Murgu” Reșița, 2010, Anul XVII, no. 1, pp. 11-20.
- 6 Raşit Köker. A neuro-genetic approach to the inverse kinematics solution of robotic manipulators // Scientific Research and Essays. – 2011. – Vol.6 (13). – P. 2784-2794.
- 7 J Ramirez A., A Rubiano F. Optimization of Inverse Kinematics of a 3R Robotic Manipulator using Genetic Algorithms // World Academy of Science, Engineering and Technology. – 2011. – Vol.5. – N11. – P. 2229-2234.
- 8 Bassam Daya, Shadi Khawandi, Mohamed Akoum. Applying Neural Network Architecture for Inverse Kinematics Problem in Robotics // Software Engineering & Applications. – 2010. – №.3. – Pp.230-239.
- 9 Антонов В.О. Разработка математических методов и алгоритмов для планирования энергоэффективного пути перемещения манипулятора антропоморфного робота при наличии типичного препятствия: дис. ... к.т.н.: 05.13.18 / Северо-Кавказский Федеральный университет. – Ставрополь, 2018. – 269 с. - Қолжетімді: [https://www.ncfu.ru/export/uploads/doc/disser\\_antonov.pdf](https://www.ncfu.ru/export/uploads/doc/disser_antonov.pdf).
- 10 Раин Т. Управление движением роботом-манипулятором на основе нечеткой логики // Современная наука: актуальные проблемы теории и практики. Серия: естественные и технические науки. – Москва, 2018. – С. 61-67.
- 11 Ngo T., Wang Y., Mai T.L., Nguyen M.H., Chen J. Robust Adaptive Neural-Fuzzy Network Tracking Control for Robot Manipulator // International Journal of Computers, Communications and Control. – 2012. Vol.7. – No2. – P.341–352.



12 Wai R., Chen P-C. Robust Neural-Fuzzy-Network Control for Robot Manipulator Including Actuator Dynamics // IEEE Transactions on Industrial Electronics. – 2006. Vol.53. – Issue 4. – P. 1328-1349.

13 Jun Luo, Zhijun Li, Aiguo Ming, Shuzhi Sam Ge. Robust Motion/Force Control of Holonomic Constrained Nonholonomic Mobile Manipulators using Hybrid Joints // Proceedings of the “6th World Congress on Intelligent Control and Automation”. – Dalian: IEEE, 2006. – P. 408–412.

14 Augusta M.; Kathirvalavakumar T. Pruning algorithms of neural networks - a comparative study // Central Europe Journal of Computer Science. – 2003. – No3. – P. 105-115.

## REFERENCES

1 Rabimzatov E.B., ZHumasheva ZH.T. Көрқабатты зhasandy нейрондық zheli арқылы кинематиканың кері есебин sheshu // «Farabi әlemi» atty studentter men zhas ғалымдардың халықаралық ғылыми конференция материалдары. – Алматы: Қазақ университеті, 2021. – В. 80.

2 FGBOU VO «YURGPU (NPI) imeni M.I. Pilatova» [Elektronnyj resurs] / Rezhim dostupa: [https://www.npi-tu.ru/assets/diss/d212.304.01/files/danchina/danchina\\_dissertacia.pdf](https://www.npi-tu.ru/assets/diss/d212.304.01/files/danchina/danchina_dissertacia.pdf).

3 Inverse Kinematics: a review of existing techniques and introduction of a new iterative fast solver: technical report / Cambridge University Engineering Department: Aristidou A, Lasenby J. – Cambridge, 2009. – 74 p. - CUED/F-INFENG/TR-632.

4 Courty N., Arnaud E. Inverse Kinematics Using Sequential Monte Carlo Methods // Proc. 5th Int. Conf. “Articulated Motion and Deformable Objects”. – Berlin, Heidelberg: Springer, 2008. – Pp. 1-10.

5 Secară C, Dumitriu D. Direct Search Based Strategy for Obstacle Avoidance of a Redundant Manipulator // Analele Universității “Eftimie Murgu” Reșița, 2010, Anul XVII, no. 1, pp. 11-20.

6 Raşit Köker. A neuro-genetic approach to the inverse kinematics solution of robotic manipulators // Scientific Research and Essays. – 2011. – Vol.6 (13). – P. 2784-2794.

7 J Ramirez A., A Rubiano F. Optimization of Inverse Kinematics of a 3R Robotic Manipulator using Genetic Algorithms // World Academy of Science, Engineering and Technology. – 2011. – Vol.5. – N11. – P. 2229-2234.

8 Bassam Daya, Shadi Khawandi, Mohamed Akoum. Applying Neural Network Architecture for Inverse Kinematics Problem in Robotics // Software Engineering & Applications. – 2010. – №.3.– Pp.230-239.

9 Antonov V.O. Razrabotka matematicheskikh metodov i algoritmov dlya planirovaniya energo-effektivnogo puti peremeshcheniya manipulyatora antropomorfno robotu pri nalichii tipichnogo prepyatstviya: dis. ... k.t.n.: 05.13.18 / Severo-Kavkazskij Federal'nyj universitet. – Stavropol', 2018. – 269 s. - Қолжетімді: [https://www.ncfu.ru/export/uploads/doc/disser\\_antonov.pdf](https://www.ncfu.ru/export/uploads/doc/disser_antonov.pdf).

10 Rain T. Upravlenie dvizheniem robotom-manipulyatorom na osnove nechetkoj logiki // Sovremennaya nauka: aktual'nye problemy teorii i praktiki. Seriya: estestvennye i tekhnicheskie nauki. – Moskva, 2018. – S. 61-67.

11 Ngo T., Wang Y., Mai T.L., Nguyen M.H., Chen J. Robust Adaptive Neural-Fuzzy Network Tracking Control for Robot Manipulator // International Journal of Computers, Communications and Control. – 2012. Vol.7. – No2. – P.341–352.

12 Wai R., Chen P-C. Robust Neural-Fuzzy-Network Control for Robot Manipulator Including Actuator Dynamics // IEEE Transactions on Industrial Electronics. – 2006. Vol.53. – Issue 4. – P. 1328-1349.

13 Jun Luo, Zhijun Li, Aiguo Ming, Shuzhi Sam Ge. Robust Motion/Force Control of Holonomic Constrained Nonholonomic Mobile Manipulators using Hybrid Joints // Proceedings of the “6th World Congress on Intelligent Control and Automation”. – Dalian: IEEE, 2006. – P. 408–412.

14 Augasta M.; Kathirvalavakumar T. Pruning algorithms of neural networks - a comparative study // Central Europe Journal of Computer Science. – 2003. – No3. – P. 105-1

**Е. Б. РАБИМЗАТОВ, Н. Қ. ҚАДЫРБЕК, М. Е. МАНСУРОВА,  
Ж. Т. ЖУМАШЕВА**

*НАО «Казахский национальный университет имени аль-Фараби»  
г. Алматы, Казахстан*

### **ПЛАНИРОВАНИЕ КИНЕМАТИКИ ДВИЖЕНИЯ МАНИПУЛЯТОРА С ПОМОЩЬЮ ИСКУССТВЕННОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ**

*Исследовательская работа направлена на использование искусственных нейронных сетей при решении обратной задачи кинематики для плоского робота-манипулятора 3L в декартовой плоскости. Разработанный по данному методу манипулятор в дальнейшем будет оснащен эффектором и станет составной частью агроботического комплекса для уборки урожая.*

*В нейронной сети на декартовой плоскости в качестве входных данных используются координаты и направление рассматриваемой точки, сеть, в свою очередь, вычисляет соответствующие углы между звеньями, чтобы привести эффектор к нужной точке. Кинематика движения манипулятора планируется через нейронную сеть.*

*Такой новый способ управления манипулятором с помощью нейронной сети позволяет снизить погрешность позиционирования в нестандартных ситуациях.*

**Ключевые слова:** обратная и прямая задача кинематики, манипулятор, нейронная сеть, 3-х звенный манипулятор, эффектор.

**E. RABIMZATOV, N. KADYRBEEK, M. MANSUROVA,  
ZH. ZHUMASHEVA**

*«Al-Farabi Kazakh National University» Almaty, Kazakhstan*

### **PLANNING KINEMATICS OF THE MANIPULATOR'S MOTION USING AN ARTIFICIAL NEURAL NETWORK**

*The research work focuses on the use of artificial neural networks in solving the inverse kinematics problem for the 3L flat robot manipulator on the Cartesian plane. The manipulator, designed by this method, will soon be equipped with an effector and will become an integral part of the agricultural robot complex.*

*In a neural network on a Cartesian plane, the coordinates and direction of the point in question are used as input data, the network, in turn, calculates the corresponding angles between the links in order to bring the effector to the desired point. The kinematics of the manipulator's movement is planned by a neural network.*

*This new method of controlling the manipulator using a neural network allows you to reduce the positioning error in non-standard conditions.*

**Keywords:** inverse and direct problems of kinematics, manipulator, neural network, 3-link manipulator, effector.