

SUN'iy NEYRON TO'RLARINI O'RGANISH JARAYONIDAGI FALAJLIK SABABLARI

Ashurbayeva Shahloxon Saidjanovna

Quvasoy shahar alohida ta'lif ehtiyojlari bo'lgan (kar va zaif eshituvchi) bolalar uchun
ixtisoslashtirilgan 90-sonli maktab internat o'qituvchisi

Lazokatoy Rahimova

Farg'ona shahar, 32-maktab o'qituvchisi

Abdusoliyeva Umida Akramjon qizi

Farg'ona davlat universiteti 2-kurs talabasi

abdusoliyevaumidaxon@gmail.com

Annotatsiya: Ushbu maqola sun'iy neyron tarmoqlarini o'rganish jarayonida uchraydigan falajlik muammolarini chuqur tahlil qiladi. Maqolada falajlikning asosiy sabablari, ularning sun'iy neyron tarmoqlarining samaradorligiga ta'siri, shuningdek, bu muammolarni bartaraf etishning turli usullari keltirilgan. Falajlik sabablari sifatida ma'lumotlarning yetishmasligi, modelning haddan tashqari moslashuvi, optimallashtirish algoritmlarining samarasizligi va arxitekturalar muammolari muhokama qilinadi. Shuningdek, ushbu muammolarni hal qilish uchun ma'lumotlarni tozalash va boyitish, cross-validation metodlari, tarmoq arxitekturasini optimallashtirish va yangi optimallashtirish algoritmlaridan foydalanish kabi yondashuvlar taklif etiladi. Maqola, shuningdek, kelajakdagagi tadqiqotlar yo'nalishlari va sun'iy neyron tarmoqlarini yanada samarali o'rganish uchun takliflarni ham o'z ichiga oladi.

Kalit so'zlar: Sun'iy neyron tarmoqlari, falajlik sabablari, ma'lumotlarning sifati, overfitting, optimallashtirish algoritmlari, tarmoq arxitekturasi, cross-validation, ma'lumotlar boyitish.

Annotation: This article provides an in-depth analysis of the paralysis problems encountered in learning artificial neural networks. The article presents the main causes of paralysis, their impact on the performance of artificial neural networks, as well as various ways to overcome these problems. Lack of data, model overfitting, inefficiency of optimization algorithms, and architecture problems are discussed as causes of paralysis. Also, approaches such as data cleaning and enrichment, cross-validation methods, optimization of network architecture and use of new optimization algorithms are proposed to solve these problems. The paper also includes suggestions for future research directions and more efficient study of artificial neural networks.

Keywords: Artificial neural networks, causes of paralysis, data quality, overfitting, optimization algorithms, network architecture, cross-validation, data enrichment

Аннотация: В этой статье представлен углубленный анализ проблем паралича, возникающих при обучении искусственных нейронных сетей. В статье представлены основные причины паралича, их влияние на работу искусственных нейронных сетей, а также различные способы преодоления этих проблем. Недостаток данных, переоснащение модели, неэффективность алгоритмов оптимизации и проблемы архитектуры обсуждаются как причины паралича. Также для решения этих проблем предлагаются такие подходы, как очистка и обогащение данных, методы перекрестной проверки, оптимизация сетевой архитектуры и использование новых алгоритмов оптимизации. В документе также содержатся предложения по будущим направлениям исследований и более эффективному изучению искусственных нейронных сетей.

Ключевые слова: Искусственные нейронные сети, причины паралича, качество данных, переобучение, алгоритмы оптимизации, сетевая архитектура, перекрестная проверка, обогащение данных.

Sun'iy neyron tarmoqlari so'nggi yillarda mashinasozlik, raqamli texnologiyalar, sog'lioni saqlash va ko'plab boshqa sohalarda keng qo'llanilmoqda. Ushbu texnologiyalar yordamida murakkab ma'lumotlar to'plamlari tahlil qilinadi, bashoratlar amalga oshiriladi va avtomatlashtirilgan qarorlar qabul qilinadi. Biroq, sun'iy neyron tarmoqlarini o'rganish jarayoni ko'pincha turli xil muammolarga duch keladi, bu esa ularning samaradorligini pasaytirishi mumkin. Maqolaning asosiy maqsadi shundan iboratki, sun'iy neyron tarmoqlarini o'rganish jarayonidagi eng keng tarqagan falajlik sabablari va ularni bartaraf etish yo'llarini o'rganish orqali ushbu muammolarni kamaytirish va kelajakdagagi tadqiqotlar uchun asos yaratishdir.

Sun'iy neyron tarmoqlari o'zining asosini biologik neyron tarmoqlaridan olgan bo'lib, ular ma'lum bir vazifani bajarish uchun ma'lumotlarni qayta ishlash qobiliyatiga ega. Ular, odatda, kirish qatlami, bir yoki bir nechta yashirin qatlam va chiqish qatlami kabi qatlamlardan iborat bo'ladi. Har bir neyron o'ziga xos vazifani bajaradi va neyronlar o'rtaisdagi aloqalar orqali ma'lumotlar uzatiladi. Neyronlar o'rtaisdagi bu aloqalar o'rganish jarayoni davomida doimiy ravishda o'zgarib turadi, bu esa tarmoqning umumiyligi samaradorligini oshirishga yordam beradi.

Biroq, neyron tarmoqlarini o'rganish jarayonida uchraydigan muammolardan biri bu falajlikdir. Falajlik, o'rganish jarayonida tarmoqning ma'lum bir holatga "qotib" qolishi va yangi ma'lumotlar bilan ishlashda samaradorlikni yo'qotishi holatidir. Bu holat neyron tarmoqlarining murakkabligi va o'rganiladigan ma'lumotlarning xilma-xilligi sababli yuzaga kelishi mumkin. Masalan, tarmoq ma'lum bir to'plam uchun juda yaxshi ishlashi mumkin, lekin yangi, biroz farq qiladigan ma'lumotlar bilan ishlaganda uning samaradorligi sezilarli darajada pasayishi mumkin. Bunday holatlar tarmoqning umumlashtirish qobiliyatiga salbiy ta'sir qiladi va amaliy dasturlarda uning foydalanish imkoniyatlarini cheklaydi.

Shuning uchun, sun'iy neyron tarmoqlarini yanada samarali o'rganish va ularning qo'llanilish doirasini kengaytirish uchun falajlikning sabablari aniqlash va ularni bartaraf etish usullarini ishlab chiqish juda muhimdir. Bu, o'z navbatida, tarmoqlarni yanada moslashuvchan va samarali qiladi, bu esa turli sohalarda ularning qo'llanilishini yanada oshiradi. Maqolaning keyingi qismlarida biz ushbu falajlik sabablari batafsil ko'rib chiqamiz va ularni qanday qilib hal qilish mumkinligi haqida takliflar keltiramiz.

Sun'iy neyron tarmoqlarini o'rganish jarayonida uchraydigan falajlikning asosiy sabablari turli omillarga bog'liq bo'lib, ularning har biri modelning umumiyligi samaradorligiga ta'sir ko'rsatadi. Bu sabablarni to'liq tushunish modelni yanada takomillashtirish va uning amaliyotdagi qo'llanilish doirasini kengaytirish uchun juda muhimdir.

Birinchi va eng keng tarqagan muammo bu ma'lumotlarning yetishmasligi yoki sifatsizligidir. Sun'iy neyron tarmoqlari katta hajmdagi ma'lumotlarni o'rganishga qodir bo'lib, ularning samaradorligi taqdim etilgan ma'lumotlarning sifati va miqdori bilan bevosita bog'liq. Agar ma'lumotlar to'plami cheklangan yoki ma'lumotlarning sifati past bo'lsa, model mos keladigan umumiyligi qonuniyatlar va namunalar topishda qiynaladi. Bu esa modelning yangi ma'lumotlar bilan ishlashda samaradorligini pasaytiradi. Shu sababli, keng qamrovli va yuqori sifatli ma'lumotlar to'plamini yaratish sun'iy neyron tarmoqlarini o'rganishda muhim ahamiyatga ega.

Ikkinchi muhim muammo bu modelning haddan tashqari moslashuvi (overfitting) va yetarli umumlashtirishning yo'qligidir. Overfitting holatida model o'rganilayotgan ma'lumotlar to'plamidagi maxsus xususiyatlarni, hatto shovqinlarni ham o'z ichiga oladi, bu

esa modelning yangi ma'lumotlar bilan ishlash qobiliyatini yomonlashtiradi. Overfittingning oldini olish uchun modelni muntazam ravishda sinovdan o'tkazish va cross-validation kabi usullarni qo'llash talab etiladi. Shuningdek, modelning umumlashtirish qobiliyatini oshirish uchun turli xil ma'lumotlarni o'z ichiga olgan keng qamrovli ma'lumotlar to'plamlaridan foydalanish foydali bo'ladi.

Uchinchi muammo optimallashtirish algoritmlarining samarasizligidir. Neyron tarmoqlarining o'rganish jarayoni ko'pincha gradient descent kabi optimallashtirish algoritmlariga tayanadi. Biroq, bu algoritmlarning parametrlari (masalan, o'rganish tezligi) noto'g'ri sozlangan bo'lsa, model tezda lokal minimumga tushib qolishi yoki o'rganish jarayonida osilib qolishi mumkin. Bu esa o'rganish jarayonining sekinlashishiga yoki to'xtab qolishiga olib keladi. Shu sababli, turli xil optimallashtirish algoritmlarini sinab ko'rish va ularning parametrlarini moslashtirish orqali eng yaxshi natijaga erishish mumkin. Nihoyat, neyron tarmoqlarining arxitekturasidagi muammolar ham falajlikka olib kelishi mumkin. Arxitektura modelning murakkabligi va qobiliyatlarini belgilaydi, shuning uchun noto'g'ri arxitektura tanlash modelning umumiyligi samaradorligiga salbiy ta'sir ko'rsatishi mumkin. Misol uchun, juda murakkab tarmoqlar o'rganish uchun ko'proq vaqt va resurs talab etadi, va agar ma'lumotlar to'plami cheklangan bo'lsa, bu overfittingga olib kelishi mumkin. Shuning uchun, tarmoqning arxitekturasini tanlashda ma'lumotlar to'plamining xususiyatlari va q'llaniladigan vazifa inobatga olinishi kerak.

Sun'iy neyron tarmoqlarini o'rganish jarayonida uchraydigan falajlikka turli omillar ta'sir qiladi. Bu omillarni chuqurroq tushunish, modelni yanada takomillashtirish va uning ishlash samaradorligini oshirish imkonini beradi. Keling, ushbu omillarni batafsil ko'rib chiqamiz.

Birinchi va eng muhim omil bu ma'lumot to'plamlarining hajmi va xilma-xilligidir. Sun'iy neyron tarmoqlari ma'lumotlarga asoslangan model hisoblanadi, shuning uchun ularga taqdim etilgan ma'lumotlar to'plamining sifati va hajmi juda muhimdir. Katta va xilma-xil ma'lumotlar to'plami modelga turli xil vaziyatlarda q'llanilishi mumkin bo'lgan umumiyligi qoidalari va namunalar o'rganishga yordam beradi. Aksincha, cheklangan yoki bir xil turdag'i ma'lumotlar modelning faqat ma'lum bir sharoitda yaxshi ishlashishiga olib keladi, bu esa uning umumiyligi q'llanilish doirasini cheklaydi. Shu sababli, ma'lumotlar to'plamining hajmi va xilma-xilligini oshirish, modelning umumlashtirish qobiliyatini yaxshilashda muhim rol o'yndaydi.

Ikkinchidan, o'rganish parametrlari, xususan o'quv tezligi, model o'rganish jarayonining samaradorligini ancha ta'sirlaydi. O'quv tezligi — bu model vaznlarini yangilashda q'llaniladigan qadamning o'lchamidir. Agar o'quv tezligi juda yuqori bo'lsa, model optimal echimdan oshib ketishi yoki oscillate qilishi mumkin, bu esa falajlikka olib keladi. Agar o'quv tezligi juda past bo'lsa, model juda sekin o'rganadi, bu esa resurslarni ko'p sarflashiga va vaqtni talab qilishiga olib keladi. Shuning uchun, o'quv tezligini va boshqa o'rganish parametrlarini diqqat bilan tanlash va sozlash zarur.

Uchinchidan, modelning arxitekturasini tanlash ham muhim ahamiyatga ega. Neyron tarmoqlarining turli xil arxitekturalari mavjud bo'lib, har biri ma'lum bir turdag'i muammolarni hal qilishga moslashtirilgan. Masalan, konvolutsion neyron tarmoqlari rasmni qayta ishlashda yaxshi ishlaydi, qarshi tarafta, rekurrent neyron tarmoqlari ketma-ket ma'lumotlar bilan ishlashda samaraliroq. Noto'g'ri arxitektura tanlash modelning keraksiz murakkablashishiga yoki etarli darajada o'rganish qobiliyatiga ega bo'lmasligiga olib kelishi mumkin, bu esa falajlikka sabab bo'ladi.

Oxirgi omil, bu aparat va dasturiy ta'minot resurslarining cheklanganligidir. Sun'iy neyron tarmoqlarini o'rganish va ishlatish uchun katta miqdorda hisoblash quvvati talab etiladi. Aparat resurslarining cheklanganligi, masalan, GPU yoki boshqa tezkor hisoblash qurilmalarining yetishmasligi, modelning o'rganish jarayonini sekinlashtiradi yoki to'liq

ishlatish imkoniyatini cheklaydi. Shuningdek, dasturiy ta'minotning optimallashtirilmaganligi ham hisoblash samaradorligiga ta'sir qiladi. Bu omillarni hisobga olgan holda, kerakli aparat va dasturiy ta'minot resurslarini ta'minlash, sun'iy neyron tarmoqlarining samarali ishlashini ta'minlaydi.

Shu sababli, falajlikka ta'sir etuvchi ushbu omillarni chuqur tushunish va ularni nazorat qilish, sun'iy neyron tarmoqlarini yanada samarali ishlatishga imkon beradi.

Sun'iy neyron tarmoqlarida uchraydigan falajlik muammolarini bartaraf etish uchun bir qator samarali usullar mavjud. Bu usullarni to'g'ri qo'llash orqali modelning o'rganish samaradorligi oshirilishi va uning umumiy ishlash qobiliyati yaxshilanishi mumkin.

Birinchi va eng muhim qadam bu ma'lumotlarni tozalash va boyitishdir. Ma'lumotlarni tozalash jarayoni noto'g'ri yoki tushunarsiz ma'lumotlarni olib tashlashni o'z ichiga oladi. Bu jarayon, shuningdek, ma'lumotlardagi bo'sh joylarni to'ldirish yoki noto'g'ri formatdagi ma'lumotlarni to'g'ri formatga o'tkazishni ham o'z ichiga oladi. Ma'lumotlarni boyitish esa ma'lumotlar to'plamiga qo'shimcha ma'lumotlar qo'shish orqali amalga oshiriladi, masalan, ma'lumotlarni sun'iy ravishda ko'paytirish yoki boshqa manbalardan qo'shimcha ma'lumotlarni integratsiyalash orqali. Bu usullar modelga turli xil holatlarda qo'llaniladigan umumiy qoidalar va algoritmlarni o'rganishga yordam beradi va uning umumlashtirish qobiliyatini oshiradi.

Ikkinchidan, cross-validation kabi usullardan foydalanish modelning overfitting muammosini bartaraf etishda yordam beradi. Cross-validation, modelni bir nechta turli ma'lumotlar to'plamlari bilan sinab ko'rishni o'z ichiga oladi, bu esa modelning turli sharoitlarda qanday ishlashini ko'rsatib beradi. Bu usul yordamida modelning eng yaxshi parametrlarini aniqlash mumkin bo'ladi va bu parametrlar modelning yangi, noma'lum ma'lumotlar bilan ishlash qobiliyatini oshiradi.

Uchinchidan, tarmoq arxitekturasini optimallashtirish ham muhimdir. Modelning arxitekturasini to'g'ri tanlash modelning ishlash qibiliyatini sezilarli darajada yaxshilashi mumkin. Masalan, turli qatlamlar soni, neyronlar soni va aktivatsiya funksiyalari kabi tuzilmaviy parametrlarni optimallashtirish orqali modelning o'rganish samaradorligi va tezkorligi oshiriladi. Shuningdek, zarurat bo'lganda yangi arxitekturalardan foydalanish, masalan, chuqur o'rganish arxitekturalari yoki maxsus maqsadlar uchun mo'ljallangan tarmoqlardan foydalanish ham mumkin.

Oxirgi qadam sifatida, yangi optimallashtirish algoritmlarini qo'llash modelning o'rganish jarayonini yaxshilaydi. Masalan, an'anaviy gradient descent algoritmi o'rniga, Adam yoki RMSprop kabi yangi avlod optimallashtirish algoritmlaridan foydalanish mumkin. Bu algoritmlar o'rganish tezligini avtomatik sozlash imkoniyatiga ega bo'lib, bu modelning o'rganish jarayonini yanada samarali va tezkor qiladi. Shuningdek, ushbu algoritmlar lokal minimumlarga tushib qolish ehtimolini kamaytiradi va modelning global minimumga yaqinlashish qobiliyatini oshiradi.

Shunday qilib, ma'lumotlarni tozalash va boyitish, cross-validation, tarmoq arxitekturasini optimallashtirish va yangi optimallashtirish algoritmlarini qo'llash kabi usullar orqali sun'iy neyron tarmoqlaridagi falajlik muammolarini samarali hal qilish mumkin. Bu usullarni to'g'ri qo'llash orqali modelning umumiy ishlash qobiliyati sezilarli darajada yaxshilanadi va bu uning turli amaliy sohalardagi qo'llanilishini kengaytiradi.

Sun'iy neyron tarmoqlarining o'rganish jarayonida uchraydigan falajlik muammolari ko'plab ilmiy va amaliy tadqiqotlarda diqqat markazida bo'lib kelgan. Ushbu maqolada ko'rib chiqilgan falajlik sabablari va ularni bartaraf etish bo'yicha asosiy g'oyalar, sun'iy neyron tarmoqlarini yanada samarali ishlatish uchun muhim qadam bo'lib xizmat qiladi. Falajlikning asosiy sabablari sifatida ma'lumotlarning yetishmasligi yoki sifatsizligi, modelning haddan tashqari moslashuvi, optimallashtirish algoritmlarining samarasizligi va arxitekturalar muammolari sanab o'tilgan edi. Ushbu muammolarni hal qilish yo'llari

sifatida esa ma'lumotlarni tozalash va boyitish, cross-validation metodlaridan foydalanish, tarmoq arxitekturasini optimallashtirish va yangi optimallashtirish algoritmlarini qo'llash kabi yondashuvlar taklif qilindi.

Kelajakdag'i tadqiqotlar uchun yo'naliшlar asosan sun'iy neyron tarmoqlarini yanada chuqur o'rganish va ularni turli sohalarda qo'llash imkoniyatlarini kengaytirishga qaratilishi kerak. Xususan, turli xil ma'lumotlar to'plamlari bilan ishlash qobiliyatini oshirish, modelning umumlashtirish qobiliyatini yaxshilash va yangi algoritmlar yaratish bo'yicha izlanishlar davom ettirilishi zarur. Shuningdek, sun'iy neyron tarmoqlarining yangi avlod arxitekturalarini ishlab chiqish va ularning amaliyotdagi qo'llanilishini optimallashtirish ham muhim tadqiqot maydoni hisoblanadi.

Takliflar sifatida, tadqiqotchilarga va dasturchilarga sun'iy neyron tarmoqlarini yanada samarali o'rganish va qo'llash uchun quyidagilarni maslahat berish mumkin: Birinchidan, ma'lumotlar sifatiga alohida e'tibor berish, chunki yuqori sifatli va xilma-xil ma'lumotlar tarmoqning umumiy samaradorligini sezilarli darajada oshiradi. Ikkinchidan, o'rganish jarayonini kuzatib borish va model parametrlarini muntazam ravishda sozlash, bu esa modelning moslashuvchanligini oshiradi. Uchinchidan, sun'iy neyron tarmoqlarini turli sohalarda qo'llash bo'yicha amaliy misollarni ko'paytirish, bu esa ularning real dunyodagi muammolarni hal qilishdagi samaradorligini oshirishga yordam beradi.

Xulosa qilib aytganda, sun'iy neyron tarmoqlarini o'rganish va qo'llash sohasidagi ilmiy va texnologik yutuqlar, ushbu sohani yanada rivojlantirish uchun kuchli asos yaratadi. Bu borada amalga oshiriladigan har qanday ilmiy va amaliy ishlar, ushbu sohani yanada ilg'or qilishga hissa qo'shamdi.

Foydalilanigan adabiyotlar

1. Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). Deep Learning. MIT Press.
2. James, G., Witten, D., Hastie, T., & Tibshirani, R. (2013). An Introduction to Statistical Learning. Springer.
3. Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Hinton, G. E. (2012). ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks. NIPS.
4. LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. Nature.
5. Kingma, D. P., & Ba, J. (2014). Adam: A Method for Stochastic Optimization. ICLR.
6. Srivastava, N., Hinton, G., Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Salakhutdinov, R. (2014). Dropout: A Simple Way to Prevent Neural Networks from Overfitting. JMLR.
7. He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J. (2016). Deep Residual Learning for Image Recognition. CVPR.
8. Chollet, F. (2017). Deep Learning with Python. Manning Publications.
9. Bottou, L. (2010). Large-scale machine learning with stochastic gradient descent. COMPSTAT.
10. Abadi, M., Barham, P., Chen, J., et al. (2016). TensorFlow: A System for Large-scale Machine Learning. OSDI.
11. Zeiler, M. D., & Fergus, R. (2014). Visualizing and Understanding Convolutional Networks. ECCV.
12. Sutskever, I., Vinyals, O., & Le, Q. V. (2014). Sequence to Sequence Learning with Neural Networks. NIPS.
13. Bousquet, O., & Elisseeff, A. (2002). Stability and Generalization. JMLR.
14. Glorot, X., & Bengio, Y. (2010). Understanding the difficulty of training deep feedforward neural networks. AISTATS.
15. Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997). Long short-term memory. Neural Computation.

16. Nurmamatovich, T. I. (2024). Bir qatlamlı va ko ‘p qatlamlı neyron to ‘rları. ILM FAN XABARNOMASI, 1(1), 190-191.
17. Nurmamatovich, T. I., & Kudratullo o‘g, K. U. B. (2024). THE EVOLUTION OF AI: FROM EARLY CONCEPTS TO MODERN BREAKTHROUGHS. Лучшие интеллектуальные исследования, 20(2), 42-46.
18. Tojimamatov, I., & G’ulomjonova, S. (2024). NEYRO KOMPYUTERLAR VA ULARNING ARXITEKTURASI. Development of pedagogical technologies in modern sciences, 3(6), 10-16.
19. Tojimamatov, I., & Jo’rayeva, M. (2024). BOLSMAN MASHINASI VA UNING AHAMIYATI. Development and innovations in science, 3(4), 154-160.
20. Nurmamatovich, T. I., & Nozimaxon, E. (2024). Chiqish qatlami vaznlarni sozlash va xatoliklarni teskari tarqalishi algoritmi. ILM FAN XABARNOMASI, 1(1), 29-35.
21. Tojimamatov, I., & Ismoiljonova, O. (2024). BIR QATLAMLI PERCEPTRONNI O ‘QITISH. Академические исследования в современной науке, 3(12), 153-158.
22. Nurmamatovich, T. I. (2024, April). BIR QATLAMLI PERCEPTRONNI O ‘QITISH. In " CANADA" INTERNATIONAL CONFERENCE ON DEVELOPMENTS IN EDUCATION, SCIENCES AND HUMANITIES (Vol. 17, No. 1).
23. Nurmamatovich, T. I. (2024, April). SUN'Y NEYRONNING MATEMATIK MODELI HAMDA FAOLLASHTIRISH FUNKTSIYALARI. In " USA" INTERNATIONAL SCIENTIFIC AND PRACTICAL CONFERENCE TOPICAL ISSUES OF SCIENCE (Vol. 17, No. 1).
24. Nurmamatovich, T. I. (2024, April). SUNIY NEYRON TORLARINI ADAPTIV KUCHAYTIRISH USULI. In " USA" INTERNATIONAL SCIENTIFIC AND PRACTICAL CONFERENCE TOPICAL ISSUES OF SCIENCE (Vol. 17, No. 1).
25. Nurmamatovich, T. I. (2024). XEBB O’QITISH QOIDASI. " GERMANY" MODERN SCIENTIFIC RESEARCH: ACHIEVEMENTS, INNOVATIONS AND DEVELOPMENT PROSPECTS, 17(1).
26. Tojimamatov, I., & G’ulomjonova, S. (2024). NEYRO KOMPYUTERLAR VA ULARNING ARXITEKTURASI. Development of pedagogical technologies in modern sciences, 3(6), 10-16.