

**REKURRENT NEYRON TO'RLARI**

*Tojimamatov Israiljon Nurmamatovich*

*Farg'ona davlat universiteti amaliy matematika va informatika kafedrası*

*katta o'qituvchisi*

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

*Sarvinoz Mamatova Mahmudjon qizi*

*Farg'ona davlat universiteti 2-kurs talabasi*

**Annotatsiya:** *Takroriy neyron tarmoqlari (RNN) mashinalarga misli ko'rilmagan samaradorlik bilan ketma-ket ma'lumotlarni qayta ishlash va yaratish imkonini berib, sun'iy intellekt sohasida inqilob qildi. Ushbu maqola RNN, ularning arxitekturasi, ilovalari, muammolari va so'nggi yutuqlarini chuqur o'rganishni ta'minlaydi. O'tgan ma'lumotlarning xotirasini saqlab qolish va ichki holatini dinamik ravishda sozlash qobiliyati tufayli RNN tabiiy tilni qayta ishlash, nutqni aniqlash, vaqt seriyalarini tahlil qilish va boshqa ko'plab sohalarda muhim rol o'ynadi. Biz an'anaviy RNNlarga xos bo'lgan yo'qolib borayotgan gradient muammosini hal qiluvchi uzoq qisqa muddatli xotira (LSTM) va Gated Recurrent Unit (GRU) kabi RNN variantlarini muhokama qilamiz. Bundan tashqari, biz diqqatni jalb qilish mexanizmlari, ikki yo'nalishli RNN va chuqur ochish usullari kabi RNN-larda ilg'or tadqiqotlarni o'rganamiz. Umuman olganda, ushbu maqola AI tadqiqotlari va ishlanmalari chegaralarini ilgari surishda takrorlanuvchi tarmoqlarning transformativ ta'sirini yoritadi.*

**Abstract:** *Recurrent neural networks (RNNs) have revolutionized the field of artificial intelligence by enabling machines to process and generate sequential data with unprecedented efficiency. This article provides an in-depth study of*

*RNNs, their architecture, applications, challenges, and recent advances. Due to its ability to retain memory of past data and dynamically adjust its internal state, RNN has played an important role in natural language processing, speech recognition, time series analysis, and many other fields. We discuss RNN variants such as long short-term memory (LSTM) and Gated Recurrent Unit (GRU), which solve the vanishing gradient problem inherent in traditional RNNs. In addition, we explore advanced research in RNNs, such as attentional mechanisms, bidirectional RNNs, and deep discovery methods. Overall, this paper highlights the transformative impact of recurrent networks in pushing the boundaries of AI research and development.*

***Аннотация:** Рекуррентные нейронные сети (RNN) произвели революцию в области искусственного интеллекта, позволив машинам обрабатывать и генерировать последовательные данные с беспрецедентной эффективностью. В этой статье представлено углубленное исследование RNN, их архитектуры, приложений, проблем и последних достижений. Благодаря своей способности сохранять память о прошлых данных и динамически корректировать свое внутреннее состояние, RNN сыграла важную роль в обработке естественного языка, распознавании речи, анализе временных рядов и во многих других областях. Мы обсуждаем варианты RNN, такие как длинная краткосрочная память (LSTM) и GRU, которые решают проблему исчезновения градиента, присущую традиционным RNN. Кроме того, мы изучаем передовые исследования в области RNN, такие как механизмы внимания, двунаправленные RNN и методы глубокого открытия. В целом, в этой статье подчеркивается преобразующее влияние повторяющихся сетей на расширение границ исследований и разработок в области ИИ.*

**Kalit so'zlar:** *Takrorlanuvchi neyron tarmoqlar, sun'iy intellekt, uzoq qisqa muddatli xotira, eshikli takroriy birliklar, ketma-ket ma'lumotlar, tabiiy tilni qayta ishlash, vaqt seriyasi tahlili*

**Keywords:** *Recurrent Neural Networks, Artificial Intelligence, Long Short-Term Memory, Gated Repetitive Units, Serial Data, Natural Language Processing, Time Series Analysis*

**Ключевые слова:** *рекуррентные нейронные сети, искусственный интеллект, долговременная краткосрочная память, вентилируемые повторяющиеся единицы, последовательные данные, обработка естественного языка, анализ временных рядов.*

Sun'iy intellekt (AI) so'nggi yillarda sezilarli yutuqlarga guvoh bo'ldi, bu asosan neyron tarmoqlari arxitekturasidagi yutuqlar bilan bog'liq. RNNlar ketma-ket ma'lumotlar bilan ishlashda ularning ko'p qirraliligi va samaradorligini ko'rsatib, keng doiradagi domenlarda ilovalarni topdilar. Tabiiy tilni qayta ishlashda RNN matn ma'lumotlaridagi kontekstual nuanslarni tushunish orqali mashina tarjimasini, hissiyotlarni tahlil qilishni va chatbotlarni quvvatlaydi. Nutqni aniqlash tizimlari audio ketma-ketliklarni modellashtirish va og'zaki so'zlarni aniq transkripsiya qilish uchun RNN-lardan foydalanadi. Bundan tashqari, RNN vaqt seriyasini prognozlash, moliyaviy bozorlardagi tendentsiyalarni aniqlash, ob-havo sharoitlarini bashorat qilish va sensor ma'lumotlaridagi anomalialarni tan olishda ustunlik qiladi. Ushbu arxitekturalar orasida takroriy neyron tarmoqlari (RNN) ketma-ket ma'lumotlarni modellashtirish qobiliyati bilan ajralib turadi, bu ularni vaqtinchalik bog'liqliklar va ma'lumotlar ketma-ketligi bilan bog'liq vazifalar uchun ajralmas qiladi. Ruxsat etilgan topologiyada kirishlarni qayta ishlaydigan an'anaviy oldinga yo'naltirilgan

neyron tarmoqlardan farqli o'laroq, RNNlar tarmoqqa oldingi qadamdagi chiqishni etkazib berish orqali dinamik xatti-harakatlarni namoyish etadilar. Takroriy neyron tarmoqlari (RNN) o'tmishdagi kirishlar xotirasini saqlab qolishning noyob qobiliyati tufayli ketma-ket ma'lumotlarni qayta ishlashda ustun bo'lgan neyron tarmoq arxitekturalari sinfini ifodalaydi. An'anaviy oldinga yo'naltirilgan neyron tarmoqlardan farqli o'laroq, RNN-lar dinamik vaqtinchalik xatti-harakatlarni namoyish etishga imkon beruvchi qayta aloqa halqalarini o'z ichiga oladi, bu ularni matn, nutq va vaqt seriyalari tahlili kabi ketma-ket ma'lumotlarni o'z ichiga olgan vazifalar uchun ideal qiladi. Ushbu takroriy mexanizm RNN larga ma'lumotlar ketma-ketligidagi naqshlarni olish va kontekstdan xabardor bashorat qilish imkonini beradi.

Takrorlanuvchi neyron tarmoqlar arxitekturasi: RNN ning asosiy arxitekturasi ketma-ketlikda tashkil etilgan o'zaro bog'langan tugunlardan iborat bo'lib, bu erda har bir tugun kirish ketma-ketligidagi vaqt bosqichini ifodalaydi. Har bir vaqt bosqichida tarmoq kirishni oladi, uni oldingi vaqt bosqichidagi ma'lumotlar bilan birga qayta ishlaydi va chiqish hosil qiladi. Ushbu takroriy ulanish RNN-larga hozirgacha ko'rilgan ketma-ket ma'lumotlarning xotirasini saqlashga imkon beradi, bu ularni ma'lumotlar ketma-ketligini qayta ishlashni o'z ichiga olgan vazifalar uchun juda mos keladi. Standart RNN arxitekturasi asosiy muammolaridan biri bu mashg'ulot paytida yo'qolib borayotgan yoki portlovchi gradient muammosi bo'lib, bu tarmoqning uzoq masofali bog'liqliklarni o'rganish qobiliyatiga to'sqinlik qiladi. Ushbu muammoni hal qilish uchun Uzoq qisqa muddatli xotira (LSTM) va Gated Recurrent Units (GRU) kabi ilg'or RNN variantlari ishlab chiqilgan. Ushbu arxitekturalar uzoq muddatli bog'liqliklarni yaxshiroq o'rganishni osonlashtiradigan va yo'qolib borayotgan gradient muammosini engillashtiradigan darvozalar va xotira hujayralari kabi maxsus mexanizmlarni o'z ichiga oladi. RNN ning negizida tarmoq tomonidan qayta ishlangan o'tmish ma'lumotlarining xotirasini saqlaydigan yashirin holatlar tushunchasi yotadi. Rasmiy ravishda,  $\mathbf{X} = (\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_t)$  kirish ketma-ketligini hisobga olgan holda, RNN  $t$  vaqtidagi yashirin holatni  $h_t$  ni joriy kirish  $\mathbf{x}_t$  va

oldingi yashirin holat **ht-1** asosida quyidagi takrorlanuvchi tenglama yordamida hisoblaydi:

$$\mathbf{h}_t = \mathbf{f}(\mathbf{W}_{hx}\mathbf{x}_t + \mathbf{W}_{hh}\mathbf{h}_{t-1} + \mathbf{b}_h)$$

Bu yerda  $f$  - faollashtirish funksiyasi,  $W_{hx}$  va  $W_{hh}$  - og'irlik matritsalarini va  $b_h$  - noto'g'ri atama. RNN ning  $t$  vaqtidagi chiqishi odatda  $h_t$  yashirin holatda softmax funksiyasi yoki boshqa tegishli faollashtirish funksiyasini qo'llash orqali olinadi.

Takroriy neyron tarmoqlarning qo'llanilishi: RNN larning ko'p qirraliligi ularni turli domenlardagi ko'p sonli ilovalar uchun juda mos keladi. Tabiiy tilni qayta ishlashda RNNlar tilni modellashtirish, mashina tarjimai, his-tuyg'ularni tahlil qilish va nomli ob'ektni tanib olish kabi vazifalar uchun qo'llaniladi. Nutqni aniqlash uchun RNNlar audio signallardagi vaqtinchalik bog'liqliklarni modellashtirishi mumkin, bu esa aniqroq transkripsiyalarga olib keladi. RNN tizimida har bir element muhimligini o'ziga o'zlashtirgan RNN noyobliklari, tarkibiy hisobotlarni saqlashimizga imkon beradi. Bu tarmoqlar davom etuvchi tarzda ishlaydi va har bir element uchun oldingi holatning o'zini xotira qiladi, shuningdek, oldingi holat bilan yangi ma'lumotlar kiritadi. Bundan tashqari, RNN tarmoqlari bayon qilingan ma'lumotlar ustida amal bajarishda yuqori ta'sirga ega bo'lgan, chunki ular ma'lumotlarning lokalitativini saqlovchi holatlarni yodda saqlayadi. Bunda, ma'lumotlarning orqaga o'tishiga aloqador o'laylar va suzuvchanlik (gradient vanishing) masalalariga ega bo'lmaydi. Vaqt seriyalarini tahlil qilish RNNning tarixiy ma'lumotlarga asoslangan kelajak qiymatlarini bashorat qilish qobiliyatidan foyda ko'radi, bu ularni moliyaviy prognozlash, ob-havoni bashorat qilish va anomaliyalarni aniqlashda qimmatlidir. Muammolar va yechimlar: Samaradorligiga qaramay, an'anaviy RNNlar yo'qolib borayotgan gradient muammosidan aziyat chekadi, bu erda gradientlar mashg'ulot paytida vaqt o'tishi bilan tarqalib ketadi. Ushbu muammoni yumshatish uchun tadqiqotchilar Uzoq qisqa muddatli xotira (LSTM) va Gated Recurrent Unit (GRU) kabi maxsus RNN arxitekturalarini joriy qildilar. LSTM axborot oqimini

tartibga solish uchun xotira xujayralari va shlyuz mexanizmlarini joriy qiladi, GRU esa arxitekturani kamroq parametrlar bilan soddalashtiradi, shu bilan birga solishtirma ishlashga erishadi.

Takroriy tarmoqlardagi so'nggi yutuqlar: RNNlarda so'nggi tadqiqotlar ularning ishlashi va imkoniyatlarini oshirish uchun ilg'or texnikalarni o'rganib chiqdi. Diqqat mexanizmlari RNN larga kirish ketma-ketligining muayyan qismlariga e'tibor qaratish imkonini beradi, ularning uzoq ketma-ketliklarni samarali qayta ishlash qobiliyatini oshiradi. Ikki tomonlama RNN lar har ikki yo'nalishdagi bog'liqliklarni qo'lga kiritish uchun oldinga va orqaga axborot oqimini birlashtiradi, bu esa ketma-ketlikni yanada kengroq modellashtirish imkonini beradi. Chuqur ochish usullari RNN larning chuqurligini ularni bir necha vaqt bosqichlariga "ochib" kengaytiradi, bu esa takroriy tabiatni saqlab qolgan holda chuqur oldinga uzatish tarmoqlariga o'xshaydi.

**1. Transformator arxitekturasi:** “Diqqat sizga kerak” nomli maqolada taqdim etilgan Transformator arxitekturasi ketma-ketlikni modellashtirish vazifalari uchun an'anaviy RNNlarga mashhur muqobil bo'ldi. Transformatorlar turli xil kirish elementlarining ahamiyatini o'lchash uchun o'z-o'ziga e'tibor berish mexanizmlariga tayanadi, bu ularga RNNlarga qaraganda uzoq masofaga bog'liqliklarni samaraliroq qo'lga kiritish imkonini beradi. Ushbu arxitektura tabiiy tillarni qayta ishlash vazifalarida keng qo'llanilgan va ishlashning sezilarli yaxshilanishiga olib keldi.

**2. Recurrent Neural Architecture Search (RNAS):** RNAS - bu neyron arxitekturasini qidirish texnikasi orqali muayyan vazifalar uchun optimal takrorlanuvchi neyron tarmoq arxitekturasini avtomatik ravishda yaratadigan usul. Muayyan vazifalar uchun RNN arxitekturasini optimallashtirish orqali RNAS turli ilovalarda eng zamonaviy natijalarga erishishda muvaffaqiyat qozondi.

**3. Differentsial neyron kompyuterlar (DNC):** DNClar uzoq ketma-ketliklar bo'yicha ma'lumotlarni saqlash va olish imkonini beruvchi o'qish va

yoziq operatsiyalariga ega xotira modulini o'z ichiga olgan takrorlanuvchi neyron tarmoq turidir. DNC'lar savollarga javob berish va algoritmik vazifalar kabi murakkab xotira boshqaruvini talab qiladigan vazifalarda istiqbolli natijalarni ko'rsatdi.

**4. Recurrent Networks bilan Meta-Learning:** Yaqinda olib borilgan tadqiqotlar meta-ta'lim uchun takroriy neyron tarmoqlardan foydalanishni o'rganib chiqdi, bunda model o'tgan tajribaga asoslangan holda yangi vazifalarga tezda moslashishni o'rganadi. Takroriy tarmoqlar bilan meta-o'rganish bir necha marta o'rganish stsenariylarida istiqbolli natijalarni ko'rsatdi, bu erda modellar oz sonli misollar bo'yicha o'qitiladi.

**5. Samarali RNN variantlari:** Tadqiqotchilar hisoblash xarajatlarini kamaytirish va o'qitish tezligini oshirish uchun takroriy neyron tarmoqlarning yanada samarali variantlarini ishlab chiqish ustida ishlamoqda. Kesish, past darajali faktorizatsiya va kvantlash kabi texnikalar unumdorlikni kamaytirmasdan engil RNN modellarini yaratish uchun o'rganildi.

Takroriy neyron tarmoqlari o'zlarini sun'iy intellektning asosi sifatida ko'rsatdi, bu esa mashinalarga misli ko'rilmagan murakkablik bilan ketma-ketlikni tushunish va yaratish imkonini beradi. Tilni modellashtirishdan vaqt seriyasini prognozlashgacha, RNN AI tizimlari erisha oladigan chegaralarni kengaytirishda davom etmoqda. Tadqiqotchilar takrorlanuvchi tarmoqlarning nozik tomonlarini chuqurroq o'rganib, yangi arxitektura va o'qitish algoritmlarini ishlab chiqar ekan, biz ketma-ket ma'lumotlarga tayanadigan sun'iy intellekt dasturlarida yanada katta yutuqlarni kutishimiz mumkin. RNN larning sayohati inson bilimiga o'xshash tarzda dunyoni anglay oladigan va o'zaro aloqada bo'ladigan aqlli tizimlarga bo'lgan doimiy izlanishdan dalolat beradi. RNN lar, ketma-ket ma'lumotlar bilan ishlashda samarali va ko'p qirrali bo'lib, ko'p sohalarda ishlatiladi. Masalan, tabiiy tilni qayta ishlashda RNN lar matn ma'lumotlaridagi kontekstual nuanslarni tushunish orqali mashina tarjimasini, hissiyotlarni tahlil qilishni va chatbotlarni quvvatlaydi. Nutqni aniqlash tizimlari audio ketma-

ketliklarni modellashtirish va og'zaki so'zlarni aniq transkripsiya qilish uchun RNN lar foydalaniladi. RNN lar uchun muammolar, gradient muammosi va uzun ketma-ketliklar, lekin buni hal qilish uchun uzoq qisqa muddatli xotira (LSTM) va Gated Recurrent Unit (GRU) kabi ilg'or variantlar ishlab chiqilgan. Bu arxitekturalar uzoq muddatli bog'liqliklarni o'rganishni osonlashtiradi va gradient muammosini hal qiladi. Chuqur ochish usullari va ikki tomonlama RNN lar, RNN larining chuqur xususiyatlarni saqlab qolish va ketma-ketlikni kengaytirishda yordam beradi. Maqola RNN lar uchun joriy yutuqlarni va ularning so'nggi yutuqlarini o'rganishga yordam beradi va takrorlanuvchi tarmoqlarning transformativ ta'sirini ko'rsatadi. Bu maqola, RNN larining sun'iy intellekt sohasida qanday o'zgarishlarni keltirishiga doimiy yorqinroq e'tibor qaratadi.

### **FOYDALANILGAN ADABIYOTLAR**

1. Cho, K., Van Merriënboer, B., Bahdanau, D., & Bengio, Y. (2014). On the properties of neural machine translation: Encoder–decoder approaches. arXiv preprint arXiv:1409.1259.
2. Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997). Long short-term memory. *Neural computation*, 9(8), 1735-1780.
3. Chung, J., Gulcehre, C., Cho, K., & Bengio, Y. (2014). Empirical evaluation of gated recurrent neural networks on sequence modeling. arXiv preprint arXiv:1412.3555.
4. Graves, A., Wayne, G., & Danihelka, I. (2014). Neural turing machines. arXiv preprint arXiv:1410.5401.
5. Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., ... & Polosukhin, I. (2017). Attention is all you need. In *Advances in neural information processing systems* (pp. 5998-6008).
6. Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997). Long short-term memory. *Neural computation*, 9(8), 1735-1780.



7. Chung, J., Gulcehre, C., Cho, K., & Bengio, Y. (2014). Empirical evaluation of gated recurrent neural networks on sequence modeling. arXiv preprint arXiv:1412.3555.
8. Cho, K., Van Merriënboer, B., Gulcehre, C., Bahdanau, D., Bougares, F., Schwenk, H., & Bengio, Y. (2014). Learning phrase representations using RNN encoder-decoder for statistical machine translation. arXiv preprint arXiv:1406.1078.
9. Lipton, Z. C., Berkowitz, J., & Elkan, C. (2015). A critical review of recurrent neural networks for sequence learning. arXiv preprint arXiv:1506.00019.
10. Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). Deep Learning (Vol. 1). MIT press Cambridge.
11. Graves, A. (2013). Generating sequences with recurrent neural networks. arXiv preprint arXiv:1308.0850.
12. Tojimamatov, I. (2023). KOMPYUTERNING STATIK VA DINAMIK OPERATIV XOTIRALARI. *Current approaches and new research in modern sciences*, 2(12), 133-139.
13. Tojimamatov, I. (2023). VAKUUM NAYCHALARIDAN KREMNIY CHIPLARIGACHA: KOMPYUTER TEXNIKASI EVOLYUTSIYASINI KUZATISH. *Development and innovations in science*, 2(12), 121-131.
14. Goyibova, G. G., & Tojimamatov, I. N. (2023). ZAMONAVIY KAMPYUTERLARNING DASTURIY TA'MINOTI VA ULARNING RIVOJLANISH TENDENSIYALARI. *Solution of social problems in management and economy*, 2(13), 209-214.
15. Онаркулов, М. К. (2023). ГЛУБОКИЕ НЕЙРОННЫЕ СЕТИ В ЗАДАЧАХ РАСПОЗНАВАНИЯ РЕЧИ. INNOVATIVE DEVELOPMENTS AND RESEARCH IN EDUCATION, 2(18), 248-250.
16. Onarqulov, M., Yaqubjonov, A., & Yusupov, M. (2022). Computer networks and learning from them opportunities to use. Models and methods in modern science, 1(13), 59-62.

17. Karimberdiyevich, O. M., & Mahamadamin o'g'li, Y. A. (2023). BASHORATLI TAHLILLAR UCHUN MASHINALI O'QITISH ALGORITMLARI. QIYOSIY QARASHLAR. THE JOURNAL OF INTEGRATED EDUCATION AND RESEARCH, 130.

18. Karimberdiyevich, O. M., & Axmedovna, X. M. (2023). NEYRONLAR HARAKATINING MATEMATIK MODELI. Finland International Scientific Journal of Education, Social Science & Humanities, 11(1), 515-518.

19. Ибрагимов, Ш. (2023). Реализация цифровизации образования: пути развития и проблемы. *Информатика и инженерные технологии*, 1(2), 273-278.

20. Karimberdiyevich, O. M., Mahamadamin o'g'li, Y. A., & Abdulaziz o'g'li, Y. M. (2023). MASHINALI O'QITISH ALGORITMLARI ASOSIDA BASHORAT QILISH USULLARINI YARATISH. Journal of new century innovations, 22(2), 165-167.

21. Karimberdiyevich, O. M., & Axmedovna, X. M. (2023). MARKAZLASHTIRILMAGAN BOSHQARUV TIZIMLARI UCHUN NEYRON TARMOG 'INI MATEMATIK MODELINI YARATISH. Scientific Impulse, 1(10), 1378-1381.

22. Ibragimov, S. M. (2020). IMPROVING THE EFFECTIVENESS OF TEACHING INFORMATION TECHNOLOGY IN UNIVERSITIES USING THE METHOD OF INDIVIDUALIZATION. *Экономика и социум*, (11), 127-130.

23. Mamirovich, I. S., Revkatovich, I. E., Rustamjon o'g, H. O. K., & Yigitali o'g'li, R. J. (2023). IJTIMOIY TARMOQLARDA BIG DATA TEXNOLOGIYASIDAN FOYDALANISH TAHLILI. "RUSSIAN" *ИННОВАЦИОННЫЕ ПОДХОДЫ В СОВРЕМЕННОЙ НАУКЕ*, 9(1).

24. Tojimatov, I. N., Mamalatipov, O. M., & Karimova, N. A. (2022). SUN'IY NEYRON TARMOQLARINI O'QITISH USULLARI.

25. Tojimatov, I., Mirkomil, M. M., & Saidmurod, S. (2023). BIG DATANING TURLI SOHALARDA QO 'LLANILISHI. ОБРАЗОВАНИЕ НАУКА И ИННОВАЦИОННЫЕ ИДЕИ В МИРЕ, 18(6), 61-65.

26. Tojimatov, I. N., Topvoldiyeva, H., Karimova, N., & Inomova, G. (2023). GRAFIK MA'LUMOTLAR BAZASI. Евразийский журнал технологий и инноваций, 1(4), 75-84.

27. Tojimatov, I. N., Mamalatipov, O., Rahmatjonov, M., & Farhodjonov, S. (2023). NEYRON TARMOQLAR. Наука и инновация, 1(1), 4-12.