

REKURRENT NEYRON TO'RLAR: ARXITEKTURASI, RIVOJLANISHI VA AMALIY QO'LLANILISHI**Tojimamatov Isroil Nurmatovich**

Farg'ona davlat universiteti o'qituvchi

isik80@mail.ru**Asqaraliyeva Gulzoda Murodjon qizi**

Farg'ona davlat universiteti 2-kurs talabasi

aliyevali09701@gmail.com

Anotatsiya: Ushbu maqola rekurrent neyron to'rlar (RNN)ning arxitekturasi, rivojlanishi va qo'llanilishiga bag'ishlangan. Rekurrent to'rlarning tabiiy tilni qayta ishlash (NLP), vaqt qatorlarini bashorat qilish va ovozni tanish sohalarida qanday yutuqlarga erishgani ko'rib chiqiladi. Maqolada RNNlarning oddiy neyron to'rlardan farqlari, LSTM va GRU kabi rivojlangan turlarining ishlash prinsiplari va afzalliklari, shuningdek, rekurrent to'rlarning hozirgi yutuqlari va cheklovlari tahlil qilinadi. Kelajakdagi tadqiqot va rivojlantirish yo'nalishlari hamda sun'iy intellekt sohasidagi rekurrent to'rlarning imkoniyatlari ham muhokama qilinadi.

Kalit so'zlar: Rekurrent neyron to'rlar, RNN, LSTM, GRU, tabiiy tilni qayta ishlash, vaqt qatorlari, ovozni tanish, sun'iy intellekt, mashina o'qitish, neyron to'rlar.

Аннотация: Эта статья посвящена архитектуре, разработке и применению рекуррентных нейронных сетей (RNN). В нем рассматривается, как рекуррентные сети продвинули области обработки естественного языка (NLP), прогнозирования временных рядов и распознавания голоса. В статье анализируются отличия RNN от обычных нейронных сетей, принципы работы и преимущества продвинутых типов, таких как LSTM и GRU, а также текущие достижения и ограничения рекуррентных сетей. Также обсуждаются будущие направления исследований и разработок, а также потенциал рекуррентных сетей в области искусственного интеллекта.

Ключевые слова: Рекуррентные нейронные сети, RNN, LSTM, GRU, обработка естественного языка, временные ряды, распознавание голоса, искусственный интеллект, машинное обучение, нейронные сети.

Annotation: This article focuses on the architecture, development, and applications of recurrent neural networks (RNNs). It examines how recurrent nets have advanced the fields of natural language processing (NLP), time series prediction, and voice recognition. The article analyzes the differences of RNNs from ordinary neural networks, the working principles and advantages of advanced types such as LSTM and GRU, as well as the current achievements and limitations of recurrent networks. Future research and development directions and the potential of recurrent networks in artificial intelligence are also discussed.

Keywords: Recurrent neural networks, RNN, LSTM, GRU, natural language processing, time series, voice recognition, artificial intelligence, machine learning, neural networks

Rekurrent neyron tarmoqlar (RNN) sun'iy intellekt va mashina o'qitish sohasida juda muhim rol o'ynaydi. RNNlar an'anaviy neyron tarmoqlardan farqli ravishda vaqt o'qidagi ketma-ketliklar bilan ishlay oladi, bu esa ularni vaqt bo'yicha bog'liq ma'lumotlarni qayta ishlash uchun ideal qiladi. Oddiy neyron tarmoqlar faqat kirish ma'lumotlari bilan chegaralanib qolsa, rekurrent to'rlar o'z xotirasiga ega bo'lib, oldingi holatlarini saqlab qoladi va keyingi kirish ma'lumotlari bilan birga qayta ishlaydi. Bu xususiyat ularni tilni

qayta ishlash, ovozni tanish va bashorat qilish kabi ko'plab sohalarda qo'llash imkonini beradi.

RNNlarning ahamiyati, ayniqsa, vaqt ketma-ketligi bilan bog'liq muammolarni hal qilishda namoyon bo'ladi. Masalan, tabiiy tilni qayta ishlash (NLP) sohasida rekurrent to'rlar matnning tahlil qilish va tushunishda katta yordam beradi. Ushbu to'rlar matnning ma'nosini tushunish uchun oldingi so'zlar va jummalarni hisobga olib, keyingi so'zlarni aniqlash imkonini beradi. Bu esa tilni tabiiyroq qayta ishlash va tushunishga yordam beradi. Shu bilan birga, rekurrent to'rlar vaqt qatorlarini bashorat qilishda ham keng qo'llaniladi. Masalan, moliyaviy bozorlarning narxlarini bashorat qilishda, meteorologik ma'lumotlarni tahlil qilishda yoki shifoxonadagi bemorlarning ahvolini kuzatishda RNNlar ishlatiladi. Ushbu tarmoqlar vaqt bo'yicha uzluksiz ravishda kelayotgan ma'lumotlarni qayta ishlash orqali aniqlikni oshiradi va samarali bashorat qilish imkonini beradi.

Rekurrent to'rlar sun'iy intellekt va mashina o'qitish sohasidagi muhim yutuqlardan biri bo'lib, ularning kiritilishi va rivojlanishi bu sohada katta inqilob bo'ldi. Ular nafaqat bir vaqtning o'zida kelayotgan ma'lumotlarni qayta ishlash imkonini beradi, balki uzluksiz ravishda ma'lumotlarni o'rganish va ularga moslashish xususiyatiga ega. Bu esa ularni murakkab va o'zgaruvchan muhitlarda ishlashga moslashtiradi. RNNlarning bu kabi xususiyatlari ularni ko'plab amaliy sohalarda, jumladan, tilni qayta ishlash, ovozni tanish, vaqt qatorlarini tahlil qilish va bashorat qilish, shuningdek, boshqaruv va monitoring tizimlarida keng qo'llashga imkon beradi. Bu texnologiyaning ahamiyati va imkoniyatlari uni kelajakdagi tadqiqot va rivojlanish uchun muhim yo'nalishlardan biriga aylantiradi.

Oddiy neyron to'rlar va rekurrent neyron to'rlar (RNN) o'rtasidagi asosiy farq ularning ma'lumotlarni qanday qayta ishlashda yotadi. Oddiy neyron to'rlar kirish ma'lumotlarini qatlamlar orqali uzatib, natijani chiqish qatlamida beradi. Ular har bir kirish ma'lumotini mustaqil ravishda qayta ishlaydi va bu jarayonda vaqt bo'yicha bog'lanish yo'q. Bu esa vaqt ketma-ketligi bilan bog'liq ma'lumotlarni qayta ishlashda cheklovlarga olib keladi. RNNlar esa o'z ichida vaqt o'qidagi ma'lumotlar bilan ishlay oladigan tuzilishga ega. Ular oldingi holatlarni saqlab qolib, keyingi kirish ma'lumotlari bilan birga qayta ishlaydi. Bu xususiyat ularni vaqt bo'yicha bog'liq ma'lumotlarni qayta ishlash uchun mos qiladi.

RNNlarning asosiy komponentlari orasida turlar, og'irliklar va teskari bog'lanishlar muhim o'rin tutadi. Turlar RNNlarning asosi bo'lib, ular vaqt o'qidagi ketma-ket ma'lumotlarni saqlab qolish va qayta ishlash imkonini beradi. Og'irliklar esa neyron tarmoqlarning o'rganish qobiliyatini belgilaydi. RNNlarda og'irliklar bir qatlamdan ikkinchisiga uzatiladi va ular tarmoqlarni o'qitish jarayonida yangilanadi. Teskari bog'lanishlar esa RNNlarning asosiy xususiyatlaridan biridir. Ular oldingi holatlarning natijalarini hozirgi kirish ma'lumotlariga qo'shish orqali ma'lumotlarni qayta ishlaydi. Bu xususiyat RNNlarga vaqt o'qidagi bog'liqliklarni o'rganish va tahlil qilish imkonini beradi.

Vanil RNNlar oddiy va eng asosiy rekurrent to'rlar hisoblanadi. Ular vaqt ketma-ketligi bilan ishlash uchun asosiy arxitekturani taqdim etadi. Vanil RNNlarda har bir qadamda oldingi holatning natijasi keyingi qadamga uzatiladi. Bu oddiy arxitektura ularni ko'plab asosiy muammolarni hal qilishda foydali qiladi, lekin ularning ba'zi cheklovlari ham bor. Eng katta cheklovlardan biri bu uzoq muddatli bog'lanishlarni o'rganishdagi qiyinchilikdir. Vanil RNNlar uzun ketma-ketliklar bilan ishlaganda gradientlar yo'qolishi yoki portlashiga duch kelishi mumkin. Bu esa ularning o'qitish samaradorligini pasaytiradi va uzoq muddatli bog'lanishlarni o'rganishni qiyinlashtiradi.

Vanil RNNlarning bu cheklovlarni bartaraf etish uchun vaqt o'tishi bilan yangi turdagi rekurrent to'rlar ishlab chiqildi. Uzun muddatli xotira (LSTM) va Gated Recurrent Unit (GRU) kabi modellarning kiritilishi ushbu muammolarni hal qilishga qaratilgan. LSTM va GRU tarmoqlari uzoq muddatli bog'lanishlarni o'rganish va saqlab qolish uchun maxsus tuzilmalarga ega. Bu tuzilmalar gradientlarning yo'qolishi yoki portlashini oldini olish

orqali uzoq muddatli xotirani samarali tarzda boshqarish imkonini beradi. Shunday qilib, RNNlarning arxitekturasi va turlari ularning ishlash qobiliyatini belgilaydi va ularni turli xil amaliy sohalarda muvaffaqiyatli qo'llash imkonini beradi.

Rekurrent neyron to'rlarning rivojlanishi ularning asosiy cheklovlarini bartaraf etish va yanada samarali modellar yaratishga qaratilgan edi. Vanil RNNlar uzoq muddatli bog'lanishlarni o'rganishda muammolarga duch kelganligi sababli, uzun muddatli xotira (LSTM) va Gated Recurrent Unit (GRU) kabi yangi tarmoqlar kiritildi. Ushbu tarmoqlar uzoq muddatli bog'lanishlarni saqlab qolish va samarali o'rganish uchun maxsus tuzilmalarga ega.

Uzun muddatli xotira (LSTM) tarmoqlari 1997 yilda Sepp Hochreiter va Jurgen Schmidhuber tomonidan taklif qilingan. LSTMning asosiy g'oyasi vaqt davomida ma'lumotlarni saqlab qolish va uzatishni boshqarish uchun maxsus xotira hujayralaridan foydalanishdir. LSTMda har bir xotira hujayrasi uchta asosiy eshik mexanizmini o'z ichiga oladi: kirish eshigi, chiqarish eshigi va unutish eshigi. Kirish eshigi yangi ma'lumotlarning hujayraga kirishini boshqaradi, chiqarish eshigi esa hujayradan chiqadigan ma'lumotlarni boshqaradi. Unutish eshigi esa eski ma'lumotlarni saqlab qolish yoki unutilishini boshqaradi. Ushbu mexanizmlar LSTMga uzoq muddatli bog'lanishlarni saqlab qolish va kerakli paytda eslash imkonini beradi. LSTM tarmoqlari gradientlarning yo'qolishi yoki portlashini oldini olish orqali uzoq muddatli xotirani samarali boshqaradi va vaqt ketma-ketliklaridagi murakkab bog'lanishlarni o'rganishga yordam beradi.

Gated Recurrent Unit (GRU) tarmoqlari 2014 yilda Kyunghyun Cho va boshqalar tomonidan taklif qilingan. GRUlar LSTM tarmoqlariga o'xshash, lekin ularning tuzilishi biroz soddalashtirilgan. GRUlarda faqat ikkita eshik mexanizmi mavjud: yangilash eshigi va reset eshigi. Yangilash eshigi yangi ma'lumotlarni qabul qilish va eski ma'lumotlarni yangilashni boshqaradi, reset eshigi esa hujayraning holatini noldan boshlashni boshqaradi. Ushbu mexanizmlar GRUning oddiyroq va samaraliroq bo'lishini ta'minlaydi. GRUlar ham gradientlarning yo'qolishi yoki portlashini oldini olishda samarali bo'lib, uzoq muddatli bog'lanishlarni o'rganishda yaxshi natijalar ko'rsatadi.

LSTM va GRU tarmoqlarining asosiy afzalliklari ularning uzoq muddatli bog'lanishlarni saqlab qolish va samarali o'rganish qobiliyatidir. LSTM tarmoqlaridagi uchta eshik mexanizmi va GRU tarmoqlaridagi ikkita eshik mexanizmi bu tarmoqlarga ma'lumotlarni aniq boshqarish va uzatish imkonini beradi. Bu esa vaqt ketma-ketliklaridagi murakkab bog'lanishlarni samarali o'rganishga yordam beradi. LSTM va GRU tarmoqlari vaqt qatorlarini tahlil qilish, tabiiy tilni qayta ishlash, ovozni tanish va boshqa ko'plab amaliy sohalarda muvaffaqiyatli qo'llaniladi. Ularning ishlash prinsiplari va afzalliklari ularni rekurrent neyron to'rlarning rivojlanishida muhim qadamlar qilib qo'ygan. Bu tarmoqlar yordamida vaqt ketma-ketliklaridagi murakkab bog'lanishlarni o'rganish va ulardan foydalangan holda turli xil muammolarni hal qilish imkoniyatlari kengaygan. Shunday qilib, LSTM va GRU tarmoqlari rekurrent neyron to'rlarning rivojlanishida muhim rol o'ynagan va ularning kiritilishi sun'iy intellekt sohasida katta yutuqlarga olib kelgan.

Rekurrent neyron to'rlarning qo'llanilishi ko'plab sohalarda, ayniqsa tabiiy tilni qayta ishlash (NLP), vaqt qatorlarini bashorat qilish va ovozni tanish va ishlab chiqarishda katta ahamiyat kasb etadi. NLP sohasida RNNlar matn va til bilan bog'liq murakkab vazifalarni bajarishda keng qo'llaniladi. Matnni tushunish va qayta ishlashda RNNlar matnning oldingi qismlarini hisobga olib, keyingi so'zlarni aniqlash imkonini beradi. Bu, ayniqsa, mashina tarjima, chat botlar, avtomatik javob tizimlari va sentiment tahlili kabi vazifalarda juda foydali. Masalan, mashina tarjimada RNNlar kirish matnini o'qib, tarjima jarayonida kontekstni saqlab qoladi va har bir so'zni kontekstga mos ravishda tarjima qiladi. Shuningdek, RNNlar sentiment tahlilida matnning umumiy kayfiyatini aniqlashda yordam beradi, bu esa mijozlarning fikr-mulohazalarini tahlil qilishda muhimdir.

Vaqt qatorlarini bashorat qilish va tahlil qilishda RNNlar juda samarali. Ular vaqt o'qidagi ma'lumotlarni qayta ishlash va kelajakdagi qiymatlarni bashorat qilishda keng qo'llaniladi. Masalan, moliyaviy bozorlarni tahlil qilishda RNNlar o'tgan ma'lumotlarni o'rganib, kelajakdagi narxlarni bashorat qiladi. Bu esa investorlar va treyderlar uchun muhim qarorlarni qabul qilishda yordam beradi. Meteorologik ma'lumotlarni tahlil qilishda ham RNNlar ob-havo prognozlarini aniqlashda yordam beradi. Ular oldingi ob-havo ma'lumotlarini hisobga olib, kelajakdagi ob-havo sharoitlarini bashorat qiladi. Shuningdek, tibbiyot sohasida RNNlar bemorlarning sog'liq holatini kuzatishda va kelajakdagi sog'liq muammolarini bashorat qilishda qo'llaniladi. Masalan, yurak urishi ritmini tahlil qilishda RNNlar bemorning yurak urishi ketma-ketliklarini o'rganib, kelajakda yuzaga kelishi mumkin bo'lgan yurak muammolarini oldindan aniqlashga yordam beradi.

Ovozni tanish va ishlab chiqarishda ham rekurrent neyron to'rlar keng qo'llaniladi. RNNlar ovoz signallarini ketma-ketlik sifatida qayta ishlaydi va ushbu ketma-ketliklardan foydalangan holda ovozni aniqlaydi va ishlab chiqaradi. Ovozni tanish tizimlari, masalan, Siri, Google Assistant va Alexa kabi ovozli yordamchilarda RNNlar matnni aniqlash va ovoz buyruqlarini qayta ishlash uchun ishlatiladi. Ushbu tizimlar foydalanuvchining ovozini o'qib, matnni tahlil qiladi va tegishli javob beradi. Shuningdek, RNNlar ovozni ishlab chiqarish jarayonida ham qo'llaniladi. Masalan, tabiiy ovozli chatbotlar yoki ovozli tarjima tizimlari RNNlardan foydalanib, matnni ovozga aylantiradi. Ushbu tizimlar oldingi ovoz signalini hisobga olib, keyingi ovozni ishlab chiqaradi va tabiiy ovoz hosil qiladi.

Umuman olganda, rekurrent neyron to'rlar tabiiy tilni qayta ishlash, vaqt qatorlarini bashorat qilish va ovozni tanish va ishlab chiqarishda juda muhim rol o'ynaydi. Ularning vaqt ketma-ketliklarini qayta ishlash qobiliyati va oldingi holatlarni hisobga olish xususiyati ularni ko'plab sohalarda muvaffaqiyatli qo'llash imkonini beradi. Ushbu texnologiyalar yordamida inson hayotini yengillashtiruvchi va samaradorligini oshiruvchi ko'plab amaliy dasturlar va tizimlar yaratilmoqda. Rekurrent neyron to'rlarning rivojlanishi va qo'llanilishi sun'iy intellekt sohasida yangi imkoniyatlar va yechimlarni taqdim etmoqda. Rekurrent neyron to'rlarning hozirgi yutuqlari va cheklovlari ularning sun'iy intellekt sohasida qanday rol o'ynashini va kelajakda qanday yo'nalishlar bo'yicha rivojlanishini aniqlashda muhim ahamiyatga ega. Hozirgi kunda rekurrent to'rlar tabiiy tilni qayta ishlash, ovozni tanish, vaqt qatorlarini bashorat qilish kabi ko'plab sohalarda katta yutuqlarga erishdi. RNNlar yordamida yaratilgan tizimlar, masalan, ovozli yordamchilar, mashina tarjima dasturlari va moliyaviy bozorlarni tahlil qilish vositalari kundalik hayotda keng qo'llanilmoqda. Bu tizimlar yuqori darajada aniqlik va samaradorlikka ega bo'lib, foydalanuvchilarning ehtiyojlarini qondirishda katta yordam bermoqda.

Biroq, rekurrent to'rlarning ba'zi cheklovlari ham mavjud. Vanil RNNlar uzoq muddatli bog'lanishlarni o'rganishda qiyinchiliklarga duch keladi, chunki gradientlar yo'qolishi yoki portlashi mumkin. Bu muammo LSTM va GRU kabi rivojlangan rekurrent to'rlar yordamida qisman hal qilingan bo'lsa-da, bu texnologiyalar ham o'z cheklovariga ega. Masalan, LSTM va GRUlar murakkab va ko'p hisoblash quvvatini talab qiladi, bu esa ularning katta hajmdagi ma'lumotlar bilan ishlashda samaradorligini pasaytiradi. Shuningdek, RNNlar o'qitish jarayonida ko'p vaqt va resurslarni talab qiladi, bu esa ularning amaliy qo'llanishi va keng tarqalishini cheklaydi.

Kelajakda rivojlantirish va tadqiq qilish yo'nalishlari rekurrent to'rlarning samaradorligini oshirishga qaratilgan. Birinchidan, yangi va samaraliroq arxitekturalarni ishlab chiqish zarur. Transformerlar kabi yangi texnologiyalar RNNlarning ba'zi cheklovarini bartaraf etishga yordam beradi. Transformerlarda parallel qayta ishlash imkoniyati mavjud bo'lib, bu ularga katta hajmdagi ma'lumotlarni tez va samarali qayta ishlash imkonini beradi. Ikkinchidan, RNNlarning o'qitish jarayonini optimallashtirish va resurslar talabini kamaytirish ustida ish olib borish lozim. Bu esa ulardan keng ko'lamda foydalanish

imkonini beradi. Shuningdek, rekurrent to'rlarni o'rganishda yangi yondashuvlarni tadqiq qilish, masalan, biologik neyron tarmoqlardan ilhomlangan arxitekturalarni ishlab chiqish ham muhim yo'nalishlardan biri bo'lishi mumkin.

Rekurrent to'rlarning sun'iy intellekt sohasidagi kelajakdagi imkoniyatlari juda keng. Ular yordamida tabiiy tilni tushunish va qayta ishlashda yanada samarali tizimlar yaratish mumkin. Masalan, til tarjimasini, ovozli yordamchilar va avtomatik javob tizimlari yanada rivojlanib, insonlar bilan tabiiyroq muloqot qilish imkoniyatini beradi. Shuningdek, vaqt qatorlarini bashorat qilishda ham RNNlar yordamida yangi va samarali yechimlar yaratiladi. Bu esa moliyaviy bozorlarni bashorat qilish, meteorologik prognozlarni aniqlash va tibbiyot sohasida kasalliklarni oldindan aniqlash kabi vazifalarda katta yordam beradi. Ovozni tanish va ishlab chiqarishda ham RNNlar yordamida yangi texnologiyalar va tizimlar ishlab chiqilishi mumkin. Bu esa ovozli yordamchilar, ovozli tarjima tizimlari va tabiiy ovozli chatbotlar kabi amaliy dasturlarning yanada rivojlanishiga olib keladi.

Umuman olganda, rekurrent to'rlarning hozirgi yutuqlari va kelajakdagi imkoniyatlari ularning sun'iy intellekt sohasida muhim rol o'ynashini ko'rsatadi. Ularning rivojlanishi va qo'llanilishi bilan inson hayotini yengillashtiruvchi va samaradorligini oshiruvchi ko'plab yangi texnologiyalar yaratilmoqda. Kelajakda rekurrent to'rlarning yanada rivojlanishi va keng qo'llanilishi bu sohada yangi imkoniyatlarni ochadi va sun'iy intellektning samaradorligini yanada oshiradi.

Foydalanilgan adabiyotlar

1. Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997). Long Short-Term Memory. *Neural Computation*, 9(8), 1735-1780.
2. 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*.
3. Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep Learning*. MIT Press.
4. Graves, A., Mohamed, A.-r., & Hinton, G. (2013). Speech Recognition with Deep Recurrent Neural Networks. In 2013 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing.
5. Lipton, Z. C., Berkowitz, J., & Elkan, C. (2015). A Critical Review of Recurrent Neural Networks for Sequence Learning. *arXiv preprint arXiv:1506.00019*.
6. Sutskever, I., Vinyals, O., & Le, Q. V. (2014). Sequence to Sequence Learning with Neural Networks. *arXiv preprint arXiv:1409.3215*.
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. Mikolov, T., Karafiát, M., Burget, L., Cernocký, J., & Khudanpur, S. (2010). Recurrent Neural Network Based Language Model. In INTERSPEECH.
9. Bahdanau, D., Cho, K., & Bengio, Y. (2014). Neural Machine Translation by Jointly Learning to Align and Translate. *arXiv preprint arXiv:1409.0473*.
10. Greff, K., Srivastava, R. K., Koutník, J., Steunebrink, B. R., & Schmidhuber, J. (2016). LSTM: A Search Space Odyssey. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 28(10), 2222-2232.
11. Olah, C. (2015). Understanding LSTM Networks. <http://colah.github.io/posts/2015-08-Understanding-LSTMs/>
12. 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*.
13. Karpathy, A., & Fei-Fei, L. (2015). Deep Visual-Semantic Alignments for Generating Image Descriptions. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*.