

**KOXONEN O‘Z-O‘ZINI TASHKIL ETUVCHI NEYRON TARMOQLARI:
PRINSIPLAR, AMALIY QO‘LLANILISHI VA KELAJAKDAGI ISTIQBOLLAR**

Tojimatov Isroil Nurmatovich

Farg‘ona davlat universiteti o‘qituvchi
isik80@mail.ru

Abdullajonov Xudoyor Hakimjonovich

Farg‘ona davlat universiteti 2-kurs talabasi
abdullajonovxudoyorxan0307@gmail.com

Annotatsiya: Ushbu maqola Koxonen o‘z-o‘zini tashkil etuvchi neyron tarmoqlari (SOM) haqida to‘liq ma‘lumot beradi. Maqolada SOM'larning asosiy tuzilishi, ishlash prinsiplari, amaliy qo‘llanilishi, dasturiy ta‘minotlari va kelajakdagi istiqbollarga to‘xtalib o‘tiladi. Shuningdek, bu tarmoqlarning ma‘lumotlarni vizualizatsiya qilish, raqamli tasvirlarni qayta ishlash va kategorizatsiya qilish kabi sohalaridagi qo‘llanilishi batafsil yoritilgan. Maqola, SOM'larning neyron tarmoqlar orasidagi o‘rni va ahamiyatini chuqur tahlil qilish bilan birga, bu tarmoqlarning kelajakdagi rivojlanish yo‘nalishlari haqida ham fikr yuritadi.

Kalit so‘zlar: Koxonen tarmoqlari, o‘z-o‘zini tashkil etuvchi xaritalar, neyron tarmoqlari, ma‘lumotlar vizualizatsiyasi, raqamli tasvir ishlash, sun‘iy intellekt, dasturiy ta‘minot, ma‘lumotlar tahlili.

Annotation: This article provides a comprehensive overview of Kohonen's Self-Organizing Neural Networks (SOMs). The article discusses the basic structure, working principles, practical application, software and future prospects of SOMs. Applications of these networks in areas such as data visualization, digital image processing, and categorization are also covered in detail. The article, along with an in-depth analysis of the role and importance of SOMs among neural networks, also reflects on the future directions of development of these networks.

Keywords: Convolutional networks, self-organizing maps, neural networks, data visualization, digital image processing, artificial intelligence, software, data analysis.

Аннотация: В этой статье представлен подробный обзор самоорганизующихся нейронных сетей Кохонена (SOM). В статье рассматриваются базовая структура, принципы работы, практическое применение, программное обеспечение и перспективы SOM. Также подробно рассматриваются применения этих сетей в таких областях, как визуализация данных, цифровая обработка изображений и категоризация. В статье, наряду с углубленным анализом роли и значения SOM среди нейронных сетей, также размышляются о будущих направлениях развития этих сетей.

Ключевые слова: Сверточные сети, самоорганизующиеся карты, нейронные сети, визуализация данных, цифровая обработка изображений, искусственный интеллект, программное обеспечение, анализ данных.

Sun'iy intellekt (SI) sohasi, keng ma'noda, odamlarning intellektual faoliyatini taqlid qiluvchi dasturiy va texnik vositalarni o'z ichiga oladi. Bu soha kompyuter fanlari, psixologiya, lingvistika va boshqa ko'plab fanlar bilan chambarchas bog'liq. SI'ning asosiy maqsadi bu masalalarni hal qilishda inson o'ylash jarayonini model qilish orqali kompyuterlarni yanada aqlli qilishdir. Neyron tarmoqlari bu maqsadlarga erishishda asosiy

vositalardan biri hisoblanadi. Ular, asosan, miya neyronlarining ishlash prinsiplaridan ilhomlanib yaratilgan matematik model va algoritmlar to'plamidir. Neyron tarmoqlari orqali kompyuterlar o'rganish, xulosa yuritish va murakkab datalarni tahlil qilish kabi insoniy qobiliyatlarni takrorlay oladi.

Koxonen o'z-o'zini tashkil etuvchi neyron tarmoqlari (Kohonen SOM) bu neyron tarmoqlarining maxsus turi bo'lib, ular o'zgaruvchan kirish signaliga javoban tarmoqning ichki strukturasi o'z-o'zidan tashkil qilish qobiliyatiga ega. Bu tarmoqlar Finn olimi Teuvo Kohonen tomonidan 1980-yillarda taklif qilingan bo'lib, ular asosan o'zgaruvchan ma'lumotlarni turlarga ajratish va vizualizatsiya qilish uchun ishlatiladi. SOM'lar o'ziga xos xususiyatga ega: ular kirish ma'lumotlarini topologik tartiblangan xaritaga aylantira oladi, ya'ni ma'lumotlar orasidagi munosabatlar xarita ko'rinishida saqlanib qoladi. Bu xususiyat ularni raqamli tasvirni qayta ishlash, moliyaviy tahlil va biologik ma'lumotlar bilan ishlash kabi ko'plab ilovalarda qo'llash imkonini beradi.

Koxonen tarmoqlarining asosiy afzalligi shundaki, ular murakkab va ko'p o'lchovli ma'lumotlarni oddiyroq va tushunarliroq shakllarga o'tkaza oladi. Buning natijasida, dasturchilar va tadqiqotchilar ma'lumotlar orasidagi yashirin naqshlarni va bog'liqliklarni osonroq aniqlay oladilar. Shuningdek, SOM tarmoqlarining o'rganish jarayoni nazorat qilinmaydi, ya'ni ular oldindan belgilangan toifalar yoki yorliqlar bilan ta'minlanmaydi. Bu ularni yangi va noaniq ma'lumot to'plamlari bilan ishlashda juda samarali qiladi.

Koxonen tarmoqlari, shuningdek, sun'iy intellekt sohasidagi ilmiy tadqiqotlar va amaliy dasturlar uchun yangi yo'llarni ochib berdi. Ularning noyob xususiyatlari tufayli, bu tarmoqlar turli xil dasturlar uchun moslashtirilishi mumkin, masalan, sanoatda avtomatlashtirilgan nazorat tizimlari, telekommunikatsiyada trafikni boshqarish tizimlari, va sog'liqni saqlashda diagnostika tizimlari kabi. Koxonen tarmoqlari shu bilan birga, neyron tarmoqlarining qanday ishlashini yaxshiroq tushunish uchun keng qo'llaniladigan tajriba maydoni hisoblanadi. Ular sun'iy intellektning qanday qilib yanada samarali va aqlli bo'lishi mumkinligini o'rganishda muhim rol o'ynaydi.

Koxonen o'z-o'zini tashkil etuvchi neyron tarmoqlari neyron tarmoqlarining rivojlanishida muhim qadam bo'lib, ularning ilmiy va amaliy qo'llanilishi sun'iy intellekt sohasidagi ko'plab muammolarni hal qilishda yordam beradi. Ushbu tarmoqlar sun'iy intellektning kelajagini shakllantirishda davom etmoqda va ularning ahamiyati va ta'siri shubhasiz ortib boraveradi.

Koxonen o'z-o'zini tashkil etuvchi neyron tarmoqlari (Kohonen Self-Organizing Maps, SOM) sun'iy intellektning neyron tarmoqlari sohasida noyob bir tizim bo'lib, ularning asosiy vazifasi ko'p o'lchamli ma'lumotlarni pastroq o'lchamli (ko'pincha ikki o'lchamli) topologik tartiblangan xaritaga o'tkazishdir. Bu jarayon nafaqat ma'lumotlarni tushunarliroq qiladi, balki ular orasidagi mohiyatli bog'liqliklarni ham saqlab qoladi. SOM'ning asosiy afzalligi shundaki, u murakkab ma'lumot tuzilmalarini vizual ravishda tasvirlash imkonini beradi, bu esa tadqiqotchilar va analitiklar uchun ma'lumotlarni osonroq tahlil qilish va ular orasidagi yashirin naqshlarni aniqlash imkonini yaratadi.

Koxonen tarmoqlarining tuzilishi asosan ikki qismdan iborat: kirish qismi va xarita qismi. Kirish qismi, odatda, ko'p sonli kirish neyronlaridan iborat bo'lib, har bir neyron ma'lumot bir ma'lumot o'lchamini qabul qiladi. Xarita qismi esa o'zaro bog'langan neyronlar to'plamidan iborat bo'lib, har bir neyron ma'lumot bir xarita nuqtasini ifodalaydi va bu neyronlar o'zaro jismoniy "qo'shnilik" munosabatlariga ega. Neyronlar o'rtasidagi

bog'lanishlar o'zgaruvchan bo'lib, ularning og'irligi o'rganish jarayoni davomida yangilanib boradi.

O'z-o'zini tashkil etuvchi jarayon Kohonen qoidasi asosida amalga oshiriladi, bu qoida neyronlarning og'irligini yangilash uchun ishlatiladigan matematik modelni taqdim etadi. Jarayon quyidagicha kechadi: kirish ma'lumotlari tarmoqqa berilganda, har bir xarita neyroni uchun kirish vektori bilan o'z og'irligi vektori o'rtasidagi masofa hisoblanadi. Eng kichik masofaga ega neyron g'olib deb topiladi va bu neyron "faol" holatga o'tadi. Keyin, g'olib neyron va uning qo'shni neyronlarning og'irligi, kirish ma'lumotlariga yaqinlashish yo'nalishida yangilanadi. Bu yangilanish, tarmoqning o'z-o'zini tashkil etishini ta'minlaydi, chunki neyronlar o'zlarining fizik joylashuviga qarab kirish ma'lumotlarini turli xil tarzda ifodalashni o'rganadilar.

Matematik jihatdan, SOM algoritmi neyronlarning og'irligi vektorlarini tuzatish uchun ishlatiladigan formula bilan ifodalanadi. Bu formula odatda Euclidean masofasini minimallashtirishga asoslangan bo'lib, u neyronlarning kirish ma'lumotlariga qanchalik yaqinligini aniqlaydi. Yangilanish tezligi, ya'ni og'irligi qanchalik tez o'zgarishini belgilaydigan "o'rganish tezligi" va "qo'shnilik funksiyasi" bu jarayonda muhim o'rin tutadi. Qo'shnilik funksiyasi, g'olib neyron atrofidagi neyronlarni qanchalik katta doirada jalb qilishini belgilaydi va vaqt o'tishi bilan bu radius kamayib boradi, bu esa tarmoqning nozik sozlanishini ta'minlaydi.

Koxonen tarmoqlarining o'rganish jarayoni bir nechta bosqichlardan iborat bo'lib, avvaliga tez o'zgaruvchan, keyinroq esa asta-sekin nozik sozlanish bosqichiga o'tadi. Bu bosqichlar davomida tarmoqning "xotirasi" kuchaytiriladi, ya'ni u turli xil kirish ma'lumotlariga qarab o'zini qayta tashkil qilish qobiliyatini rivojlantiradi. Natijada, SOM tarmoqlari o'zlariga berilgan ma'lumotlarni samarali tarzda xaritalaydi va bu ma'lumotlar orasidagi mohiyatli bog'liqliklarni saqlab qoladi, bu esa ularni keng qo'llash imkoniyatini beradi.

Koxonen o'z-o'zini tashkil etuvchi neyron tarmoqlari (SOM)ning amaliy qo'llanilishi juda keng va turli xil sohalarda foydalaniladi, bu esa ularning moslashuvchanligini va ko'p qirraliligini ko'rsatadi. Ayniqsa, ma'lumotlarni vizualizatsiya qilish va raqamli tasvirlarni qayta ishlash kabi sohalarda ularning qo'llanilishi alohida ahamiyatga ega.

Ma'lumotlarni vizualizatsiya qilishda SOM tarmoqlari o'zining topologik xususiyatlari tufayli katta ahamiyatga ega. Ma'lumotlar tahlili va ularning vizual tasvirlanishi, ma'lumotlarni o'rganish va ulardan xulosa chiqarishda muhim rol o'ynaydi. Masalan, katta hajmdagi ma'lumotlar to'plamini tahlil qilishda, SOM yordamida bu ma'lumotlar ikki o'lchamli xaritagga aks ettirilishi mumkin, bu esa ulardagi asosiy naqshlarni va bog'liqliklarni osonroq ko'rish imkonini beradi. Shuningdek, bu tarmoqlar turli xil ma'lumotlarni qayta ishlashda, jumladan, mijozlar xulq-atvorini tahlil qilish, moliyaviy operatsiyalarni boshqarish va hatto iqlim o'zgarishlarini kuzatishda ham qo'llaniladi.

Raqamli tasvirlarni qayta ishlash sohasida esa, SOM'lar tasvirlarni kategorizatsiya qilish va ularni sifatini yaxshilashda qo'llaniladi. Raqamli tasvirlar bilan ishlashda, SOM yordamida tasvirlardagi asosiy ranglar aniqlanishi va shu asosda tasvirning yangi, optimallashtirilgan versiyasi yaratilishi mumkin. Bu jarayon, masalan, tasvirni saqlash uchun zarur bo'lgan ma'lumot hajmini qisqartirishda foydali bo'lib, bu tasvirlarni internet orqali tezroq yuklab olish imkonini beradi. Shuningdek, SOM'lar yordamida tasvirlarni avtomatik tarzda kategorizatsiyalash mumkin, bu esa katta hajmdagi tasvir arxivlarini tashkil etish va ulardan kerakli ma'lumotlarni tez topish imkonini beradi.

Bundan tashqari, SOM tarmoqlari biologik va tibbiyot sohaslarida ham qo'llaniladi. Masalan, genetik ma'lumotlarni tahlil qilishda, SOM yordamida turli xil genetik ifodalanishlar guruhlariga ajratiladi, bu esa olimlarga turli xil kasalliklar yoki genetik xususiyatlar orasidagi bog'liqliklarni o'rganishda yordam beradi. Tibbiyot sohasida esa, SOM'lar rasm asosida tashxis qo'yishda qo'llaniladi, masalan, rentgen tasvirlari yordamida o'pka yoki boshqa a'zolarining kasalliklarini aniqlash mumkin.

Koxonen o'z-o'zini tashkil etuvchi neyron tarmoqlarining amaliy qo'llanilishi juda keng va turli xil sohalarni qamrab oladi. Ular nafaqat ma'lumotlarni tahlil qilish va tasvirlashda, balki aniq va samarali xulosa chiqarishda ham muhim ahamiyatga ega. Ushbu tarmoqlar tufayli murakkab va ko'p o'lchamli ma'lumotlar tahlili ancha oson va samarali amalga oshiriladi, bu esa o'z navbatida qaror qabul qilish jarayonini tezlashtiradi va yaxshilaydi.

Koxonen o'z-o'zini tashkil etuvchi neyron tarmoqlari (SOM) sohasida dasturiy ta'minot va kutubxonalar juda muhim rol o'ynaydi, chunki ular tarmoqlarni samarali va qulay tarzda amalga oshirish uchun zarur vositalarni ta'minlaydi. SOM'lar uchun ishlatiladigan dasturiy ta'minotlarni tanlashda foydalanuvchining ehtiyojlari va tajribasi muhim o'rin tutadi. SOM uchun mo'ljallangan mashhur dasturiy ta'minotlar orasida Python dasturlash tilidagi "MiniSom", "SimpSOM", "SOMPY" kabi kutubxonalar mavjud. Bu kutubxonalar keng qo'llaniladi, chunki Python dasturlash tili ilmiy hisoblashlar va ma'lumotlar tahlili uchun juda mos keladi va keng jamoatchilik tomonidan qo'llab-quvvatlanadi.

"MiniSom" Python kutubxonasi SOM'larni tez va oson yaratish uchun mo'ljallangan bo'lib, u foydalanuvchiga tarmoq parametrlarini sozlashda keng imkoniyatlar yaratadi. Bu kutubxona, ayniqsa, o'rganish va sinov jarayonlarini tahlil qilishda juda qulay. "SimpSOM" esa, grafik interfeys orqali tarmoqni vizual ravishda ko'rsatib berish imkoniyatiga ega bo'lib, bu tarmoqning qanday ishlashini yaxshiroq tushunishga yordam beradi. "SOMPY" nisbatan murakkabroq kutubxona bo'lib, katta ma'lumot to'plamlarini qayta ishlashda samarali ishlaydi.

Koxonen tarmoqlarini amaliyotga tatbiq etishda duch keladigan muammolardan biri bu tarmoq arxitekturasini va parametrlarini to'g'ri tanlashdir. Tarmoqning o'lchami va o'rganish tezligi kabi parametrlar natijaga katta ta'sir ko'rsatadi va ularni har bir alohida vazifa uchun moslashuvchan tarzda sozlash kerak bo'ladi. Bundan tashqari, SOM'larni o'qitish jarayonida ma'lumotlarning sifati ham muhim rol o'ynaydi. Noto'g'ri yoki yetarlicha toza bo'lmagan ma'lumotlar tarmoqning noto'g'ri yoki noaniq xaritalashiga olib kelishi mumkin.

Shuningdek, SOM'lar yordamida olingan natijalarni interpretatsiya qilish ham o'ziga xos qiyinchiliklarni keltirib chiqaradi. Neyron tarmoqlari ko'pincha "qora quti" sifatida qaraladi, chunki ularning ichki ishlash prinsiplari tashqi kuzatuvchilar uchun ko'pincha noaniq bo'ladi. Natijalarni to'g'ri tushunish va ularni amaliy qarorlarga aylantirish uchun tajribali analitiklar va soha mutaxassislari bilan hamkorlik zarur.

Ushbu muammolarni hal etishning bir yo'li sifatli dasturiy ta'minotdan foydalanish va tajriba o'tkazish jarayonida tarmoq parametrlarini muntazam ravishda optimallashtirib borishdan iborat. Tarmoq arxitekturasini va parametrlarini sozlash uchun avtomatlashtirilgan usullardan foydalanish, masalan, grid search yoki random search kabi optimallashtirish algoritmlaridan foydalanish mumkin. Bundan tashqari, ma'lumotlarni tozalash va oldindan ishlash bosqichlariga alohida e'tibor berish, tarmoqning aniqroq va ishonchliroq natijalar berishini ta'minlaydi. Natijalarni tushunish va ularni amaliyotga

tabiiq etishda esa, vizualizatsiya vositalari va soha mutaxassisleri bilan yaqin hamkorlik qilish tavsiya etiladi.

Koxonen o'z-o'zini tashkil etuvchi neyron tarmoqlari (SOM) so'nggi o'n yilliklarda sun'iy intellekt va ma'lumotlar tahlili sohasida muhim o'rin egalladi. Ular murakkab ma'lumot to'plamlarini vizual ravishda tasvirlash va tahlil qilishda juda samarali bo'lib, keng qo'llanilmoqda. SOM'lar, masalan, moliyaviy bozorlarni tahlil qilish, biologik va genetik ma'lumotlarni guruhlash, mijozlar xulq-atvorini o'rganish kabi turli sohalarda foydali bo'lgan yechimlarni taqdim etgan. Shu bilan birga, ularning topologik xususiyatlari tufayli, murakkab naqshlarni va bog'liqliklarni aniqlashda juda yaxshi natijalar beradi.

Biroq, SOM'larning ham cheklovlari bor. Ularning eng katta kamchiliklaridan biri bu ularning o'rganish jarayonining vaqt talab qiluvchi va resurslarga bog'liq ekanligidir. Bundan tashqari, ularning "qora quti" xarakteri, ya'ni ichki ishlash mexanizmlarining noaniqligi tushunish va interpretatsiya qilishni qiyinlashtiradi. Shuningdek, SOM'lar yordamida olingan natijalarni amaliy qarorlarga aylantirish jarayoni ham murakkab va ko'pincha qo'shimcha tahlil talab etadi.

Neyron tarmoqlarining kelajakdagi rivojlanishi, shubhasiz, yangi texnologiyalar va metodologiyalar ishlanishi bilan yanada tezlashadi. Koxonen tarmoqlarining kelajakdagi rivojlanishi ham bu o'sishdan mustasno emas. Masalan, chuqur o'rganish (deep learning) va kuchli o'rganish (reinforcement learning) kabi yangi yondashuvlar bilan integratsiya qilish, SOM'larning imkoniyatlarini kengaytirishi mumkin. Chuqur o'rganishning qatlamlarini va algoritmlarini Koxonen tarmoqlari bilan birlashtirish orqali, ularni yanada aniqroq va moslashuvchan qilish mumkin, bu esa murakkabroq vazifalarni hal etishda yordam beradi.

Kelajakda, SOM'lar sun'iy intellektning boshqa sohaslarida, jumladan, robototexnika, avtonom transport vositalari va sun'iy idrok sohasida kengroq qo'llanilishi mumkin. Ularning qobiliyatini oshirish uchun yangi algoritmik yondashuvlar va matematik modellarni ishlab chiqish zarur. Bundan tashqari, yangi avlod dasturiy ta'minotlar va ishlab chiqarish platformalarini yaratish, SOM'larni yanada samarali va foydalanuvchiga qulay qiladi.

Xulosa qilib aytganda, Koxonen o'z-o'zini tashkil etuvchi neyron tarmoqlari hozirgi vaqtda katta yutuqlarga erishgan bo'lsa-da, ularning kelajagi yanada porloq va imkoniyatlarga boy. Ushbu tarmoqlar sun'iy intellektning turli sohaslarida qo'llanilishi bilan, ularning qo'llanuvchanligi va samaradorligi yanada ortadi, bu esa ularni kelajakdagi texnologik rivojlanishlarning ajralmas qismiga aylantiradi.

Foydalanilgan adabiyotlar:

1. Kohonen, T. (1982). Self-organized formation of topologically correct feature maps. *Biological Cybernetics*, 43(1), 59-69.
2. Kohonen, T. (1990). The self-organizing map. *Proceedings of the IEEE*, 78(9), 1464-1480.
3. Haykin, S. (1999). *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*. Prentice Hall.
4. Hagan, M. T., Demuth, H. B., & Beale, M. H. (1996). *Neural Network Design*. PWS Publishing.
5. Vesanto, J., Himberg, J., Alhoniemi, E., & Parhankangas, J. (2000). *SOM Toolbox for Matlab 5*. Helsinki University of Technology.

6. Kaski, S. (1997). Data exploration using self-organizing maps. *Acta Polytechnica Scandinavica*.
7. Oja, E., & Kaski, S. (Eds.). (1999). *Kohonen Maps*. Elsevier.
8. Van Hulle, M. M. (2000). *Faithful Representations and Topographic Maps: From Distortion- to Information-Based Self-Organization*. Wiley.
9. Ultsch, A., & Siemon, H. P. (1990). Kohonen's self organizing feature maps for exploratory data analysis. *International Neural Network Conference*.
10. Bishop, C. M. (1995). *Neural Networks for Pattern Recognition*. Oxford University Press.
11. Carpenter, G. A., & Grossberg, S. (1987). ART 2: Self-organization of stable category recognition codes for analog input patterns. *Applied Optics*, 26(23), 4919-4930.
12. Ritter, H., & Kohonen, T. (1989). Self-organizing semantic maps. *Biological Cybernetics*, 61(4), 241-254.
13. Fritzke, B. (1995). A growing neural gas network learns topologies. *Advances in Neural Information Processing Systems*.
14. Kiang, M. Y. (2003). Extending the Kohonen Self-Organizing Map Networks for Clustering Analysis. *Computational Statistics & Data Analysis*, 42(3), 499-518.
15. Luttrell, S. P. (1994). A Bayesian analysis of self-organizing maps. *Neural Computation*, 6(5), 767-794.