

## SHAXSNI HARAKATLARI ORQALI IDENTIFIKATSIYA QILISHDAGI NEYRON TARMOQLARI YORDAMIDAGI YONDASHUVLAR.

*A.R.Axatov*

*Samarqand davlat universiteti Xalqaro hamkorlik ishlari bo'yicha prorektor, professor*

*I.Q.Ximmatov*

*Samarqand davlat universiteti tayanch doktoranti*

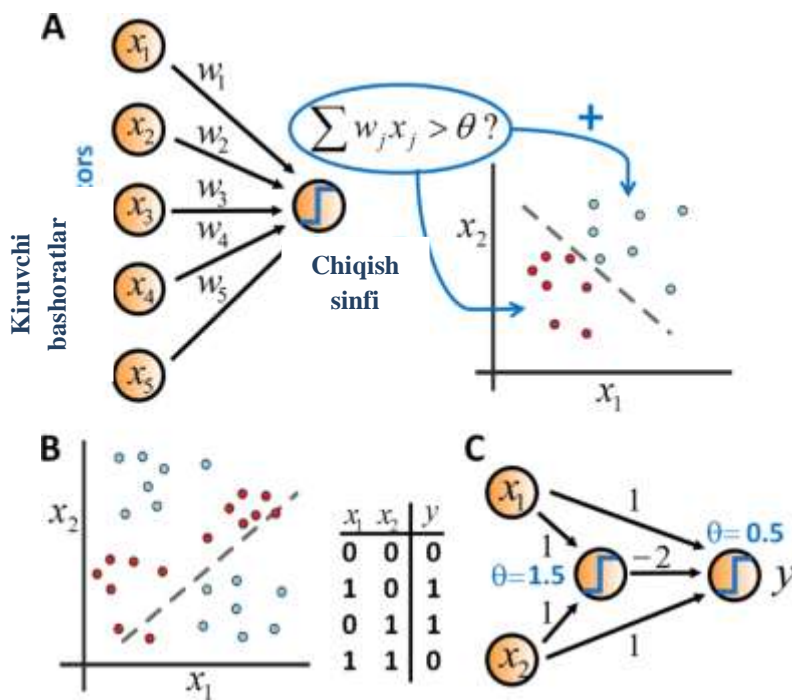
**Annotatsiya.** *Neyron tarmoqlariga asoslangan tizimlarda Perseptron sensorli sirt va chiziqli tasvirlash masallaridan foydalanib neyron tarmoqlari algoritmlari orqali kiritilayotgan yurish harakatlari tasvirlarini bashoratlash yordamida shaxsni identifikatsiya qilish masalasini hal qilishning modellari orqali parametrlashtirish, hamda ishlov berish oqimida ishonchli ma'lumotlarga ega bo'lish va xatti-harakatni baholash masalasiga e'tibor qaratilgan*

**Kalit so'zlar:** *Neyron tarmoqlar, Perseptron va chiziqli tasniflash, identifikatsiyalash, xatti-harakat, bashoratlash, semantik jihatdan to'g'ridan-to'g'ri talqin qilinadigan miqdorlar.*

Bugungi kunda sun'iy intellekt va neyron tarmoqlari rivojlanib bormoqda va ularning bugungi yadrosi bo'lgan mashina va chuqur o'rganish usullari ko'plab tijorat va tadqiqot sharoitlarida muvaffaqiyatli qo'llanilmoqda. Ular keng miqyosli ma'lumotlarni tahlil qilish, bashorat qilish va tasniflash uchun kuchli vositalardir, ayniqsa kata hajmdagi ma'lumotlarga ega bo'lgan muhitlarda va identifikatsiyalovchi ilovalarga muvaffaqiyatli yo'l topishni boshladilar. Biz birinchi navbatda chuqur va takrorlanuvchi neyron tarmoqlarga, ularning statistika bilan aloqasiga va ular ortidagi asosiy tamoyillarga e'tibor qaratgan holda mashinani o'rganish usullari haqida umumiy ma'lumotlar asosida identifikatsiyalashning modellarini ko'rib chiqamiz[1].

Neyron tarmoqlarga asoslangan tizimlarning o'ziga xos xususiyati shundaki, ular o'rganish va moslasha olishi mumkin. Perseptron sensorli sirtidan (1A-rasm) bir yoki bir nechta chiqish bloklariga ulangan, ular kirish harakatlarini bir nechta sinflardan biriga, masalan, shaxsning qo'l harakatini tanib olish uchun belgilashi kerak. To'g'ri tasniflash yoki kirish namunalari chiqish sinflari bilan taqqoslash uchun kiritilayotgan barcha namunaning har bir harakatida kirish va chiqish birliklari o'rtasidagi ulanish og'irliklarini iterativ ravishda moslashtiradigan o'rganish qoidasini ishlab chiqilishi lozim. Shunda haqiqiy natijalar kerakli darajaga yaqinlashadi. Chiqishlarda esa o'rganish qoidasi haqiqiy va kerakli natijalar o'rtasidagi kvadratik og'ishlar yig'indisini minimallashtirish uchun ishlaydi[2].

Perseptron va chiziqli tasniflash masalalarida esa ishlab chiqilgan perseptron birinchi oldinga uzatiladigan neyron tarmoqlardan biri bo'lib xizmat qiladi. U kirish birliklari qatlamidan kirishlar yoki "bashoratchilar"  $x_i$  taqdim etiladi, ular  $w_i$  ulanish og'irliklari bilan bir yoki bir nechta chiqish birliklariga proyeksiyalanadi. Chiqish birligi kiritilgan ma'lumotlarning vaznli yig'indisini hosil qiladi va uni ko'rsatilgandek chegara bilan taqqoslaydi. Agar vaznli yig'indi kattaroq bo'lsa, kirish bir sinfga, aks holda boshqa sinfga tayinlanadi, ikki o'lchovli xususiyat maydoni uchun tasvirlanganidek sinf a'ziligiga ko'ra rangli kodlangan vektor nuqtalari bilan bir nechta chiqish birliklari ko'p sinfli muammolarni ko'rsatishga imkon beradi.

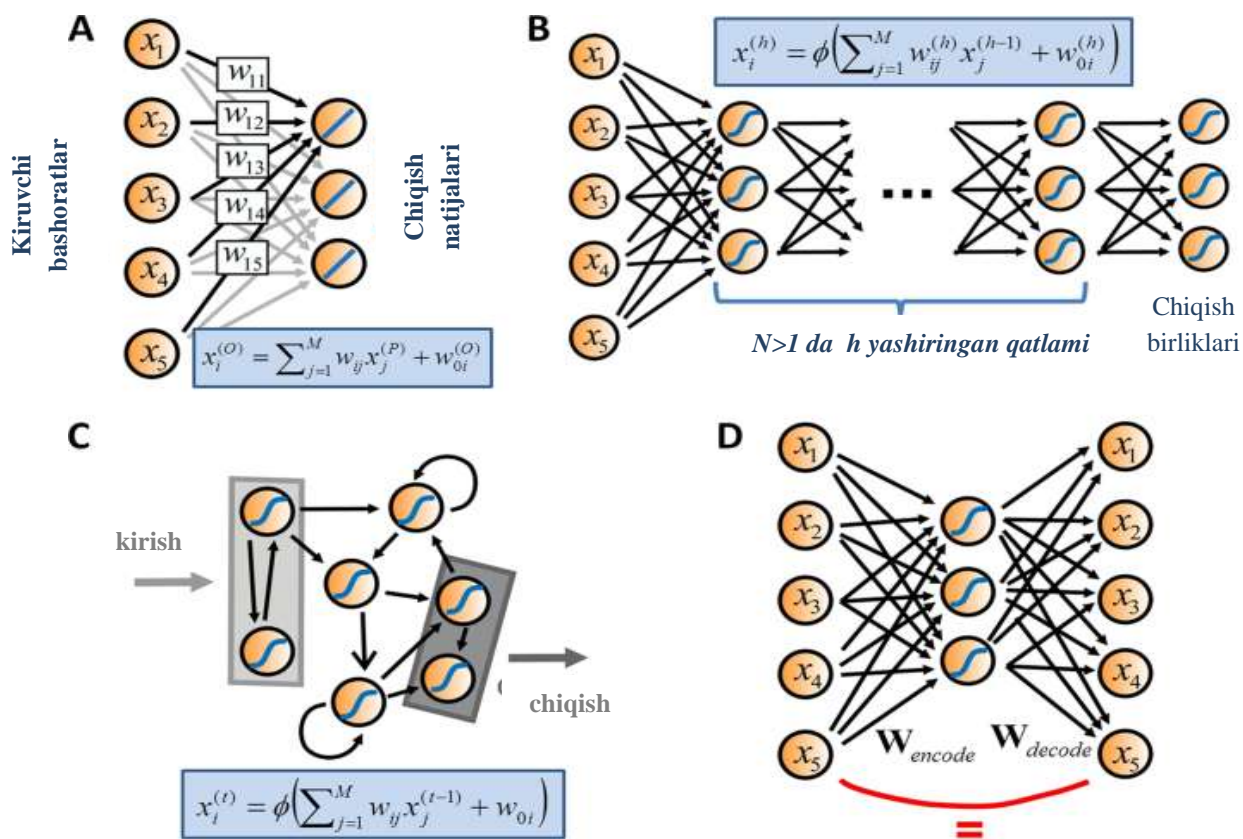


1-rasm. Kiruvchi va chiquvchi ma'lumotlarni Perseptron va chiziqli tasniflash.

Vazni yig'indi kirish xususiyatlarining chiziqli birikmalari va sinflarni ajratuvchi sirt har doim perseptron uchun chiziq, tekislik yoki giper tekislik bo'ladi (1-A-rasm). Bunday holda, sinflar shunday bo'ladi, ularni perseptron bilan ifodalangan chiziqli tasniflagich ko'rsatilgan chiziq bilan ajratib bo'lmaydi. Perseptronning kirish qatlami va chiqish birligi orasiga bitta "yashirin birlik" qo'shilishi 1-B-rasmdagi XOR muammosini keltirib chiqaradi bu yerdan chinlik jadvalida keltirilganidak nomutanosiblik vujudga keladi. Grafikdagi raqamlar ulanish og'irliklari va faollashtirish chegaralarini bildiradi va yashirin blok o'zining yuqori chegarasi ( $\theta = 1.5$ ) tufayli faqat ikkala kirish bloki yoqilganda ( $x_1 = x_2 = 1$ ) faollashadi va chiqish blokini kattaligi bilan o'chiradi, bu esa bazadagi harakatga unchalik mos kelmaydigan harakat chizmalarini keying qatlamga o'tkazmasdan chiqarib tashlashga olib keladi.

Perseptronning jiddiy hisoblash cheklovlarini aniqlash va ishlab chiqish 1-rasmda ko'rsatilgan. Keyinchalik kirish va chiqish bosqichi o'rtasida birliklarning birdan bir nechta "yashirin qatlamlari"ni kiritish orqali bu cheklovlarni yengib o'tish mumkinligini ko'ramiz (1-C-rasm). "Universal yaqinlashish teoremasi"ga asosan yashirin birliklarning faqat bir qatlami bilan oldinga yo'naltirilgan neyron tarmoqlar mohiyatan istalgan xaritalashni amalga oshirishi mumkinligini ko'ramiz. G'oya shundan iboratki, har qanday kirish namunasi birinchi navbatda tarmoq orqali chiqish bosqichiga tarqaladi, bu erda haqiqiy chiqish kerakli chiqishi bilan taqqoslanadi va bu ikkisi o'rtasidagi nomuvofiqlikka proporsional xato signali keyin orqaga tarqaladi va har bir juft qatlam orasidagi og'irliklarni sozlash uchun tarmoq boshidan yana qayta tekshirinshi boshlashga olib keladi [3].

Bunga yo'l qo'ymaslik uchun, yuqorida qayd etilgan teoremlar bizga bir nechta yashirin qatlamlar aslida kerak emasligini tasdiqlaydi, yani biz foydalanadigan neyron tarmoq arxitekturasini juda ko'p yashirin qatlamlarga ega bo'lgan neyron tarmoqlari tadqiqotiga xalaqit bergan bo'lishi mumkinligi ko'rishimiz mumkin. Bu esa Jefri Xintonning neyron tarmoq tadqiqotining "uchinchi to'lqini" ni ishga tushirishga yordam beradi va katta tuzilmalarni qatlamlarni oldingi harakati orqali qanday qilib o'rgatish mumkinligini ko'rsatadi (2D-rasm). Yashirin qatlamlari juda ko'p bo'lgan neyron tarmoqlar bugungi kunda "Deep Neural Network"lar deb ataladi (2B-rasm) va bir qatlamli ulanishlarni oldindan tayyorlash va ishga tushirishning samarali protseduralari hisoblash vositalarining kuchli o'sishi, va katta hajmdagi ma'lumotlarning mavjudligi, bunday tarmoqlarni o'qitishni ya'ni, chuqur o'rganishni samarali amalga oshirish mumkin bo'lgan narsadir. Ularning muvaffaqiyatli boshqa sabablari ham bor, masalan, ketma-ket qatlamlar bo'ylab ko'proq va batafsil tasvirlarni yaratishga moyilligi.



2-rasm. Ketma-ket tarmoq qatlamlari bo'yalab neyron tarmoqlari orqali harqakat chiziqlarini tahlil qilish

Turli xil neyron tarmoq arxitekturalari va faollashtirish funksiyalari ko'p o'zgaruvchan umumiy chizikli modelning har bir chiqish birinchi birlik uchun ta'kidlanganidek, kirish xususiyatlarining og'irlashtirilgan yig'indisidan va ba'zi bir noto'g'ri atama  $w_{oi}$  bilan hisoblanadi[4].

Shunday qilib, avtomatik dekodlangan-neyron tarmoq chiqishi sifatida ( $W_{decode}$  dekodlash og'irliklari yordamida) o'zining kirish namunasini ( $W_{encode}$  og'irliklarini kodlash orqali prognoz qilingan) qayta ishlab chiqarishi kerak va shu bilan uning yashirin qatlamida kirishning pastki o'lchamli ichki tasvirini hosil qiladi bu esa bizga kameradan olingan tasvirlarnibazadagi tasvirlar bilan solishtirishda qatlamlarga ajratgan holda harakat trayektoriyasini solishtirish imkoniyatini taqdim etadi.

Birinchi, oldinga potentsial yo'l sifatida, biofizik jihatdan olingan o'rtacha belgilangan hududagi modellari neyronlarning katta populyatsiyalarining xatti-harakatlarini jamlash parametrlarni baholash uchun oraliq bosqichni ta'minlashi mumkin. Biofizik tarmoqlar singari, bu modellar ham semantik jihatdan to'g'ridan-to'g'ri talqin qilinadigan miqdorlar, harakat qiymatlari, tanlov ehtimoli va boshqalar bilan ifodalanadi. Ushbu modellar mexanik tushuncha va xatti-harakatni hisoblash asosida baholash imkonini beradi.

Ikkinchi, biologik jihatdan to'g'ridan-to'g'ri talqin qilinadigan modellarni qurish o'rniga, biz biologik yoki psixologik kontekstda o'qitilgan neyron tarmoqlardagi birlik-faoliyat va qatlam-faoliyatlarni solishtirishimiz mumkin. Bu chuqur neyron tarmoq maqsadlarini bashorat qilish uchun foydalanadigan yuqori darajadagi xususiyatlar haqida tushunchalarni berishi mumkin. Haqiqatan ham, tabiiy tasvirlar bo'yicha o'qitilgan birlashtirilgan neyron tarmoqlar qo'shimcha ishlov berish oqimida mavjud bo'lgan harakatli jihatdan ishonchli tasavvurlarni o'rganilishiga erishamiz.

### Foydalanilgan adabiyotlar

1. Ximmatov I.Q. Advantages of biometrik gait recognition. Important factors in evaluation of gait analysis systems. SamDU Ilmiyi axborotnomasi. ISSN 2091-5446, 2020-yil, 3-son (121), [104-107].b
2. A.R. Akhatov, O.I.Djumanov. Mechanisms of images visualization in the system of micro-objects recognition and classification. In proceedings of the Fourth World Conference on Intelligent Systems for Industrial Automation, 21-22 November, 2006. – Tashkent, Uzbekistan. – 206-210 p
3. Daniel Durstewitz, Georgia Koppe, Andreas Meyer-Lindenberg. Deep neural networks in psychiatry. *Molecular Psychiatry* volume 24, pages1583–1598 (2019).
4. Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton GE. Imagenet classification with deep convolutional neural networks. *Proceedings of the Advances in Neural Information Processing Systems*. 2012;1097–105.

## MINIMUM WIDTH TREES AND PRIM ALGORITHM USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE

*Akhatov Akmal Rustamovich*

*Samarkand State University Vice-Rector for International Cooperation.*

*Ulugmurodov Shokh Abbos Bakhodir ugli*

*Assistant of the Department of Computer Science and Programming,  
Jizzakh branch of the National University of Uzbekistan*

**Abstract:** *To date, many algorithms have been developed that can be calculated using the Prim algorithm. Artificial intelligence-based methods are a significant drawback. Using artificial intelligence is a very convenient method of minimizing residual trees (MST) to find the shortest path graph optimally.*

**Keywords.** *phonetics, annotation, segmentation, ai, Minimum spanning tree.*

Minimum Spanning trees: A common problem in communications networks and circuit design is that of connecting together a set of nodes (communication sites or circuit components) by a network of minimal total length (where length is the sum of the lengths of connecting wires. We assume that the network is undirected. To minimize the length of the connecting network, it never pays to have any cycles since we could break any cycle without destroying connectivity and decrease the total length). Since the resulting connection graph is connected, undirected, and acyclic, it is a free tree.[2]

The computational problem is called the minimum spanning tree problem (MST for short). More formally, given a connected, undirected graph  $G(V, E)$ , a spanning tree is an acyclic subset of edges  $T \subseteq E$  that connects all the vertices together. Assuming that each edge  $(u, v)$  of  $G$  has a numeric weight or cost,  $w_{u, v}$ , (may be zero or negative we define the cost of a spanning tree  $T$  to be the sum of edges in the spanning tree.

A minimum spanning tree (MST) is a spanning tree of minimum weight. Note that the minimum spanning tree may not be unique, but it is true that if all the edge weights are distinct, then the MST will be distinct (this is a rather subtle fact, which we will not prove . The figure below shows three spanning trees for the same graph, where the shaded rectangles indicate the edges in the spanning tree. The one on the left is not a minimum spanning tree, and the other two are an interesting observation is that not only do the edges sum to the same value, but in fact the same set of edge weights appear in the two MST's.[4]

