

UO‘K: 004.8

<https://doi.org/10.70769/2181-4732.ITJ.2025-4.13>

INTELLEKTUAL NEYRON TARMOQLAR MATEMATIK MODELINI QURISH ALGORITMI

Shukurova Oysara Pulatovna – texnika fanlari bo‘yicha falsafa doktori (PhD), dotsent,
ORCID:0000-0002-6357-6547, E-mail: oysarashukurova@gmail.com

Qarshi davlat texnika universiteti, Qarshi shahri, O‘zbekiston

***Annotatsiya.** Sun‘iy neyron tarmoqlarning keng imkoniyatlari va ulkan salohiyatidan dalolat beruvchi eng muhim xususiyati axborotni barcha qismlar tomonidan parallel ravishda qayta ishlashidir. Ko‘p sonli neyronlararo bog‘lanishlar bu axborotni qayta ishlash jarayonini sezilarli darajada tezlashtirishga imkon beradi. Ushbu maqolada neyron tarmoqlardan foydalanish, neyron tarmoqlarning asosiy xususiyatlaridan o‘qitish tanlashlari bilan ishlash va tarmoqning matematik modelini qurish masalalari qarab chiqilgan. yashirin qatlam neyronlarining vazniga nisbatan gradiyent komponentlarini aniqlash amalga oshirilgan. Neyron tarmoqlarida xatoning teskari tarqalish algoritmiga muvofiq, har bir o‘quv siklida amalga oshiriladigan bosqichlar keltirilgan.*

***Kalit so‘zlar:** identifikatsiyalash, neyron, tarmoq, tugun, koeffitsiyent, matematik, model, perseptron, akson, sinaps, radiyent, algoritim, vektor.*

УДК: 004.8

АЛГОРИТМ ПОСТРОЕНИЯ МАТЕМАТИЧЕСКОЙ МОДЕЛИ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Шукурова Ойсара Пулатовна – доктор философии по техническим наукам (PhD), доцент

Каршинский государственный технический университет, г. Карши, Узбекистан

***Аннотация.** Важнейшей особенностью искусственных нейронных сетей, свидетельствующей о широких возможностях и огромном потенциале, является параллельная обработка информации всеми частями. Большое количество связей между нейронами позволяет значительно ускорить процесс обработки информации. В данной статье рассматриваются вопросы применения нейронных сетей, работы с обучающими выборками из основных признаков нейронных сетей и построения математической модели сети. Проводится определение компонент градиента относительно весов нейронов скрытого слоя. В соответствии с алгоритмом обратного распространения ошибки в нейронных сетях представлены этапы, выполняемые в каждом цикле обучения.*

***Ключевые слова:** идентификация, нейронная сеть, узел, коэффициент, математическая модель, персептрон, аксон, синапс, скрытый слой, вес, источник, алгоритм, вектор.*

UDC: 004.8

ALGORITHM FOR CONSTRUCTING A MATHEMATICAL MODEL OF INTELLIGENT NEURAL NETWORKS

Shukurova, Oysara Pulatovna – Doctor of Physical Sciences, Associate Professor

Karshi State Technical University, Karshi city, Uzbekistan

***Abstract.** The most important feature of artificial neural networks, which indicates the wide capabilities and enormous potential, is the parallel processing of information by all parts. A large number of connections between neurons allows you to significantly speed up the process of processing information. This article examines the issues of using neural networks, working with training selections from the main features of neural networks, and building a mathematical model of the network. The determination of gradient components relative to the weights of hidden layer*

neurons is carried out. In accordance with the error backpropagation algorithm in neural networks, the stages performed in each training cycle are presented.

Keywords: *identification, neural network, node, coefficient, mathematical model, perceptron, axon, synapse, hidden layer, weight, radiant, algorithm, vector.*

Kirish

Dinamik obyektlarni identifikatsiyalash turli xil usullar bilan bir qatorda neyron tarmoqlardan foydalanish mumkin bo'lgan asosiy vazifalardan biridir. Agar manba ma'lumotlarida shovqin bo'lsa va obyektning ba'zi parametrlari noma'lum qonunlarga muvofiq o'zgarsa yoki ularning aniq soni noma'lum bo'lsa, obyektни identifikatsiyalash juda murakkab bo'ladi. Dinamik obyektlarni identifikatsiyalash uchun neyron tarmoqlardan foydalanish mumkin. Bunday masalalarda ishlatiladigan neyron tarmoqlarning ko'plab turlari mavjud [1-3].

Sun'iy neyron tarmoqlarning rivojlanishi XX asrning boshlarida inson miyasining ishini modellashtirishga urinishlar bilan boshlandi, ammo faqat asrning ikkinchi yarmida, ba'zi nazariy to'siqlar bartaraf etilganda va hisoblash tizimlari yetarlicha kuchli bo'lganida, neyron tarmoqlar keng e'tirofga sazovor bo'ldi [4-5].

Sun'iy neyron tarmoqlarning keng imkoniyatlari va ulkan salohiyatidan dalolat beruvchi eng muhim xususiyati axborotni barcha qismlar tomonidan parallel ravishda qayta ishlashidir. Ko'p sonli neyronlararo bog'lanishlar bu axborotni qayta ishlash jarayonini sezilarli darajada tezlashtirishga imkon beradi. Bundan tashqari, ko'p sonli interneyronal bog'lanishlarda tarmoq ba'zi qismlarda yuzaga keladigan xatoliklarga nisbatan chidamli bo'ladi. Zararlangan bog'lanishlarning bajaradigan funksiyalarini xizmatga yaroqli qismlar davom ettirishadi, buning natijasida tarmoq faoliyati sezilarli g'alayonlarga duch kelmaydi [6]. Neyron tarmoqlarning qiziqarli xususiyati ularning ishonchliligidir: agar bir nechta elementlar noto'g'ri ishlasa yoki muvaffaqiyatsiz bo'lsa ham, ular baribir kamroq aniqlik bilan to'g'ri natijalarni berishi mumkin [7].

Boshqa tomondan, "neyron tarmoq" atamasi faqat dasturlash usullarini tavsiflaydi. G'oya klassik dasturlashdagi kabi buyruqlar bilan barcha amallarni dasturlash o'rniga undan foydalanish kerak bo'lgan eng umumiy maqsadli asosiy tuzilmani yaratishdir. Ushbu tuzilma juda ko'p sonli parametrlarga asoslangan, ammo ular ataylab bo'sh qoladi. Ko'p jihatdan, bu struktura inson miyasining faoliyatiga o'xshaydi (shuning uchun ham "neyron tarmoq" atamasi qo'llaniladi). Ko'p sonli qadamlardan so'ng (yuz mingdan millionlargacha), haqiqiy muammo qaysi aniq qiymatlar eng yaxshi natijani berishini aniqlaydi [8].

Neyron tarmoqlari jarayonlarni avtomatlashtirish, basharotlash, adaptiv boshqarish, ekspert tizimlarini yaratish, assotsiativ xotirani tashkil etish, analog va raqamli signallarni qayta ishlash, elektron sxemalar va tizimlarni sintezlash va identifikatsiyalash masalalarida ham keng qo'llanilmoqda [9-12].

Barcha neyron tarmoqlar odatda qatlamlarda tashkil etilgan minglab yoki millionlab oddiy, lekin bir-biriga chambarchas bog'langan axborotni qayta ishlash tugunlaridan iborat. Bu miyadagi neyronlar va sinapslarga o'xshaydi. Tarmoqlarning har xil turlari qatlamlar soniga, tugunlar orasidagi ulanishlar soniga va har bir qatlamdagi tugunlar soniga qarab farqlanadi [13, 14].

Neyronlar yoki tugunlar deb ham ataladigan elementlar kirish signallari to'plamidan chiqish signalini hisoblash imkoni odatda kirish signallarini kombinatsiyalash va faollashtirish ba'zi qoidalari bilan cheklangan oddiy protsessorlarni bildiradi. Elementning chiqishi boshqa elementlarga koeffitsiyentli havolalar orqali yuborilishi mumkin, ularning har biri u bilan bog'liq koeffitsiyent yoki vazniga ega. Vazn koeffitsiyentining qiymatiga qarab, uzatiladigan signal kuchayadi yoki kamayadi [13].

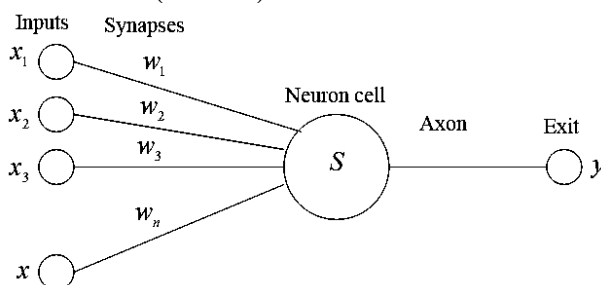
Sun'iy intellekt va mashinani o'rganish sohasida sun'iy neyron biologik neyronning matematik modeli bo'lgan hisoblash elementi bo'lib, neyron tarmoqlarini qurish uchun asosiy element sifatida ishlatiladi. Sun'iy neyronlarda bir nechta kirish (biologik neyron sinapslarining analoglari) va bitta chiqish (aksonga o'xshash) mavjud. Har bir kirish ma'lum bir koeffitsiyentga ega bo'lib, bu kirishda olingan qiymat ko'paytiriladi. Neyron tanasida (hujayrasida) koeffitsiyentli kirishlar yig'indisi sodir

bo‘ladi va natijada olingan yig‘indi neyronning faollashtirish (ko‘chirish) funksiyasi yordamida o‘zgartiriladi, odatda nochiziqli bo‘ladi.

Materiallar va usullar

Kirish va chiqish koeffitsiyentlarining nochiziqli funksional bog‘liqligini yaqinlashtiruvchi, neyron tarmog‘ining eng keng tarqalgan turlaridan biri to‘g‘ri tarqatish tarmog‘i (perseptron)ni qaraymiz.

Neyron tarmoqlar bir-biri bilan sinaptik aloqalar orqali bog‘langan sun‘iy neyronlar to‘plamidir. Tarmoq kirish ma‘lumotlarini qayta ishlaydi va bir yoki bir nechta chiqish signallarini ishlab chiqaradi. Neyron tarmoqlarning asosiy moduli sun‘iy neyron bo‘lib, u tabiiy neyronning asosiy funksiyalarini modellashtiradi (1-rasm).



1-rasm. Neyronning umumiy ko‘rinishi.

Neyron $w_1, \dots, w_k$ kirish signallarining o‘lchangan yig‘indisini hisoblaydi va keyin olingan yig‘indini $f(S)$ nochiziqli funksiya yordamida o‘zgartiradi.

Quyidagi belgilashlar kiritilgan: x_i – kirish signali qiymati; θ – neyronning chegara darajasi; w_i – neyron vazn koeffitsiyenti (bu qiymat ko‘pincha vazn, ulanish kuchi yoki ulanish vazni deb ham ataladi); F – o‘zgartirishni amalga oshiradigan faollashtirish funksiyasi; y – neyronning chiqish qiymati.

Neyron joriy holat bilan tavsiflanadi va sinapslar guruhiga ega - boshqa neyronlarning chiqishi bilan bog‘langan bir tomonlama kirish ulanishlari.

Neyronda akson mavjud – ma‘lum bir neyronning chiqish aloqasi, undan signal (qo‘zg‘alish yoki to‘xtalish) keyingi neyronlarning sinapslariga yuboriladi.

Har bir sinaps sinaptik aloqaning o‘lchami (uning koeffitsiyenti – w_i) bilan tavsiflanadi.

Natijalar va muhokama

Neyronning ishini quyidagi formulalar bilan tavsiflash mumkin:

$$S = \sum_{i=1}^n w_i x_i + w_0.$$

Neyronning chiqishi uning holati funksiyasidir:

$$y = f(s).$$

Birinchi "kirish" qatlamining vazifasi ma‘lumotlarni qayta ishlash. Juda ko‘p sonli bo‘lishi mumkin bo‘lgan "yashirin" qatlamning vazifasi neyron tarmog‘ini qurayotgan vazifani bajarish - tahlil qilish. Va "chiqish" qatlamining vazifasi ma‘lumotni yakuniy shaklda taqdim etish. Har bir tugun sun‘iy neyronidir. Faqat kirish va chiqish tugunlari muhim, shuning uchun ular ishning katta qismini bajarsa ham, o‘rtadagi tugunlar yashirin deb taxmin qiladilar [14].

Chegara darajasi va barcha koeffitsiyentlardan iborat to‘plam neyron parametrlari deb ataladi. Xuddi shunday, tarmoq parametrlari uning barcha tarkibiy neyronlarining parametrlari to‘plami hisoblanadi. Ushbu belgilashlar asosida neyronning chiqishini quyidagi formula bilan ifodalash mumkin:

$$y = F(\sum(x_i \cdot w_i) - \theta).$$

Rasmiy neyronning chegara darajasisiz turlari ham mavjud. Bunday holda, neyronga yana bitta kirish kanali qo‘shiladi (uning raqami k bo‘lsin), har qanday kirish signali uchun $x_k = 1$, neyron vazn koeffitsiyenti esa $w_k = -\theta$. Ko‘rinib turibdiki, ushbu modellar ekvivalentdir:

$$\sum_{i \neq k} x_i w_i + x_k w_k = \sum x_i w_i - \theta.$$

Texnologik obyektlar ishlashining ishonchli darajasini ta'minlash uchun yangi yondashuvlarni, shu jumladan sun'iy intellekt usullari va adaptiv boshqaruv tamoyillariga asoslangan yondashuvlarni ishlab chiqish orqali boshqaruv tizimlarini takomillashtirish zarurati tug'iladi.

Sun'iy neyron tarmoqlar nazariyasining matematik apparati tasniflash, modellashtirish, boshqarish, bashoratlash, optimallashtirish kabi juda keng doiradagi masalalarni muvaffaqiyatli hal qilish imkonini beradi. Bu ko'p jihatdan neyron tarmoqlarning o'z-o'zini tashkil qilish, umumlashtirish va o'rganish qobiliyati, o'zgaruvchan ish sharoitlariga adaptivlikning yuqori darajasi, nosozliklarga qarshilik va real vaqtda hisob-kitoblarni amalga oshirish kabi xususiyatlari bilan bog'liq [15-17].

Matematik masala vazn koeffitsiyentlarining (belgilangan tuzilishga ega) o'qitish tanlashning barcha misollari uchun tarmoq reaksiyasi va talab qilinayotgan javob o'rtasidagi nomuvofiqliklar xatoligi qiymatlarini minimallashtirishdan iboratdir. Yakunlash chiqish qatlamining barcha neyronlari va tarmoq tomonidan qayta ishlangan barcha holatlar bo'yicha amalga oshiriladi. Xatolikning teskari tarqalish algoritmi gradiyentni optimallashtirish usullaridan foydalangan holda ko'p qatlamli tarmoq vaznini tanlash strategiyasini aniqlaydi.

Aprior tahlil o'qitish mumkin bo'lgan neyron tarmoqlarni qo'llashda muhim qadam va o'qitish tezligini, o'qitish va umumlashtirish xatolarining kattaligini va tarmoqning boshqa xususiyatlarini aniqlaydi [18, 19].

Tarmoqqa kirish signallari uchun nol ko'rsatkichlarni olish gradiyentni o'rganishni tezlashtiradi, chunki u tarmoq parametrlariga nisbatan maqsadli funksiyaning ikkinchi tartibli hosilalari matritsasining maksimal va minimal nolga teng bo'lmagan xos qiymatlari nisbatini kamaytiradi.

Ko'p qatlamli tarmoqni gradiyent usullari yordamida o'rgatish $p(w)$ yo'nalishini to'g'ri tanlash uchun zarur bo'lgan tarmoqning barcha qatlamlari vazniga nisbatan gradiyent vektorini aniqlashni talab qiladi. Bu muammo faqat chiqish qatlami vaznlari uchun aniq yechimga ega. Boshqa qatlamlar uchun maxsus strategiya yaratilgan bo'lib, u neyron tarmoqlar nazariyasida xatoning teskari tarqalish algoritmi deb ataladi, ya'ni, tarmoqni o'qitish tartibi bilan aniqlanadi. Ushbu algoritmgga muvofiq, har bir o'quv siklida quyidagi bosqichlar amalga oshiriladi.

1. Keyingi X vektorni tashkil etuvchi kirish signallarini yaratishda neyron tarmoqni axborot uzatishning to'g'ri yo'nalishi bo'yicha tahlil qilish. Bunday tahlil natijasida chiqish va yashirin qatlamlar chiqish signallari neyronlari qiymatlari, shuningdek, har bir qatlamning faollashtirish $\frac{df(u_i^{(1)})}{du_i^{(2)}}, \frac{df(u_i^{(2)})}{du_i^{(2)}}, \dots, \frac{df(u_i^{(m)})}{du_i^{(m)}}$ funksiyasining tegishli hosilalari (m -tarmoq qatlamlari soni) hisoblanadi.

2. Signalni uzatish yo'nalishlarini o'zgartirish, faollashtirish funksiyalarini ularning hosilalari bilan almashtirish va ularni g'alayonlashtiruvchi tarmoqning oldingi chiqishiga etkazib berishni haqiqiy va kutilgan qiymatlar o'rtasidagi farq ko'rinishida xatolarning teskari tarqalish tarmog'ini yaratish. Shu tarzda aniqlangan tarmoq uchun kerakli teskari farqlar qiymatlarini hisoblash kerak.

3. Vaznlarni aniqlashtirish original tarmoq va teskari tarqalish tarmog'i uchun natijalarga asoslangan formulalar yordamida amalga oshiriladi.

4. 1, 2 va 3-bandlarda tavsiflangan jarayon barcha o'qitish tanlashlari uchun algoritmnini to'xtatish sharti bajarilgunga qadar davom ettirilib takrorlanishi kerak. Algoritm faoliyati gradiyent normasi o'quv jarayonining to'g'riligini tavsiflovchi apriori berilgan qiymatdan pastga tushganda to'xtatiladi.

Neyron tarmoqlarning muayyan turlari uchun asosiy formulalar va ularning turlari neyron tarmoqlar nazariyasi uchun klassik hisoblanadi. Shu sababli, faqat bitta yashirin qatlamli tarmoqqa tegishli shartlar qarab chiqiladi.

Kirish tugunlari soni N , yashirin qatlamdagi neyronlar soni K va chiqish qatlamidagi neyronlar soni M bo'lsin. Algoritmning asosi maqsad funksiya qiymatini tarmoq chiqish signallarining haqiqiy va kutilgan qiymatlari o'rtasidagi farqlar kvadrat yig'indisi sifatida hisoblash hisoblanadi.

Yagona o'qitishda tanlash (x, d) bo'lsa, maqsad funksiyasi quyidagi formula bilan beriladi:

$$E(w) = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^M (y_k - d_k)^2, \quad (1)$$

o'quv tanlovlari to'plami j ($j = 1, 2, \dots, p$) uchun esa quyidagi formula bo'yicha:

$$E(w) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^p \sum_{k=1}^M (y_k^{(j)} - d_k^{(j)})^2.$$

Soddalashtirish uchun (1) formula ko'rinishidagi har bir o'quv tanlanishini taqdim etgandan so'ng vaznni aniqlashtirishga imkon beradigan maqsad funksiyasi qo'llaniladi:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^M \left[f \left(\sum_{i=0}^K w_{ki}^{(2)} v_i \right) - d_k \right]^2 = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^M \left[f \left(\sum_{i=0}^K w_{ki}^{(2)} f \left(\sum_{j=0}^N w_{ij}^{(1)} x_j \right) \right) - d_k \right]^2. \quad (2)$$

Gradiyentning o'ziga xos komponentlari (2) bog'liqlikni differensiallash yo'li bilan hisoblanadi. Avvalo, chiqish qatlami neyronlarining vaznlari tanlanadi. Chiqish vaznlari uchun quyidagi formula olinadi:

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ij}^{(2)}} = (y_i - d_i) \frac{df(u_i^{(2)})}{du_i^{(2)}} v_j,$$

bunda $u_i^{(2)} = \sum_{j=0}^N w_{ij}^{(2)} v_j$. Agar quyidagi $(\delta_i^{(2)} = (y_i - d_i) \frac{df(u_i^{(2)})}{du_i^{(2)}})$ belgilash kiritilsa, u holda chiqish qatlami neyronlarining vazniga nisbatan gradiyentning mos keladigan komponenti quyidagicha ifodalanishi mumkin:

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ij}^{(2)}} = \delta_i^{(2)} v_j.$$

Yashirin qatlam neyronlariga tegishli gradiyent komponentlari xuddi shu prinsip bo'yicha aniqlanadi, ammo ular quyidagi ko'rinishdagi funksiyaning mavjudligidan kelib chiqadigan boshqa, murakkabroq bog'liqlik bilan tavsiflanadi:

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ij}^{(1)}} = \sum_{k=1}^M (y_k - d_k) \frac{dy_k}{dv_i} \frac{dv_i}{dw_{ij}^{(1)}}.$$

Ushbu ifodaning alohida tashkil etuvchilari aniqlangach quyidagi formula olinadi:

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ij}^{(1)}} = \sum_{k=1}^M (y_k - d_k) \frac{df(u_k^{(2)})}{du_k^{(2)}} w_{ki}^{(2)} \frac{df(u_k^{(1)})}{du_i^{(1)}}.$$

Agar belgilashlar kiritilsa:

$$\partial_i^{(1)} = \sum_{k=1}^M (y_k - d_k) \frac{df(u_k^{(2)})}{du_k^{(2)}} w_{ki}^{(2)} \frac{df(u_k^{(1)})}{du_i^{(1)}},$$

u holda quyidagi ko'rinishdagi yashirin qatlam neyronlarining vazniga nisbatan gradiyent komponentlarini aniqlaydigan ifoda olinadi:

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ij}^{(1)}} = \partial_i^{(1)} x_j.$$

Ikkala holatda ham gradiyentning tavsifi o'xshash tuzilishga ega va ikkita signalning hosilasi bilan ifodalanadi: birinchisi berilgan vaznli ulanishning boshlang'ich tuguniga, ikkinchisi esa bu aloqa o'rnatiladigan tugunga uzatiladigan xatolik kattaligiga mos keladi. Gradiyent vektorini aniqlash keyingi vaznni aniqlashtirish jarayoni uchun juda muhimdir.

Klassik xatoning teskari tarqalish algoritmda $w(k+1) = w(k) + \Delta w$ ifodasida hisobga olingan $p(w)$ faktori manfiy gradiyent yo'nalishini belgilaydi, shuning uchun:

$$\Delta w = -\eta \nabla E(w).$$

Stoxastik o'rganish usullari xatolik funksiyasining pasayishiga olib keladigan o'zgarishlarni saqlagan holda vazn qiymatlarida psevdotasodifiy o'zgarishlarni amalga oshiradi. Buning uchun adaptiv tasodifiy qidiruv, genetik algoritmlar va boshqa usullar qo'llaniladi.

Xulosa

Texnologik masalalarning chiziqlantirilgan modellarini qo'llashda sifat funksiyasining yuzasi soddalashtiriladi, bu bilimlar modelining adekvatligiga ta'sir qiladi. Boshqaruvning mavjud apparat vositalarini ularning istiqbolli rivojlanish yo'nalishidagi evolyutsion turlarini hisobga olgan holda intellektual neyron tarmoqlar uchun bilimlarning adekvat modelini yaratish real vaqt rejimida boshqarish jarayonidan o'quv bosqichini olib tashlash hisoblanadi.

Adabiyotlar

- [1] Аверкин А.Н., Повидало И.С. Идентификация динамических объектов с помощью нейронных сетей на основе самоорганизующихся карт Кохонена. Электронный журнал «Системный анализ в науке и образовании» Выпуск №2, 2012 год. 9 с.
- [2] Дегтярёв А.В., Запорожец О.В., Овчарова Т.А. Идентификация нелинейной функции преобразования с помощью искусственной нейронной сети. Украинський метрологічний журнал, 2013, № 2. 4-8 с.
- [3] Круглов В.В., Борисов В.В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика. / 2-е изд., стереотип. М.: Горячая линия – Телеком, 2002. 382 с.: ил.
- [4] Рутковская Д., Пилиньский М., Рутковский Л. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы: пер. с польск. И.Д. Рудинского. М.: Горячая линия – Телеком, 2004. 452 с.: ил.
- [5] Morkhat P.M. Iskustvennyy intellekt: nekotorye itogi obrabotki rezul'tatov provedeniya ekspertnykh oprosov spetsialistov [Artificial intelligence: Some results of processing the results of expert surveys of specialists]. Nравstvennye imperativy v prave [Moral Imperatives in Law], 2. (2018).
- [6] Лукичев Д.В. Выбор оптимальной структуры нейросетевого предсказывающего фильтра. // Изв. вузов. Приборостроение. 2004. Т. 47. № 11. С. 38–42.
- [7] Naumova M.Ya., Sharafutdinov A.G. (2015). Iskustvennyy intellekt - budushchee segodnya [Artificial Intelligence the future today]. NovaInfo.Ru, 34(2), 67-69.
- [8] Васенков Д.В. Методы обучения искусственных нейронных сетей. Компьютерные инструменты в образовании. №1, 2007 г. 20-29 с.
- [9] Bowman D.M., Garden H., Stroud C., Winickoff D.E. (2018). The neurotechnology and society interface: Responsible innovation in an international context. Journal of Responsible Innovation, 5(1), 1-12.
- [10] Igamberdiev H.Z., Yusupbekov A.N., Karimov D.R. Shukurova O.P. Stable Algorithms for Adaptation of Objects with Control Delay. ICSCCW 2019: 10th International Conference on Theory and Application of Soft Computing, Computing with Words and Perceptions - ICSCCW-2019. 735-740 pp. DOI https://doi.org/10.1007/978-3-030-35249-3_95
- [11] Yusupbekov A.N., Sevinov J.U., Mamirov U.F., Botirov T.V.. Synthesis Algorithms for Neural Network Regulator of Dynamic System Control. 14th International Conference on Theory and Application of Fuzzy Systems and Soft Computing – ICAFS-2020. 723-730 pp.
- [12] Сиддигов И.Х., Умурзакова Д.М. Синтез адаптивной нейро-нечеткой системы управления нелинейных динамических объектов. Железнодорожный транспорт: актуальные задачи и инновации, 2019 №1-2. 54-73 ст.
- [13] Маслов А.С., Пальцев В.Ю. Нейронные сети //Международный студенческий научный вестник. 2018. № 3.
- [14] Осовский С. Нейронные сети для обработки информации. / Пер. с польского И.Д.Рудинского. – М.: Финансы и статистика, 2002. – 344 с.
- [15] Shukurova O.P., Xudoynazarov U.A., Yunusov O.A., Xaydarov Sh.O., Ergashov A.R. Use of Radio Communication in Control System of Compressor Stations. International Scientific and Practical Conference on Actual Problems of Mathematical Modeling and Information Technology. AIP Conf. Proc. 3147; Nukus, Uzbekistan 2–3 May 2023. 050002-1-050002-8. <https://doi.org/10.1063/5.0210346>.
- [16] Бодянский Е.В. Искусственные нейронные сети: архитектуры, обучение, применения / Е.В. Бодянский, О.Г. Руденко. – Харьков: ТЕЛІЕТЕХ, 2004. – 369 с.
- [17] Хайкин С. Нейронные сети: полный курс / С. Хайкин. – 2-е изд., испр.; пер. с англ. – М.: ООО “ИД Вильямс”, 2006. – 1104 с.
- [18] Нейроматематика. Кн. 6: Учебное пособие для вузов / Общ. ред. А.И. Галушкина. М.: ИПРЖР, 2002. 425 с.: ил.
- [19] Горбань А.Н. Обучение нейронных сетей – М.: СП Параграф, 1990. – 160 с.