

AQLLI QISHLOQ XO‘JALIGIDA NEYRON TARMOQLARNI QO‘LLAGAN HOLDA RAQAMLASHTIRISH.

Abduraxmanov Odiljon Qobulovich,

Andijon qishloq xo‘jaligi va agrotexnologiyalar instituti,

”Axborot texnologiyalari va matematika” kafedrası

katta o‘qituvchisi

Абдурахманов Одилжон Кабулович,

Андижанский институт сельского хозяйства и агротехнологий,

Кафедра «Информационные технологии и математика»

старший преподаватель

Abdurakhmanov Odiljon Qobulovich,

Andijan Institute of Agriculture and Agrotechnologies,

senior lecturer, Department of "Information Technologies and
Mathematics"

Annotatsiya: So‘nggi yillarda chuqur o‘rganilayotgan konvolyutsion neyron tarmoqlari (KNT), takroriy neyron tarmoqlari (TNT) va generativ neyron tarmoqlari (GNT) algoritmlari turli sohalarda, shu jumladan qishloq xo‘jaligida ham keng o‘rganilib, qo‘llanilmoqda. Ushbu maqola aqlli qishloq xo‘jaligida neyron tarmoqlarning qo‘llanilishi bo‘yicha tadqiqotlar umumlashtiriladi va tahlil qilinadi.

Аннотация: В последние годы алгоритмы сверточных нейронных сетей (CNN), рекуррентных нейронных сетей (CNN) и генеративных нейронных сетей (GNT) широко изучаются и используются в различных областях, включая сельское хозяйство. В данной статье обобщены и проанализированы исследования по применению нейронных сетей в интеллектуальном сельском хозяйстве.

Annotation: In recent years, convolutional neural networks (CNN), recurrent neural networks (CNN), and generative neural networks (GNT) algorithms have been widely studied and applied in various fields including agriculture. This paper summarizes and analyzes the research on the application of neural networks in smart agriculture.

Kalit soʻzlar: chuqur oʻrganish, aqlli qishloq xoʻjaligi, neyron tarmogʻi, konvolyutsion neyron tarmoqlari, takroriy neyron tarmoqlari, generativ neyron tarmoqlari.

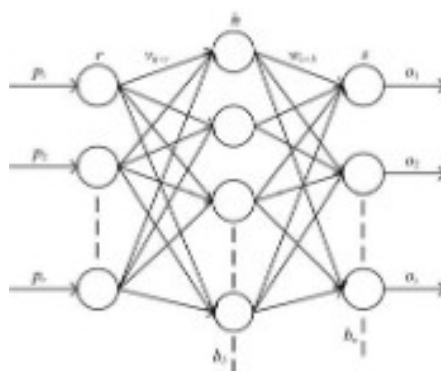
Ключевые слова: глубокое обучение, интеллектуальное сельское хозяйство, нейронная сеть, сверточные нейронные сети, рекуррентные нейронные сети, генеративные нейронные сети.

Keywords: deep learning, intelligent agriculture, neural network, convolutional neural networks, recurrent neural networks, generative neural networks.

KIRISH

Standart sunʻiy neyron tarmogʻi (SSNT) modeli koʻplab neyronlardan (ulangan protsessorlardan) iborat boʻlib, ularning har biri real qiymatli faollashuvlar ketma-ketligini ishlab chiqaradi. Datchiklar atrof-muhit oʻzgarishlarini sezganda, kirish neyronlari faollashadi va boshqa neyronlar ilgari faol boʻlgan neyronlarning vaznli ulanishlari orqali faollashadi. Muayyan muammoga va neyron topologiyasiga qarab, bu xatti-harakatlar hisoblash bosqichlarining uzoq zanjirlarini talab qilishi mumkin, bunda har bir bosqich tarmoqning agregat faollashuvini oʻzgartiradi. Bu kabi koʻplab bosqichlarda faollashuvni qanday qilib toʻgʻri belgilash haqidadir. Chuqur oʻrganish, bu bosqichlardan tashkil topgan hisoblash modellarini yaratishga imkon beradi. Koʻp darajadagi mavhumlik bilan maʼlumotlarni ifodalash uchun bir nechta ishlov berish qatlamlari amalga oshiriladi. Neyron tarmogʻi tushunchasi koʻplab algoritmlar uchun asosdir. Neyron tarmogʻiga katta ishtiyoq paydo boʻlishi bilan soʻnggi yillarda katta yaxshilanishlarga erishildi va qishloq xoʻjaligida katta eʼtiborni tortdi. Uning qishloq xoʻjaligida qoʻllanilishidan biri bu tasvirni aniqlash boʻlib u robototexnika va mexanizatsiyalashgan agrosanoat va qishloq xoʻjaligining jadal rivojlanishini cheklaydigan koʻplab toʻsiqlarni yengib chiqdi. Qishloq xoʻjaligidagi tadqiqotchilar tajribali dasturchilar boʻlmasligi mumkin.

Ular ko‘pincha chuqur o‘rganish uchun ishlatiladigan o‘rganish mexanizmlarini sinchkovlik bilan o‘rganmasdan to‘g‘ridan-to‘g‘ri ochiq dasturiy ta‘minot ramkalaridan foydalanadilar. Algoritmarni tushunish ma‘lumotlarni tahlil qilishni osonlashtirishi va shu bilan qishloq xo‘jaligidagi tadqiqotlarni kuchaytirishi mumkin. Qishloq xo‘jaligi sohasidagi tadqiqotchilarga yaxlit tasavvurni taqdim etish va zamonaviy aqlli qishloq xo‘jaligini rivojlantirish uchun ushbu ish chuqur o‘rganish (BP) va umumiy (DL) algoritmarni (Konvolyutsion neyron tarmoqlari (KNT), takroriy neyron tarmoqlari (TNT) va generativ neyron tarmoqlari (GNT)) va ularning qishloq xo‘jaligidagi ilovalari, so‘nggi yillar ichida nashr etilgan ilovalarga e‘tibor qaratildi. Pythonda BP, KNT, TNT va GNT uchun misol kodlari ham taqdim etilgan.



1-rasm BP neyron tarmog‘ining namunaviy tuzilishi.

Bu to‘liq ulanishda yashirin neyronlarning bir nechta qatlamlaridan tashkil topgan xatolarni teskari aloqa yordamida nazorat qilinadigan o‘rganish algoritmidir. Bu shuni anglatadiki, neyronlar qatlami neyronlarning yuqori qatlamiga ulangan va har bir qatlam afferent neyron kirishining chiziqli yoki chiziqli bo‘lmagan transformatsiyasi orqali neyronlarning amplitudasi chiqishini cheklash uchun faollashtirish funksiyasiga ega. Yashirin neyronlar ta‘lim ma‘lumotlarining asosiy xususiyatlarini doimiy oldinga tarqalishdan bilib olishlari mumkin. Ta‘lim ma‘lumotlari to‘plami $\{(p_1, d_1), (p_2, d_2), \dots, (p_r, d_s)\}$ mavjud deb faraz qiling. $[v_{ij}]_{h \times r}$ neyron kodi h va neyron kodi r o‘rtasidagi og‘irliklar, i chegara neyron kodini bildiradi h , $(d_1, d_2, \dots, d_s)$ kod chiqishini bildiradi. Netib - birinchi yashirin qatlamning kiritilishi. a_i birinchi yashirin qatlamning chiqishi va bu birinchi yashirin qatlamning faollashtirish funksiyasi. netko - chiqish qatlamining kiritilishi. f_o - chiqish qatlamini faollashtirish funksiyasi, o_k - chiqish qatlamining chiqishi. Har bir neyron kodining chiqishi oldingi neyronning chiqishi bilan belgilanadi.

Algoritmning asosiy formulalarini (1)-(3)

tenglamalar sifatida ko'rsatish mumkin. Yashirin qatlam kiritishiga kirish qatlami:

$$a_i = f_0(net_i^b) = f_0\left(\sum_{i=1}^h w_2 a_i + b_{ih}\right) \quad (1)$$

Chiqish qatlami kiritish: $net_i^b = \sum_{i=1}^p p_2 + b_h \quad (2)$

Chiqish qatlami chiqishi:

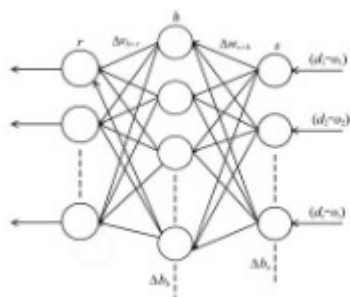
$$o_h = f_0(net_h^b) = f_0\left(\sum_{i=1}^h w_h a_i + b_{ih}\right) \quad (3)$$

Narx funksiyasi: Neyron tarmoqlar uchun xarajat funksiyasi model parametrlarini (og'irliklar va chegaralar) optimallashtirishda muhim ro'l o'ynaydi. Bu erda BP ni ko'rsatish uchun misol sifatida kvadratik yo'qotish funksiyasi E ishlatiladi va u (4) tenglama bilan ifodalanadi:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{h=1}^o (d_h - o_h)^2 = \frac{1}{2} \sum_{h=1}^o (d_h - f_0(net_h^b))^2 = \quad (4)$$

$$\frac{1}{2} \sum_{h=1}^o \left[d_h - f_0\left(\sum_{h=1}^h w_h f_h\left(\sum_{h=1}^p v_h p_i + b_{hp}\right) + b_{hp}\right) \right]^2$$

Orqaga tarqalish xarajat funksiyasining gradient tushishiga va kontseptual tuzilishi 2-rasmda ko'rsatilgan differentsiallashning zanjirli qoidasiga asoslanadi. Birinchidan, xato qiymatini olish uchun xarajat funksiyasining og'irliklarini farqlash zarurati tug'iladi. keyin xato qiymatini qaytaring. Ushbu jarayon davomida og'irlik va chegarani doimiy ravishda sozlash va yangilash zarurati tug'iladi



2-rasm Teskari aloqa tushunchasi

Faraz qilsak: Dwki - chiqish qatlamidan yashirin qatlamga og'irlikni sozlash (lokal gradient), Dbok - chiqish qatlamidan yashirin qatlamgacha bo'lgan chegarani sozlash (mahalliy gradient), Dvij - yashirin qatlamdan og'irlikni sozlash (mahalliy gradient) kirish qatlami, va DBhj - yashirin qatlamdan kirish qatlamiga chegarani sozlash (mahalliy gradient).

$$\Delta w_{hi} = -\eta \times \frac{\partial E}{\partial w_{hi}} = \eta \times (d_h - o_h) \times f_h^b(net_h^b) \times a_i \quad (5)$$

$$\Delta b_{hi} = -\eta \times \frac{\partial E}{\partial b_{hi}} = \eta \times (d_h - o_h) \times f_h^p(net_h^p) \times a_i$$

Orqaga

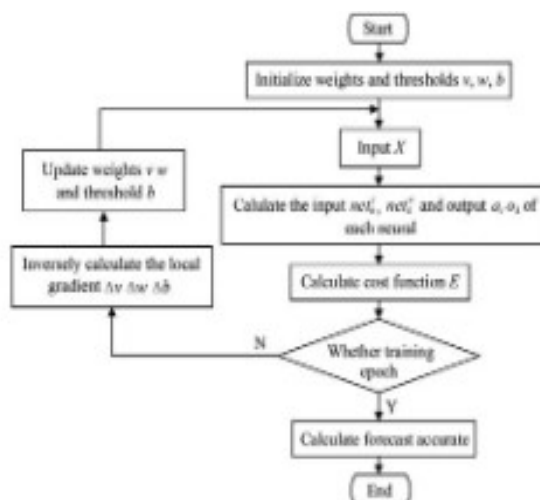
tarqalish

algoritmining asosiy formulalarini (5)-(6) tenglamalar sifatida keltirish mumkin. Yashirin qatlamdan chiqish qatlamiga og'irlik va chegarani sozlash (mahalliy gradient):

$$\Delta v_{hi} = -\eta \times \frac{\partial E}{\partial v_{hi}} = \eta \times \left\{ \left[\sum_{h=1}^i (d_h - o_h) \times f_h^i(net_h^i) \times w_{hi} \right] \times f_h^i(net_h^i) \times p_{hi} \right\} \quad (6)$$

$$\Delta b_{hi} = -\eta \times \frac{\partial E}{\partial b_{hi}} = \eta \times \left[\sum_{h=1}^i (d_h - o_h) \times f_h^i(net_h^i) \times w_{hi} \right] \times f_h^i(net_h^i)$$

oraqli aniqlanadi. Teskari aloqa jarayonida og'irliklar va chegaralar xato qiymatini teskari o'zgartirish orqali o'rnatiladi. BP algoritmining sxemasi 3-rasmda ko'rsatilgan.



3-rasm BP dasturlash sxemasi

BP neyron tarmoqlari juda ko'p afzalliklarga ega, jumladan kuchli chiziqli bo'lmagan xaritalash qobiliyati va yuqori darajadagi o'z-o'zini o'rganish va o'z-o'zini moslashtirish. Ular nutqni tahlil qilish, tasvirni aniqlash, raqamli belgilar va kompyuterni ko'rish kabi ko'plab sohalarda keng qo'llaniladi.

XULOSA. Maqolada taklif etilgan neyron tarmoqlariga asoslangan ko'p darajali KNT, TNT va GNT kabi chuqur neyron tarmoqlari tobora ommalashib bormoqda. Xulosa qilib aytganda, katta hajmdagi murakkab ma'lumotlar mavjud bo'lganda, amaliy ma'lumotlardan odatiy namunalarni qanday ajratib olish muammosi hal qilinmagan muammodir. An'anaviy BP neyron tarmoqlari endi ba'zi hududlarda yetarli darajada samara bermay kelmoqda. Shunday qilib, KNT, TNT va GNT kabi chuqur neyron tarmoqlar tobora ko'proq e'tiborni tortmoqda. Ixtisoslashgan tarmoqlar o'rtasida zarur yechimlarni ishlab chiqishni taqsimlash, bilimlarni boshqarish, proaktiv boshqaruv jarayonlari o'rtasida chuqur o'rganishga o'tishni tashkil etish va turli xil axborot tizimlari, usullari, ma'lumotlarni tayyorlash va tahlil qilish rejimlarining bir model doirasida birlashtirilishini ta'minlash mumkin.

Foydalanilgan adabiyotlar ro'yxati

1. Schalkoff R J. Artificial Neural Networks. Vol.1. New York: McGraw-Hill, 1997.
2. Schmidhuber J. Deep learning in neural networks: An overview. Neural Networks, 2015; 61: 85–117.
3. Simonyan K, Zisserman A. Two-stream convolutional networks for action recognition in videos. Advances in Neural Information Processing Systems, 2014; 1-4: 568–576
4. Abduraxmonov O.Q. "Ko'p yadroli protsessorlarda kubik bazisli splaynlar asosida parallel algoritmlarni amalga oshirish tuzilmasini ishlab chiqish" Academic research in educational sciences 2 (3), 628-633