

SUN'IY NEYRON TARMOQLARNI O'QITISHDA DETERMINISTIK VA STOXAСТИK USULLARI**Ibragimov Shavkat Mamirovich**

Farg'ona davlat universiteti, matematika-informatika fakulteti, axborot texnologiyalari kafedrası katta o'qituvchisi.

shavkat70@bk.ru +998 90 530 18 04

Ismoilova Mohinurbonu Is'hoqjon qizi

Farg'ona davlat universiteti 2-kurs talabasi

mohinur7479@gmail.com +998 91 047 59 30

Annotatsiya: Maqolani maqsadi sun'iy neyron tarmoqlarini o'qitishda deterministik va stoxastik usullarni o'rganishdir. Sun'iy neyron tarmog'ini o'qitish berilgan maqsad funksiyasini minimallashtirish uchun ularning parametrlarini optimallashtirishni o'z ichiga oladi. Ushbu optimallashtirishning ikkita asosiy yondashuvi deterministik va stoxastik usullardir. Deterministik usullar, masalan, gradient tushishi va uning variantlari, maqsad funksiyasini minimallashtirish uchun tarmoq parametrlarini iterativ ravishda yangilaydi. Boshqa tomondan, stoxastik usullar optimallashtirish jarayoniga tasodifiylikni kiritadi, mahalliy minimallardan qochish va konvergentsiyani yaxshilashga qaratilgan. Ushbu maqolada biz sun'iy neyron tarmog'ini o'qitishda deterministik va stoxastik usullarni har tomonlama taqqoslashni taqdim etamiz, ularning kuchli, zaif tomonlari va qo'llanishini ta'kidlaymiz.

Kalit so'zlar: Sun'iy neyron tarmoqlar, optimallashtirish, deterministik usullar, stoxastik usullar, gradient descent, stoxastik gradient tushish, konvergentsiya, umumlashtirish.

Аннотация: Целью статьи является исследование детерминированных и стохастических методов обучения искусственных нейронных сетей. Обучение искусственных нейронных сетей включает оптимизацию их параметров для минимизации заданной целевой функции. Двумя основными подходами к этой оптимизации являются детерминистический и стохастический методы. Детерминированные методы, такие как градиентный спуск и его варианты, итеративно обновляют параметры сети, чтобы минимизировать целевую функцию. С другой стороны, стохастические методы привносят случайность в процесс оптимизации, стремясь избежать локальных минимумов и улучшить сходимость. В этой статье мы проводим всестороннее сравнение детерминированных и стохастических методов обучения нейронных сетей, подчеркивая их сильные и слабые стороны и области применения.

Ключевые слова: Искусственные нейронные сети, оптимизация, детерминированные методы, стохастические методы, градиентный спуск, стохастический градиентный спуск, сходимость, обобщение.

Annotation: The purpose of the article is to study deterministic and stochastic methods for training artificial neural networks. Training of artificial neural networks includes optimization of their parameters to minimize the given objective function. The two main approaches to this optimization are deterministic and stochastic methods. Deterministic methods, such as gradient descent and its variants, iteratively update network parameters to minimize the objective function. On the other hand, stochastic methods introduce randomness into the optimization process, aiming to avoid local minima and improve convergence. In this article, we provide a comprehensive comparison of deterministic and

stochastic methods for neural network training, highlighting their strengths, weaknesses, and applications.

Keywords: Artificial neural networks, optimization, deterministic methods, stochastic methods, gradient descent, stochastic gradient descent, convergence, generalization.

KIRISH

- Sun'iy neyron tarmoqlarning qisqacha tavsifi va ularning mashinani o'rganishdagi ahamiyati.
- Neyron tarmoq ish faoliyatini optimallashtirishda o'qitish algoritmlarining ahamiyati.
- Neyron tarmoqlarni o'qitishning deterministik va stokastik usullarini solishtirish va taqqoslash.

Sun'iy neyron tarmoqlari mashinani o'rganishda poydevor sifatida paydo bo'ldi, bu tasvirni aniqlash, tabiiy tilni qayta ishlash va avtonom haydash kabi murakkab vazifalarni bajarishga qodir bo'lgan murakkab modellarni ishlab chiqish imkonini beradi. Sun'iy neyron tarmog'i muvaffaqiyatining markaziy qismi ularning o'qitish jarayoni bo'lib, u oldindan belgilangan yo'qotish funksiyasini minimallashtirish uchun model parametrlarini sozlashni o'z ichiga oladi.

Sun'iy neyron tarmog'ini (SNT) o'rgatish, deterministik va stoxastik algoritmlar orqali o'rganishning muhim usullarini o'z ichiga oladi. Bu algoritmlar, SNTning parametrlarini yangilash, gradientni hisoblash, optimallashtirish, xatolikni minimallashtirish va boshqalar kabi vazifalarni bajarishda yordam beradi. Deterministik algoritmlar, ma'lumotlar ustida to'g'ri ishlashni ta'minlashda ishlatiladi. Stoxastik algoritmlar esa stoxastiklik va tasodifiyatning qo'llanilishi bilan tanishadi. Gradient Descent (gradient pastki) deterministik algoritmnining eng asosiy shakli hisoblanadi. Ushbu algoritm, xatolik funksiyasini minimallashtirish uchun gradientni hisoblashga asoslangan bo'ladi. Gradient yordamida parametrlar yangilanadi va o'rganish davriga kelgan har bir o'qishda modelni yangilaydi. Bunda, modelning parametrlarini optimallashtirish uchun o'zgaruvchilarni belgilab berish va o'rgatish tezligini boshqarish mumkin.

Deterministik va stoxastik algoritmlarning bir qancha namunalari mavjud va ulardan foydalanishning muhimligi o'rganishning xususiyatlari va maqsadlari bo'yicha o'zgaradi. Shuning uchun, har bir o'quvchi yoki soha o'ziga xos algoritmlarni tanlashi kerak. Bundan tashqari, deterministik va stoxastik algoritmlarni kombinatsiyasidan ham foydalanish va moslashtirish muhimdir. Bu usullar SNTning badiiy qobiliyatini shakllantirishda va o'rganish samaradorligini oshirishda katta ahamiyatga ega.

DETERMINISTIK VA STOFASTIK USILLAR

Deterministik usullar:

- gradient tushish kabi deterministik usullar va uning variantlarini tushuntirish.
- Parametrlarni yangilash uchun deterministik usullar to'liq ma'lumotlar to'plami ma'lumotlaridan qanday foydalanishiga urg'u berish.

Deterministik usullar model parametrlarini iterativ ravishda yangilash uchun deterministik gradientlarni hisoblash va kuzatish printsipi asosida ishlaydi. Deterministik optimallashtirishning eng asosiy algoritmi bo'lgan gradient tushishi eng keskin pasayish yo'nalishi bo'yicha parametrlarni sozlash orqali yo'qotish funksiyasini minimallashtirishga qaratilgan. Stoxastik gradient tushishi (SGD), mini-partiyali gradient tushishi va impulsga asoslangan usullar kabi gradient tushish variantlari konvergeniya tezligi va barqarorligini oshirish uchun modifikatsiyalarni kiritadi. Deterministik usullar o'zlarining bashorat qiladigan xatti-harakatlari va nisbatan silliq konvergeniya traektoriyalari bilan tavsiflanadi.

Gradient descent - bu eng ko'p qo'llaniladigan deterministik o'rgatish algoritmlaridan biridir. Ushbu usul ma'lum bir yo'qotish funksiyasini minimallashtirish orqali neyron to'ringing vaznlarini yangilaydi.

Gradient descent algoritmi quyidagilardan iborat:

1. Parametrlarni - vaznlarni va biaslarni - tasodifiy qiymatlardan boshlash.
2. Neyron to'ring prognozini hisoblash.
3. Yo'qotish funksiyasi yordamida xatoni aniqlash.
4. Gradientni hisoblash va parametrlarni yangilash.
5. Jarayonni xato yetarlicha kichik bo'lguncha takrorlash.

Bu usulning asosiy yutug'i uning aniq va tushunarli ekanligidir. Biroq, global minimumga erishishda u sekin ishlashi hamda lokal minimumlarda kamchilik bo'lishi mumkin.

Deterministik o'rgatish usulining asosiy xususiyatlari:

1. Aniq Natija: Deterministik algoritmlarda, bir xil kirish (input) berilganda, doimo bir xil chiqish (output) olasiz. Bu, tasodifiy yoki stoxastik elementlardan qochadi.
2. Takrorlanuvchanlik: Deterministik yondashuv yordamida natijalarni takrorlash mumkin, bu esa eksperimentlarni qayta ko'rib chiqish va ularning validligini tekshirish uchun foydalidir.
3. Ma'lumotlar to'plami to'laligi: Deterministik o'qitishda, gradient descent kabi optimallashtirish algoritmlari butun ma'lumotlar to'plamidan foydalanadi, shu sababli bu yondashuvda barcha ma'lumotlar to'liq o'rganiladi.
4. Gradient Descent Usuli: Deterministik o'rgatishda ko'pincha butun ma'lumotlar to'plamini qo'llagan holda gradientning aniq hisob-kitobini talab etadigan gradient descent usullari qo'llaniladi.

Deterministik o'rgatish usuli quyidagilardan iborat qadamlarni o'z ichiga oladi:

1. Boshlang'ich vaznlar belgilanadi: Barcha model parametrlari boshlang'ich qiymatlar bilan belgilanadi. Bu qiymatlar qayta ishga tushirilganda bir xil bo'lishi kerak.
2. Optimallashtirish algoritmi tanlanadi: Gradient descent kabi deterministik optimallashtirish algoritmlaridan biri tanlanadi.
3. Yo'qotish funksiyasi tanlanadi: Model o'rganishi uchun yo'qotish (loss) funksiyasi tanlanadi va ma'lumotlar to'plami bo'yicha yo'qotish hisoblanadi.
4. Optimallashtirish algoritmi ishga tushiriladi: Model o'qitishda deterministik optimallashtirish algoritmi ishga tushiriladi, bu erda gradient aniq hisoblanadi va model parametrlari yangilanadi.
5. Iteratsiya qilish: Model etarlicha yaxshi ishlashga erishgunga qadar yoki boshqa to'xtash shartlari bajarilgunga qadar optimallashtirish algoritmini takrorlash.

Deterministik o'rgatishning afzalliklari va cheklovlari

Deterministik o'rgatishning afzalliklari:

- Aniq va bashorat qilinadigan jarayon;
- O'rganish qoidalariga muvofiqligi tufayli tezkor nazorat qilish imkoniyati;
- Matematik isbotlar asosida ishlanilgan holda ishonchlilikni ta'minlaydi.

Deterministik o'rgatishning cheklovlari:

- Qiyin ma'lumotlar to'plamlarida lokal minimumlarda qolib ketish xavfi;
- O'rganish tezligi va boshqa giperparametrlarni sozlash zarurati;
- Uzoq vaqt talab qiladigan o'rgatish jarayonlari, ayniqsa katta ma'lumot to'plamlari bo'lganda.

Deterministik o'rgatish usullari SNTlarni samarali o'rgatish uchun muhim asosdir, lekin optimal vaznlar va parametrlarni topish uchun ko'p sonli tajribalar va muhandislik mahoratini talab qiladi. Ushbu usullarni qo'llashdan oldin, ma'lumot to'plami, neyron

to'ring tuzilishi va vazifaning o'ziga xos xususiyatlari bilan bog'liq ko'plab omillarni hisobga olish kerak.

Stoxastik usullar:

- Stokastik gradient descent (SGD) va mini-partiyali gradient tushish kabi stoxastik usullarga kirish.

- Stokastik usullar parametrlarni yangilash uchun tasodifiy ma'lumotlar to'plamidan qanday foydalanishini tushuntirish.

- Tezlik va mahalliy minimallardan qochish nuqtai nazaridan stoxastik usullarning afzalliklari.

Stoxastik usullar optimallashtirish jarayoniga tasodifiylikni kiritadi, ko'pincha o'quv ma'lumotlarining kichik to'plamlarini tanlash yoki parametr yangilanishlarini bezovta qilish orqali. Stochastic Gradient Descent (SGD) - bu tasodifiy tanlangan o'quv misollari to'plamidan hisoblangan gradient asosida model parametrlarini yangilaydigan mashhur stoxastik optimallashtirish algoritmi. Boshqa stoxastik yondashuvlar qatoriga yangilanishlar kichik ma'lumotlar partiyalari bo'yicha hisoblab chiqiladigan mini-to'plamli SGD va o'tgan gradientlar asosida o'rganish tezligini dinamik ravishda sozlaydigan AdaGrad, RMSprop kabi moslashuvchan usullar kiradi. Stoxastik usullar yaxshilangan umumlashtirish, shovqinga chidamlilik va mahalliy minimallardan qochish qobiliyat kabi afzalliklarni taqdim etadi.

Stochastic Gradient Descent (stoxastik gradient pastki) stoxastik algoritmlarning eng mashhur turi hisoblanadi. Bu usulda, har bir o'qishda bir nechta ta'lim namunalari (batch) dan foydalaniladi, gradientni hisoblash va parametrlarni yangilash uchun ular ishlatiladi. Ushbu usul o'rganishning tezlashtirilishi va xatolik funksiyasini minimallashtirishda foydali bo'ladi.

SGD algoritmi quyidagi qadamlarni o'z ichiga oladi:

1. Parametrlarni - vaznlarni va biaslarni - tasodifiy qiymatlardan boshlash.
2. Tasodifiy tanlangan bir nechta namunalar yordamida neyron to'ring prognozini hisoblash.
3. Har bir namuna uchun gradientni hisoblash va parametrlarni yangilash.
4. Ushbu jarayonni qorishda qaytadan takrorlash.

SGD yuqori samaradorlik va tez convergatsiya qilish qobiliyati bilan ajralib turadi, lekin u ham noaniqlik va oshirib yuborish (overfitting) muammolariga duch kelishi mumkin.

RMSprop (radikalli kvadrati o'rta qiymati) ham stoxastik algoritmda gradient kvadratini va o'zini tiklaydigan hisoblashga asoslangan. Bu usul o'rganishning tezlashtirilishi va parametrlarning tartiblangan yangilanishini ta'minlashda foydalaniladi.

Dropout stoxastik algoritmlarning bir turi, yuqorida to'g'ridan-to'g'ri ma'lum qilingan. Ushbu usul o'rgatish jarayonida belgilangan neyronlarni va ularning aloqador o'zaro biriktirilganligini va faolligini o'chiradi. Bu, overfittingni kamaytirishda foydali bo'ladi.

Genetic Algorithms bu stoxastik algoritmlar, biologik evolyutsiya tamoyillarini taklif qiladi. O'rgatish jarayonida genetik algoritmlar, o'rgatishning eng yaxshi variantlarini tanlash va modellarni o'zgartirish uchun ishlatiladi. Bu algoritmlar badiiy qobiliyatni shakllantirishda foydali bo'ladi.

SGD'ning asosiy afzalliklari va xususiyatlari quyidagilardan iborat:

1. Tasodifiy o'rnatish: Neyron tarmoqni o'rgatishni boshlash uchun, SGD har bir iteratsiyada (qadamda) ma'lumotlar to'plamidan faqat bitta namunani yoki mini-batchni tasodifiy tanlaydi va shu asosda yangilash qiladi.
2. Tezroq hisob-kitoblar: Har safar butun ma'lumotlar to'plamini ko'rib chiqish o'rniga, tasodifiy tanlangan namunalar yordamida gradientni tezroq hisoblaydi.
3. Kamroq xotira talabi: Butun ma'lumotlar to'plami o'rniga faqat joriy namunalar yoki mini-batchni saqlash kerak, bu xotira talabini kamaytiradi.

4. Global minimumlarga erishish imkoniyati: SGD lokal minimumlar yoki platolardan chiqib ketish va global minimumlarga yaqinlashish qobiliyatiga ega, chunki tasodifiy namuna tanlash usuli tufayli gradientning osilishi paydo bo'ladi.

5. Ko'p iteratsiyalar: SGD global minimumga yaqinlashish uchun ko'p sonli iteratsiyalarni talab qiladi, chunki har bir iteratsiyada namunalarning tasodifiy tanlanishi tufayli osilishlar ro'y beradi.

6. Varianlar kamayishi: SGD usulida, o'rganish tezligini asta-sekin kamaytirish yoki boshqa yaxshilovchi texnikalar (masalan, momentum yoki adaptiv o'rgatish tezliklari) qo'llanilishi mumkin, bu gradient descent trajektoriyasini nazorat qilish va osilishlarni kamaytirish uchun zarur.

7. Early stopping va Regularization: Overfittingdan qochish uchun, early stopping usuli yoki regularization texnikalari qo'llanilishi mumkin.

Stoxastik o'rgatish usuli, yuqorida ta'kidlanganidek, katta hajmlardagi ma'lumotlar bilan ishlaganda katta afzalliklarga ega, lekin optimallashtirish jarayoni davomida namuna tanlashda tasodifiylik tufayli paydo bo'ladigan barqarorsizlikka ham ega. BaseModelning umumiy ishlash darajasini oshirish uchun, SGD usulining variantlari va yaxshilash texnikalari qo'llanilishi mumkin.

Qiyosiy tahlil: Deterministik va stoxastik usullar o'rtasidagi tanlov turli omillarga, jumladan, ma'lumotlar to'plamining hajmi, hisoblash resurslari va optimallashtirish maqsadlariga bog'liq. Nisbatan kichik ma'lumotlar to'plamlari uchun va hisoblash resurslari to'liq to'plamli ma'lumotlardan samarali foydalanish tufayli cheklangan bo'lsa, deterministik usullar afzallik beriladi. Biroq, ular yuqori o'lchamli bo'shliqlarda egar nuqtalari va mahalliy minimallar bilan kurashishlari mumkin. Stoxastik usullar keng miqyosli sozlamalarda ustunlik qiladi, bu erda ular parametrlar maydonining keng doirasini o'rganish orqali tezroq konvergentsiya va yaxshiroq umumlashtirishni taklif qiladi. Shunga qaramay, ular konvergentsiya traektoriyalarida ko'proq farqni ko'rsatishi mumkin va giperparametrlarni ehtiyotkorlik bilan sozlashni talab qiladi. Ilovalar va kelajakdagi yo'nalishlar:

Deterministik va stoxastik usullar kompyuterni ko'rish va tabiiy tilni qayta ishlashdan robototexnika va moliyagacha bo'lgan keng doiradagi ilovalarni topadi. Kelgusi tadqiqot yo'nalishlari ikkala paradigmaning afzalliklarini birlashtirgan gibrid yondashuvlarni, muayyan tarmoq arxitekturalari uchun moslashtirilgan optimallashtirishning yangi usullarini va turli xil optimallashtirish algoritmlarining konvergentsiya xususiyatlarini yaxshiroq tushunish uchun nazariy tahlillarni o'z ichiga oladi.

XULOSA

Xulosa qilib aytadigan bo'lsak, sun'iy neyron tarmoqlarni o'qitishda deterministik va stoxastik usullar hal qiluvchi rol o'ynaydi. Deterministik usullar barqarorlik va mustahkamlikni ta'minlaydi, lekin sekin konvergentsiyadan aziyat chekishi mumkin, stoxastik usullar esa hisoblash murakkabligi oshishi hisobiga tezroq yaqinlashuv va yaxshiroq umumlashtirishni ta'minlaydi. Ushbu usullar orasidagi tanlov ko'rib chiqilayotgan muammoning o'ziga xos xususiyatlariga va konvergentsiya tezligi, umumlashtirish ko'rsatkichlari va hisoblash resurslari o'rtasidagi muvozanatga bog'liq. Kelgusi tadqiqotlar sun'iy neyron tarmog'ini tezroq va barqaror o'qitishga erishish uchun deterministik va stoxastik usullarning kuchli tomonlarini birlashtirgan gibrid yondashuvlarni o'rganishi mumkin.

Foydalanilgan adabiyotlar ro'yhati

1. Nurmamatovich, T. I. (2024, April). SUNIY NEYRON TORLARINI ADAPTIV KUCHAYTIRISH USULI. In "USA" INTERNATIONAL SCIENTIFIC AND PRACTICAL CONFERENCE TOPICAL ISSUES OF SCIENCE (Vol. 17, No. 1).

2. Tojimatov, I. N., Olimov, A. F., Khaydarova, O. T., & Tojiboyev, M. M. (2023). CREATING A DATA SCIENCE ROADMAP AND ANALYSIS. PEDAGOGICAL SCIENCES AND TEACHING METHODS, 2(23), 242-250.
3. Тожимаматов, И. Н. (2023). ЗАДАЧИ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО АНАЛИЗА ДАННЫХ. PEDAGOG, 6(4), 514-516.
4. Muqaddam, A., Shahzoda, A., Gulasal, T., & Isroil, T. (2023). NEYRON TARMOQLARDAN FOYDALANIB TASVIRLARNI ANIQLASH USULLARI. SUSTAINABILITY OF EDUCATION, SOCIO-ECONOMIC SCIENCE THEORY, 1(8), 63-74.
5. Raximov, Q. O., Tojimatov, I. N., & Xo, H. R. O. G. L. (2023). SUN'IY NEYRON TARMOQLARNI UMUMIY TASNIFI. Scientific progress, 4(5), 99-107.
6. Ortiqovich, Q. R., & Nurmamatovich, T. I. (2023). NEYRON TARMOQNI O'QITISH USULLARI VA ALGORITMLARI. Scientific Impulse, 1(10), 37-46.
7. Tojimatov, I. N., Mamalatipov, O., Rahmatjonov, M., & Farhodjonov, S. (2023). NEYRON TARMOQLAR. Наука и инновация, 1(1), 4-12.
8. Tojimatov, I. N., Mamalatipov, O. M., & Karimova, N. A. (2022). SUN'IY NEYRON TARMOQLARINI O'QITISH USULLARI. Oriental renaissance: Innovative, educational, natural and social sciences, 2(12), 191-203.
9. Raxmatjonova, M. N., & Tojimatov, I. N. (2023). BIZNESDA SUN'IY INTELEKT TEXNOLOGIYALARI VA ULARNI AHAMIYATI. Лучшие интеллектуальные исследования, 11(3), 46-52.
10. RUMELHART, D. E., HINTON, G. E. VA UILYAMS, R. J. (1986). XATOLARNI QAYTA YO'NALTIRISH ORQALI TASVIRLARNI O'RGANISH. TABIAT, 323(6088), 533-536.
11. KINGMA, D. P. VA BA, J. (2014). ADAM: STOKASTIK OPTIMALLASHTIRISH USULI. ARXIV OLDINDAN CHOP ETISH ARXIV: 1412.6980.
12. BOTTOU, L. (2010). STOKASTIK GRADIENT TUSHISHI BILAN KENG KO'LAMLI MASHINANI O'RGANISH. COMPSTAT'2010 MATERIALLARIDA (177-186-BETLAR). PHYSICA-VERLAG HD.