

ILM FAN XABARNOMASI

Ilmiy elektron jurnali

XATOLIK FUNKTSIYALARI, TO'RNI GRADIENTLI OPTIMIZATSIYASI VA O'QITISH DAVRI: SUN'IY INTELEKTNING ASOSIY TEXNIKALARI

Islamov Erkinjon Revkatovich

Farg'ona davlat universiteti amaliy matematika va informatika kafedrasida o'qituvchisi

Arabova Farzonabonu Akmaljon qizi

Farg'ona Davlat Universiteti Matematika-informatika fakulteti Amaliy matematika yo'nalishi 2-bosqich talabasi, a07612720@gmail.com

Annotatsiya: Ushbu maqolada xatolik funksiyalari, to'rni gradientli optimizatsiyasi, o'qitish davri mavzusidagi ma'lumotlar berilgan. Maqolada, xatolik funksiyalari, gradientli optimizatsiya jarayoni qanday sodir bo'lishi, ularning turlari, va ularning amaliyoti ko'rsatilgan. O'qitish davri, jarayonlari va o'qitish davrlarining optimal soni haqida ham ma'lumot berib o'tilgan. Xatolar va to'rni gradientli optimizatsiyasiga misollar orqali, dastur xatolarni aniqlaydi va konsolga xato xabarini chiqaradi, gradient_descent funksiyasi gradientli optimizatsiya algoritmini amalga oshirishi, unda qanday o'zgarishlar sodir bo'lishini tushuntirilgan.

Kalit so'zlar: Xatolik funksiyasi, interatsiya, epoch, optimal son, gradient hisobi, o'qitish davri.

Xatolik funksiyalari haqida ma'lumot.

Xatolik funksiyalari, mashinani o'rganish va sun'iy intellekt sohalarida tizim yoki modelning bashorat qilishdagi aniqsizligini aniqlashda ishlatiladigan funktsiyalardir. Ular modelning qanday darajada yaxshi ishlayotganligini o'lchash va tuzatish maqsadida vaznlarni doimiy ravishda yangilashda asosiy qadam hisoblanadi. Quyidagi xatolik funksiyalar mashinani o'rganish sohasida tez-tez qo'llaniladi:

- **Mean squared error (MSE):** O'rtacha kvadratik xatolik. Bashorat qilingan qiymatlar bilan haqiqiy qiymatlar o'rtasidagi farqning kvadratlarining o'rtachasini hisoblaydi va regressiya modellarida ko'p qo'llaniladi.

- **Cross-entropy loss yoki log loss:** Ko'p toifali klassifikatsiyada qo'llaniladi. Modelning bashorat qilish aniqsizligiga nisbatan ma'lum bir jazoga asoslanadi. Bu indeks to'g'ri sinfning bashorati qanchalik yuqori bo'lsa, xatolik shunchalik kam bo'lishini anglatadi.

- **Binary cross-entropy loss:** Ikki toifali (binar) klassifikatsiyada qo'llaniladi. Bu ham logistik regressiya kabi modelarning samaradorligini baholash uchun ishlatiladi.

- **Hinge loss:** Support vector machine (SVM) klassifikatsiyasida foydalaniladi. Sarkaqli kayip funksiyasi margin bilan bog'liq va ma'lum bir chegaradan pastroq bashoratlarga jazo beradi.

- **Categorical cross-entropy:** Bu ko'p toifali (multiclass) klassifikatsiyada qo'llaniladi va har bir sinf uchun alohida-alohida jazo beradi.

Modellar o'qitilganda, xatolik funksiyasi gradient descent kabi optimizatsiya usullari yordamida minimise qilinadi. Gradient descent algoritmi model vaznlarini xatolikni eng kamaytiradigan yo'nalish bo'yicha doimiy ravishda yangilash orqali yakuniy modelni optimallashtirishga yordam beradi. O'qitish davri (epoxa), barcha o'quv ma'lumotlari to'plami kim model orqali o'tkazilgan har bir tsiklni bildiradi va ko'pincha bir necha davrlar orqali davom etadi. Bu jarayon modelning overfitting (o'qib bo'lish) muammosi yuzaga kelgunicha yoki boshqa to'xtash shartlari bajarilgunicha davom etadi.

Xatolik funksiyalari yordamida modellar turli xil ma'lumot to'plamlari uchun qanchalik yaxshi ishlashini va ularga moslashuvchanligini baholash mumkin bo'ladi. Ular model sifatini yaxshilash va uni yanada samarali qilishda muhim rol o'ynaydi.

To'rtinchi gradientli optimizatsiya va optimizatsiya jarayonlari.

Gradientli optimizatsiya, sun'iy neyron tarmoqlari va mashinani o'rganishning muhim qismidir. U xatolik yoki yo'qotish funksiyasini minimallashtirish orqali tarmoq vaznlarining optimal qiymatlarini topish uchun ishlatiladi.

Gradientli optimizatsiya jarayoni quyidagicha sodir bo'ladi:

1. Xatolik funksiyasini tanlash: Dastlab, ma'lum bir muammo uchun mos keladigan xatolik funksiyasi tanlanadi. Bu xatolik funksiyasi, tarmoqning bir nechta kiritma ma'lumotlar to'plami uchun chiqaradigan xatosi yoki yo'qotishining o'rtacha qiymatini hisoblaydi.

2. Gradient hisobi: Xatolik funksiyasining gradienti hisoblanadi. Bu gradient, har bir vaznning o'zgarishiga bog'liq holda xatolik funksiyasi qay tarzda o'zgarishini ko'rsatadi.

3. Vaznlarni yangilash: Gradientni hisoblash orqali vaznlar yangilanadi. Vaznlar, ularning qiymatlaridan gradientning o'qitish tezligi bilan ko'paytmasi ayirilgan holda yangilanadi.

4. Iteratsiya: Ushbu jarayon, xatolik yetarlicha kamaygunicha yoki boshqa to'xtash shartlari bajarilgunicha bir necha bor takrorlanadi.

Gradientli tushirishning bir qancha turlari mavjud bo'lib, ular orasida oddiy gradientli tushirish (batch gradient descent), stochastic gradient descent (SGD) va mini-batch gradient descent kabi usullar bor.

Gradientli optimizatsiya jarayoni juda murakkab bo'lishi mumkin va tarmoqning konvergentsiyasini yaxshilash uchun turli hil usullar va variantlar ishlatiladi, masalan momentum yoki Adam (adaptive moment estimation) kabi yaxshilash algoritmlari.

O'qitish davri va o'qitish davrlarining optimal soni.

O'qitish davri (epoch) sun'iy neyron tarmoqlarini o'qitish jarayonidagi muhim tushunchalardan biridir. "Epoch" termini ko'pincha mashinani o'rganishda va sun'iy intellekt dasturlarida neyron tarmoqning o'qitish jarayonini tasvirlash uchun ishlatiladi. Bir o'qitish davri barcha o'qitish ma'lumotlari to'plamining neyron tarmoq orqali bir marta to'liq o'tkazilishi jarayoni hisoblanadi. Ya'ni, barcha o'qitish namunalari har biri kamida bitta marta tarmoqqa taqdim etiladi va tarmoqning xatolik gradienti orqali vaznlar yangilanadi.

O'qitish jarayonidagi har bir davrda, o'qitish ma'lumotlari to'plami neyron tarmoqqa taqdim etiladi, har bir kirish namunasi uchun almashinuv jarayoni (forward pass) va xatolikni orqaga tarqatish (backpropagation) amalga oshiriladi va tarmoqning vaznlari xatolikni minimallashtirish maqsadida yangilanadi. O'qitish davrlari soni neyron tarmog'ining o'qitish samaradorligiga va uning o'qitish ma'lumotlari to'plami orqali umumlashish qobiliyatiga ta'sir ko'rsatadi. Ko'pincha neyron tarmoqlarini o'qitishda bir nechta davr talab qilinadi, chunki bir necha davr davomida tarmoq o'quv ma'lumotlariga moslashib, umumiy xatolikni kamaytirishga va modelning umumlashtirish ko'rsatkichlarini yaxshilashga intiladi.

O'qitish davrlarining optimal sonini aniqlash muhimdir, chunki juda oz davrlarda tarmoq etarlicha o'rganmaydi (underfitting), va juda ko'p davrlarda esa tarmoq o'qitish to'plamidagi namunalarga ortiqcha moslashib qolishi (overfitting) mumkin. Muvozanatli yondashuv o'qitish va tekshiruv (validation) to'plamlari orqali tarmoqning umumlashtirish qobiliyatini tekshirish orqali topiladi. Buning uchun erken to'xtatish (early stopping), validatsion to'plam yordamida qo'llaniladigan kross-validatsiya va boshqa usullar keng qo'llaniladi.

Birinchi misol, Python dasturlash tilida *try*, *except*, va *finally* kalit so'zlaridan foydalanib xatolar bilan dasturni boshqarish mumkin. Misol uchun:

try:

```
x = int(input("Ixtiyoriy son kiriting: "))
```

```
y = 10 / x
```

```
print("Natija:", y)
```

except ZeroDivisionError:

```
print("Nolga bo'lib bo'lmaydi")
except ValueError:
    print("Son kiritilishi shart")
finally:
    print("Dastur tugadi")
```

Ushbu dastur foydalanuvchi tomonidan kiritilgan sonni 10 ga bo'lib bo'lib qarab, natijani chiqaradi. Agar foydalanuvchi nol kiritgani yoki son kiritilmagan bo'lsa, dastur xatolarni aniqlaydi va foydalanuvchiga xato xabarni chiqaradi. Dastur tugaganidan so'ng *finally* bloki ham ishga tushadi.

Ikkinchi misol, To'rni gradientli optimizatsiyasi (gradient descent optimization) ga misol qilib, bir sinfga tegishli quyidagi Python kodini ko'ramiz:

```
import numpy as np
# Funksiya va uning gradienti
def f(x):
    return x**2 + 2*x + 1
def gradient_f(x):
    return 2*x + 2
# Gradientli optimizatsiya
def gradient_descent(learning_rate, max_iterations, initial_guess):
    x = initial_guess
    for i in range(max_iterations):
        gradient = gradient_f(x)
        x = x - learning_rate *
gradient
    return x
# Test qilish
learning_rate = 0.1
max_iterations = 100
initial_guess = 3
result = gradient_descent(learning_rate, max_iterations, initial_guess)
print("Minimum nuqta:", result)
print("Funksiya qiymati minimum nuqtada:", f(result))
```

Ushbu dasturda $f(x)$ funksiyasi va uning gradienti $gradient_f(x)$ berilgan. $gradient_descent$ funksiyasi gradientli optimizatsiya algoritmini amalga oshiradi. $learning_rate$ - o'zgaruvchining qiymati, $max_iterations$ - maksimal iteratsiya miqdori, va $initial_guess$ - boshlang'ich qiymat. Natijada, dastur minimum qiymatga ega bo'lgan nuqta va funksiya qiymatini chiqaradi.

Fikrlarimizni umumlashtiradigan bo'lsak, Xatolik funksiyalari gradient optimizatsiyasi yo'li bilan aniqlash juda muhimdir. Bu, modelimizning o'zini o'rganish va ishlab chiqish jarayonida juda katta rol o'ynaydi. O'qitish davri esa, bu funksiyalarning optimallashtirilish jarayonida nechta bosqichda o'tkazilishi kerakligini aniqlashda yordam beradi.

FOYDALANILGAN ADABIYOTLAR

1. Turing, A. M. (1950). Computing machinery and intelligence. *Mind*, 59(236), 433-460.
2. McCarthy, J., Minsky, M. L., Rochester, N., & Shannon, C. E. (1955). A proposal for the Dartmouth summer research project on artificial intelligence.

3. Ortiqovich, Q. R., & Nurmamatovich, T. I. (2023). NEYRON TARMOQNI O 'QITISH USULLARI VA ALGORITMLARI. *Scientific Impulse*, 1(10), 37-46.
4. 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.
5. Тојимаматов, И. Н. (2023). ЗАДАЧИ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО АНАЛИЗА ДАННЫХ. *PEDAGOG*, 6(4), 514-516.
6. 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.
7. Raximov, Q. O., Tojimatov, I. N., & Xo, H. R. O. G. L. (2023). SUNIY NEYRON TARMOQLARNI UMUMIY TASNIFI. *Scientific progress*, 4(5), 99-107.
8. Ortiqovich, Q. R., & Nurmamatovich, T. I. (2023). NEYRON TARMOQNI O 'QITISH USULLARI VA ALGORITMLARI. *Scientific Impulse*, 1(10), 37-46.
9. Tojimatov, I. N., Mamalatipov, O., Rahmatjonov, M., & Farhodjonov, S. (2023). NEYRON TARMOQLAR. *Наука и инновация*, 1(1), 4-12.
10. 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.
11. 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.
12. Raximov, Q. O., Tojimatov, I. N., & Xo, H. R. O. G. L. (2023). SUNIY NEYRON TARMOQLARNI UMUMIY TASNIFI. *Scientific progress*, 4(5), 99-107.
13. Rahmatjonova, M. N., & Tojimatov, I. N. (2023). BIZNESDA SUNIY INTELEKT TECHNOLOGYALARI VA ULARNI AHAMIYATI. *Лучшие интеллектуальные исследования*, 11(3), 46-52.
14. Nurmatovich, T. I. (2024). Bir qatlamli va ko 'p qatlamli neyron to 'rlari. *ILM FAN XABARNOMASI*, 1(1), 190-191.
15. Nurmamatovich, T. I., & Kudratullo o'g, K. U. B. (2024). THE EVOLUTION OF AI: FROM EARLY CONCEPTS TO MODERN BREAKTHROUGHS. *Лучшие интеллектуальные исследования*, 20(2), 42-46.
16. Tojimatov, I., & G'ulomjonova, S. (2024). NEYRO KOMPYUTERLAR VA ULARNING ARHITEKTURASI. *Development of pedagogical technologies in modern sciences*, 3(6), 10-16.
17. Tojimatov, I., & Jo'rayeva, M. (2024). BOLSMAN MASHINASI VA UNING AHAMIYATI. *Development and innovations in science*, 3(4), 154-160.
18. Nurmamatovich, T. I., & Nozimaxon, E. (2024). Chiqish qatlami vaznlarni sozlash va xatoliklarni teskari tarqalishi algoritmi. *ILM FAN XABARNOMASI*, 1(1), 29-35.
19. Tojimatov, I., & Ismoiljonova, O. (2024). BIR QATLAMLI PERCEPTRONNI O 'QITISH. *Академические исследования в современной науке*, 3(12), 153-158.

20. Nurmamatovich, T. I. (2024, April). BIR QATLAMLI PERCEPTRONNI O 'QITISH. In " CANADA" INTERNATIONAL CONFERENCE ON DEVELOPMENTS IN EDUCATION, SCIENCES AND HUMANITIES (Vol. 17, No. 1).
21. Nurmamatovich, T. I. (2024, April). SUN'IY NEYRONNING MATEMATIK MODELI HAMDA FAOLLASHTIRISH FUNKTSIYALARI. In " USA" INTERNATIONAL SCIENTIFIC AND PRACTICAL CONFERENCE TOPICAL ISSUES OF SCIENCE (Vol. 17, No. 1).
22. 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).
23. Nurmamatovich, T. I. (2024). XEBB O'QITISH QOIDASI. " GERMANY" MODERN SCIENTIFIC RESEARCH: ACHIEVEMENTS, INNOVATIONS AND DEVELOPMENT PROSPECTS, 17(1).
24. Tojimatov, I., & G'ulomjonova, S. (2024). NEYRO KOMPYUTERLAR VA ULARNING ARXITEKTURASI. Development of pedagogical technologies in modern sciences, 3(6), 10-16.