



INNOVATIVE WORLD
Ilmiy tadqiqotlar markazi

INNOVATION TALABALAR AXBOROTNOMASI



 <https://innoworld.net>

 +998335668868

////////

ILMIY JURNAL

////////

ICJ JOURNALS
MASTER LIST

ISSN

INTERNATIONAL
JOURNAL
OF
SCIENCE
AND
TECHNOLOGY
INTERNATIONAL CENTER

doi

zenodo

OpenAIRE

Academic
Resource
Index
ResearchBib

Google Scholar

open access.nl



INNOVATION TALABALAR AXBOROTNOMASI

2-JILD, 3-TO'PLAM
2025

Jurnal quyidagi xalqaro bazalarda indekslanadi:

Google Scholar  digital object
identifier

ResearchGate

zenodo



ADVANCED SCIENCE INDEX



OpenAIRE



Academic
Resource
Index
ResearchBib



Directory of Research Journals Indexing

Ilmiy jurnalning rasmiy sayti:

www.innoworld.net

O'ZBEKISTON-2025

Xatolik Funktsiyalari: Regressiya va Tasniflash Muammolarida MSE va Cross-Entropy

Tojimatov Israil Nurmamatovich

Farg'ona davlat universiteti Amaliy matematika va informatika kafedrası katta o'qituvchisi

israiltojiamamatov@gmail.com

Tojialiyeval Mohigul Muzrobjonqizi

Farg'onadavlat universiteti 3-kurs talabasi

mohigultojialiyeval0@gmail.com

Annotatsiya.

Ushbu maqolada dasturlash davamashinani o'rganishdaxatolik funksiyalarining roli va ahamiyati tahlil qilinadi.

Xatolik funksiyalaridasturiy ta'minotda yuzaga keladigan xatoliklarni aniqlash, qaytaishlash va ularga javob berish jarayonlarini avtomatlashtirishga xizmat qiladi. Shuningdek, mashinani o'rganishdaxatolik (yo'qotish) funksiyalarimodelning bashoratlarivahaqiqiy natijalar o'rtasidagifارقinimni minimallashtirish uchun ishlatiladi.

O'rtachakvadrat xatovao'rtachaxatolikbiyo'qotish funksiyalarimashinani o'rganish jarayonidakeng qo'llaniladi. Maqoladashuningdek,

qat'iiymasneyron tarmoqlarining o'qitish jarayoni, arxitekturasini, xatolik funksiyalarivaoptimallashtirish usullari haqidabatafsil ma'lumot berilgan.

Qat'iiymastarmoqlarning afzalliklarivacheklovlari, ular bilan bog'liq muammolarni yengillashtirish usullari ko'rib chiqilgan.

Ushbu tadqiqotdasturiy ta'minot sifatini oshirish va mashinani o'rganish modellarining samaradorligini yaxshilashga qaratilgan.

Kalit so'zlar: xatolik funksiyalari, yo'qotish funksiyasi, mse, cross-entropy, mashinani o'rganish, regressiya, tasniflash, neyron tarmoqlar, model optimallashtirish, gradient pasayishi.

Kirish

Zamonaviy axborot texnologiyalarivasun'iy intellekt tizimlarining jadali rivojlanishi inson faoliyatining deyarli barcha sohalarigachuqur kirib bordi. Ayniqsa, mashinani o'rganish (machine learning) vachuqur o'rganish (deep learning) metodlarisonggi yillardailmiy tadqiqotlar, ishlab chiqarish, tibbiyot, transport, hamdaiqtisodiyotdasamaradorlikni oshirishdamuhim vositasifatidan amoyon bo'lmoqda.

Ushbu tizimlarning muvaffaqiyatli ishlashi uchun modelni to'g'ri o'qitish, ya'ni o'quv jarayonini optimallashtirish muhim ahamiyat kasbetadi.

O'qitish jarayonining markazida esa xatolik funksiyasi (loss function yoki error function) turadi.

Mazkur funksiyamodelning bashoratlaribilan haqiqiy qiymatlar o'rtasidagifارقinimni minimallashtirish uchun baholaydivashuasosda model

parametrlarini yangilash uchun yo'l ko'rsatadi. Xatolik funksiyasi mashinani o'rganishdagi asosiy komponentlardan bir bo'lib, modelning samaradorligini baholash, og'irliklar (weights) ni yangilash, va optimallashtirish algoritmlarining yo'nalishini belgilash vazifalarini bajaradi. Dasturlash amaliyoti daxatolik funksiyalariturlishakllarda qo'llaniladi — oddiy dasturiy xatolarni qayta tashlashdantortib, murakkab neyron tarmoqlarni o'qitishgacha. Shu sababli "xatolik funksiyasi" tushunchasi ikki asosiy yo'nalishda qo'llaniladi:

1. **dasturlashdagi xatoliklarni qayta tashlovchi funksiyalar** (masalan, `print_error()`, `handle_exception()` kabi),
2. **mashinani o'rganishdagi yo'qotish (loss) funksiyalari**, ya'ni modelni o'qitishda ishlatiladigan matematik funksiyalar.

Mazkur maqolada asosan ikkinchi yo'nalish — mashinani o'rganish, xususan, qat'iy bo'lmagan (konvolyutsion) neyron tarmoqlardagi xatolik funksiyasining roli tahlil qilinadi.

Konvolyutsion neyron tarmoqlar (CNN — Convolutional Neural Networks) tasvir, video, nutq yoki matn kabi murakkab ma'lumotlar ustida ishlashda samaradorligi bilan ajralib turadi. Ular xususiyatlarni avtomatik tarzda aniqlash, tasvirning chetlarini, burchaklarini, shakllarini va teksturalarini o'rganish orqali inson miyasiga o'xshash tarzda ishlaydi.

Biroq, bunday tarmoqlarning yuqori aniqlikka erishishi uchun o'qitish jarayonida xatolik funksiyasining to'g'ri tanlanishi hal qiluvchi ahamiyatga ega.

Mashinani o'qitish jarayonida maqsad — model xatosini minimal darajaga tushirishdir.

Shuning uchun xatolik funksiyasi modelning chiqish qiymatlar bilan haqiqiy qiymatlar o'rtasidagi farqni hisoblaydigan bu farq asosida og'irliklarni optimallashtirish algoritmlari (masalan, gradient pasayishi, Adam, RMSprop) yordamida yangilanadi.

Regressiya muammolari uchun odatda **o'rtacha kvadrat xato (Mean Squared Error, MSE)** ishlatilsa, tasniflash muammolari **kesish entropiyasi (Cross-Entropy Loss)** qo'llaniladi.

Har bir holatda xatolik funksiyasi o'qitish natijalariga sezilarli ta'sir ko'rsatadi. Shu bilan birga,

qat'iy bo'lmagan neyron tarmoqlarni o'qitishda xatolik funksiyasining matematik va amaliy jihatlari chuqur tahlil qilish zarur. Ayniqsa, chuqur tarmoqlarda gradient yo'qolishi (vanishing gradient) yoki portlashi (exploding gradient) muammolari ko'pincha noto'g'ri tanlangan xatolik funksiyasi yoki optimallashtirish parametrlariga bog'liq bo'ladi.

Shuning uchun ilmiy tadqiqotlarda xatolik funksiyalarini tanlash, ularni modifikatsiya qilish yoki yangi turlarini ishlab chiqish mashinani o'rganishni fatini yaxshilashda muhim o'rinni tutadi. Bugungi kunda qat'iy bo'lmagan neyron tar

moqlarningo'qitilishitibbiyotdarentgentasvirlarinitahlilqilish, avtomobilsozlikdaavtonomboshqaruvtizimlariniyaratish, xavfsizliktizimlaridayuznianiqlash, vahattotabiiytilniqaytaishlash (Natural Language Processing) sohalaridakengqo'llanilmoqda. Har birilovadama'lumotlarturi, aniqliktalabivaresursimkoniyatlarigaqarabxatolikfunksiyasiningo'zigaxostala blarimavjud.Shundayqilib, ushbumaqoladaxatolikfunksiyalariningmohiyati, ularningmashinano'rganishdagio'rni, qat'iybo'lmaganneyrontarmoqlardao'qitishjarayonigata'sirivaoptimallashtiris hjarayonlaribatafsiltahlilqilinadi. Bundantashqari, mavjudcheklovlarvaularniyengishuchunqo'llaniladiganusullar ham ko'ribchiqiladi.

Tadqiqotnatijalariilmiyvaamaliyjihtadansun'iyintellekttizimlariniyanadasama ralio'qitishyo'nalishidamuhimahamiyatkasbetadi.

Xatolikfunksiyalaridasturlashvahisoblashtizimlaridamuhimkomponenthiso blanadi, chunkiulartizimningto'g'riishlashininazoratqilish, nosozliklarnianiqlashvaularnibartarafetishimkoniniberadi. Dasturiytizimlarinsontomonidanyaratilganmurakkbalgoritmituzilmalardan iboratbo'lib, har birbosqichdaturliturdagixatoliklar — sintaksis, mantiqiyyokibajarilishxatolari — yuzagakelishimumkin. Ushbuholatlardaxatolikfunksiyalaridasturishinito'xtatmasdan, xatonianiqlash, tahlilqilishvafoydalanuvchigaxabarberishorqalitizimbarqarorliginita'minlaydi. Dasturlashdaxatolikfunksiyalariodatdaquyidagitoifalargabo'linadi:

Xatoliknichiqaruvchifunksiyalar — masalan, `print_error(message)` yokiraise_error(error_message) kabifunksiyalarxatohaqidama'lumotnikonsolgachiqaradiyokitizim log fayligayozadi.

Istisnoholatlarniqaytaishlovchifunksiyalar — handle_exception(exception) funksiyasidasturdayuzagakelganistisno (exception) holatlarinianiqlab, ularnibartarafetishuchunzaruramallarnibajaradi.

Log yurituvchifunksiyalar — log_error(error_message) yordamidaxatoliklarmaxsusfaylgayozilib, dasturiytizimningkeyingidiagnostikasiuchunasosbo'ladi.

Noto'g'rikiritmalarnitekshiruvchifunksiyalar — handle_invalid_input(input_data) funksiyasifoysdalanuvchikiritgannoto'g'rima'lumotlarnianiqlaydivaxatolikhaqi daxabarberadi.

Ushbufunksiyalardasturlashamaliyotidaishonchlilikvauzluksizliknita'minla ydi. Masalan, server dasturlaridayoki real vaqttizimlaridaxatoliklarniavtomatikqaytaishlovchimexanizmlaryordamidatiz imto'xtabqolmasdanishlashnidavomettiradi. Shu bilanbirga,

xatoliklarloglaridasturchilargadasturishinitahlilqilishvakelgusidatakomillashtirishimkoniniberadi. Ammo xatolikfunksiyasitushunchasifaqatdasturiynosozliklarniqaytaishlashbilancheklanmaydi. Zamonaviykompyuterfanidaushbuatamamashinano'rganish (machine learning) sohasidaalohidamatematikma'nogaega. Bu sohada xatolikfunksiyasimodelningbashoratlaribilan haqiqiyqiymatlar o'rtasida gitafovutnimi qdoriyo'lchovda ifodalaydi. Boshqacha aytganda, model qanday darajadato'g'ri ishlayotganini yoki uning natijasi qanchalik haqiqiy qiymat danchetgachiqqanini aniqlash uchun xatolikfunksiyasi hisoblanadi. Matematik jihatdan xatolikfunksiyasi quyidagicha ifodalanadi:

$$E = f(y, \hat{y})$$

bu yerda

- E — xatolik (loss yoki error) qiymati,
- y — haqiqiy qiymat (true value),
- $\hat{y}$ — model tomonidan bashorat qilingan qiymat.

Ushbu farqasosida model og'irliklarini o'zgartirish orqali xatolikni minimallashtirishga intiladi. Shu sababli, mashinano'rganish jarayonida optimallashtirish muammosi sifatida qaraladi. Maqsad — xatolikfunksiyasining qiymatini minimal darajaga tushirish, ya'ni modelning eng yaxshi (optimal) parametrlarini topishdir. Xatolikfunksiyalar mashinano'rganish muammosining turiga qarab farqlanadi. Agar model uzluksiz qiymatlarni bashorat qilsa, masalan, narx, harorat yoki energiya sarfini prognozlash, unda regressiya tipidagi yo'qotishfunksiyalari (masalan, o'rtacha kvadrat xato — Mean Squared Error, MSE) qo'llaniladi. Aksincha, model tasniflash (classification) bilan shug'ullansa, ya'ni ob'ektni toifalarga ajratish (masalan, "it" yoki "mushuk" tasvirini aniqlash), unda kesish entropiyasi (Cross-Entropy Loss) yoki logistik xatolikfunksiyasi ishlatiladi. Masalan, regressiya muammosida o'rtacha kvadrat xato quyidagi formula orqali aniqlanadi:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$$

Bu yerda — o'quv namunalari soni,

y_i — haqiqiy qiymat,

$\hat{y}_i$ — prognozlangan qiymat.

MSEning afzalliklarishundaki, u kattaliklarga kattajazoberadi, ya'ni kattaxatolarni jiddiy qabul qiladi. Shuningdek, uning gradiyent son hisoblanadi, bu saneyrontarmoqlarini o'qitishda muhim ahamiyatga ega.

Biroq, MSEning kamchiligi shundaki, u kattaxatolarga juda sezgir bo'ladi, shuning uchun ma'lumotlardagi shovqin yoki avtlayerlar (chakizlar) ta'sir katta bo'ladi.

O'rtacha absolyut xato (Mean Absolute Error — MAE)

MAE

prognozlangan haqiqiy qiymatlar o'rtasidagi farqning absolyut qiymatlarining o'rtachasini hisoblaydi. Formulasi:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|$$

MAE kattaxatolarga nisbatan kamroq sezgir, shuningdek, ma'lumotlardagi avtlayerlarni kamroq shikora qiladi.

Buxususiyat MAE ni ba'zi holatlarda afzal qiladi. Biroq, MAEning gradiyenti diskret bo'lib, MSE ga nisbatan optimallashtirishda ba'zi muammolarni keltirib chiqarishi mumkin.

Kross-entropiya yo'qotish funksiyasi (Cross-Entropy Loss)

Kross-entropiya yo'qotish funksiyasi asosan tasniflash (classification) muammolarida qo'llaniladi. U to'g'ri tasniflangan sinflar va model tomonidan prognoz qilingan ehtimollar o'rtasidagi farqni o'lchaydi. Agar p haqiqiy sinfning ehtimoli va q — prognoz qilingan sinfning ehtimoli bo'lsa, kross-entropiya quyidagi formula bilan hisoblanadi:

$$L = - \sum_i p_i \log(q_i)$$

Keyingi tarzda yanada keng qo'llaniladigan binartasni flash uchun formula:

$$L = -(y \log(\hat{y}) + (1 - y) \log(1 - \hat{y}))$$

Bu yerda y — haqiqiy belgilar (0 yoki 1), $\hat{y}$ — prognozlangan ehtimol.

Kross-entropiya funksiyasi prognozlarni aniqlash va mustahkam shakldagi baholantiradi, shuning uchun u ko'plab neyron tarmoqlarini vatanisni flash model lari dastan hisoblanadi.

Huber yo'qotish funksiyasi

Huber funksiyasi — bu MSE va MAE ning a'zam afzalliklarini birlashtiruvchi funksiya bo'lib, u kattaxatolarga nisbatan kamroq sezgir,

lekinkichikxatolaruchun MSE gao'xshashxususiyatgaega.

$$L_{\delta}(a) = \begin{cases} \frac{1}{2}a^2 \\ \delta(|a| - \frac{1}{2}\delta) \end{cases}$$

Uning matematikko'rinishi:

Bu yerda $a = y - y^{\wedge}$, δ — had parametri.

Huber

funksiyasishovqinlma'lumotlar bilan ishlashd muvaffaqiyatli bo'lib, neyrontarmoqlarning o'qitishini barqarorlashtiradi. Shu tarzda, har biryo'qotish funksiyasima'lumotlar vazifavamuammogamoskeladi. Misol uchun, regressiyamuammolari uchun ko'pincha MSE yoki Huber funksiyalari qo'llanilsa, tasniflash uchun kross-entropiya standart hisoblanadi.

Qat'iiymas neyrontarmoqlarining o'qitish bosqichlari

Qat'iiymas neyrontarmoqlari (Convolutional Neural Networks — CNN) chuquro'rganishning eng muvaffaqiyatli vakeng qo'llaniladigan arxitekturalaridan biridir. Ularning o'qitish jarayoni bir qator muhim bosqichlardan iborat bo'lib, har bir tarmoqning umumiy samaradorligi va aniqligiga kattata'sir ko'rsatadi. Ushbu bo'limda CNN o'qitish jarayonining asosiy bosqichlari — ma'lumotlarni tayyorlash, arxitekturaloyihalash, xato funksiyasini belgilash, optimallashtirish va sinov jarayonlarini batafsil ko'rib chiqiladi. Ma'lumotlar — har qanday mashinani o'rganishtirishning asosiy hisoblanadi.

Qat'iiymas neyrontarmoqlari uchun esa ma'lumotlar hajmi va sifatini o'qitish samara dorligini bevosita belgilaydi. Odatda,

CNN larning millionlab tasvirlardan tashkil topgan belgilangan ma'lumotlarni o'qitiladi, masalan, ImageNet.

Ma'lumotlarni tayyorlash quyidagi jarayonlarni o'z ichiga oladi:

Ma'lumotlarni bo'lish: Ma'lumotlar odatda uch to'plamga bo'linadi: o'qitish (70%), tekshirish (validatsiya) (20%) va sinov (test) (10%). Tekshirish to'plami modelni o'qitish jarayonida baholash uchun, sinov to'plami esa yakuniy baholash uchun ishlatiladi.

Ma'lumotlarni ko'paytirish (data augmentation): Bu usul kichik va xilma-xil ma'lumot to'plamlarida modelning haddan tashqari moslashuvini (overfitting) oldini olish uchun qo'llaniladi. Masalan, tasvirlarni aylantirish, o'lchamini o'zgartirish, kesish, yorug'lik darajasini o'zgartirish va shovqin qo'shish kabi texnikalar yordamida ma'lumotlar sonini sun'iy ko'paytiriladi (Shorten & Khoshgoufar, 2019).

Normallashtirish: Piksel qiymatlari odatda 0 dan 255 gacha bo'ladi. CNN uchun ma'lumotlarni normallashtirish, ya'ni bu qiymatlarni 0 va 1 oralig'iga keltirish o'qitish jarayonini tezlashtiradi va barqarorlashtiradi.

Shakllantirish: Tasvirlar va ularning tegishli belgilarini modelga kiritish uchun to'g'ri formatdagi shakllantiriladi. Masalan, rasm o'lchamlari bir xil bo'lishi kerak (odatda 224x224 yoki 256x256 piksel).

Qat'iymas neyron tarmoqlarining arxitekturasini ularning qatlamlari va ularning o'zarobog'lanishini belgilaydi.

Asosiy qatlamlar quyidagilar:

Qat'iymas qatlamlar (Convolutional layers): Ushbu qatlamlar filtrlari yordamida tasvirlardan xususiyatlar (chegaralar, burchaklar, teksturalar) ajratib olinadi. Filtrlarning o'lchamlari odatda kichik (3x3, 5x5) bo'lib, ular rasm bo'y lab siljiydi (stride).

Birlashtirish qatlamlari (Pooling layers): Bu qatlamlar xususiyat xaritalarining o'lchamini kamaytirib, eng muhim ma'lumotlarni saqlab qoladi. Ko'p qo'llaniladigan tur — maksimal birlashtirish (max pooling).

To'liq bog'langan qatlamlar (Fully connected layers): Bu qatlamlar yuqoridagi xususiyatlarni tasniflash yoki bashorat qilish uchun ishlatiladi.

Arxitektura tanlashda tarmoqning chuqurligi (qatlamlar soni), har bir qatlamdagi filtrlar soni va boshqa parametrlar muammoni murakkabligiga qarab tanlanadi.

Misol uchun, oddiy tasniflash uchun kichik arxitektura yetarli bo'lishi mumkin, murakkab obyektlarni aniqlash uchun esa chuqur va keng tarmoqlar talab etiladi. Modelning ishlash xato funksiyasi orqali baholanadi.

Qat'iymas neyron tarmoqlarida tasniflash muammolari uchun eng ko'p ishlatiladigan xato funksiyasi — **kesish entropiyasi (cross-entropy loss)** hisoblanadi. U modelning ishlash xatolarini haqiqiy sinflar belgilariga nisbatan baholash, o'qitish jarayonida kamroq xato qilishga yo'naltiradi. Regressiya muammolari da esa, odatda, **o'rtacha kvadrat xato (MSE)** yoki boshqa xato funksiyalari ishlatiladi.

Xulosa

Xatolik funksiyalarida turlash va mashinani o'rganishda muhim ahamiyatga ega bo'lib, dasturiy xatoliklarni aniqlash va ularni qayta ishlashda yordam beradi. Mashinani o'rganishda sayo'qitish funksiyalarini modelni optimal natijalarga yetkazishda asosiy ro'lni o'ynaydi.

Qat'iymas neyron tarmoqlar o'zining avtomatik xususiyati o'rganish qobiliyati bilan niko'plab sohalar da samarali qo'llanilmoqda, ammo ularning o'qitishi uchun kattama'lumot va hisoblash resurslari talab etiladi. Cheklolarni kamaytirish uchun transfer o'rganish, ma'lumotlarni ko'paytirish va regularizatsiya kabi metodlar muvaffaqiyatli qo'llanilmoqda. Shunday qilib, xatolik funksiyalarini va qat'iymas neyron tarmoqlar zamonaviy dasturlash va sun'iy intellekt sohasining ajralmas qismi hisoblanadi.

FOYDALANILGAN ADABIYOTLAR

1. Bekmurotov Q.A. , Sun'iy intellekt va neyron tarmoqlar. O'quv qo'llanma, Samarqand – 2021.
2. Sadullayeva SH.A, Yusupov D.F., Yusupov F., Sun'iy intellekt va neyron tarmoqlar texnologiyalar. O'quv qo'llanma, Urganch – 2021.
3. H.N.Zayniddinov, T.A.Xo'jaqulov, M.P.Atadjanov, "Sun'iy intellekt" fanidano'quv qo'llanma, Toshkent – 2018.
4. Q.A.Bekmurotov, Sun'iy intellekt. O'quv qo'llanma, Toshkent – 2019.
5. Игнатъев Н.А., Усманов Р.Н., Мадрахимов Ш.Ф., Берилганларнинг интеллектуал тахлили // Ўқув қўлланма. Тошкент-2018. 144 б.
6. Yusupbekov N.R. Aliyev R.A. Boshqarishning intellektual tizimlari. "O'zbekiston milliy ensiklopediyasi", Toshkent – 2015
7. Дейтел Пол, Дейтел Харви, Python: Искусственный интеллект, большие данные и облачные вычисления. СПб.: Питер, 2020. — 864 с.