

GRADIENT TUSHISH ALGORITMI

Abduvahxobova Muslima Baxtiyor qizi
abduvahobovazaytuna@gmail.com

Annotatsiya

Mazkur tezisda gradient tushish algoritmining mohiyati, matematik asoslari, uning turlari va zamonaviy modifikatsiyalari tahlil qilingan. Algoritmning optimallashtirish jarayonida yo'qotish funksiyasini minimallashtirishdagi o'rni, o'qitish tezligi (learning rate) ta'siri hamda konvergentsiya xususiyatlari ko'rib chiqiladi. Shuningdek, mashinani o'qitish va sun'iy intellekt modellarida keng qo'llaniladigan Adam, RMSProp va Momentum kabi adaptiv optimizatorlar bilan taqqoslash keltiriladi.

Kalit so'zlar: gradient tushish, algoritm, optimallashtirish, yo'qotish funksiyasi, learning rate, SGD, Adam, konvergentsiya.

Abstract. In this thesis, the essence, mathematical foundations, types, and modern modifications of the gradient descent algorithm are analyzed. The role of the algorithm in minimizing the loss function in the optimization process, the influence of the learning rate, and convergence features are considered. It is also compared with adaptive optimizers such as Adam, RMSProp, and Momentum, which are widely used in machine learning and artificial intelligence models.

Keywords: gradient drop, algorithm, optimization, loss function, learning rate, SGD, Adam, convergence.

Аннотация. В данном тезисе проанализированы сущность, математические основы алгоритма падения градиента, его виды и современные модификации. Рассматривается роль алгоритма в минимизации функции потерь в процессе оптимизации, влияние скорости обучения (learning rate) и особенности конвергенции. Также приводится сравнение с адаптивными оптимизаторами, такими как Adam, RMSProp и Momentum, которые широко используются в моделях машинного обучения и искусственного интеллекта.

Ключевые слова: градиент падения, алгоритм, оптимизация, функция потерь, скорость обучения, SGD, Adam, конвергенция.

Kirish

Hozirgi kunda mashinani o'qitish, sun'iy intellekt va katta ma'lumotlar (Big Data) texnologiyalarining jadal rivojlanishi optimallashtirish usullarining ahamiyatini yanada oshirmoqda. Ko'plab amaliy va nazariy masalalarda model parametrlarini mos ravishda sozlash, ya'ni yo'qotish funksiyasini minimallashtirish zarurati tug'iladi. Ayniqsa, regressiya, klassifikatsiya, neyron tarmoqlarni o'qitish, tavsiyalar tizimlari,

tabiiy tilni qayta ishlash va kompyuter ko'rish kabi sohalarda optimallashtirish — modelning yakuniy natijasini belgilovchi eng muhim bosqichlardan biridir. Shu ma'noda gradient tushish algoritmi (Gradient Descent) — eng sodda, intuitiv va samarali optimallashtirish usullaridan biri sifatida alohida o'rin tutadi. Algoritm parametrlarni iterativ ravishda yangilab borish orqali funksiya minimumini izlaydi va shu xususiyati tufayli ko'plab murakkab modellarda ham muvaffaqiyatli qo'llaniladi. Gradient tushishning turli modifikatsiyalari — Batch, Stochastic va Mini-batch yondashuvlari — real amaliyotdagi hisoblash cheklovlari va katta hajmdagi ma'lumotlarga moslashgan bo'lib, ularning har biri model o'qitish jarayonini tez, barqaror va samarali qilishga xizmat qiladi. Shuningdek, learning rate tanlovi, gradientlarning o'lchami, konvergensiya va lokal minimumlar kabi omillar algoritmning ishlash sifatiga bevosita ta'sir ko'rsatadi. Shu sababli algoritmning nazariy asoslarini chuqur tushunish, uning turlari va imkoniyatlarini to'g'ri baholash hamda modern optimizatorlar bilan taqqoslash bugungi kunda juda dolzarb hisoblanadi.

Gradient tushish algoritmi zamonaviy optimallashtirish usullarining eng asosiy va keng qo'llaniladigan turlaridan biri bo'lib, funksiya minimumini topish jarayonida eng soddalashtirilgan, ammo juda samarali yondashuvni taqdim etadi. Mashinani o'qitish, statistika, ma'lumotlar tahlili va sun'iy intellekt tizimlarida parametrlarni optimallashtirish ko'pincha yo'qotish funksiyasini minimallashtirish orqali amalga oshiriladi. Aynan shu jarayonni bajarishda gradient tushish algoritmi markaziy o'rin tutadi. Ushbu algoritm funksiyaning grafigi bo'ylab pastga qarab qadam tashlash orqali minimallashtirishni amalga oshiradi, ya'ni model parametrlari yo'qotish funksiyasi eng kichik qiymatga ega bo'lgan nuqtaga tomon siljiydi. Funksiyaning gradienti esa eng tez o'sish yo'nalishini ko'rsatadi. Shu sababli gradientning qarama-qarshi yo'nalishi bo'yicha qadam tashlash parametrlarni optimal qiymatga olib keladi. Bu intuitiv yondashuv iqtisodiy modellashtirishdan tortib, chuqur neyron tarmoqlargacha bo'lgan keng sohalarda samarali ishlaydi.

Gradient tushish algoritmining matematik asoslari juda sodda bo'lishiga qaramay, uning nazariy jihatlari chuqur o'rganilgan. Parametrlar vektori w va yo'qotish funksiyasi $L(w)$ mavjud bo'lganda, har bir iteratsiyada parametrlar quyidagicha yangilanadi:

$$w_{k+1} = w_k - \alpha \nabla L(w_k)$$

Bu yerda α — learning rate bo'lib, qadam uzunligini belgilovchi eng muhim ko'rsatkichlardan biridir. Gradient vektori $\nabla L(w)$ esa yo'qotish funksiyasining har parametr bo'yicha qiyaligini bildiradi. Keltirilgan formula modelni iterativ tarzda o'qitish imkonini beradi. Learning rate juda katta tanlangan bo'lsa, algoritm optimal nuqtani "o'tirib" o'tib ketadi va divergensiya kuzatiladi. Agar juda kichik bo'lsa,

konvergensiya jarayoni juda sekinlashadi. Shu sababli learning rate tanlovi optimallashtirish jarayonining eng muhim bosqichlaridan biridir. Amaliyotda *learning rate annealing*, *decay*, *schedule*, *warmup* kabi metodlar samaradorlikni sezilarli oshiradi.

Gradient tushish algoritmi uch asosiy variantga ega bo'lib, ularning har biri ma'lum vaziyatlarda samarali qo'llanadi. **Batch Gradient Descent** usulida har bir iteratsiyada gradient butun ma'lumotlar to'plami bo'yicha hisoblanadi. Bu algoritmi nazariy jihatdan aniq natija beradi va barqaror konvergensiyani ta'minlaydi. Biroq juda katta datasetlar bilan ishlaganda har bir iteratsiya juda ko'p vaqt talab qiladi, bu esa amaliyotda qator cheklovlarni keltirib chiqaradi. **Stochastic Gradient Descent (SGD)** esa har bir qadamda faqat bitta ma'lumot namunasi bo'yicha gradient hisoblaydi, bu esa hisoblash tezligini sezilarli darajada oshiradi. SGD ning shovqinli tabiati uni lokal minimumdan chiqib ketish qobiliyatiga ega qiladi. Biroq uning konvergensiyasi notekis bo'lishi mumkin. Shu sababli amaliyotda eng ko'p qo'llaniladigan variant bu — **Mini-batch Gradient Descent** bo'lib, unda gradient har bir kichik guruh (batch) ma'lumotlar bo'yicha hisoblanadi. Bu usul batch va SGDning afzalliklarini birlashtiradi: hisoblash tez, konvergensiya esa barqaror bo'ladi. Gradient tushish algoritmining ishlashi ko'plab omillarga bog'liq, ulardan biri — funksiya relyefining murakkabligi. Masalan, yo'qotish funksiyasi ko'p lokal minimumlarga ega bo'lsa, algoritmi ulardan birida to'xtab qolishi mumkin. Shu nuqtayi nazardan qaraganda, momentum mexanizmi joriy qadamni oldingi qadam bilan bog'laydi va algoritmi silliq harakatlantiradi. *Momentum optimizatori* gradientning oldingi iteratsiyalaridagi yo'nalishni o'zida jamlab boradi. Bu algoritmi relyefdagi mayda "tepaliklar"dan o'tib ketishiga, trassani silliqlashga yordam beradi. *RMSProp* esa gradientlarning o'rtacha kvadratlarini hisobga olgan holda har bir parametr uchun learning rate ni moslashtiradi. Bu xar xil o'lchamdagi parametrlar bilan ishlashni ancha osonlashtiradi. *Adam (Adaptive Moment Estimation)* optimizatori esa Momentum va RMSProp usullarining afzalliklarini birlashtiradi. U adaptiv learning rate bilan ishlaydi va gradientlarning birinchi va ikkinchi momentlarini hisobga oladi. Adam nafaqat chuqur neyron tarmoqlarda, balki har qanday katta parametrlar to'plamiga ega modellarni optimallashtirishda juda samarali.

Gradient tushish algoritmi bugungi kunda juda ko'plab sohalarda qo'llaniladi. Masalan, *chiziqli regressiyada* parametrlarni eng kichik kvadratlar usuli orqali minimallashtirish gradient tushish orqali bajarilishi mumkin. *Logistik regressiyada* ham yo'qotish funksiyasi konveks bo'lgani uchun gradient tushish yuqori aniqlikda natija beradi. *Neyron tarmoqlarni o'qitishning* butun mexanizmi gradient tushish va uning variantlariga asoslangan bo'lib, orqa tarqatish algoritmi (backpropagation) gradientlarni hisoblash vazifasini bajaradi. *Kompyuter ko'rish* sohasida tasvir klassifikatsiyasi, segmentatsiya, tanish algoritmlarining hammasi gradient tushish

orqali o'qitiladi. *Tavsiyalar tizimlarida* foydalanuvchi–obyekt o'rtasidagi moslikni baholovchi modellar ham gradient tushish orqali optimallashtiriladi. Bundan tashqari, klasterlash, klassifikatsiya, tabiiy tilni qayta ishlash, mustahkamlovchi o'rganish kabi sohalarda ham gradient tushish algoritmi markaziy o'rinni egallaydi. Shunday qilib, gradient tushish algoritmi o'zining soddaligi, matematik intuitivligi, moslashuvchanligi va samaradorligi tufayli hozirgi zamonaviy sun'iy intellekt tizimlarida asosiy optimallashtirish vositasiga aylangan. Uning turli modifikatsiyalari yordamida murakkab relyefga ega funksiyalar ham samarali minimallashtiriladi. Zamonaviy adaptiv optimizatorlar esa o'qitish jarayonini yanada barqaror qiladi va murakkab modellarni o'rgatishda sezilarli natijalar beradi.

Xulosa

Gradient tushish algoritmi zamonaviy mashinani o'qitish tizimlarining asosiy optimallashtiruvchi usuli bo'lib, ko'plab modellar parametrlarini samarali va tez o'rgatishga imkon beradi. Uning turli modifikatsiyalari — SGD, Momentum, RMSProp va Adam — o'qitish jarayonini yanada barqaror va moslashuvchan qiladi. Learning rate ning to'g'ri tanlanishi algoritmning muvaffaqiyati uchun hal qiluvchi ahamiyatga ega.

Foydalanilgan adabiyotlar

1. Bekmuratov 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 intellect va neyronto'rli texnologiyalar. O'quv qo'llanma, Urganch – 2021.
3. H.N.Zayniddinov, T.A.Xo'jaqulov, M.P.Atadjanov, "Sun'iy intellekt" fanidan o'quv qo'llanma, Toshkent – 2018.
4. Ruder S. "An overview of gradient descent optimization algorithms", 2016.
5. <https://medium.com/data-science/a-visual-explanation-of-gradient-descent-methods-momentum-adagrad-rmsprop-adam-f898b102325c> (Gradient tushish variantlarining vizual va intuitiv tushuntirishi)
6. <https://en.wikipedia.org/wiki/Backpropagation> — Wikipedia sahifasi, nazariyasi va tarixi.