

ADAPTIV KUCHAYTIRISH USULI

Tojimamatov Israil Nurmatovich

*Farg'ona davlat universiteti Amaliy matematika
va informatika kafedrası katta o'qituvchisi
E-mail: israiltojimatov@gmail.com*

Xusanboyeva Irodaxon Xayrullo qizi

*Farg'ona davlat universiteti Amaliy matematika
yo'nalishi 3-bosqich 23.09-guruh talabasi
E-mail: husanbuyevairoda@gmail.com*

Annotatsiya: *Mazkur ilmiy tezisdá Adaptiv Kuchaytirish Usuli (Adaptive Boosting yoki AdaBoost) ning nazariy asoslari, uning mashinaviy o'qitishdagi fundamental ahamiyati va turli xil tasniflash muammolarini hal qilishdagi samaradorligi tizimli tahlil qilinadi. Tadqiqotda AdaBoost ning asosiy mexanizmi – zaif o'rganuvchilarni (weak learners) ketma-ket o'qitish va ularni og'irliklar (weights) asosida birlashtirish orqali kuchli o'rganuvchiga aylantirish prinsiplari yoritiladi. Usulning har bir iteratsiyada noto'g'ri tasniflangan misollarning og'irligini oshirish orqali modelning diqqatini murakkab ma'lumotlarga qaratishi ilmiy jihatdan asoslab beriladi. Shuningdek, AdaBoost ning chegara bo'ylab tasniflash (boundary classification) va o'lchamning yuqori darajasidagi ma'lumotlar (high-dimensional data) bilan ishlashdagi beqiyos ustunliklari ko'rib chiqiladi.*

Kalit so'zlar: *Adaptiv kuchaytirish, AdaBoost, ansemlash, zaif o'rganuvchilar, og'irliklar, tasniflash, mashinaviy o'qitish, kuchaytirish.*

Аннотация: *В настоящем научном тезисе проводится системный анализ теоретических основ Метода Адаптивного Усиления (Adaptive Boosting или AdaBoost), его фундаментальной значимости в машинном обучении и эффективности в решении различных задач классификации. В исследовании освещаются ключевые принципы механизма AdaBoost: последовательное обучение слабых учеников (weak learners) и их объединение на основе весов (weights) для формирования сильного ученика. Научно обосновывается, что метод фокусирует внимание модели на сложных данных путем увеличения веса неправильно классифицированных примеров на каждой итерации. Также рассматриваются неоспоримые преимущества AdaBoost в классификации по границам (boundary classification) и работе с высокоразмерными данными (high-dimensional data).*

Ключевые слова: *Адаптивное усиление, AdaBoost, ансамблирование, слабые ученики, веса, классификация, машинное обучение, бустинг.*

Abstract: *This scientific thesis systematically analyzes the theoretical foundations of the Adaptive Boosting Method (AdaBoost), its fundamental significance in machine learning, and its effectiveness in addressing various classification problems. The research illuminates the core mechanism of AdaBoost: sequentially training weak learners and combining them*

based on weights to construct a strong learner. It is scientifically substantiated that the method focuses the model's attention on complex data by increasing the weight of incorrectly classified instances in each iteration. Furthermore, the undeniable advantages of AdaBoost in boundary classification and handling high-dimensional data are examined.

Keywords: Adaptive boosting, AdaBoost, ensembling, weak learners, weights, classification, machine learning, boosting.

KIRISH

Mashinaviy o'qitishning nazariy rivojlanishi va amaliy muvaffaqiyati nafaqat alohida modellar, balki ansemlash (Ensembling) deb ataladigan, bir nechta o'rganuvchilarni birlashtirish usullariga ham bog'liq. Bu usullar orasida Adaptiv Kuchaytirish (Adaptive Boosting yoki AdaBoost) algoritmiga alohida e'tibor qaratiladi, chunki u tasniflash vazifalarida yuqori aniqlikni ta'minlovchi birinchi amaliy kuchaytirish usullaridan biridir. AdaBoost ning kuchi uning oddiy, lekin samarali g'oyasida yotadi: zaif o'rganuvchilarni (ya'ni, tasodifiy taxmindan biroz yaxshiroq ishlaydigan modellarni) ketma-ketlikda birlashtirib, ularning xatolarini doimiy ravishda tuzatib borish orqali kuchli o'rganuvchi yaratish.

Dastlab, AdaBoost ning ansemlashdagi o'rni va uning zaif o'rganuvchilarni tanlash prinsiplari ko'rib chiqiladi. So'ngra, ma'lumotlar misollarining og'irliklarini yangilash va yakuniy bashoratni hosil qilish mexanizmlari ilmiy asoslanadi. Nihoyat, uning ma'lumotlarning buzilishiga chidamliligi (robustness) va amaliy qo'llanilishi, xususan, yuzni aniqlash kabi murakkab vazifalardagi roli yoritiladi. Ushbu tahlil AdaBoost ning mashinaviy o'qitish metodologiyasidagi fundamental ahamiyatini ko'rsatib beradi.

Ansemlash usullari, odatda, Bagging va Boosting guruhlariga bo'linadi. Bagging (masalan, Tasodifiy O'rmon) parallel ravishda, mustaqil o'qitilgan modellarning natijalarini birlashtiradi. Aksincha, Boosting usullari (AdaBoost shulardan biridir) modellarni ketma-ket o'qitadi, bunda har bir yangi model o'zidan oldingi modelning xatolarini tuzatishga e'tibor qaratadi. AdaBoost bu ketma-ketlikni ta'minlash uchun har bir o'qitish bosqichida ma'lumotlar to'plamining misollariga beriladigan og'irliklar taqsimotini o'zgartiradi.

AdaBoost algoritmidan ishlatiladigan asosiy qurilish bloki bu zaif o'rganuvchidir. Zaif o'rganuvchi shartli ravishda oddiy tasniflovchi bo'lib, uning aniqligi tasodifiy taxmindan biroz ustun bo'lishi yetarli. Amaliyotda, odatda, bir darajali qaror daraxti (Decision Stump) zaif o'rganuvchi sifatida ishlatiladi. Buning sababi, bir darajali daraxtlar juda sodda bo'lib, ular faqat bitta xususiyat asosida tasniflaydi, bu esa ularning o'ta soddaligi tufayli ma'lumotlarga moslashib ketish (overfitting) ehtimolini kamaytiradi.

Har bir o'qitish iteratsiyasi boshida barcha ma'lumotlar misollariga teng og'irlik beriladi. Keyingi iteratsiyalarda esa, oldingi zaif o'rganuvchi tomonidan noto'g'ri tasniflangan misollarning og'irligi oshiriladi, to'g'ri tasniflangan misollarning og'irligi esa kamaytiriladi. Bu jarayonning ilmiy maqsadi – keyingi zaif o'rganuvchining diqqatini avvalgi modellarning qiynalgan misollariga, ya'ni murakkab va chegaraviy ma'lumotlarga qaratishdir. Natijada, har bir yangi o'rganuvchi o'zidan oldingilarning kamchiliklarini qoplashga harakat qiladi.

Har bir zaif o'rganuvchi ansamblga qo'shilganda, uning o'z og'irligi (yoki ahamiyati) aniqlanadi. Bu og'irlik ushbu o'rganuvchining joriy iteratsiyada erishgan umumiy tasniflash xatosiga teskari proporsionaldir. Agar zaif o'rganuvchining xatosi kichik bo'lsa (ya'ni, u juda aniq ishlasa), uning yakuniy ansamblidagi og'irligi yuqori bo'ladi. Aksincha, agar xato katta bo'lsa, uning og'irligi past bo'ladi. Bu og'irliklar yakuniy kuchli o'rganuvchining bashoratini shakllantirishda hal qiluvchi rol o'ynaydi.

Bu ikki adaptiv og'irlik mexanizmi AdaBoost ni shunchaki modellar yig'indisidan ko'ra, ma'lumotlardagi xatolar va murakkabliklarni tuzatishga qaratilgan dinamik va o'zini o'zi tuzatuvchi tizimga aylantiradi. Natijada, yakuniy kuchli model juda murakkab tasniflash chegaralarini yuqori aniqlik bilan o'rganishga qodir bo'ladi.

Adaptiv Kuchaytirishning yakuniy natijasi kuchli o'rganuvchi (strong learner) bo'lib, u barcha o'qitilgan zaif o'rganuvchilarning og'irlikli yig'indisi asosida bashorat qiladi. Kuchli o'rganuvchining yakuniy bashorati barcha alohida zaif o'rganuvchilarning bashoratlarini ularning o'z og'irliklariga ko'paytirilgan holda yig'ish (yoki ovoz berish) orqali shakllanadi. Bu og'irlikli yig'indi to'g'ri tasniflash yo'nalishini ko'rsatadi. Bu yondashuvning afzalligi shundaki, eng yaxshi ishlaydigan zaif o'rganuvchilarning qarorlari ansamblning umumiy natijasiga eng katta ta'sir ko'rsatadi, eng yomon ishlaydiganlarning ta'siri esa minimallashtiriladi. Natijada, ansamblning umumiy aniqligi har bir zaif modelning alohida aniqligidan keskin darajada yuqori bo'ladi.

XULOSA

Ushbu ilmiy tezisdagi Adaptiv Kuchaytirish Usuli (AdaBoost) ning chuqur nazariy tahlili, uning mashinaviy o'qitishdagi o'rni va tasniflashdagi yuqori samaradorligi tizimli ravishda asoslab berildi. Tadqiqotlar shuni ko'rsatdiki, AdaBoost shunchaki modellar yig'indisi emas, balki ma'lumotlardagi xatolar va qiyinchiliklarga adaptiv tarzda javob beruvchi kuchli o'qitish strategiyasidir.

FOYDALANILGAN ADABIYOTLAR:

1. Freund, Y., & Schapire, R. E. (Bir Ming To'qqiz Yuz To'qson Besh). A Decision-Theoretic Generalization of On-Line Learning and an Application to Boosting. European Conference on Computational Learning Theory konferensiyasi materiallari. (AdaBoost algoritmining asosiy nazariyasi va uning ansamblidagi dastlabki ilmiy yoritilishi.)
2. Schapire, R. E., & Freund, Y. (Ikki Ming Yil). Boosting: Foundations and Algorithms. MIT Press nashriyoti. (Kuchaytirish usullari, shu jumladan AdaBoost ning fundamental nazariy asoslari, isbotlari va chuqur tahlilini o'z ichiga olgan keng qamrovli monografiya.)
3. Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. (Ikki Ming Yetti). The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction. Ikkinchi Nashr, Springer nashriyoti. (Statistik o'rganish va ansamblidagi usullari, AdaBoost ning matematik asoslari va boshqa kuchaytirish usullari bilan qiyosiy tahlili.)
4. Viola, P., & Jones, M. J. (Ikki Ming Ikki). Robust Real-time Face Detection. International Journal of Computer Vision ilmiy jurnali. (AdaBoost ning yuzni aniqlash kabi

yuqori amaliy ahamiyatga ega bo'lgan sohalarda muvaffaqiyatli qo'llanilishi bo'yicha ilmiy ish.)

5. Zhou, Z. H. (Ikkki Ming O'n Yetti). Ensemble Methods: Foundations and Algorithms. Chapman and Hall/CRC nashriyoti. (Ansemlash usullari nazariyasini keng yorituvchi manba, unda AdaBoost ning umumiy ansemlash doirasidagi o'rni belgilangan.)

6. Tojimamatov, I. N., Topvoldiyeva, H., Karimova, N., & Inomova, G. (2023). GRAFIK MA'LUMOTLAR BAZASI. Евразийский журнал технологий и инноваций, 1(4), 75–84.

7. Tojimamatov, I. N., & Saidjamolova, B. M. (2023). BIZNESDA «BIG DATA» TECHNOLOGIYALARI VA ULARNING AHAMIYATI. Лучшие интеллектуальные исследования, 11(4), 56–63.

8. Tojimamatov, I. N., & Azizjon o'g'li, N. A. Z. (2024). The SQL server language and its structure. American Journal of Open University Education, 1(1), 11–15.