

O'QITISHNING STOXTASTIK USULLARI

Tojimamatov Israil Nurmamatovich

Farg'ona davlat universiteti amaliy matematika va informatika

kafedrası katta o'qituvchisi

israiltojimatov@gmail.com

Suyarov Ulug'bek

Farg'ona davlat Universiteti Amaliy

matematika yo'nalishi 3-kurs talabasi

suyarov1857@gmail.com

Annotatsiya: Ushbu tezisda sun'iy intellekt tizimlarida o'qitishning stoxastik usullari, ularning asosiy prinsiplari va amaliy qo'llanilishi ko'rib chiqilgan. Stoxastik yondashuvlarning noaniqlik va tasodifiylikni hisobga olish orqali modellarning moslashuvchanligi hamda umumlashuv qobiliyatini oshirishdagi roli yoritilgan. Stochastic Gradient Descent (SGD), Monte-Karlo usullari, Bayes yondashuvlari va Markov jarayonlarining sun'iy neyron tarmoqlar, tasvirni tanish va tabiiy tilni qayta ishlash sohalaridagi ahamiyati tahlil qilingan.

Kalit so'zlar: sun'iy intellekt, stoxastik o'qitish, stochastic gradient descent, Monte-Karlo usullari, Bayes yondashuvi, Markov jarayonlari

Anotation: This paper discusses stochastic training methods in artificial intelligence systems, their main principles, and practical applications. The role of stochastic approaches in improving model adaptability and generalization by accounting for uncertainty and randomness is highlighted. The significance of Stochastic Gradient Descent (SGD), Monte Carlo methods, Bayesian approaches, and Markov processes in neural networks, image recognition, and natural language processing is analyzed.

Keywords: artificial intelligence, stochastic training, stochastic gradient descent, Monte Carlo methods, Bayesian approach, Markov processes

Аннотация: В данной работе рассматриваются стохастические методы обучения в системах искусственного интеллекта, их основные принципы и практическое применение. Показана роль стохастических подходов в повышении адаптивности и обобщающей способности моделей за счёт учёта неопределённости и случайности. Проанализировано значение стохастического градиентного спуска (SGD), методов Монте-Карло, байесовских подходов и марковских процессов в нейронных сетях, распознавании изображений и обработке естественного языка.

Ключевые слова: искусственный интеллект, стохастическое обучение, стохастический градиентный спуск, методы Монте-Карло, байесовский подход, марковские процессы

Kirish

Sun'iy intellekt (SI) tizimlarida o'qitishning stoxastik usullari – bu tasodifiylik va ehtimollik prinsiplari asosida modellarning bilim olish jarayonini tashkil etuvchi metodlar majmui. An'anaviy deterministik usullardan farqli o'laroq, stoxastik yondashuvlar noaniqlik va o'zgaruvchan sharoitlarni hisobga olib, tizimning samarali va moslashuvchan o'rganishini ta'minlaydi.

Stoxastik usullar sun'iy neyron tarmoqlarida keng qo'llaniladi. Masalan, gradient tushishi (stochastic gradient descent, SGD) algoritmi yordamida tarmoq og'irliklarini yangilashda faqat tasodifiy tanlangan ma'lumotlar namunasi ishlatiladi. Bu yondashuv o'rganish jarayonini tezlashtiradi, mahalliy minimumlardan chiqib, global minimumga yaqinlashishga yordam beradi.

Shuningdek, stoxastik usullar ehtimollik nazariyasi va statistik modellashtirish bilan chambarchas bog'liq bo'lib, murakkab tizimlarda noaniqlikni hisobga olish imkonini beradi. Ularni qo'llash orqali sun'iy intellekt tizimlari murakkab vazifalarni, masalan, tasvirni tanish, tabiiy tilni qayta ishlash va robototexnika muammolarini samarali hal qilishi mumkin.

Ushbu tezisning maqsadi – o'qitishning stoxastik usullarining asosiy printsiplari, ularning amaliy qo'llanilishi va sun'iy intellekt sohasidagi ahamiyatini o'rganishdir.

Stoxastik o'qitish prinsiplari

Stoxastik o'qitish usullari sun'iy intellekt tizimlarida bilim olish jarayonini tasodifiylik va ehtimollik asosida tashkil etadi. Asosiy printsiplar quyidagilardan iborat:

1. Noaniqlikni hisobga olish: Tizim o'rganish jarayonida barcha ma'lumotlar va sharoitlarning tasodifiyligini e'tiborga oladi. Bu deterministik usullarga nisbatan tizimni moslashuvchan va samarali qiladi.
2. Tasodifiy namunalar bilan o'rganish: Model har bir o'qitish bosqichida ma'lumotlarning tasodifiy tanlangan kichik qismi (batch) asosida og'irliklarini yangilaydi. Bu yondashuv hisoblash resurslarini tejaydi va o'rganishni tezlashtiradi.
3. Ehtimollik asosidagi optimizatsiya: Tarmoqlar va algoritmlar o'z vazifasini bajarishda ehtimollik nazariyasi printsiplariga asoslanadi. Masalan, gradient tushishi algoritmi (Stochastic Gradient Descent, SGD) yordamida og'irliklar faqat tasodifiy tanlangan namunalar asosida yangilanadi, bu esa global minimumga yaqinlashishga yordam beradi.

4. Moslashuvchanlik va umumlashuv qobiliyati: Stoxastik yondashuvlar modelni murakkab va o'zgaruvchan tizimlarda samarali ishlashga tayyorlaydi, shu bilan birga yangi ma'lumotlarga tez moslashish imkonini beradi.

Asosiy algoritmlar va metodlar

Stoxastik o'qitish usullarida bir nechta asosiy algoritmlar va metodlar keng qo'llaniladi, ular sun'iy intellekt tizimlarining samarali va moslashuvchan o'rganishini ta'minlaydi. Eng mashhur algoritmlardan biri – Stochastic Gradient Descent (SGD) bo'lib, u sun'iy neyron tarmoqlarni o'qitishda ishlatiladi. SGD har bir o'qitish bosqichida model og'irliklarini faqat tasodifiy tanlangan ma'lumotlar namunasi asosida yangilaydi. Bu yondashuv hisoblashni tezlashtiradi, mahalliy minimumlardan chiqishga yordam beradi va modelning umumlashuv qobiliyatini oshiradi.

Shuningdek, Monte-Karlo usullari murakkab ehtimollik hisob-kitoblarini tasodifiy namunalar yordamida bajarishga imkon beradi. Sun'iy intellektda Monte-Karlo metodlari ehtimollikli qaror qabul qilish, tasodifiy sayohatlar va tasvirni qayta ishlash kabi vazifalarda qo'llanadi. Stoxastik o'qitishda keng qo'llaniladigan boshqa metodlar orasida Bayes yondashuvlari va Markov jarayonlari mavjud. Bayes yondashuvlari oldingi bilimlar va yangi kuzatuvlarni birlashtirib, model taxminlarini yangilashga imkon beradi, Markov jarayonlari esa model holatlari orasidagi ehtimollikli o'tishlarni hisobga oladi va vaqt qatori ma'lumotlarini prognozlash hamda ketma-ket qarorlar qabul qilish vazifalarida ishlatiladi.

Amaliy qo'llanilishi

Stoxastik o'qitish usullari sun'iy intellekt tizimlarida keng qo'llaniladi va murakkab vazifalarni samarali hal qilish imkonini beradi. Ushbu usullar sun'iy neyron tarmoqlarni o'qitishda, tasvirni tanish tizimlarida, tabiiy tilni qayta ishlashda hamda robototexnika va avtonom tizimlarda samarali ishlaydi. Masalan, gradient tushishi algoritmi yordamida neyron tarmoqlar ma'lumotlarning kichik tasodifiy namunalaridan foydalangan holda o'rganadi, bu esa hisoblash resurslarini tejash va modelning tezroq moslashishini ta'minlaydi. Monte-Karlo va Bayes yondashuvlari esa ehtimollik asosida qaror qabul qilish va noaniqlikni hisobga olish imkonini beradi, shu bilan tizimlarni real sharoitlarda yanada ishonchli qiladi. Markov jarayonlari ketma-ket qarorlar qabul qilish va vaqt qatori ma'lumotlarini prognozlashda samarali qo'llaniladi.

Shunday qilib, stoxastik o'qitish usullari sun'iy intellekt tizimlarining umumlashuv qobiliyatini oshiradi, murakkab va o'zgaruvchan sharoitlarda samarali ishlashini ta'minlaydi hamda turli sohalarda – tasvirni qayta ishlash, tabiiy tilni qayta ishlash va robototexnika kabi vazifalarda amaliy ahamiyatga ega bo'ladi.

Xulosa

O'qitishning stoxastik usullari sun'iy intellekt tizimlarida noaniqlik va tasodifiylikni hisobga olgan holda samarali bilim olish jarayonini ta'minlaydi. Ushbu

usullar an'anaviy deterministik metodlardan farqli o'laroq, murakkab va o'zgaruvchan tizimlarda modelning moslashuvchanligini oshiradi hamda yangi ma'lumotlarga tezkor javob berish imkonini yaratadi.

Stoxastik algoritmlar, xususan Stochastic Gradient Descent (SGD), ma'lumotlarning tasodifiy tanlangan namunalardan foydalangan holda neyron tarmoqlar og'irliklarini yangilaydi, bu esa hisoblash samaradorligini oshiradi, mahalliy minimumlardan chiqishga yordam beradi va modelning umumlashuv qobiliyatini yaxshilaydi. Monte-Karlo usullari va Bayes yondashuvlari esa ehtimollik asosida qaror qabul qilish va noaniqlikni hisobga olish imkonini beradi, bu sun'iy intellekt tizimlarini real sharoitlarda ishonchli qiladi. Shu bilan birga, Markov jarayonlari ketma-ket qarorlar qabul qilish va vaqt qatori ma'lumotlarini prognozlashda samarali qo'llaniladi.

Amaliy jihatdan, stoxastik o'qitish usullari sun'iy neyron tarmoqlarni o'qitish, tasvirni tanish, tabiiy tilni qayta ishlash, robototexnika va avtonom tizimlarda keng qo'llaniladi. Ularning nazariy va amaliy ahamiyati shundaki, ular murakkab tizimlarda modelning samaradorligi, umumlashuv qobiliyati va moslashuvchanligini oshiradi hamda turli vazifalarni ishonchli va tezkor bajarishga imkon beradi.

Foydalanilgan adabiyotlar

1. Mamatova Zilolaxon Xabibulloxonovna, Kimsanboyeva Shohsanam Mirzohid qizi — *“O'qitishning deterministik va stoxastik usullari”*.
2. M. Mamatqodirov, Nomonjonova Madinaxon Nozimjon qizi — *“Sun'iy neyron tarmoqlarini o'rgatishning deterministik va stoxastik usullari”*.
3. Quljanov Jaxongir Baxtiyorovich, Xandamov Ravshan Hasan o'g'li — *“Sun'iy intellektda statistik va ehtimoliy modellar”*.
4. Jamshidbek Akmaljon o'g'li — *“Sun'iy intellektni o'qitish texnologiyalari va usullari”*.
5. To'liqin Oqnazarov, Mardon Jo'rayev — *“Sun'iy intellekt asosida matematik masalalarni yechish algoritmlari”*.
6. Farmonov Sherzodbek Raxmonjonovich, Zayrullayeva Madinabonu Xayrullo qizi — *“Sun'iy intellekt va mashinani o'qitishda matematik algoritmlar”*.
7. Kenjayev Xamdam Bazarbayevich — *“Mashinali o'qitish algoritmlari yordamida hujjatlarni tasniflash usullari tahlili”*.
8. Monte Carlo Methods — Monte Carlo usullari, MCMC, stoxastik optimallashtirish va sun'iy intellektidagi qo'llanilishi.
9. Russell, S., Norvig, P. — *Artificial Intelligence: A Modern Approach*.
10. Chen, T., Fox, E., Guestrin, C. — *Scalable Monte Carlo for Bayesian Learning*.