

Әдебиеттер тізімі

- [1] Goodfellow, I., Bengio, Y., Courville, A. (2016). Deep Learning. MIT Press.
- [2] Floridi, L., Chiriatti, M. (2020). GPT-3: Its Nature, Scope, Limits, and Consequences. *Minds and Machines*, 30(4), 681–694.
- [3] Бабурин, А. А., Кузнецов, С. О. (2023). Этические и правовые аспекты использования искусственного интеллекта. *Вестник Московского университета. Серия 14. Психология*, 2, 45–58.

НЕЙРОНДЫҚ ЖЕЛІНІ ОҚЫТУ АЛГОРИТМДЕРІ: ЕҢ КӨП ТАРАЛҒАН НҮСҚАЛАР

Жанабергенова Назерке Салменкызы¹, Манарбек Макпал²

^{1,2}Академик Е.А. Бөкетов атындағы Қарағанды университеті, Қарағанды қ., Қазақстан

¹E-mail: nnnurgul1980@mail.ru

²E-mail: dinara.vg@mail.ru

Нейрондық желілердің (НЖ) жұмыс істеу принципі нейробиологиядан алынған концепцияларға негізделген. Негізгі идея адам миының когнитивтік процестерін имитациялауға қабілетті математикалық модельді және оны бағдарламалық қамтамасыз етуді жүзеге асыруды әзірлеу болды.

Қазіргі уақытта нейрондық желілер келесі бағыттарда кеңінен қолданылады:

Классификациялық талдау – енгізілген деректерді белгілі бір белгілері бойынша топтастыру. Мысалы, медицина саласында нейрондық желілер диагностикалық үдерістерді жеңілдетуге көмектеседі: науқастың жасы мен жынысы, шағымдары, зертханалық талдау нәтижелері, ауру тарихынан алынған мәліметтер, дәрі-дәрмектерге реакциясы секілді ақпараттар негізінде науқастардың жағдайының ауырлық деңгейіне қарай жіктеу жүзеге асырылады.

Болжам жасау – белгілі бір көрсеткіштерге сүйене отырып, болашақтағы оқиғаларды болжауға мүмкіндік береді. Мысалы, автокөлікті қысқа мерзімге жалға алу қызметтері нейрондық желілерді агрессивті жүргізушілерді анықтау үшін пайдаланады, бұл болашақта олардың көлік құралдарына қол жеткізуін шектеуге көмектеседі.

Бейнелерді тану – нейрондық желілерді пайдаланудың ең кең таралған саласы болып табылады. Бұған қағаздағы немесе банктік карталардағы таңбаларды тану, мемлекеттік қауіпсіздік мақсатында тұлғаларды сәйкестендіру, Google іздеу жүйесінде сурет бойынша іздеу және тағы басқа қолданбалар жатады [1].

Нейрондық желілерді оқытудың үш негізгі алгоритм түрі ажыратылады.

Қателікті кері тарату әдісі

Бұл әдіс Backpropagation деп те аталады және нейрондық желілерді оқытудың ең кең таралған тәсілдерінің бірі болып саналады. Оның негізінде градиенттік түсу алгоритмі жатыр. Басқаша айтқанда, функцияның мәнін азайту немесе көбейту мақсатында градиент бағыты бойынша жылжу арқылы оның локалдық минимумдары мен максимумдары есептеледі.

Нейрондық желіні оқыту барысында қателіктің салмаққа тәуелділігін график түрінде көрсету маңызды. Бұл графиктен минимум нүктелер анықталып, салмақтар сол бағытта жаңартылып отырады. Градиент – функция туындысы арқылы анықталатын вектор, ол қателікті азайту бағытын көрсетеді.

Градиентті есептеу үшін бастапқы салмақ кездейсоқ алынып, әр қадам сайын түзетулер енгізіледі. Жергілікті минимумнан өтпей тұрып тоқтап қалмау үшін "moment" мәні енгізіледі – ол қозғалысты бірқалыпты етеді. Сондай-ақ оқу жылдамдығы тәжірибе арқылы таңдалатын гиперпараметр, сондықтан маңызды рөл атқарады.

Оқыту екі кезеңнен тұрады: алға тарату – деректердің нейрондар арқылы шығуға жетуі, және кері тарату – қателікке байланысты салмақтардың түзетілуі. Бұл үдеріс үшін белсендіру функциясы дифференциалданатын болуы керек. Қателік барлық салмақтарға әсер етіп, соңында МОР (орташа квадраттық қателік) функциясы арқылы бағаланады [2].

Икемді тарату әдісі (Resilient propagation, қысқаша Rprop)

Бұл нейрондық желілерді оқытудың дәстүрлі әдісіне балама ретінде ұсынылған алгоритм. Ол оқу уақытын қысқарту және нәтиже алу үдерісін жеделдету мақсатында жасалған.

Rprop әдісі нейрондық желіні бір толық өту (epoch) кезінде оқытуға негізделеді. Салмақтарды түзету үшін тек градиенттің таңбасын (оң немесе теріс) қолданады. Егер градиенттің таңбасы өзгерсе, яғни оңнан теріске ауысса, бұл локалдық минимумның асып кеткенін білдіреді. Бұл жағдайда салмақтың алдыңғы мәніне оралып, түзету мөлшері азаяды. Егер таңба өзгермесе, түзету мөлшері көбейтіліп, оқыту жылдамдығы арттырылады.

Бұл әдістің тағы бір артықшылығы – глобал параметрлерді дәл баптау қажеттілігінің аздығы, себебі ұсынылған параметрлер жиынтығы бар және оларды қолдану ұсынылады, бірақ қатал талап жоқ.

Салмақтардың шамасы тым үлкен немесе кіші болмауы үшін түзету мәніне шектеулер қойылады. Градиенттің таңбасы «+»-дан «-»-ға ауысқанда, қателік өседі деп есептеліп, салмақ азайтылуы керек. Керісінше жағдайда – көбейтіледі.

Алгоритмнің негізгі кезеңдері:

- Түзету мәнін анықтау;
- Градиенттің таңбасын есептеу;
- Түзету мәнін жаңарту;
- Салмақтарды түзету;

Егер тоқтау шарты орындалмаса, есептеулер циклдік түрде қайталанады.

Rprop әдісі бұрынғы алгоритмге қарағанда нейрондық желінің оқытылу жылдамдығын айтарлықтай жақсартады [3].

Генетикалық алгоритм арқылы оқыту

Бұл нейрондық желіні оқытудың тағы бір кең таралған әдісі. Ол табиғаттағы эволюциялық процестерге ұқсас, мұнда нәтижелердің комбинациясы (қосу, араластыру) арқылы жаңа ұрпақ қалыптасады. Жақсы қасиеттері бар шешімдер таңдалып, егер нәтиже талаптарға сай болмаса, іріктеу қайта жүргізіледі. Бұл процесс өнім толық жетілгенше жалғасады.

Алгоритм белгіленген сынақ саны немесе мутацияға бөлінген уақыт аяқталған кезде тоқтайды, бірақ мінсіз нәтиже алынуы міндетті емес. Бұл әдіс желінің құрылымы алдын ала берілген кезде, салмақтарды жақсарту үшін қолданылады. Салмақтар екілік кодта

жазылып, толық жиынтық соңғы нәтижені құрайды. Шығу қателігі тиімділікті бағалауға негіз болады [4].

Қазіргі цифрландыру дәуірінде нейрондық желілер – ерекше даму перспективалары бар бағыт. Нейрондық желілер адамның саналы түрде түсінбейтін, бірақ автоматты түрде орындайтын ойлау процестерін меңгеруге қабілетті. Дегенмен, нейрондық желі адам миының тек жасанды үлгісі болып табылады, толық баламасы емес.

Әдебиеттер тізімі

- [1] Рид Д. Нейросети. Основы. – М.: ЛитРес, 2023. – 190 с.
- [2] Румельхарт Д.Е., Хинтон Г.Э., Уильямс Р.Д. Learning representations by back-propagating errors // Nature, 1986. – Vol. 323, pp. 533–536.
- [3] Riedmiller M., Braun H. A Direct Adaptive Method for Faster Backpropagation Learning: The RPROP Algorithm // Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks, 1993. – pp. 586–591.
- [4] Лэнхэм М. Эволюционное глубокое обучение. Генетические алгоритмы и нейронные сети. – М.: ДМК Пресс, 2023. – 442 с.

ЖОҒАРЫ ОҚУ ОРНЫНДАҒЫ ҚҰЖАТ АЙНАЛЫМЫ: ЖАСАНДЫ ИНТЕЛЛЕКТ НЕГІЗİNДЕГІ ЦИФРЛЫҚ ТРАНСФОРМАЦИЯ

Сайлаубаев Султан Шакмаранович¹, Жумагалиев Сұлтанғали Қайсарұлы²

^{1,2}Академик Е.А. Бөкетов атындағы Қарағанды университеті, Қарағанды, Қазақстан

¹E-mail: sailaubayev_sultan@mail.ru

²E-mail: sultangali.zhumagaliyev@gmail.com

Қазақстан Республикасының даму бағдары бүгінгі таңда цифрландыру жүйесімен тығыз байланысты. Мемлекет басшысы Қасым-Жомарт Тоқаев өзінің 2023 жылғы 1 қыркүйектегі «Әділетті Қазақстанның экономикалық бағдары» атты Жолдауында бұл бағыттың маңыздылығын нақты атап өткен болатын: «Біздің маңызды стратегиялық міндетіміз – Қазақстанды IT мемлекетке айналдыру. Цифрландыру ісінде нақты жетістіктеріміз де жоқ емес. Біз электронды үкіметті және финтехті дамыту индексі бойынша әлем көшбасшыларының қатарында тұрмыз». Бұл пайымдама жоғары оқу орындарында жасанды интеллект негізіндегі электронды құжат айналымы жүйесін енгізудің тек технологиялық қажеттілік қана емес, сонымен қатар жалпымемлекеттік даму стратегиясының ажырамас бөлігі екендігін айқындайды.

Жоғары оқу орындарында құжаттармен жұмыс істеу процесі әлі де болса қолмен орындалады, бұл жұмыстың орындалу жылдамдығы мен сапасына кері әсер етеді. Құжаттармен жұмыс әрбір жоғары оқу орны үшін ең маңызды аспектілердің бірі болып табылады. Ақпараттық технологиялар дамуының арқасында көптеген жаңа бағдарламалық өнімдер пайда болды.