

НЕЙРОНДЫҚ ЖЕЛІЛЕРДІҢ ТАРИХЫ ЖӘНЕ ТҮСІНІГІ

Алибай Қуаныш Асқарұлы

6B06118 - «Ақпараттық жүйелер және
технологиялар» білім беру бағдарламасының 2
курс студенті

Балпанова Айгерим Кумаровна

6B06118- «Ақпараттық жүйелер және
технологиялар» білім беру бағдарламасының
4 курс студенті

М.Х.Дулати атындағы Тараз университеті, Тараз қ., Қазақстан
Республикасы Ғылыми жетекшісі **Адилова Ақнұр**

Қалымбетқызы

ak.adilova@dulaty.kz

Алғашқы зерттеу жұмыстары 1940 жылдардағы Мак Каллок пен Питстің жұмыстарынан көріне бастаған, олар кез келген логикалық және арифметикалық алгоритмдерді нейрондық желілер көмегімен жүзеге асыруға болатынын көрсетті. 1949

жылы нейрондық желілерді үйренудің бастапқы нүкесі болатын заңды қалаған Дональд Олдинг Хэбб болатын. Дональд Олдинг Хэбб теориясы өзін-өзі үйренудің өзіндік үлгісі болып табылады, онда тестілеу жүйесі экспериментатордың араласуынсыз қажетті тапсырманы орындау үшін үйретіледі. Екінші кезең Ф.Розенблуктың 1958 жылы объектілерді жіктеуге арналған персептрон деп аталатын нейрондық желіні ұсынды, персептронның үйлесу теоремасына және қарапайым персептронның мүмкіндіктерінің шектеулілігін көрсеткен. Мински мен Пеперттің жұмыстарының нәтижелері көпшілік зерттеушілердің, әсіресе есептеуіш техника ғылымдары аясында жұмыс жасаған зерттеушілердің қызығушылығын арттырды. Осыдан кейін нейронды желілерге деген зерттеулер шамамен 20 жылға дейін дамусыз тыныштықта болды. 1980 жылдардың басынан жасанды нейрондық желілерге деген қызығушылық қайта жандандырыла түсті. 1982 жылы Американдық биофизик Дж.Хопфилд нейрондық желінің дербес түрін ұсынды, ол өз атымен аталды, және осы Дж.Хопфилдтің туындысы пайда болғаннан соң нейрондық желілерге деген қызығушылық күрт өсті.

Жоғары өнімді дербес компьютерлер пайда болған кезде нейрондық желілерді модельдеу мүмкіндігі пайда болды. Келесі жылдары көптеген тиімді алгоритмдер табылды: қарама-қарсы ағын желісі, екі жақты ассоциативті жады, т.б. Дж.Хопфилдтің энергиялық тәсілі мен ең алғаш Вербастың ұсынған көп қабатты персептрон үшін кері таралу алгоритмінің дүниге келуімен байланысты болды. Бұл алгоритм Румельхарттың өз жұмысында жария ету негізінде баршаға белгілі болды. Содан кейін 1986 жылы Уильямс, Румельхарт және Хинтон бірлескен жұмысы жасалды, Осыдан кейін Хинтон ұсынған алгоритм көптеген өзгерістерге ұшырады.

1980 жылдарда біртұтас теориялық негіз бірте-бірте қалыптасты. Пайда болған мәселелерді шешу үшін соңғы екі онжылдықта дамыған теория кеңінен қолданылды.

90-шы жылдары нейрондық желілер бизнесте қолданыла бастады, онда олар үлкен тиімділік көрсетті, көптеген мәселелерді шешуде өнімге деген сұранысты банктің клиенттерінің төлем қабілеттілігін талдау үшін

болжау.

2007 жылы Торонто университетінде Джеффри Хинтон нейрондық желілерді терең зерттеуге арналған алгоритмдер құрды. Желінің төменгі қабаттарын оқытуда Хинтон стохастикалық қайталама нейрондық желіні ұсынатын шектеулі Больцман машинасын қолданды. Желіні оқып болғаннан кейін алынған бағдарлама мәселені жылдам шеше алады (мысалы, фотосуреттегі тұлғаларды іздеу, тұлғаның эмоциясын тану). Бұл мүмкіндік қазір барлық сандық камераларға орнатылған.

Мамандардың бағалауы бойынша, нейрондық желілер мен нейрокомпьютерлерді жобалау саласында технологиялық даму күтілуде. Соңғы жылдары көптеген жаңа мүмкіндіктер ашылып, осы салада жұмыс ғылымға, технологияға және экономикаға маңызды үлес қосып келеді. Нейрондық модельдеуді зерттеу алпыс жылдан астам жүргізілгеніне қарамастан, ақпаратты өңдеу процесі соңына дейін анық болатын мидың бірде-бір аймағы жоқ. Сондай-ақ, импульстер тізбегі түрінде ақпаратты беру кодын анықтауға болатын бірде-бір нейрон жоқ. Қазіргі уақытта жұмыс принципі бойынша ерекшеленетін нейрондық желілердің көптеген конфигурациясы бар, олар әртүрлі тапсырмаларға бағытталған.

Нейрондық желілер дегеніміз - адам миының жүйесіне ұқсас етіп ақпаратты өндеп және оны жібере алатын қызметке ие өзара байланысты нейрондар жүйесі. Алдын ала орнатылған алгоритмдерді қолданатын басқа бағдарламалық әдістерден айырмашылығы, нейрондық желілер деректер арқылы оқытылады және үлгілер мен тәуелділіктерді дербес анықтайды. Нейрондық желілерді компьютерлік модельдеу TensorFlow, pytorch және т.б. сол сияқты арнайы бағдарламалық құралдар мен кітапханаларды пайдалана отырып, виртуалды ортада құрылымдарды жасауға мүмкіндік береді.

Нейрондық желілерді компьютерлік модельдеу қазіргі заманғы жасанды интеллект пен машиналық оқыту салаларында маңызды құрал болып есептеледі.

Нейрондық желілерді компьютерлік модельдеу - үлгіні тану, болжау, табиғи тілді өндеу және т.б. сияқты әртүрлі мәселелерді шешу мақсатында нейрондық желілердің құрылымы мен мінез-құлқын имитациялайтын математикалық модельдерді құру және пайдалану процесі. Ол компьютерлік көру, сөйлеуді өндеу, медициналық диагностика және автономды жүйелер сияқты дәстүрлі алгоритмдерді қолдану арқылы ресімдеу қиын болатын осындай күрделі есептерді шешу үшін қолданылады.

Компьютерлік модельдеу- бұл модельдердің мінез-құлқын талдау, болжау және олардың жұмысын оңтайландыру үшін компьютерлік технологияларды қолдана отырып, цифрлық жүйелерді жасау және құру процесі. Модельдеу тікелей эксперимент жасау мүмкін болмаған жағдайда немесе қоршаған ортаны кескінде талдау үшін тым күрделі және қымбат қиын құбылыстарды, процестерді немесе объектілерді қарастыруға мүмкіндік береді.

Нейрондық желі- бұл құбылыстарды тану үшін, модельдерді бағалау және шешімдерді қабылдау үшін биологиялық нейрондардың бірлескен жұмысын имитациялайтын процестерді қолдана отырып, адам миына ұқсас шешім қабылдайтын машиналық оқыту бағдарламасы немесе моделі.

Әрбір нейрондық желі түйін қабаттарынан немесе жасанды нейрондардан тұрады - кіріс қабаты, бір немесе бірнеше жасырын қабаттар және шығыс қабаты. Әр түйін басқалармен байланысады және өзіндік салмағы мен шегі болады. Егер кез-келген жеке түйіннің шығысы көрсетілген шекті мәннен асып кететін болса, онда бұл түйін желінің келесі қабатына

деректерді жіберу арқылы іске қосылады. Әйтпесе, деректер желінің келесі қабатына берілмейді.

Нейрондық желілер уақыт өте келе дәлдігін үйрену және жақсарту үшін оқу деректеріне сүйенеді. Дәлдікті дәл баптағаннан кейін олар информатика мен жасанды интеллект саласындағы қуатты құралдарға айналады, бұл бізге деректерді жоғары жылдамдықпен жіктеуге және кластерлеуге мүмкіндік береді. Сөйлеуді немесе кескінді тану тапсырмалары адам сарапшыларының қолмен сәйкестендіруімен салыстырғанда бірнеше сағатқа емес, бірнеше минутқа созылуы мүмкін. Нейрондық желінің ең танымал мысалдарының бірі-Google іздеу алгоритмі.

Нейрондық желілерді кейде жасанды нейрондық желілер (SNS) немесе имитацияланған нейрондық желілер деп атайды. Олар машиналық оқытудың ішкі жиынтығы және терең оқыту модельдерінің негізінде жатыр.

Нейрондық желілердің жіктелуі. Нейрондық желілерді әртүрлі мақсаттарда қолданылатын әртүрлі типтерге жіктеуге болады. Бұл түрлердің толық тізімі болмаса да, төменде жалпы пайдалану жағдайларында кездесетін нейрондық желілердің ең көп таралған түрлері көрсетілген:

Перцептрон желісі. 1958 жылы Фрэнк Розенблатт жасаған ең көне нейрондық желі.Тікелей таралатын нейрондық желілер немесе көп қабатты перцептрондар (MLP). Олар кіріс қабатынан, жасырын қабаттан немесе қабаттардан және шығыс қабатынан тұрады. Әдетте, деректер оларды оқыту үшін осы модельдерге енгізіледі және олар компьютерлік көру, табиғи тілді өңдеу және басқа нейрондық желілер үшін негіз болып табылады.

Конволюциялық нейрондық желілер (CNN) тікелей тарату желілеріне ұқсас, бірақ әдетте кескінді тану, үлгіні тану және/немесе компьютерлік көру үшін қолданылады.

Қайталанатын нейрондық желілер (RNN) олардың кері байланыс циклдары арқылы анықталады.

Нейрондық желілерді компьютерлік модельдеу деп- үлгіні тану, болжау, табиғи тілді өңдеу және т.б. сияқты әртүрлі мәселелерді шешу мақсатында нейрондық желілердің құрылымы мен мінез-құлқын имитациялайтын математикалық модельдерді құру және пайдалану процестерін айтамыз. Алдын ала орнатылған алгоритмдерді қолданатын басқа да бағдарламалық әдістерден айырмашылығы, нейрондық желілер деректер арқылы оқытылады және үлгілер мен тәуелділіктерді дербес анықтайды.

Нейрондық желілерді компьютерлік модельдеу қазіргі заманғы жасанды интеллект пен машиналық оқыту салаларында маңызды құрал болып табылады. Ол компьютерлік көру, сөйлеуді өңдеу, медициналық диагностика және автономды жүйелер сияқты дәстүрлі алгоритмдерді қолдану арқылы шешу қиын болатын күрделі есептерді шешу кезінде пайдаланылады.

Машиналық көру - бұл компьютерлердің суреттер мен бейнелерді пайдаланып ақпарат және мағына ала-алу қабілеті. Нейрондық желілерді пайдалану арқылы компьютерлер суреттерді адам миына ұқсас ажырата және тани алады. Машиналық көру бірнеше салада қолданылады, мысалы:

- Жол белгілеріне және басқа қозғалыс қатысушыларына жауап беру үшін өздігінен жүретін көліктердегі визуалды тану;
- Бейне мұрағаттарынан қауіпті және орынсыз мазмұнды суреттерді автоматты түрде алып тастау үшін модерациялау;
- Адамдарды тану және көзді ашу, көзілдірік сияқты атрибуттарды тану;
- Бренд логотиптерін, киімдерді, қауіпсіздік құралдарын және басқа

кескін бөлшектерін анықтауға арналған кескінді бейнелеу.

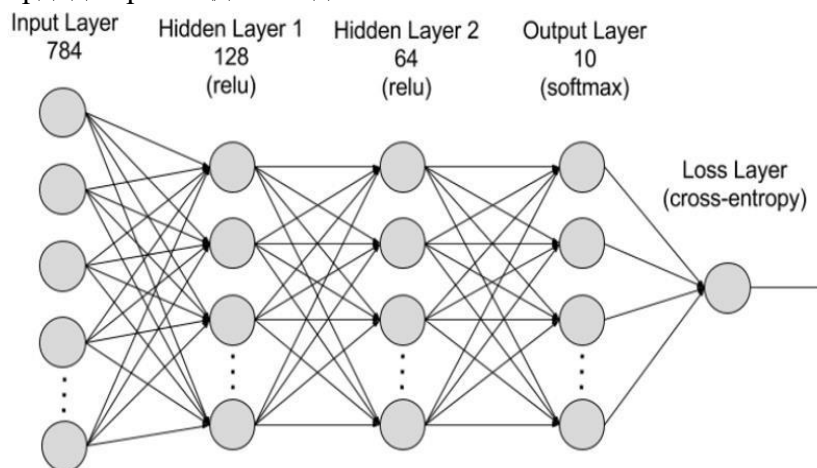
Адам дауысын тану. Нейрондық желілер адамның сөйлеу моделіне, оның үніне, тіліне және екпініне қарамастан таниды. Amazon Alexa құралы сияқты виртуалды көмекшілер келісі тапсырмаларды жасау үшін дауысты тануды қолданады.

Байланыс орталығының операторларына көмек қоңырауларын автоматты түрде жіктеу.

Мысалы, RNN архитектурасын қайталанатын бірліктер қабаты ретінде көрсетуге болады. Бірліктер қабатының мысалы 1-ші суретте көрсетілген. RNN тілдік модельдеу, сөйлеуді тану және көңіл-күйді талдау сияқты табиғи тіл функцияларын жақсы орындайды.

Табиғи тілді өңдеу. Табиғи тілді өңдеу (NLP) - бұл табиғи, адам жасаған мәтінді өңдеу мүмкіндігі. Нейрондық желілер компьютерлерге мәтіндік деректер мен құжаттардан ақпарат алуға көмектеседі. Машиналық оқыту және терең оқыту түрлері.

Нейрондық желіні оқыту - бұл нейрондық желіні тапсырманы орындауға үйрету процесі. Нейрондық желілер белгіленген немесе белгіленбеген деректердің бірнеше үлкен жиынтығын бастапқы өңдеу арқылы оқытылады. Осы мысалдарды қолдана отырып, желілер белгісіз кірістерді дәлірек өңдей алады.



Сурет 1 – Бірліктер қабаты.

Нейрондық желіні оқыту - бұл нейрондық желіні тапсырманы орындауға үйрету процесі. Нейрондық желілер белгіленген немесе белгіленбеген деректердің бірнеше үлкен жиынтығын бастапқы өңдеу арқылы оқытылады. Осы мысалдарды қолдана отырып, желілер белгісіз кірістерді дәлірек өңдей алады.

Бақыланатын оқыту. Бақыланатын оқыту барысында мамандар жасанды нейрондық желілерге алдын ала дұрыс жауап беретін белгіленген деректер жиынын ұсынады. Мысалы, бет-әлпетті тануға үйрететін терең білім беру желісі этникасына, мемлекетіне немесе әр суретті сипаттайтын эмоцияларға байланысты әртүрлі атрибуттармен адамның бірнеше мыңдаған суреттерін өңдейді. Нейрондық желі алдын-ала осы мәліметтер жиынынан білімді өзіне жинақтайды. Оқытудан кейін нейрондық желі бұрын-соңды талдамаған адамның түрінің жаңа кескінін этникалық шығу тегіне және эмоцияларына байланысты болжам жасай алады.

Нейрондық желілер контекстінде терең оқыту. Жасанды интеллект - бұл машиналарға адам интеллектін қажет ететін тапсырмаларды орындауға мүмкіндік беру әдістерін зерттейтін информатика саласы. Машиналық оқыту

- бұл компьютерлерге қосымша білім алу үшін өте үлкен деректер жиынтығына қол жеткізуге мүмкіндік беретін жасанды интеллект әдісі. Машиналық оқыту бағдарламалық құралы енгізілген деректердегі үлгілерді табады және бұл үлгілерді ақылға қонымды шешімдер қабылдау үшін жаңа деректерге қолданады. Терең оқыту - бұл деректерді өңдеу үшін терең оқыту желілерін пайдаланатын машиналық оқытудың бір түрі.

Машиналық оқыту және терең оқыту түрлері. Машиналық оқытудың дәстүрлі әдістері бағдарламалық жасақтаманың дұрыс жұмыс істеуі үшін адамның қатысуын талап етеді. Деректер маманы бағдарламалық жасақтама талдауы керек тиісті функциялар жиынтығын қолмен анықтайды. Екінші жағынан, терең оқыту кезінде деректер маманы Бағдарламалық жасақтамаға тек шикі деректерді ұсынады. Терең оқыту желісі функцияларды дербес шығарады және дербес оқытылады. Ол құрылымдалмаған деректер жиынтығын (мысалы, мәтіндік құжаттар) талдай алады, деректер атрибуттарына басымдық бере алады және күрделі мәселелерді шеше алады.

Машиналық оқыту алгоритмдері бар бағдарламалық жасақтаманы үй жануарларының суретін дұрыс анықтауға үйрету кезінде келесі қадамдарды орындау қажет:

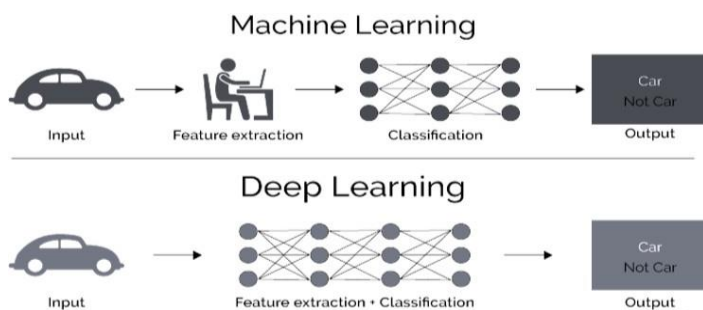
1. Үй жануарларының мыңдаған суреттерін тауып, қолмен белгілеу: мысықтар, иттер, жылқылар, құстар және т. б.

2. Машиналық оқыту алгоритмдері бар бағдарламалық жасақтамаға кескінді алып тастау арқылы анықтай алатындай қандай функцияларды табу керектігін белгілеу.

3. Бағдарламалық жасақтаманың дәлдігін жақсарту үшін белгіленген деректер жиынтығын қолмен бағалап және өзгерту қажет. Мысалы, егер жаттығу жиынтығында қара мысықтардың суреттері тым көп болса, бағдарламалық жасақтама ақ емес, қара мысықты дұрыс анықтайды.

Терең оқыту кезінде нейрондық желілер барлық кескіндерді өңдейді және алдымен аяқтардың саны мен тұмсық пішінін талдауды қажет ететінін автоматты түрде анықтайды, содан кейін суреттегі жануарды дұрыс анықтау үшін пішініне қарайды.

Терең оқытуды есептеу үшін үлкен қуаттылықпен жұмыс жасау қажет болады. Бұл үшін өнімділігі жоғары GPU сияқты процессорлармен қолданған жөн, себебі ол үлкен көлемді есептеулерді өңдей алады. Дегенімен бірнеше GPUмен жұмыс жасау ішкі ресурстарға үлкен сұраныс тудырырып шығыны көп болуы мүмкін. Терең оқыту мен машиналық оқыту айырмашылығы 2-ші суретте көрсетілген.



Сурет 2 – Машиналық оқыту және терең оқыту көрінісі.

Қолданылған әдебиеттер тізімі:

1. Ф.М.Гафаров, А.Ф.Галимянов. Искусственные нейронные сети и их приложение: учебное пособие. Казань: Казанский Государственный Университет, 2018. 121 с.

2. А.И.Галушкин. Нейронные сети: основы теории.

480стр. <https://asu.tusur.ru/learning/010402/d15a/010402-d15a-book1.pdf>

3. Вл.Д.Мазуров. Математические методы распознавания образов: учебное пособие. Екатеринбург: Издательство Уральского государственного университета, 2010. 101 с.
4. С.А.Вакуленко, А.А.Жихарева. Практический курс по нейронным сетям. Учебное пособие. Санкт-Петербург, 2018. 71 стр.
5. Montavon G., Samek W., Müller Kl.-R. Methods for interpreting and understanding deep neural networks // Digital Signal Processing: A Review Journal. 2018. Vol. 73. P. 1–15.
6. Thaler S., Furrer D. Neural Network Modeling // Advanced Materials & Processes. 2005. Vol. 163. Iss. 11. P. 42–46.
7. <https://www.tensorflow.org/?hl=ru>
8. <https://aws.amazon.com/ru/compare/the-difference-between-deep-learning-and-neural-networks/>