

Лекция 13. Ықтималдық әдістер. Нейрон желілері

1. Лекция мақсаты мен міндеттері: Ықтималдық әдістер. Нейрон желілері, Ықтималдық әдістер жайлы түсінік қалыптастыру. Нейрон желілеріне талдау жасау.

2. Лекция мазмұны:

1. Ықтималдық әдістер.

2. Нейрон желілері.

3. Оқытудың техникалық құралдары: Zoom онлайн оқыту платформасы

4. Лекция оқудың тәртібі, оқыту әдістері мен түрлері: баяндау, сұрақ - жауап, түсіндіру, кіріспе лекция

Баламалардың жақындау өлшемі ретінде кең ыңғай кластар ықтималдық бағаларды пайдаланады. Қазіргі уақытта әр шешімдердің дұрыстығын, ықтимал шығысын бағалауға мүмкіндік беретін әдістер тәуекел теориясында зерттелінеді. Теорияның сипаты қолданбалы, сондықтан әнгіме заттық саладағы тәуекел туралы жүргізіледі. Математикалық жағынан бұл кәдімгі ықтимал теориясы. Тәуекел теориясының мағынасы математикалық емес, нақты заттық салада өлшеудің ерекшелігіне және деректерді ықтималдық өңдеуіне байланысты алгоритмдық процедуралар.

Жоғарыда келтірілген медициналық диагнозы бойынша ықтимал теориясының әдістер қолдануының қарапайым мысалын қарастырайық. «Маңызды ереже» ретінде Байес формуласын алайық:

$$P(A/B) = [P(A) \cdot P(B/A)] / [\sum (P(A) \cdot P(B/A))].$$

Шартты ықтималдық формуласы егер «B» оқиғасы пайда болса, «A» оқиғаның ықтималдығын есептей алады, яғни тәжірибе алдында (априорды) бар болған $P(A)$ мен $P(B/A)$ ықтималдықтар негізінде алынған $P(A/B)$. Формула бөліміндегі қосындылау толық оқиғалар тобында барлық жорамал бойынша жүргізіледі.

1-мысал. Температура көтерілуі байқалғанда, пациент ангинамен ауыратын ықтималдығын есептеу керек. Егер пациент ангинамен ауырмаса, онда ол «ангина емес» пен ауырады, мысалы сау.

$$P(\text{Ангина} / \text{Температура көтерілуі}) =$$

$$= \frac{P(\text{Ангина}) \cdot P(\text{Температура көтерілуі} / \text{Ангина})}{P(\text{Ангина}) \cdot P(\text{Температура көтерілуі} / \text{Ангина}) + P(\text{Ангина емес}) \cdot P(\text{Температура көтерілуі} / \text{Ангина емес})}$$

Априорды ықтималдықтар $P(\text{Ангина})$ және $P(\text{Температура/Ангина})$ осы жер үшін медициналық статистиканы талдаудан алыну мүмкін. Егер, емхананың жазулары бойынша, 10000 аурулардан 7000-ы ангинамен ауырып шықса, онда априорды ықтималдық $P(\text{Ангина}) \approx 0,7$. Және медициналық әдебиеттен табуға болады $P(\text{Температура/Ангина}) \approx 0,8$.

$P(\text{Ангина емес}) \approx 0,3$. Біраз $P(\text{Температура/Ангина емес})$ -ны табуға қиындау болады, қала берсе оны сараптама жасау арқылы бағалаймыз. Осы жолмен бөлім үшін де бағаларды аламыз.

2-мысал. «В» оқиға - бұл бір оқиға емес, бір уақытта болатын толық оқиғалар тобы. Яғни «температура», «тері түсінің өзгеруі», «бүйір аурады» деген симптомдар бар болғанда, пациент паренхиматозды сары аурумен ауыратының ықтималдығы қандай (ол не үш сары аурулардың біреуімен ауырады, не сау)? Оңайлатып айтсақ, синдром ықтималдығы жеке симптом ықтималдықтар көбейтіндісіне тең.

Сонымен, критериалды мысалдағы деректер үшін аламыз:

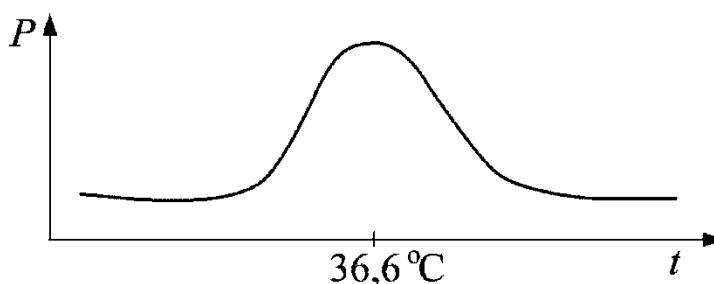
$$P(A_1) = P(A_2) = P(A_3) = P(A_4),$$

яғни аурулардың бәрін тең ықтималды деп жорамалдаймыз (A_i – аурулар аты: паренхиматозды, механикалық және гемолитикалық сары аурулар, денсаулық).

$$P(B_1, B_2, \dots, B_{10}/A_1) = P(B_1/A_1) \cdot P(B_2/A_1) \cdot \dots \cdot P(B_{10}/A_1),$$

сірә, бұл «тым азайтылған» баға.

$P(B_1/A_1), P(B_2/A_1), \dots$ ықтималдықтар - бұл B_1, B_2 және т.б. симптом үшін «осы аурудың қалыпты» мәнінен ауытқып кету ықтималдығын түсіндіреді. Мысалы, денсаулыққа қалыпты $36,6^\circ \text{C}$ мәнінен «температура» параметрдің ауытқуы 42°C дейін, береді $P(42^\circ \text{C}/\text{сау}) \rightarrow 0$, ал ауытқу $P(35,5^\circ \text{C}/\text{сау}) \approx 0,8$ (сау болғаны ықтимал). 0,8 деген баға осы аймақ үшін медициналық статистиканың талдауынан алыну мүмкін. Мысалы, симптом мәндері кейбір орта мәні айнала нормалды түрде үлестірілген деп жорамалдауға болады (8.15-сурет).



13.1-сурет. Бастапқы мәндер нормалды үлестірілу мүмкін

Қарастырылған симптомдар үшін (3000 астам салынған үлестірулерге негізделіп) табылған бағалар 1 – механикалық сары ауру, 2 – паренхиматозды, 3 – гемолитикалық, 4 – сау) және 13.1-кестеге түсірілген.

13.1-кесте

Байес формуласына қойылатын мәндер

	$P(0,0 / A_i)$	$P(95,0 / A_i)$	$P(50,0 / A_i)$	$P(1,5 / A_i)$	$P(0,50 / A_i)$
$i = 1$	0,60	0,90	0,20	0,05	0,05
$i = 2$	0,05	0,10	0,90	0,85	0,85
$i = 3$	0,01	0,01	1	0,02	0,02
$i = 4$	1,00	1	1	0,50	0,70

$P(1,00 / A_i)$	$P(1,00 / A_i)$	$P(1,00 / A_i)$	$P(1,90 / A_i)$	$P(50,4 / A_i)$	$\Pi \cdot 10^{-6}$
0,95	0,60	0,90	0,20	0,01	0,277
0,10	0,15	0,03	0,90	0,30	0,395
0,01	0,01	0,01	0,10	0,60	0
0,50	0,01	0,01	0,01	0,01	0,00175

$$P(A_1) = (0,25 \cdot 0,277 \cdot 10^{-6}) / (0,25 \cdot 0,277 \cdot 10^{-6} + 0,25 \cdot 0,395 \cdot 10^{-6} + 0,25 \cdot 0,0 \cdot 10^{-6} + 0,25 \cdot 0,00175 \cdot 10^{-6}) \approx 0,41$$

$$P(A_2) \approx 0,58$$

$$P(A_3) \approx 0,0$$

$$P(A_4) \approx 0,002$$

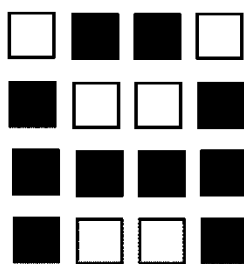
Нейрон желілері

Бүгін ең белсенді түрде дамитын ЖИ бағыттарының бірі нейрон желілері – оны критериалдық, ықтималдық және логикалық әдістердің дүбара моделі деп айтуға болады. Нейрон желісін өнімдер ережелері негізінде де жасалуы мүмкін. Бірақ, өнімдік жүйесі жеткілікті үлкен желіні жасай алмайды. Нейрон желісі бұл белгілі жағдайда «егер/онда» ережелердің «сандық жазбасы». 80 жылдары әзірленген VI буын ЭЕМ-ді жапондар «нейрокомпьютер» немесе «транспьютер» деп атады, жай айтқанда – параллель ЭЕМ.

Теорияның дамуы У. Макклох (W. McCulloch) және У. Питтс (W. Pitts) жұмыстарынан басталды, олар бас мидың іс-әрекетін қарастырған (1943 ж.). 1957 жылы психолог Фрэнк Розенблатт (Корнелл, АҚШ) «перцептрон» деп аталатын электрмеханикалық құрылғыны ойлап тапты. Ол ұлу көзін және оның ми мен өзара әрекеттесуін модельдеді. Модель әліппе әріптерін айырып таныйтын, бірақ жазу түріне әсерленгіш болатын. Перцептрон үшін А, А және А әріптер – үш әртүрлі белгілер.

1969 жылы классикалық жұмыс «Перцептрондар» шықты, онда М.Мински мен С.Пейперт (М.I.T.) перцептрон көмегімен шамалы айырып тану туралы бір қатар теоремаларды дәлелдеді. Сосын қазіргі нейрожелілер теориясының дамуы басталды, ал классикалық перцептрондар қолданудан шықты. Перцептронның бір тарихи мысалын көрсетейік.

Перцептрон мысалы. «әріп А» және «А әріп емес» бейнелерді айырып таныйтын перцептронды жасайық (13.2-сурет). Бірінші қадамда w_{ij} салмақтарды 1-ге тең деп, x_{ij} элементер мәндерінің көптігін екі элементтен $[0,1]$ тұрады деп алайық. Формула ретінде тандаймыз: $F(X, W) = \sum x_{ij} \cdot w_{ij}$, шекті мәні 10. Перцептрон түрі мынадай $\sum x_{ij} \cdot w_{ij} \geq 10$. $\sum x_{ij} \cdot w_{ij} \leq 16$ болғаны анық. Үлгі көмегімен үйретейік (13.2-суретте қараңыз). Аламыз $w_{11} = 0$, $w_{12} = 1$, $w_{13} = 1$, $w_{14} = 0$, $w_{21} = 1$ және т.б.

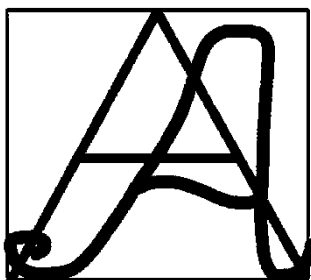


13.2-сурет. «А» әріптің растрлы ұсынуы

Енді айырып тану тәртібіне өтейік және мысалы, «R» әріпті көрсетіп көрейік. Оның бейнесінде де нүкте (1,1) қара (яғни 1 сияқты кодталады). Теңсіздік $\sum x_{ij} \cdot w_{ij} \geq 10$ орындалатындықтан, «R» әріпі «А» сияқты айырып танылды! Егер қатаң теңдік қоятын болсақ, онда «А», немесе «A» немесе «a» және т.б. айырып тануын жүзеге асыра алмаймыз. Перцептронды «A»-ны айырып тануға үйрету үшін, сірә w_{12} салмақтарды қайта есептеп, шектік мәнін азайту қажет болар. М. Мински мен С. Пейперттың классикалық кітабы дәл осы сұрақтарға арналған.

Мысалға қатысты келесі жолдар істеу керек.

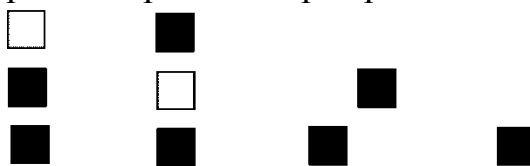
1. «А» әріпті бірімәнді идентификациялау үшін қажетті минимал нүктелер санын анықтау. Ол үшін қандай әліппемен (символдар жиынтығы) жұмыс істеуді анықтау керек болады (8.17-сурет).



13.3-сурет. Әріп әртүрлі жазылу мүмкін

2. Тек айырып тану символға сәйкес ерекшеліктерді анықтау. Мысалы, «А» әріптің міндетті ерекшелігі тұйықталған жоғарғы бөлігінің бар болуы. Ал «негізіндегі бұралаңның» бар болуы қажет емес.

3. 2 пункттің әрбір бекітуіне n -орынды $f(x_{sp}, x_{gh}, x_{nm}, \dots)$ түрі бар предикатты салыстырып, алғашқы екі пунктті логикалық бейнелеу. Предикат мәні 1 (ақиқат), егер ізделіп отырған элемент табылса және керісінше 0. Мұндағы индекстер – түрлі бүтін сандар, сонымен бірге бірінші индекс – тор ені, екінші – биіктігі. Солай «А» әріпті айырып тану үшін бізге бір орынды, екі орынды және үш орынды предикаттар керек болады (8.18-сурет).



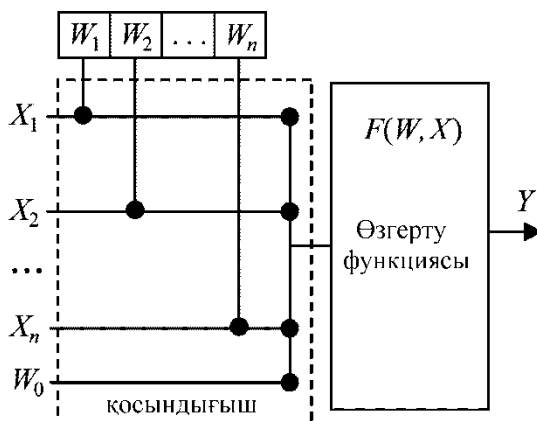
13.4-сурет. Екі үш орынды, бір екі орынды және бір орынды предикаттар

4. Перцептронның өзін бейнелеу, ол енді ұзынырақ және түсініксіз түрде болады:

$$\sum f(x_i) \cdot w_i + \sum f(x_j, x_k) \cdot w_s + \sum f(x_j, x_k, x_l) \cdot w_h \leq Q.$$

Мұнда индексы бар w әріптермен предикат салмағы белгіленген, ал қосындының ішінде бір орынды, екі орынды және үш орынды предикаттар тұр. Шекті мәні Q сәйкестіктің минимал қажетті санын тапсырады. Мысалы, бірінші ретті предикаттар саны (8.16-суретті қараңыз) 10-нан кем болмау керек, екінші – 6-дан, үшінші – 4-тен кем емес. Барлығы Q , ең жақсы жағдайда, 20 болу мүмкін. Басқа предикаттарды бейнелеп шығарсақ, басқа Q алар едік. Перцептрон таза түрде көбінесе оқу есептер үшін пайдаланылады.

Медицинада нейрон (8.19-сурет) деп бас ми қабығының талшығы аталады. Арнайы байланыс арқылы келіп түсетін электр сигнал әсерінен қоздырылып, нейрон өзіндік сигналын генерациялайды және айналадағыларға береді және т.б. Бір уақыттан кейін тежелу процесі басталады – жуықта қоздырылған нейрондардың электр белсенділігі басылады, ал «демалған» нейрондар қайтадан қоздырылады.



13.5-сурет. Сызықты емес өзгертуші

Нейрон желісін алдымен жуық математикалық теңдеулер жүйесі ретінде қарастыру керек. Желі көмегімен нақты есепті шешу кезінде не жаңа желіні жобалау кезінде, алынған жүйенің математикалық негіздеуі туралы ойлау керек.

Математикалық көзқарастан нейрон – бұл сызықты емес өзгертуші, кіреберісіне кейбір мән (қоздырушы сигнал) берілген, ал шығысынан кірген мен күрделі немесе ықтималды түрде байланысқан басқа мән (қоздыру шамасы) алынған:

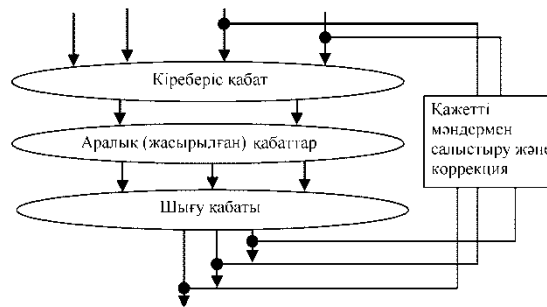
$$Y(X, W) = w_0 + \sum f(w_i \cdot x_i), \quad i = 1, 2, \dots, n;$$

мұндағы x_i – ақпараттық кіру мәндері; w_i – салмақтар, сонымен бірге w_0 – ығысу.

Бұл сызбаны былай істейді. Қосындығышта нейрон алған қоздыру есептеледі ($w_0 + \sum f(w_i \cdot x_i)$). Осы шаманың негізінде өзгерту функциясы нейронның өз қоздыруын есептейді - Y . Өзгерту функцияның нақты түрі шешілетін есептің өзгешелігін еске алып, таңдап алынады. Егер Y тек 0

немесе 1 мәнін алатын функцияны қабылдасақ, онда, әрине, өнімдер ережелерін аламыз.

Өзгерту функцияның пайдалы түрлері аса көп емес. Нейрон көптігін (миллиондаған болу мүмкін, ал өнімдер ережелерінде мыңдаған ғана болады) желіге біріктірген кезде «қабаттарды» ажыратады (8.20-сурет), олардың арасындағы байланыс бір бағытты немесе «кері таратуы» бар болу мүмкін. Өнімдік модельдегі ережелерді іріктеп алуды басқару кезінде «дайын өнімдер» қатарымен ұқсастық айқын.



13.6-сурет. Көпқабатты нейрон желісі

Желіні үйрету дегеніміз бұл w_i салмақтарды есептеудің итеративті процесі берілген дәлдігімен желі үстінде шығу мәндерін алуға мүмкіндік береді. Осындай салмақтарды есептеу үшін, кіру мен оларға сәйкес шығу мәндерінің сынақ жиынтықтары болу қажет. Осындай жиынтықтар басқа модельдерде де пайдаланылады және үйрететін іріктеу деп аталады. Желіні үйрететін іріктеу үстінде алдын ала оқытуды керек қылмайтын оқыту алгоритмдар бар, олар нақты есепті шешу процесінде тура үйренеді. Осындайға, мысалы, өзін-өзі ұйымдасқан Кохонен желісі (картасы) жатады.

Салмақтар мәндерінің өзгеруі кейбір берліген қадам арқылы, не кездейсоқ шаманың кейбір үлестіру заңы бойынша өту мүмкін. Шешімді критериялды қабылдау кезіндегі жол беру әдісімен ұқсастығы айқын көрініп тұр. Өзгеру салмақтар кеңістігінде градиент бағыты бойынша өтіп жатады. Осы кезде екі оқиға болу мүмкін, бірнеше есеп қадамдарынан кейін желі тұрақты күйге (w_i салмақтар қадам бойынша енді өзгермейді) келеді, не «циклдан» шықпай қалады.

Тәжірибелік қолдану бір қабатты желілерде де бар, мысалы, толық байланысты Хопфилд желісі, онда барлық нейрондар бір бірімен байланысқан.

Теорияда кері таратуы (қабаттар арасындағы сигналды) бар нейрон желісі қалаған функцияны қандай да дәлдікпен аппроксимациялауға мүмкіндік береді. Егер тәуелсіз X кірулердің саны бірнеше мыңнан аспайтын болса, тәжірибеде бұл мүмкін.

Егер шығу мәндерінің векторы кіру вектордың сығылған немесе бұрмаланған бейнесі болып алынса, онда автоассоциативті нейрон желі туралы, кері жағдайда – гетероассоциативті туралы айтады.

ЖИ саласында нейроинформатика бойынша зерттеулер бүгін ең озық деп саналады. Нейрон желілері тәжірибелік тұрғыда экономикалық, әскери, өндірістік жүйелерде кең қолданылады. Аппараттық жағынан нейрон желілері арнайы микросызба түрінде жүзеге асырылады. Мысалы, осындай микросызбалар әуе қарсылы қорғаныс жүйелерде пайдалынады, олар қашықтығы 300 км астам «радар экранындағы белгісіз объекті» танып айыру есепті шешеді. Бірақ, нейрон желілерінің мүмкіндіктері математикалық дәлелденбеген. Осы себептен, мысалы әскери қызметшілері, осындай көздеу жүйеге толық сене алмайды.

5. Деңгейлік тапсырмалар:

1-деңгей.

- Ықтималдық әдістер;

2-деңгей.

- Нейрон желілері;

3-деңгей.

- Нейроинформатика бойынша зерттеулер;

6. БОӨЖ тапсырмалары:

Шешім ағаштары. Ақпараттық ұтыс, Джини критерийі. Ағаштарды жүйелеу.

Абайсыз шешуші ағаштар.

7. БӨЖ тапсырмалары:

Оңтайлы бөлу гиперпланы. Сыныптар арасындағы алшақтық ұғымы (маргин).

8. Пайдаланылған әдебиеттер:

1. Ғ. Айғараева, Қ. Асанова, М. Нысанов. Сандық қондырғылар және микропроцессорлық жүйелер. Оқулық. 2010
2. Д. С. Козен. Есептеу теориясы. Сандық. Оқулық Алматы. 2013.
3. Асамбаев А.Ж. Жасанды интеллект негіздері.- Алматы: ЖШС РПБК "Дәуір", 2011-135б. Оқу құралы.
4. Рассел С., Норвиг П. Жасанды интеллект: Жаңашыл әдіс -Алматы, 2014.. Оқу құралы.
5. К. Пол. Цифровое искусство. Учебник. Москва , 2017, 220
6. Андреас Мюллер, Сара Гвидо. Введение в машинное обучение с помощью Python. –Москва. 2016.
7. В.Н.Негода. Машинно-ориентированное программирование. Учебное пособие Ульяновск 2015.