

## СТАТИСТИКАЛЫҚ ӘДІСТЕРДІҢ БЕЙНЕЛЕРДІ ӨНДЕУДЕГІ РӨЛІ

**Тайбағаров Әділет Әсілбекұлы**

6B06118 – «Ақпараттық жүйелер және технологиялар»

білім беру бағдарламасының 4 курс студенті

М.Х.Дулати атындағы Тараз университеті, Тараз қ., Қазақстан Республикасы

Ғылыми жетекшісі – **Дулатбаева Салтанат Шадиярбековна**

[ssh.dulatbayeva@dulaty.kz](mailto:ssh.dulatbayeva@dulaty.kz)

Бейне өңдеу – қазіргі ақпараттық технологиялар саласындағы маңызды бағыттардың бірі, ол медицина, жасанды интеллект, робототехника, биометрия және басқа да көптеген салаларда кең қолданыс табады. Соңғы онжылдықтарда бейне өңдеуде статистикалық әдістер мен машиналық оқыту технологияларын қолдану арқылы айтарлықтай өзгерістер болды. Бұл әдістер бейнелердің сапасын жақсартумен қатар, олардан пайдалы ақпаратты тиімді алуға мүмкіндік беріп, көптеген процестерді автоматтандыруға жол ашады. Бейне талдауындағы статистикалық әдістер визуалды ақпаратты түсіндіру үшін ықтималдық теориясы мен статистикаға негізделеді. Оларға ықтималдық модельдерді пайдалану, қарқындылық үлестірімдерін бағалау, бейнелерді тіркеу және сегментациялау әдістері кіреді. Бейнелерден объектілерді классификациялау, тану және талдау мақсатында мағыналы ақпарат алу маңызды міндет болып табылады. Мұндай әдістер бейне сапасын жақсарту, объектілерді сегментациялау, аномалияларды анықтау және бейнелерді категориялар бойынша автоматты түрде жіктеу міндеттерін шешуде кеңінен қолданылады.

Бейне өңдеудегі негізгі міндеттердің бірі – бейнелерді классификациялау, яғни бейненің мазмұнына қарай оған бір немесе бірнеше белгі беру процесі. Бұл үшін визуалды сөздер гистограммалары, текстуралық талдаулар сияқты статистикалық әдістер, сондай-ақ машиналық оқыту және терең оқыту әдістері қолданылады. Мысалы, медициналық бейнелеуде МРТ (магнитті-резонансты бейнелеу) немесе КТ (компьютерлік томография) сканерлеу арқылы ауруларды, соның ішінде ісіктерді автоматты түрде анықтау үшін бейнелерді классификациялау әдістері қолданылады.

Медицинада статистикалық әдістер ерекше маңызды рөл атқарады. Магнитті-резонансты томография (МРТ), компьютерлік томография (КТ), ультрадыбыс сияқты технологиялар арқылы әртүрлі ағзалар мен тіндердің егжей-тегжейлі бейнелерін алуға болады. Алайда, мұндай бейнелерді дұрыс түсіндіру үшін күрделі талдау әдістерін қолдану қажет, олар маңызды құрылымдарды, мысалы, ісіктерді, қан тамырларын немесе ағзаларды дәл анықтай алады. Жасырын Марков модельдері, Байес желілері және сегментация әдістері сияқты статистикалық әдістер осындай талдаудың дәлдігін арттыруға көмектесіп, қателерді азайтып, дәрігерлердің жұмыс жылдамдығын арттырады.

Статистикалық әдістерді терең оқыту әдістерімен біріктіру бейне өңдеудің маңызды бағытына айналады. Әсіресе, CNN (конволюциялық нейрондық желілер) сияқты терең нейрондық желілер бейнелерді классификациялау, объектілерді тану және медициналық бейнелерді талдау салаларында жоғары нәтижелер көрсетті. Алайда дәстүрлі статистикалық әдістер деректерді алдын ала өңдеуде, ерекшеліктерді шығаруда және классификация дәлдігін арттыруда маңызды рөл атқаруды жалғастыруда. Осылайша, бейнелерді статистикалық талдау әдістері медицина, өнеркәсіп және жасанды интеллект салаларында орталық рөл атқарады.

Кескіндерді жіктеу әдістері әртүрлі салаларда кеңінен қолданылады. Медициналық бейнелеуде бұл әдістер қатерлі ісік, инсульт немесе жұқпалы аурулар сияқты ауруларды автоматты түрде диагностикалау үшін қолданылады. Кескіндерді жіктеу рентген, МРТ немесе КТ сияқты медициналық суреттердегі ауытқуларды жоғары дәлдікпен және ең аз кідіріспен анықтауға мүмкіндік береді.

Ауыл шаруашылығында спутниктік кескіндерді талдау, өсімдіктердің денсаулығын бағалау, өнімділікті болжау және зиянкестерді анықтау үшін жіктеу әдістері қолданылады. Автомобиль өнеркәсібінде кескіндерді жіктеу автомобильдер жол белгілерін, жаяу жүргіншілерді, жолдағы басқа көліктер мен заттарды танытын Автоматты жүргізу жүйелеріне көмектеседі. Осылайша, классикалық статистикалық тәсілдерден бастап терең оқытудың заманауи әдістеріне дейінгі кескіндерді жіктеу әдістері дамуды жалғастыруда және кескінді өңдеу сапасын жақсартатын және әртүрлі жүйелердің тиімділігін арттыратын көптеген тапсырмаларда қолдануды табуда.

Қазіргі уақытта, классикалық статистикалық әдістер мен заманауи машиналық оқыту технологияларын біріктіру арқылы бейнелерді өңдеуде дәлдік пен жылдамдық бойынша айтарлықтай жетістіктерге қол жеткізілуде. Бұл әдістер әлі де дамып, әртүрлі процестерді автоматтандыруға және өмір сапасын жақсартуға жаңа перспективалар ашуда.

Статистикалық әдістерді қолдана отырып, кескіндерді өңдеу қазіргі заманғы деректерді талдаудағы маңызды бағыттардың бірі болып табылады. Бұл әдістер жасырын заңдылықтар мен құрылымдарды анықтауға мүмкіндік беретін визуалды ақпаратты өңдеу және түсіндіру үшін ықтималдық теориясы мен статистикасын қолдануға негізделген. Суреттерді статистикалық талдаудың негізгі мақсаттарына кескін сапасын жақсарту, нысандарды бөлектеу, оларды жіктеу және қайта құру кіреді. Суреттерді статистикалық талдаудағы негізгі ұғымдардың бірі-қарқындылықты модельдеу. Кескіннің әрбір пикселін қалыпты немесе экспоненциалды сияқты белгілі бір статистикалық үлестірімге бағынатын кездейсоқ шама ретінде қарастыруға болады. Мұндай модельдерді пайдалану кескіндегі шуды бағалауға, бөлшектерді қалпына келтіруге, сондай-ақ кескінді ұқсас сипаттамалары бар әртүрлі аймақтарға бөлу арқылы сегменттеу тапсырмасын орындауға мүмкіндік береді. Ықтималдық модельдерін қолдану пикселдердің өзін ғана емес, олардың өзара байланысын да модельдеуге көмектеседі, бұл әсіресе текстуралар, пішіндер немесе контурлар сияқты күрделі құрылымдарды қамтитын кескіндермен жұмыс істеу кезінде өте маңызды. Мысалы, жасырын Марков модельдері (НММ) және Байес желілері пикселдер мен кескін сегменттері арасындағы тәуелділіктерді модельдеуге мүмкіндік береді, сонымен қатар объектілерді автоматты түрде жіктеу үшін де қолданыла алады.

Суреттерді сүзу және сегменттеу әдістері кескінді талдаудың кең таралған әдістерінің бірі - қызығушылық тудыратын объектілерді бөлектеу мақсатында кескінді бірнеше бөлікке немесе аймаққа бөлуді қамтитын сегменттеу. Сегменттеудің статистикалық әдістері кескінді текстура, түс, пішін және басқа белгілер сияқты әртүрлі сипаттамалары бар бөліктерге бөлуге мүмкіндік береді. Шекті әдістер сегменттеудің ең қарапайым және танымал әдістерінің бірі болып табылады. Олар пиксель қарқындылығының шегін белгілеуге негізделген, оның үстінде барлық пикселдер бір объектіге, ал төменде екіншісіне қатысты. Бұл әдістер объектілер мен фон арасындағы контраст жоғары болған жағдайда пайдалы, бірақ олардың кемшілігі шуға сезімталдық болып табылады. Шуға төзімділікті арттыру үшін кластерлеу және жасырын Марков модельдеріне негізделген әдістер сияқты күрделі статистикалық тәсілдер қолданылады. Кластерлеу-кескіндерді сегменттеу үшін қолданылатын маңызды әдіс. Негізгі идея - ұқсас сипаттамалары бар пикселдерді кластерлерге топтастыру. Кластерлеуді k-орташа, максималды ықтималдылық әдістері немесе аралас Гаусс модельдері сияқты әдістерді қолдану арқылы жасауға болады. Бұл әдістер кескінді сегменттерге икемді түрде бөлуге мүмкіндік береді, содан кейін оларды әрі қарай өңдеу үшін пайдалануға болады. Медициналық суреттер сияқты күрделі кескіндер үшін белсенді контурларға негізделген сегменттеу әдістері қолданылады және суреттегі ісіктер, мүшелер немесе тіндер сияқты заттардың контурын дәл анықтауға мүмкіндік береді. Бұл тәсіл статистикалық принциптерге негізделген модельдерді, соның ішінде нысанның пішінін және оның контурларын бағалауды қолданады, бұл сегменттеу дәлдігін айтарлықтай жақсартады. Кескіндерді тіркеу-бұл әр түрлі көздерден немесе әр түрлі уақытта алынған екі немесе одан да көп кескіндерді бір-біріне сәйкестендіріп, талдай алатындай етіп туралау процесі. Медициналық бейнелеуде, мысалы, суреттерді тіркеу әр түрлі бұрыштардан түсірілген суреттерді біріктіру үшін немесе науқастың жағдайы

өзгерген кезде қолданылады. Бұл процесс диагностика мен бақылауды жақсартуға мүмкіндік беретін кескіндерді негізгі нүктелер немесе белгілер бойынша дәл туралауды қажет етеді.

Тіркеу мәселесін шешу үшін әртүрлі статистикалық әдістер қолданылады, мысалы, максималды ықтималдық әдісі, онда кескіндерді туралау ықтималдығы олардың қарқындылығының ұқсастығына қарай бағаланады. Тағы бір әдіс - параметрлік модельдерді қолдану, мұнда белгілі бір математикалық модель, мысалы, аффиндік немесе жобалық түрлендірулер кескіннің өзгеруін сипаттау үшін қолданылады. Статистикалық әдістер тіркеу сапасын жақсартып қана қоймайды, сонымен қатар кескіндер алынған кезде пайда болатын шу мен артефактілердің әсерін азайтады.

Бүгінгі таңда үлгіні танудың көптеген әдістері белгілі. Алайда, кескінді тану мәселесін шешкен кезде үлгіні танудың барлық әдістері қолданыла бермейді. Бұл, ең алдымен, бір кескіннің суреттері геометриялық және жарықтылық сипаттамаларында әр түрлі болуы мүмкін және сол кескіннің суреттері тривиальды емес деформацияларға ұшырайды, мысалы, үш өлшемді объектінің әртүрлі бұрыштары, жарықтандыру бағыты, мимика, жест-ишара және т. б. Төменде кескінді тану әдістері мен алгоритмдеріне талдау берілген:

1. Сызықтық дискриминантты талдау (сызықтық дискриминант Фише - ра) кескін кеңістігінің белгілер кеңістігіне проекциясын сынып ішілік және белгілер кеңістігіндегі класс аралық қашықтықты барынша азайтатындай етіп таңдайды. Бұл әдістерде сыныптар сызықтық түрде бөлінеді деп болжанады. Бұл әдіс кескін кеңістігіндегі сыныптардың сызықтық бөлінуі туралы болжамға негізделген.

2. Сызықтық класс объектілерінің синтезі. Бұл әдіс әртүрлі бұрыштар үшін объектінің жаңа кескіндерін синтездеуге мүмкіндік береді. Нысан кескіндерінің жаттығу жиынтығы және белгілі бір бұрышта жаңа нысанның бір ғана бейнесі бар. Жаттығу жиынтығы Жаңа объектімен бірдей сыныптағы объектілердің суреттерінен тұрады және әр объект үшін оның суреттері бұрыштардың кең ауқымында болатын әртүрлі объектілердің суреттерін қамтиды. Осылайша, әдіс күрделі үш өлшемді модельдерді тартпай - ақ, жаңа объектінің кескіндерін әр түрлі бұрыштарда бір бұрышта синтездеуге мүмкіндік береді.

3. Нысанның икемді контурлық модельдері. Бұл әдістерде тану объектінің контурын салыстыру негізінде жүзеге асырылады. Контурлар негізгі позициялармен ұсынылған, олардың арасында контурға жататын нүктелердің орны интерполяция арқылы есептеледі. Әр түрлі әдістердегі контурларды оқшаулау үшін априорлық ақпарат та, жаттығу жиынтығын талдау нәтижесінде алынған ақпарат та қолданылады.

Контур арқылы танудың негізгі міндеті-бұл контурларды дұрыс таңдау. Жалпы алғанда, бұл тапсырма күрделілігі бойынша кескінді танумен тікелей салыстырылады. Сонымен қатар, бұл әдісті тану тапсырмасы үшін қолдану жеткіліксіз.

4. Серпімді графиктерді салыстыру. Бұл әдісте объект шыңдары объектінің негізгі нүктелерінде орналасқан график түрінде ұсынылады. Әр бет оның шыңдары арасындағы қашықтықпен белгіленеді. Әрбір осындай нүктеде бес түрлі жиілік пен сегіз бағдар үшін Габор функцияларының коэффициенттері есептеледі. Мұндай коэффициенттердің жиынтығы Джет (jet) деп аталады. Ұшақтар жергілікті кескін аймақтарын сипаттайды және екі мақсатқа қызмет етеді. Біріншіден, берілген аймақтағы сәйкестік нүктелерін екі түрлі суретте табу. Екіншіден, әртүрлі кескіндердің Екі сәйкес аймағын салыстыру үшін. Әр түрлі кескіндердің бір аймағындағы нүктелер үшін әр коэффициент нүктенің орналасуының өзгеруімен баяу өзгертін амплитудамен және базалық вейвлеттің толқындық векторының жиілігіне пропорционалды жылдамдықпен айналатын фазамен сипатталады. Белгісіз объектіні тану процесі ұқсастық функциясын қолдана отырып, объектінің кескін графигін жиынтықтағы барлық басқа графиктермен салыстырудан тұрады.

5. Объектінің геометриялық сипаттамаларына негізделген әдістер. Алғашқы әдістердің бірі - объектінің геометриялық сипаттамаларын талдау бастапқыда сот-медициналық сараптамада қолданылған және сол жерде егжей-тегжейлі жасалған. Содан кейін бұл әдісті компьютерлік енгізу пайда болды. Оның мәні объектінің негізгі нүктелерінің (немесе аймақтарының) жиынтығын бөлектеу, содан кейін белгілер жиынтығын бөлектеу болып

табылады. Әрбір белгі - бұл негізгі нүктелер арасындағы қашықтық немесе осындай қашықтықтардың қатынасы. Серпімді графиктерді салыстыру әдісінен айырмашылығы, мұнда қашықтықтар график доғалары ретінде тандалмайды. Ең ақпараттық белгілердің жиынтығы эксперименталды түрде ерекшеленеді.

Тану процесінде белгісіз объектінің белгілері базада сақталған белгілермен салыстырылады.

Негізгі нүктелерді табу міндеті тікелей танудың күрделілігіне жақындайды және суреттегі негізгі нүктелерді дұрыс табу көбінесе танудың сәттілігін анықтайды.

Бұл әдіс түсіру шарттарына қатаң талаптар қояды, жалпы жағдай үшін негізгі нүктелерді табудың сенімді механизмін қажет етеді. Сонымен қатар, өзгертулер моделін жіктеудің немесе құрудың жетілдірілген әдістерін қолдану қажет.

6. Эталондарды салыстыру. Эталондарды салыстыру - бұл суреттегі объектінің аймақтарын бөлектеу, содан кейін екі түрлі кескін үшін сол аймақтарды салыстыру. Әрбір сәйкес аймақ кескіндердің ұқсастық өлшемін арттырады. Бұл сонымен қатар объектіні танудың тарихи алғашқы әдістерінің бірі. Аймақтарды салыстыру үшін пиксельді салыстыру сияқты қарапайым алгоритмдер қолданылады.

Бұл әдістің кемшілігі - бұл сайттарды сақтау үшін де, оларды салыстыру үшін де көптеген ресурстарды қажет етеді. Қарапайым салыстыру алгоритмі қолданылатындығына байланысты кескіндер қатаң белгіленген жағдайларда түсірілуі керек: бұрышта, жарықтандыруда, эмоционалды көріністе және т. б. елеулі өзгерістерге жол берілмейді.

7. Оптикалық ағын. Оптикалық ағын алгоритмдері негізінен қозғалысты талдау үшін қолданылады. Кескіннің екі немесе одан да көп дәйекті кадрларын қолдана отырып, оптикалық ағын деп аталатын екі өлшемді векторлық өрісті есептеуге болады, ол кескін нүктелерінің кадрдан кадрға өзекті немесе ықтимал ығысуын көрсетеді.

Мысалы, оптикалық ағын кескіннің сәйкестік өлшемін алу үшін объектінің екі ерікті кескіні үшін есептелді. Бұл екі сурет дәйекті кадрлар болып саналды. Содан кейін кескіндер арасындағы қашықтықты азайту мағынасында және кескін нүктелерінің салыстырмалы орналасуы сияқты геометриялық шектеулерді ескере отырып, бір кескінді екіншісіне жақсы бейнелейтін векторлық өріс есептелді. Алгоритм ең сәйкес блоктарды тапты. Іздеу үлкен блоктардан басталып, содан кейін оларды кішірек блоктарға бөлу арқылы иерархиялық түрде жүргізілді. Осылайша, кескінді сәйкестендіру пирамидасы салынды.

Оптикалық ағынның векторлық өрісін қолдана отырып, әртүрлі сәйкестік шаралары жасалды, олардың көмегімен базада белгісізге жақын сурет болды.

Бұл әдістің кемшіліктері, ең алдымен, оның есептеу күрделілігін қамтиды. Әдіс базада сақтау және іздеу үшін сипаттамалар жиынтығын шығара алмайды.

8. Жасырын Марков модельдері. Марков модельдері әртүрлі процестерді модельдеудің және үлгіні танудың қуатты құралы болып табылады. Табиғаты бойынша Марков модельдері сигналдардың кеңістіктік-уақыттық сипаттамаларын тікелей ескеруге мүмкіндік береді, сондықтан олар сөйлеуді білуде және жақында кескінде кеңінен қолданылды. Үлгіні тануда жасырын Марков модельдері келесідей қолданылады. Әр сыныптың өзіндік моделі бар. Танылатын сурет бақылаулар тізбегі ретінде ұсынылады. Содан кейін әр модель үшін осы тізбекті дәл осы модель жасаған болуы мүмкін деп есептеледі. Ең ықтимал Модель ең қолайлы болып саналады және кескін сыныпқа жатады.

Марков модельдерінің кемшіліктері - олардың ажырату қабілеті жоқ. Яғни, оқыту алгоритмі әр модельдің өз сыныптарына реакциясын барынша арттырады, бірақ басқа сыныптарға реакцияны азайтпайды және бір сыныпты екіншісінен ажырататын негізгі белгілер ерекшеленбейді. Осылайша, ұқсас сыныптар әлсіз анықталуы мүмкін.

Қарастырылған әдістердің кемшіліктері 1-кестеде келтірілген.

Кесте 1 – Тану әдістерінің негізгі кемшіліктері

№	Әдістің атауы	Негізгі кемшіліктері
1	Сызықтық дискриминантты талдау	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Жарықтың өзгеруі;</li> <li>• Объектілердің үлкен базасымен жұмыс істеудің қиындығы;</li> <li>• Кескінді сапалы өңдеу қажеттілігі.</li> </ul>
2	Сызықтық сынып объектілерінің синтезі	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Көптеген жаттығу модельдерінің қажеттілігі</li> </ul>
3	Объектілердің икемді контурлық модельдері	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Контурларды анықтаудың күрделілігі;</li> <li>• Төмен шешуші қабілет.</li> </ul>
4	Серпімді графиктерді салыстыру	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Жіктеу механизмі жоқ;</li> <li>• Қателіктің үлкен ықтималдығы.</li> </ul>
5	Объектілердің геометриялық сипаттамаларына негізделген әдістер	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Қатаң түсірілім талаптары;</li> <li>• Негізгі нүктелерді табудың сенімді механизмі жоқ</li> </ul>
6	Эталондарды салыстыру	Қатаң түсірілім талаптары
7	Оптикалық ағын	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Жоғары есептеу күрделілігі;</li> <li>• Базада сақтау және іздеу үшін характеристикалық сипаттамалар жиынтығы жоқ.</li> </ul>
8	Жасырын Марков модельдері	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Олардың ажырату қабілеті жоқ;</li> <li>• Танудың сенімділігі төмен.</li> </ul>

Суреттерді тану үшін қолданылатын кейбір әдістері жеке тапсырмаларды жақсы орындайды деген қорытынды жасауға болады, бірақ кеңірек салаларда тапсырмалар шешілмеген күйінде қалады. Сондықтан белгілі бір мәселені шешетін сапалы тану жүйесі үшін аралас тәсілді қолдану қажет. Оның мәні тану міндеті бірнеше кезеңге бөлінеді және әр кезеңде танудың ең қолайлы әдісі қолданылады. Бұл әдістердің есептеу күрделілігін және тану сапасын ескереді. Үлгіні тану жүйесін құрудағы бұл тәсіл алгоритмдердің күшті және әлсіз жақтарын тиімді пайдалануға, нақты уақыт режимінде жұмыс істеуге және дұрыс емес тану ықтималдығын едәуір азайтуға мүмкіндік береді.

#### Қолданылған әдебиеттер тізімі

1. М.Б.Алманбетова, А.С.Тургунбаева. Статистикалық әдістер мен алгоритмдер негізінде бейнелерді классификациялау. Алматы: Экономика, 2020. 142-157 б.
2. Н.Н.Берасова и др. Применение статистических методов в задачах обработки изображений. Москва: Информационные технологии, 2018. 215-230 с.
3. Т.Р.Зиммерман, В.А.Геккер. Основы машинного обучения для обработки изображений. Санкт-Петербург: Наука, 2021. 88-104 с.
4. А.А.Головкин и др. Методы извлечения признаков из изображений для классификации. Журнал "Математические модели в информатике", том 23(4), 2019. 29-42 с.
5. R.C.Gonzalez, R.E.Woods. Digital Image Processing, 4th edition. Pearson. 2018.
6. L.A.Wang. Application of Naive Bayes Classifier in Image Processing. Advances in Computing and Data Sciences, 7(2), 2022. 58-68p.
7. Р.Гонсалес, Р.Вудс. Цифровая обработка изображений. – М.: Техно- сфера, 2005.