

ҚАЗАҚСТАН РЕСПУБЛИКАСЫНЫҢ ҒЫЛЫМ ЖӘНЕ ЖОҒАРЫ БІЛІМ  
МИНИСТРЛІГІ

Қ.И. Сәтбаев атындағы Қазақ ұлттық техникалық зерттеу университеті

Автоматика және ақпараттық технологиялар институты

Электроника, телекоммуникация және ғарыштық технологиялар кафедрасы

Қуат Ернұр Досжанұлы

«Сенсорлы датчиктер көмегімен объектіні анықтауға арналған құрылғын  
әзірлеу»

**ДИПЛОМДЫҚ ЖҰМЫС**

6B06201 «Телекоммуникация» білім беру бағдарламасы

Алматы 2024 ж.

ҚАЗАҚСТАН РЕСПУБЛИКАСЫНЫҢ ҒЫЛЫМ ЖӘНЕ ЖОҒАРЫ БІЛІМ  
МИНИСТРЛІГІ

Қ.И. Сәтбаев атындағы Қазақ ұлттық техникалық зерттеу университеті

Автоматика және ақпараттық технологиялар институты

Электроника, телекоммуникация және ғарыштық технологиялар кафедрасы

**ҚОРҒАУҒА ЖІБЕРІЛДІ**

Кафедра меңгерушісі

 Е. Гаштай

« 29 » 05 2024 ж.

**ДИПЛОМДЫҚ ЖОБА**

Тақырыбы: «Сенсорлы датчиктер көмегімен объектіні анықтауға арналған  
құрылғын әзірлеу»

6B06201 «Телекоммуникация» білім беру бағдарламасы

Орындаған:



Кuat E.Д.

Пікір беруші

М.Тынышбаев атындағы АЛТ  
университеті, PhD, Ақпараттық және  
коммуникациялық технологиялар  
кафедрасының меңгерушісі

 Қасымова Д.Т.

« 29 » 05 2024 ж.

Ғылыми жетекші

ҚазҰТЗУ, т.ғ.м, Электроника,  
телекоммуникация және ғарыштық  
технологиялар кафедрасының  
аға оқытушысы

 Марксұлы С.

« 28 » 05 2024 ж.

Алматы 2024 ж.

ҚАЗАҚСТАН РЕСПУБЛИКАСЫ ҒЫЛЫМ ЖӘНЕ ЖОҒАРЫ БІЛІМ  
МИНИСТРЛІГІ

Қ.И. Сәтбаев атындағы Қазақ ұлттық техникалық зерттеу университеті

Автоматика және ақпараттық технологиялар институты

Электроника, телекоммуникация және ғарыштық технологиялар кафедрасы

6B06201 Телекоммуникация

**БЕКІРЕМІН**

Кафедра меңгерушісі

Е. Таптай

« 9 » 12 2023 ж.

**Дипломдық жұмыс орындауға  
ТАПСЫРМА**

Білім алушы *Қуат Ернұр Досжанұлы*

Тақырыбы *«Сенсорлы датчиктер көмегімен объектіні анықтауға арналған құрылғын әзірлеу»*

Университет ректорының *«04» желтоқсан 2023 ж. №548-П* бұйрығымен бекітілген.

Аяқталған жұмысты тапсыру мерзімі *«30» сәуір 2023 ж.*

Дипломдық жұмыстың бастапқы берілістері:

*1) Компьютерлік көру (CV) технологиясын зерттеу; 2) Объектілерді анықтау алгоритмдерін қарастыру; 3) Сенсорлы датчиктерге сипаттама; 4) Объектіні анықтаушы қосымшалардың сипаттамасы. 5) OpenCV немесе Python қосымшалары негізінде машина оқыту саласындағы қызметтерді талдау.*

Дипломдық жұмыста қарастырылатын мәселелер тізімі:

*а) Соңғы қолданыстағы сенсорлы датчиктерге әдебиеттік шолу жасау; б) Raspberry Pi-де OpenCV сияқты қажетті кітапханаларды орнату; в) Raspberry Pi камерасын бейнелерді немесе суреттерді түсіру үшін орнату; г) 120-150 см және 50-90 градус аралығындағы объектіні анықтаушы камераны қолдану; д) Ұсынылған құрылғының практикалық бөлігін құрау үшін Python бағдарламалау тілін қолдану.*

Сызбалық материалдар тізімі (міндетті сызбалар дәл көрсетілуі тиіс):


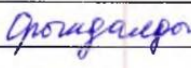
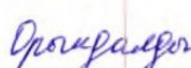
Ұсынылатын негізгі әдебиеттер: *1) Internet of Things with Python by Gaston C. Hillar. Publisher: Packt Publishing (May 20, 2016) Language: English Paperback: 388 pages ISBN-10: 1785881388 ISBN-13: 978-1785881381 2) Основы электроники и цифровой схемотехники Автор: Богомолов С. А. Год: 2014 Издательство: Академия Серия: Профессиональное образование 3) Изучаем программирование на Python. Автор Бэрри П. ISBN 978-5-699-98595-1 Издательство Эксмо 4) Виктор Петин "Arduino и Raspberry Pi в проектах*



Internet of Things. 2-е изд." 5) Полещук Николай Николаевич, Самоучитель AutoCAD (2019).



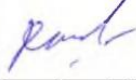
дипломдық жұмысты (жобаны) дайындау

**КЕСТЕСІ**

Бөлімдер атауы, қарастырылатын мәселелер тізімі	Ғылыми жетекшіге және кеңесшілерге көрсету мерзімі	Ескерту
Диплом жұмысының тақырыбын талдау	04.01.2024 - 01.02.2024	
Теориялық ақпарат	01.02.2024 - 01.03.2024	
Жабдықтар жұмысының есебі және жұмысты рәсімдеу	01.03.2024 - 30.05.2024	

Дипломдық жұмыс (жоба) бөлімдерінің кеңесшілері мен норма бақылаушының аяқталған жұмысқа(жобаға) қойған

**қолтаңбалары**

Бөлімдер атауы	Кеңесшілер (аты, әкесінің аты, тегі, ғылыми дәрежесі, атағы)	Қол қойылған күні	Қолы
Диплом жұмысының тақырыбын талдау	Марксұлы С. ЭТЖҒТ каф.аға оқытушысы, т.ғ.м.	1.03.2024	
Теориялық ақпарат	Марксұлы С. ЭТЖҒТ каф.аға оқытушысы, т.ғ.м.	30.04.2024	
Норма бақылау	Досбаев Ж.М. ЭТЖҒТ каф.аға оқытушысы, PhD	27.05.2024	

Ғылыми жетекшісі

Тапсырманы орындауға алған білім алушы



Марксұлы С.

Қуат Е. Д.

Күні «01» желтоқсан 2023 ж.

## **АНДАТПА**

Компьютерлік көру және адам мен компьютердің өзара әрекеттесуі көптеген технологиялық салаларда маңызды. Түйіндемедегі зерттеушілер, әсіресе, тексеру жүйелерін қоса алғанда, кең ауқымды қолданбаларға ие нақты уақыт режимінде объектілерді анықтау әдістеріне қызығушылық танытады. Бұл зерттеуде біз бір реттік детектор алгоритмін және алдын ала дайындалған үлгілермен терең оқыту әдістерін қолдана отырып, нақты уақыттағы нысанды анықтау және тану жүйелерін жобалаймыз және енгіземіз.

## **АННОТАЦИЯ**

Компьютерное зрение и взаимодействие человека с компьютером важны во многих технологических областях. Исследователи из CV особенно интересуются методами обнаружения объектов в реальном времени, которые имеют широкий спектр приложений, включая системы проверки. В этом исследовании мы проектируем и внедряем системы обнаружения и распознавания объектов в реальном времени, используя алгоритм однократного обнаружения и методы глубокого обучения с предварительно обученными моделями.

## **ANNOTATION**

Computer vision and human-computer interaction are important in many technological fields. Researchers in the CV are particularly interested in real-time object detection techniques that have a wide range of applications, including inspection systems. In this research, we design and implement real-time object detection and recognition systems using a one-shot detector algorithm and deep learning techniques with pre-trained models.

## МАЗМҰНЫ

Кіріспе	7
1 Объектіні анықтау эволюциясы	8
1.1 Дәстүрлі нысанды анықтауға шолу	8
1.2 Деформацияланатын бөлікке негізделген модель	9
1.3 DeepLearning дәуірі	10
1.4 Терең оқытудағы FPN	14
2 Кескін немесе бейнедегі нысандарды анықтау	17
2.1 Кескінді ажырату	17
2.2 Көп түсірілген нысанды анықтаудың пайда болуы	19
2.3 Объектіні анықтауды тереңдетіп оқытудың маңыздылығы	22
2.4 Объектілерді анықтау және тереңдетіп оқыту	23
2.5 Компьютерлік көру саласындағы соңғы технологиялық жетістіктер	24
2.6 Объектіні анықтаудың кемшіліктері мен артықшылықтары	26
2.7 Бүгінгі таңдағы ең жақсы кескінді анықтау алгоритмі	29
2.8 Ең танымал объектілерді анықтау алгоритмдері	34
3 Нақты уақыттағы объектіні анықтау жүйесін жобалау	39
3.1 Бір реттік детектор мен OpenCV негізінде нақты уақыттағы объектіні анықтау жүйесін жобалау және енгізу	39
3.2 Объектіні анықтау түйіндемедегі қиын мәселелер	40
3.3 Объектіні анықтауға қатысты жұмыстарды талдау	41
3.4 Жүйенің моделі	43
3.5 Объектіні анықтауды тереңдетіп оқыту модулі	45
3.6 Қозғалыс объектісін қадағалау модулін жүзеге асыру	55
3.7 Критикалық алгоритм және псевдокод	57
Қорытынды	59
Пайдаланылған әдебиеттер тізімі	60

## КІРІСПЕ

Компьютерлік көру (CV) өрісі оның әртүрлі қолдану салаларын қарастырған кезде ең жақсы құрылым болуы мүмкін. Бұл қолданбалардың айтарлықтай саны қауіпті доменде жұмыс істеуді, үлкен өңдеу күшін, ауқымды деректер дерекқорларына қол жеткізуді және пайдалануды немесе жеке тұлғалардың орындауы үшін қиын кестелерді қажет ететін тапсырмаларды қамтиды. Резюме рамкаларын пайдалану шарттары зауыттарды құрастырудан бастап клиникалық ұқыпты костюмдерге дейін. Мысалы, резюме жақтауларды құрастыруда сапаны бақылау үшін жиі пайдаланылады. Резюме шеңбері ақауларды ажырату және ақаулы бөлшектерді эвакуациялау үшін механикалық контроллерге басқару сигналдарын беру үшін құрастыру жақтауының қолдану аймағында дайындалған элементтерді шығарады. Тері ісіктерін және нейрохирургтарды күрделі процедуралар кезінде табиғи түрде талдауға арналған құрылымдар, мысалы, ақыл-ойдың медициналық процедуралары, CV стратегияларымен жасалған дәрілік құрылымдардың кейінгі мысалдары.

Бейне тізбегіндегі қозғалатын немесе тұрақты емес объектіні тану процесі объектіні анықтау деп аталады. Бұл қозғалатын объектілерді қадағалаудың бастапқы және ең маңызды қадамы. Кескіндерді толық түсіну үшін біз оларды жіктеп қана қоймай, сонымен қатар әрбір суреттегі заттардың ұғымдары мен орналасу орындарын дәл болжауға тырысамыз. Нысанды анықтау (Муруган және т.б., 2019) - қаңқаны анықтау, бетті анықтау және жаяу жүргіншілерді анықтау сияқты қосалқы тапсырмаларға бөлінген бұл тапсырмаға берілген атау. Объектіні анықтау түйіндеме мен суретті өңдеуге қатысты компьютерді талап ететін технология болып табылады. Ол кеңейтілген суреттер мен жазбалардағы белгілі бір түрдегі (адамдар немесе көліктер сияқты) семантикалық нысандардың даналарын анықтаумен айналысады. Объектіні анықтаудың жақсы зерттелген аймақтарына бетпе-бет табу және адамның жаяу орналасқан жері жатады. Объектіні орналастыру қолданбаларының көпшілігі түйіндеменің көптеген аймақтарында, бейне бақылауды және суретті қалпына келтіруді санайды.

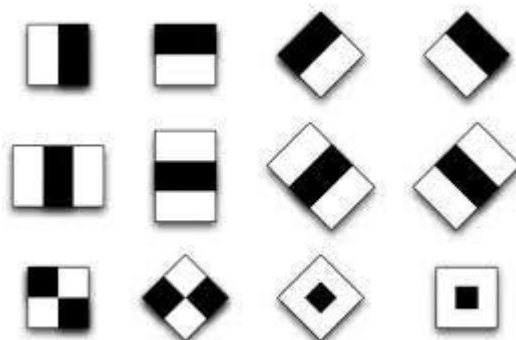
## 1 Объектіні анықтау эволюциясы

### 1.1 Дәстүрлі нысанды анықтауға шолу

Компьютерлік көру айтарлықтай дамыды, бірақ әлі де адамның қабылдау дәлдігіне сәйкес келу қиын. Дегенмен, біздің қаншалықты жеткенімізді көру әрқашан жақсы. Бірнеше жыл бұрын өте күрделі мәселе болып саналған объектіні анықтау деп аталатын кескіндегі жекелеген нысандардың белгісіз санын анықтау және тану міндеті қазір орындалады және тіпті Google және IBM сияқты компаниялар шығарған.

Дәстүрлі нысанды анықтау дәуірі: Сағат тілін 20 жыл артқа бұрсак, «суық қару дәуірінің даналығына» куә боламыз. Сол кездегі кескінді тиімді ұсынудың болмауына байланысты, объектілерді ерте анықтау алгоритмдерінің көпшілігі қолдан жасалған мүмкіндіктерге негізделген.

Виола Джонс детекторлары: 2001 жылы Пол Виола мен Майкл Джонс әзірлеген бұл нысанды тану жүйесі нақты уақыт режимінде адам беттерін анықтауға мүмкіндік береді. Ол кез келген терезеде адам беті бар-жоғын білу үшін кескіндегі барлық ықтимал орындар мен масштабтарды өту үшін жылжымалы терезелерді пайдаланады. Жылжымалы терезелер негізінен «хаар тәрізді» мүмкіндіктерді іздейді (Хаар толқындарының тұжырымдамасын жасаған Альфред Хаардың атымен аталған) [1].

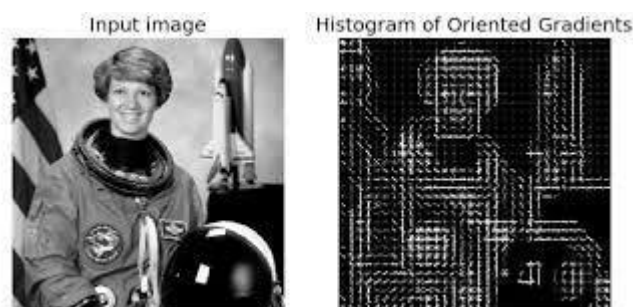


1.1 - сурет – Хаарға ұқсас ерекшеліктер

Осылайша, haar толқыны кескінің мүмкіндікті көрсетуі ретінде пайдаланылады. Анықтауды жылдамдату үшін ол әрбір жылжымалы терезенің есептеу күрделілігін оның терезе өлшемінен тәуелсіз ететін интегралды кескінді пайдаланады. Анықтау жылдамдығын жақсартудың тағы бір трюктері пайдаланылды. авторлар мүмкіндік таңдау үшін Adaboost алгоритмін қолданады, ол кездейсоқ мүмкіндіктер пулдарының үлкен жинағынан бетті анықтауға негізінен пайдалы болатын мүмкіндіктердің шағын жинағын таңдайды. Алгоритм сонымен қатар оның есептеу мүмкіндігін азайту үшін көп сатылы анықтау парадигмасы болып табылатын Detection Cascades қолданды. фондық



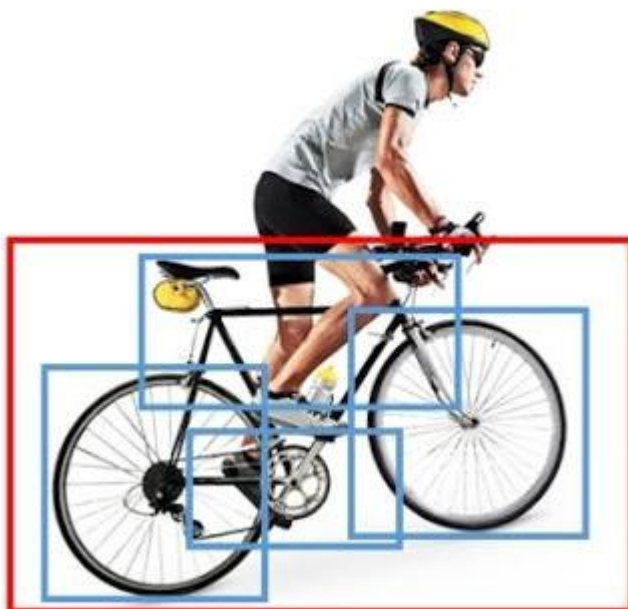
терезелерде аз есептеулерді, бірақ бет мақсаттарына көбірек жұмсау арқылы үстеме шығындар.



1.1.1-сурет – HOG детекторы

Алғашында 2005 жылы Н. Далал және Б. Триггс ұсынған, HOG - бұл масштабты инвариантты мүмкіндікті түрлендіру және өз уақытындағы контексттерді пішімдеу. HOG блоктармен (жылжымалы терезеге ұқсас), тығыз пиксельдік тормен жұмыс істейді. градиенттер блок ішіндегі пикселдер қарқындылығының өзгеру шамасынан және бағытынан құралады. HOGs жаяу жүргіншілерді анықтауда қолдануымен кеңінен танымал. Әртүрлі өлшемдегі нысандарды анықтау үшін HOG детекторы анықтау терезесінің өлшемін өзгеріссіз сақтай отырып, кіріс кескінін бірнеше рет қайта масштабтайды [2].

## 1.2 Деформацияланатын бөлікке негізделген модель



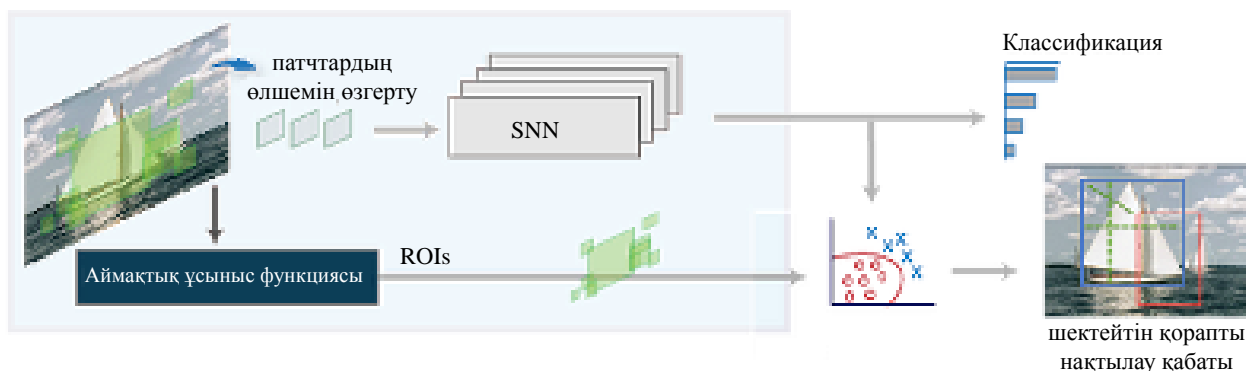
1.2-сурет – DPM бойынша объектіні бөлу

DPM (Деформацияланатын бөлікке негізделген модель) бастапқыда HOG детекторының кеңейтімі ретінде 2008 жылы П. Фельзенцвальб ұсынған болатын. Кейінірек Р. Гиршик әр түрлі жақсартулар жасады. «Автокөлікті» анықтау мәселесін оның терезесін, корпусын және дөңгелектерін анықтау арқылы «бөліп ал және жең» стратегиясы ретінде бөлуге болады. DPM бұл стратегияны пайдаланады. Оқыту процесі объектіні ыдыратудың дұрыс әдісін үйренуді қамтиды, ал қорытынды әртүрлі нысан бөліктерін анықтауды біріктіруді қамтиды.

DPM детекторы түбірлік сүзгіден және бірнеше бөліктік сүзгілерден тұрады. DPM-де әлсіз бақыланатын оқыту әдісі әзірленді, онда бөлік сүзгілерінің барлық конфигурациялары (өлшемі, орны, т.б.) жасырын айнымалылар ретінде автоматты түрде үйренуге болады. Анықтау дәлдігін жақсарту үшін Р. Гиршик осы мақсат үшін Көп даналық оқытудың арнайы жағдайын пайдаланды, және кейбір басқа да маңызды әдістер, мысалы, «қатты теріс тау-кен», «шектеу қорапшасының регрессиясы» және «контексті толтыру». Кейінірек ол тіпті дәлдікті жоғалтпай 10 еседен астам жеделдетуге қол жеткізген каскадтық архитектураны жүзеге асыратын әдісті қолданды [3].

### 1.3 DeepLearning дәуірі

Өкінішке орай, 2010 жылдан кейін нысанды анықтау үстіртке жетті, өйткені қолмен жасалған мүмкіндіктердің өнімділігі қанық болды. Алайда 2012 жылы әлем конволюционды нейрондық желілердің қайта тууын көрді және терең конволюционды желілер белгілі бір құрылғының сенімді және жоғары деңгейлі мүмкіндіктерін көрсетуді үйренуде сәтті болды. image. Объектіні анықтаудың тұйықтары 2014 жылы CNN мүмкіндіктері бар аймақтардың (RCNN) нысанды анықтау ұсынысымен жойылды. Осы терең оқыту дәуірінде нысанды анықтау екі жанрға топтастырылған: «екі сатылы анықтау» және «бір -кезеңді анықтау» [3].

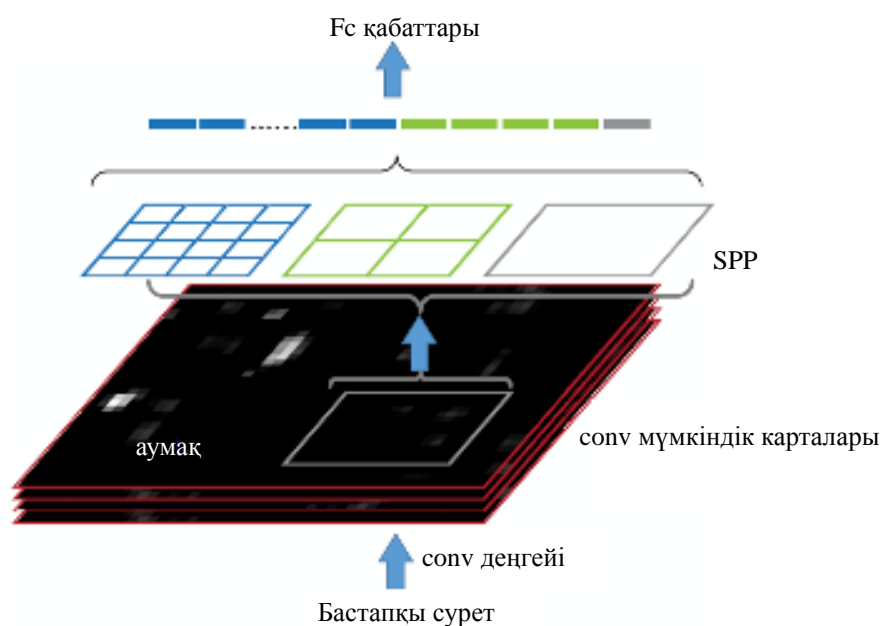


1.3-сурет – RCNN

Ол таңдаулы іздеу арқылы нысан ұсыныстарының жинағын (нысан кандидаттары жолақтарын) шығарудан басталады. Содан кейін әрбір ұсыныс

белгіленген өлшемді кескінге қайта масштабталады және мүмкіндіктерді шығару үшін алдын ала дайындалған CNN үлгісіне беріледі. Соңында сызықтық SVM жіктеуіштері пайдаланылады. әрбір аймақ ішінде объектінің болуын болжау және объект санаттарын тану.

RCNN дәстүрлі әдістерге қарағанда әлдеқайда жақсы жұмыс істегенімен, оның бірнеше кемшіліктері бар. Бір-бірін қайталаған ұсыныстардың үлкен санына (бір суреттен 2000-нан астам қорап) артық мүмкіндікті есептеулер өте баяу анықтау жылдамдығына әкеледі. Сонымен қатар таңдамалы іздеу алгоритмі бекітілген алгоритм болып табылады. Сондықтан бұл кезеңде ешқандай оқу болмайды. Бұл нашар үміткер аймақтық ұсыныстардың пайда болуына әкелуі мүмкін [4].

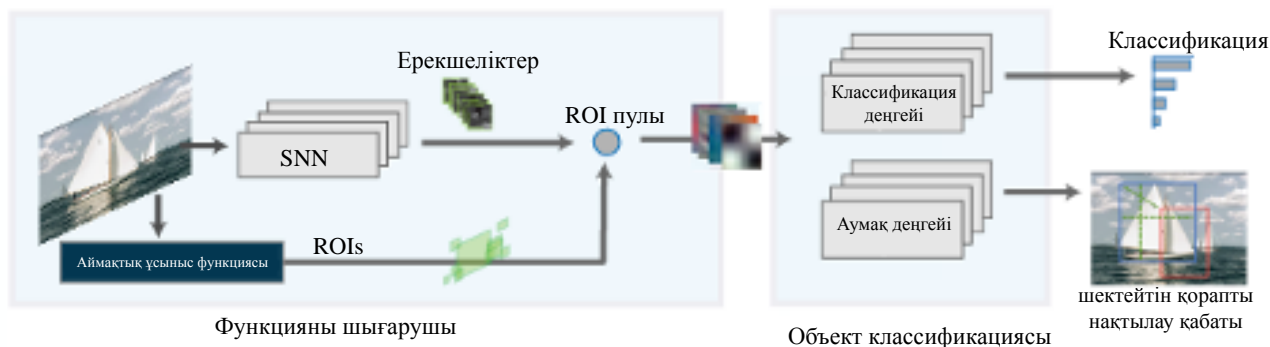


1.4-сурет – SPPNet

2014 жылы K. He et al. Ұсынылған кеңістіктік пирамиданы біріктіру желілері. Дәстүрлі түрде конвульсия қабаты мен толық қосылған қабат ауысқан кезде бір біріктіру қабаты болады немесе тіпті біріктіру қабаты болмайды. SPPNet жүйесінде ол әртүрлі масштабтары бар бірнеше біріктіру қабаттарының болуын ұсынады. Сондай-ақ алдыңғы CNN үлгілері бекітілген өлшемді енгізуді қажет етеді. SPPNet жүйесіндегі кеңістіктік пирамиданы біріктіру (SPP) қабаты CNN өлшеміне қарамастан тіркелген ұзындықты көрсетуді жасауға мүмкіндік береді. суретті/қызығушылық аймағын өзгертусіз [5].

Жоғарыдағы диаграмма процесі суреттейді. Біз кіріс кескінінің SPPNet жүйесіне конволюциондық желіні пайдаланып тек бір рет өтетінін көреміз. Таңдамалы іздеу R-CNN-дегі сияқты аймақ ұсыныстарын жасау үшін пайдаланылады. Соңғы конвульсия қабатында әр аймақ ұсынысымен шектелген карталар мүмкіндігі бар. SPP қабатына, содан кейін FC қабатына өтеді.

R-CNN-мен салыстырғанда, SPPNet конв қабаттарындағы кескінді тек бір рет өңдейді, ал R-CNN аймақтық ұсыныстар бар болса, сонша рет конв қабаттарындағы кескінді өңдейді. Алайда кемшіліктерге мыналар жатады: оқыту әлі де көп сатылы және SPPNet тек оның толық қосылған қабаттарын дәл баптайды, ал алдыңғы қабаттардың барлығын елемейді.

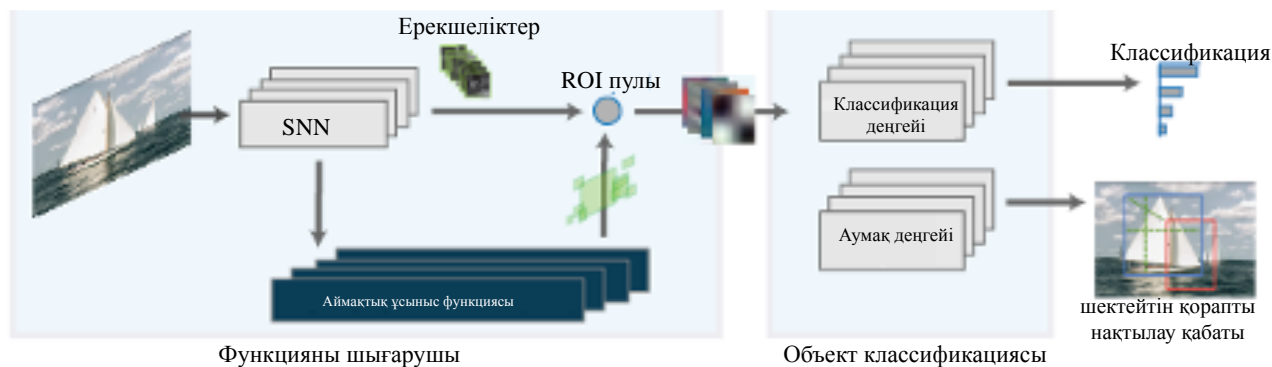


1.5-сурет – R-CNN

R-CNN үлгісімен салыстырғанда Fast R-CNN моделі әрбір ұсынылған аймаққа емес, мүмкіндіктерді шығару үшін CNN кірісі ретінде бүкіл кескінді пайдаланады. Кескіндемеде таңдаулы іздеу қолданылады және ол ұсынылған  $n$  аймақты, олардың әртүрлі пішіндерін жасайды делік. әртүрлі пішіндегі қызығушылық аймақтарын (RoIs) көрсетіңіз. Fast R-CNN әрбір ұсынылған аймақтан алынған және толық қосылған қабатқа берілген мүмкіндіктердің конкатенциясын шығару үшін кіріс ретінде CNN шығысын және RoIs пайдаланатын RoI пулын қосады Санатты болжау кезінде толық қосылған қабат шығысының пішіні қайтадан болады.  $n \times q$  түрлендірілді және біз softmax регрессиясын қолданамыз ( $q$  – санаттар саны және  $n$  – ұсынылған аймақтар саны). Шектеу жолағын болжау кезінде толық қосылған қабат шығысының пішіні қайтадан  $n \times 4$ -ке түрленеді. Бұл әрбір ұсынылған аймақ үшін санат пен шектеу ұяшығын болжайтынымызды білдіреді [6].

«Жылдам R-CNN» R-CNN-ге қарағанда жылдамырақ болуының себебі, біз барлық аймақтық ұсыныстарды конволюциялық нейрондық желіге әр уақытта берудің қажеті жоқ. Оның орнына конволюция әрекеті әр суретке бір рет орындалады және одан мүмкіндік картасы жасалады.

Fast-RCNN R-CNN және SPPNet артықшылықтарын сәтті біріктіргенімен, оның анықтау жылдамдығы әлі де ұсынысты анықтаумен шектеледі.



1.6-сурет – Жылдамдық RCNN

2015 жылы С.Рен және т.б. Fast RCNN-ден кейін көп ұзамай ұсынылған Faster RCNN детекторы. Бұл бірінші ұшып-соңды және нақты уақытқа жақын алғашқы терең оқыту нысаны детекторы. Жоғарыда аталған алгоритмдердің барлығы (R-CNN, SPPNet және Fast R-CNN) таңдамалы алгоритмдерді пайдаланады. аймақ ұсыныстарын білу үшін іздеу. Таңдамалы іздеу – желінің өнімділігіне әсер ететін баяу және уақытты қажет ететін процесс. Faster R-CNN таңдамалы іздеу алгоритмін жояды және желіге аймақ ұсыныстарын білуге мүмкіндік береді [7].

Fast R-CNN-ге ұқсас, кескін конволюциялық мүмкіндік картасын қамтамасыз ететін конволюционды желіге кіріс ретінде беріледі. Аймақ ұсыныстарын анықтау үшін мүмкіндіктер картасында таңдаулы іздеу алгоритмін пайдаланудың орнына аймақ ұсыныстарын болжау үшін бөлек желі пайдаланылады. Болжалды аймақ ұсыныстары кейіннен ұсынылған аймақтағы кескінді жіктеу және шектейтін жолақтар үшін ығысу мәндерін болжау үшін пайдаланылатын RoI біріктіру қабатының көмегімен қайта пішімделеді.

Faster R-CNN үлгісінің бөлігі ретінде аймақтық ұсыныс желісі үлгінің қалған бөлігімен бірге оқытылады. Бұған қоса, Faster R-CNN мақсат функциясы нысанды анықтаудағы санат пен шектейтін жолақ болжамдарын, сондай-ақ аймақтық ұсыныс желісіндегі якорь жәшіктері үшін санат пен шектейтін жолақ болжамдарын қамтиды. Соңында, аймақтық ұсыныстар желісі нысанды анықтау дәлдігін сақтай отырып, ұсынылған аймақтардың санын азайтатын жоғары сапалы ұсынылған аймақтарды жасау жолын үйрене алады.

Faster RCNN Fast RCNN жылдамдығының кедергісін бұзса да, келесі анықтау сатысында әлі де есептеудің артықтығы бар. Кейінірек әртүрлі жақсартулар ұсынылды, соның ішінде RFCN және Light head RCNN

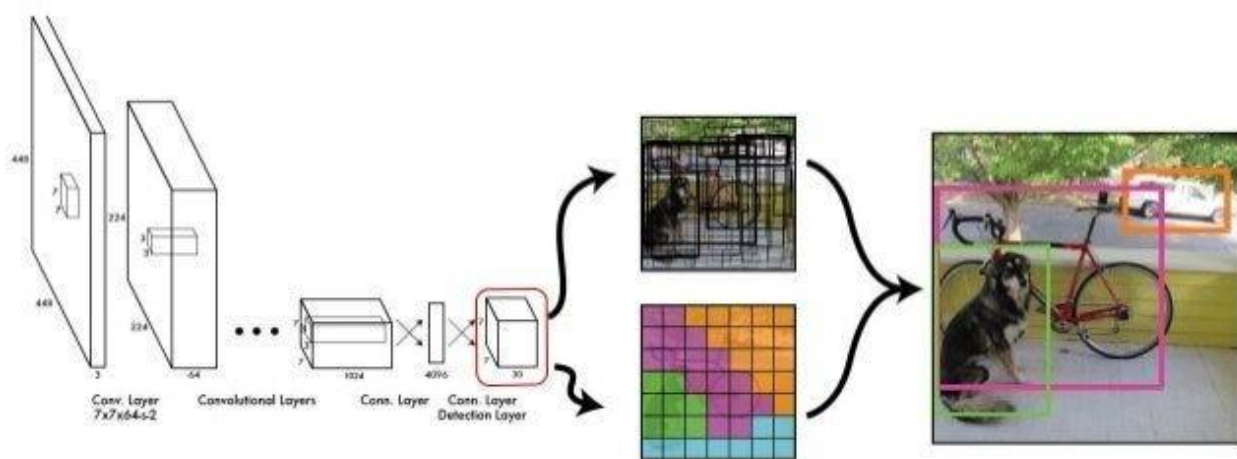
2017 жылы Т.-Ы. Лин және т.б. Ұсынылған мүмкіндіктер пирамидасы желілері. Егер біз Faster RCNN жүйесін қазып алсақ, оның негізінен кескіндегі кішкентай нысандарды ұстай алмайтынын көреміз. Мұны шешу үшін қарапайым кескін пирамидасын кескінді әртүрлі өлшемдерге масштабтауға және оны желіге жіберуге пайдалануға болады. Әрбір шкала бойынша анықтаулар анықталғаннан кейін, барлық болжамдарды әртүрлі әдістер арқылы біріктіруге болады [8].



## 1.4 Терең оқытудағы FPN

FPN алдында терең оқытуға негізделген детекторлардың көпшілігі анықтауды тек желінің жоғарғы қабатында іске қосады. CNN тереңірек қабаттарындағы мүмкіндіктер санатты тану үшін пайдалы болғанымен, ол объектілерді локализациялау үшін қолайлы емес. Барлық масштабта жоғары деңгейлі семантиканы құру үшін FPN-де бүйірлік қосылымдары бар жоғарыдан төмен сәулет әзірленген. CNN өзінің алға таралуы арқылы табиғи түрде мүмкіндіктер пирамидасын құрайтындықтан, FPN кең ауқымды нысандарды анықтау үшін үлкен жетістіктерді көрсетеді.

FPN қазір көптеген соңғы детекторлардың негізгі құрылыс блогына айналды [9].



1.6-сурет – Бір реттік YOLO

Алдыңғы барлық нысанды анықтау алгоритмдері кескіндегі нысанды локализациялау үшін аймақтарды пайдаланады. Желі толық кескінді емес, оның орнына объектіні қамту ықтималдығы жоғары кескін бөліктерін қарайды.

YOLO толық кескіндерді жаттықтырады және анықтау өнімділігін тікелей оңтайландырады. YOLO көмегімен бір CNN бір уақытта бірнеше шектейтін қораптарды және сол қораптар үшін сынып ықтималдығын болжайды. Сондай-ақ ол кескін үшін барлық сыныптардағы барлық шектейтін жәшіктерді бір уақытта болжайды. Ол кіріс кескінді кескінге бөледі.  $S \times S$  торы. Нысанның ортасы тор ұяшығына түссе, сол тор ұяшығы сол нысанды анықтауға жауап береді. Әрбір тор ұяшығы  $B$  шектейтін ұяшықтарды және сол ұяшықтар үшін сенімділік ұпайларын болжайды. Бұл сенімділік ұпайлары үлгінің қорапта нысан бар екеніне қаншалықты сенімді екенін және ол болжаған қорапты қаншалықты дәл ойлайтынын көрсетеді [10].

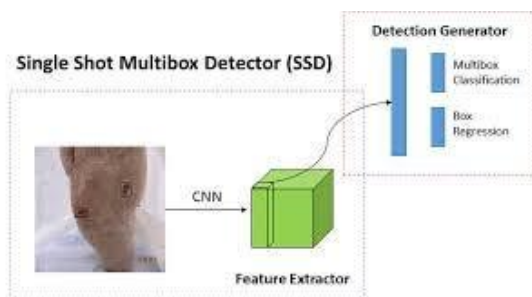
Әрбір шектейтін жолақ  $b$  санмен  $(p_c, b_x, b_y, b_h, b_w, c)$  көрсетілген, мұндағы  $p_c$  - шектегіш ұяшықта болатын объектінің сенімділігі;  $b_x, b_y, b_h, b_w$  шектегіш өрістің



өзін көрсетеді;  $c$  — сынып ықтималдықтарын қамтитын вектор. Біз сондай-ақ әртүрлі сыныптарды көрсететін ақылға қонымды биіктік/ені қатынасын таңдау үшін оқыту деректерін зерттеу арқылы Анкерлік қораптарды анықтаймыз. Анкерлік қорапта бірнеше шектейтін қораптар болуы мүмкін. Әрбір анкерлік қорап үшін (әр тор ұяшығы үшін) біз  $rc * c[i]$  элементтік өнімін есептейміз және белгілі бір сыныпты қамтитын қораптың ықтималдық ұпайын шығарамыз. Максималды баллмен байланысты сынып баллдың өзімен бірге якорь өрісіне тағайындалады.

Содан кейін ықтималдық шегінің шегін пайдалану арқылы біз төмен ұпайы бар қораптардан құтыла аламыз. Дегенмен, біз әлі де көптеген қораптарды аламыз. Сондықтан біз максималды емес басу (NMS) деп аталатын нәрсені қолданамыз, онда бірнеше қораптар болған кезде бір ғана қорапты таңдаймыз. бір-бірімен қабаттасады және бір нысанды анықтайды.

Анықтау жылдамдығының үлкен жетілдірілуіне қарамастан, YOLO екі сатылы детекторлармен салыстырғанда, әсіресе кейбір шағын объектілер үшін локализация дәлдігінің төмендеуінен зардап шегеді. YOLO-ның кейінгі нұсқалары (YOLO V2, YOLO V3 және соңғы YOLO V4) және соңғы ұсынылған SSD (Single Shot MultiBox Detector) бұл мәселеге көбірек көңіл бөлді.



1.7-сурет – Single Shot Multibox детекторы (SSD)

SSD W. Liu және т.б. 2015 жылы. Содан кейін 2016 жылдың қараша айында SSD: Single Shot MultiBox Detector туралы қағаз C. Szegedy et al. ол нысанды анықтау тапсырмаларының өнімділігі мен дәлдігі бойынша жаңа рекордтарға жетті. Бұл жоло сияқты бір қадамды нысан детекторы. SSD-нің негізгі үлесі - бір сатылы детектордың анықтау дәлдігін айтарлықтай жақсартатын, әсіресе кейбір шағын нысандар үшін көп анықтамалық және көп ажыратымдылықты анықтау әдістерін енгізу.. YOLO және Faster RCNN кейін шығарылған, бұл қағаз 300x300 кіріс өлшемді кескіндер үшін 59 кадр/с 74,3 mAP. Бұл желі SSD300 деп аталады. Сол сияқты SSD512 Faster R-CNN нәтижелерінен асып түсетін 76,9% mAP деңгейіне жетеді.

Ол мүмкіндік карталарын шығару үшін Негізгі желіден басталады. Стандартты алдын ала дайындалған желі кескіннің жоғары сапалы классификациясы үшін пайдаланылады және кез келген жіктеу қабаттарының алдында қысқартылады. Өз зерттеу жұмысында C. Szegedy et al. пайдаланылған VGG16 желісі. VGG19 және ResNet сияқты басқа желілерді пайдалануға болады

және жақсы нәтижелер беруі керек. Содан кейін базалық желіден кейін конвульсия сүзгілерінің сериясы болып табылатын көп масштабты мүмкіндік қабаттары қосылады. Бұл қабаттар бірнеше масштабтағы анықтауларды болжауға мүмкіндік беру үшін біртіндеп кішірейеді. Содан кейін ең көп емес басу қабаттасатын жәшіктерді жою және анықталған әрбір нысан үшін тек бір қорапты сақтау үшін пайдаланылады [10].



1.8-сурет – RetinaNet

Тығыз бір сатылы детекторларды оқыту кезінде экстремалды класты теңгерімсіздік мәселесі бар екені анықталды. Бұл оның жоғары жылдамдығы мен қарапайымдылығына қарамастан, бір сатылы детекторлардың өнімділігі екі сатылы детекторларға қарағанда төмен болуының негізгі себебі деп саналады. RetinaNet-те «фокалды жоғалту» деп аталатын жаңа жоғалту функциясы енгізілген. Детектор жаттығу кезінде қатты, қате жіктелмеген мысалдарға көбірек назар аудару үшін «жеңіл» теріс үлгілер аз шығынға ықпал етеді. Фокус жоғалту бір сатылы детекторларға өте жоғары анықтау жылдамдығын сақтай отырып, екі сатылы детекторлардың салыстырмалы дәлдігіне қол жеткізуге мүмкіндік береді.

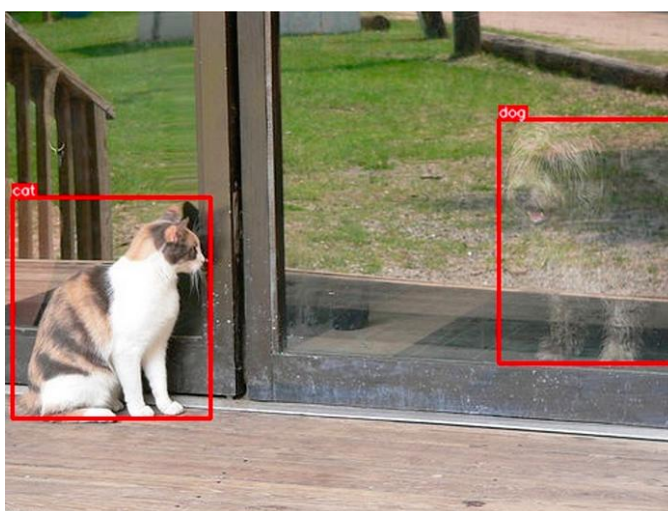
Функцияларды шығаруға арналған негіз ретінде ResNet+FPN, сонымен қатар жіктеу және шектейтін қорап регрессиясы үшін тапсырмаға арналған екі ішкі желі арқылы RetinaNet заманауи өнімділікке қол жеткізеді және Faster R-CNN сияқты танымал екі сатылы детекторлардан асып түседі.

Біз объектіні анықтау эволюциясын қысқаша талқыладық, ол компьютерлік көрудегі өте күрделі, өте күрделі және жоғары дамып келе жатқан домен болып табылады. Жыл сайын жаңа алгоритмдер бұрынғыларынан асып түсуде. Бүгінгі күні алдын ала дайындалған модельдердің көптігі бар. Нысандарды анықтау. Сонымен қатар объектілерді анықтау көптеген қызықты салаларда қолданылды, соның ішінде объектілерді бақылау (мысалы, футболдан әлем чемпионатындағы матч кезінде допты қадағалау), автоматтандырылған бейнебақылау бақылауы, адамды анықтау (зияткерлік бейнебақылау жүйелерінде пайдаланылады), көлік құралын анықтау. Ол сондай-ақ қазіргі заманның ең қызықты және көп күткен жаңалықтарының бірі болып табылатын автономды жүргізуде өз қолдануын тапты [10].

## 2 Кескін немесе бейнедегі нысандарды анықтау

### 2.1 Кескінді ажырату

Компьютерлік көру тапсырмалары көрнекі деректерден мағыналы ақпаратты алуға бағытталған бірқатар әдістерді қамтиды. Кескінді жіктеу негізгі нысанды немесе бейнеленген көріністі анықтауға бағытталған бүкіл кескінге бір белгіні немесе санатты тағайындауға бағытталған. Кескінді локализациялау тек кескінді жіктеп қана қоймай, сонымен қатар шектегіш жолақтардың көмегімен оның ішіндегі нысанның орнын анықтау арқылы бір қадам алға жылжиды.



2.3-сурет – Кескінді ажырату

Нысанды анықтау кескіндегі бірнеше нысандарды анықтау, олардың сынып белгілерін және нақты шектейтін қорап координаттарын қамтамасыз ету арқылы локализацияны кеңейтеді. Соңында, кескінді сегменттеу әрбір жеке пикселге белгіні тағайындау арқылы пиксель деңгейіндегі талдауды зерттейді, осылайша кескіндегі әртүрлі нысандарды немесе аймақтарды бөледі. Кескінді жіктеу жоғары деңгейлі түсінуді қамтамасыз еткенімен, локализация, нысанды анықтау және сегменттеу визуалды деректерді дәлірек және жан-жақты талдауға мүмкіндік беретін егжей-тегжейлі және түйіршікті түсініктерді ұсынады.

Кескін немесе бейнедегі нысандарды анықтау және локализациялауды қамтитын компьютерлік көрудегі негізгі тапсырма. Оның автономды жүргізу мен бақылаудан кескінді тану мен толықтырылған шындыққа дейінгі әртүрлі қолданбалары бар. Бұл компьютерге әртүрлі заттарды, мысалы, машиналарды, адамдарды немесе жануарларды суретке немесе бейнеге қарап тану мүмкіндігін беру сияқты [11].



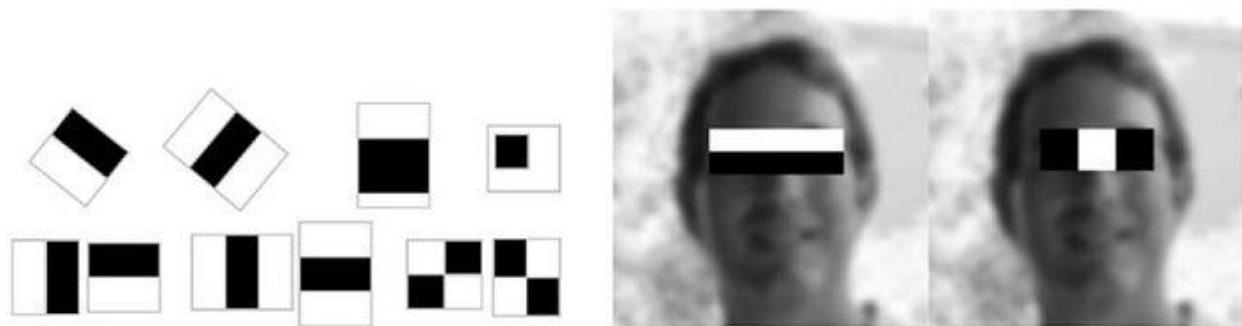
2.2-сурет – Компьютерлік көру тапсырмалары

Осы жылдар ішінде зерттеушілер нысанды анықтау модельдерінің тиімділігі мен дәлдігін арттыруда айтарлықтай жетістіктерге жетті. Бұл саладағы негізгі эволюцияның бірі көп атуды анықтаудан бір рет атуды анықтау әдістеріне көшу болды. Келесі үш минутта біз нысанды анықтау үлгілерінің саяхатын зерттейміз және нақты уақыттағы қолданбалар үшін бір реттік анықтаудың артықшылықтарын түсінеміз.

Бірінші нысанды анықтау алгоритмін бір нақты алгоритмді анықтау қиын, өйткені объектіні анықтау саласы көптеген үлестермен бірнеше ондаған жылдар бойы дамыды. Дегенмен, объектіні ерте анықтаудың бір маңызды алгоритмі 2001 жылы Пол Виола мен Майкл Джонс ұсынған Виола-Джонс алгоритмі болып табылады. Виола-Джонс алгоритмі кескіндердегі нысандарды, әсіресе беттерді анықтау үшін Нагг каскадтары деп аталатын машиналық оқыту әдісін қолданды.

Хаарға ұқсас мүмкіндіктер - қарқындылық, құрылым немесе жиектердегі өзгерістер сияқты жергілікті кескін нұсқаларын түсіретін тікбұрышты мүмкіндіктер. Нысанды анықтау кезінде бұл мүмкіндіктер кескінді әртүрлі масштабта және позицияда сканерлеу үшін үлгілер жинағы ретінде пайдаланылады. Кескін бойынша осы мүмкіндіктердің жауаптарын бағалау арқылы алгоритм қызығушылық объектінің бар немесе жоқтығын анықтай алады [11].

Мысалы, Хаар тәріздес функция ортасында қара тіктөртбұрыш бар сол және оң жағында көршілес ақ тіктөртбұрыштар жұбынан тұруы мүмкін. Бұл беттегі екі көздің салыстырмалы орналасуына сәйкес келуі мүмкін. Бұл мүмкіндікке күшті жауап белгілі бір кескін аймағында көздің болуын көрсетеді.



2.3-сурет – Бетті анықтауға арналған Хаарға ұқсас мүмкіндіктердің мысалдары

Бұл мүмкіндіктерді таңдау және біріктіру үшін AdaBoost, машиналық оқыту алгоритмі объект және объект емес аймақтарды ажырата алатын сенімді жіктеуіш жасау үшін пайдаланылды. Виола-Джонс алгоритмі нақты уақыт режимінде бетті анықтау мүмкіндіктерін ұсынды, бұл оны сандық камералар, бейнебақылау және адам мен компьютердің өзара әрекеттесу жүйелерін қоса алғанда, әртүрлі қолданбалар үшін практикалық етеді. Кейінгі алгоритмдер оның өнімділігінен асып түскенімен, Виола-Джонс алгоритмі осы саладағы әрі қарайғы зерттеулер мен жетістіктерге шабыттандыратын нысанды анықтау тарихындағы маңызды кезең болып қала береді [11].

## 2.2 Көп түсірілген нысанды анықтаудың пайда болуы

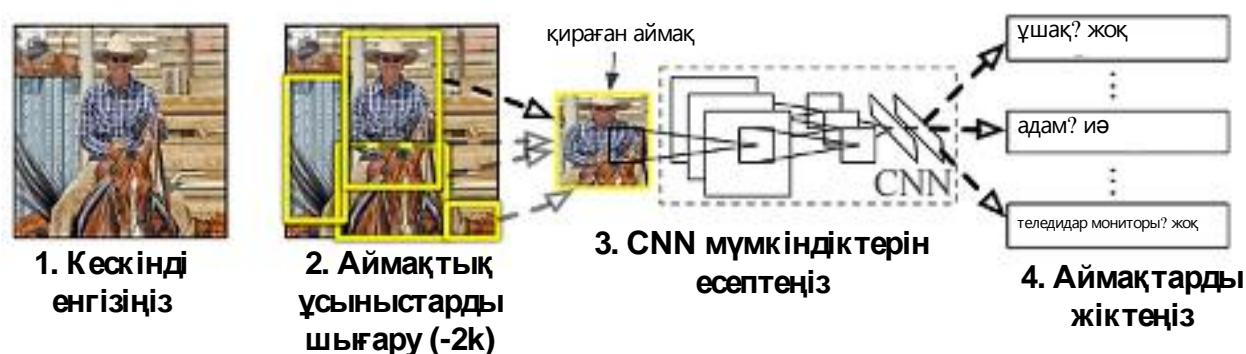
Көп реттік нысанды анықтау объектіні дәлірек және жан-жақты тану қажеттілігінен туындаған компьютерлік көрудегі елеулі прогресс ретінде пайда болды. Оның ерекше тууын бір данаға жатқызу қиын болса да, 2000-шы жылдардың соңы мен 2010-жылдардың басында елеулі жетістіктерге қол жеткізілді. 2013 жылы аймаққа негізделген конволюционды нейрондық желілердің (R-CNN) дамуы маңызды кезең болды.

R-CNN аймақтық ұсыныстарды пайдалану идеясын объектінің ықтимал орналасу орындарын анықтау үшін енгізді, олар кейіннен жіктеу үшін конволюционды нейрондық желі арқылы өңделеді. Бұл жаңашыл жұмыс Fast R-CNN, Faster R-CNN және R-FCN сияқты көп реттік нысанды анықтау үлгілерінің негізін қалады. Терең оқу және жетілдірілген есептеу ресурстары арқасында жасалған бұл жетістіктер кескіндер мен бейнелердегі объектілерді дәлірек және тиімді анықтауға мүмкіндік беретін объектілерді анықтау саласында революция жасады [12].

Негізінде анықтау бірнеше өңдеу қадамдары арқылы жүзеге асырылады (демек, көп түсіру). Бірінші қадамда алгоритм таңдамалы іздеу немесе аймақтық ұсыныс желілері (RPN) сияқты әдістерді пайдалана отырып, қызығушылық аймақтары (RoIs) деп аталатын ықтимал нысан орналасуларын ұсынды. Содан кейін бұл аймақтар олардың ішіндегі объектілерді анықтау үшін классификатор



арқылы өтті. Көп ауды анықтаудың танымал үлгілерінің мысалдарына Faster R-CNN (Аймаққа негізделген конволюционды нейрондық желі) және R-FCN (Аймаққа негізделген толық конволюционды желілер) кіреді [12].



2.4-сурет – Кескіннің бөліктері

Алдымен нысандардың болуы ықтимал аймақты ұсынуды, содан кейін осы аймақтағы нысандарды жіктеуді қамтитын көп реттік анықтау.

Көп ауды анықтау үлгілері керемет дәлдікке қол жеткізгенімен, олар белгілі бір шектеулерден зардап шекті. Ең басты мәселелердің бірі жылдамдық болды. Олар екі дәйекті қадамды қажет ететіндіктен, бұл модельдер есептеу тұрғысынан қымбат болды және нақты уақыттағы қолданбалар үшін жарамсыз болды. Бұған қоса, көп ату тәсілі жиі артық есептеулерге әкелді, өйткені аймақтық ұсыныс қадамы әрбір ROI үшін тәуелсіз орындалды. Бұл артықшылық қосымша есептеу шығындарын қосты және тиімділікке кедергі келтірді.

Бірнеше ауды анықтаудың шектеулерін еңсеру үшін зерттеушілер бір рет ауды анықтау деп аталатын революциялық тұжырымдаманы енгізді. Көп ауды анықтауға қарамастан, ол бір өңдеу қадамында нысандарды тікелей анықтайды. Бұл тәсіл анықтау процесін айтарлықтай жылдамдатады, бұл оны нақты уақыттағы қолданбалар үшін қолайлы етеді.

Кең таралған танымалдылыққа ие болған бір рет ауды анықтау моделі YOLO деп аталады (You only Look once). YOLO кіріс кескінін торға бөледі және тікелей осы тордан шектейтін қораптар мен сынып ықтималдықтарын болжайды. Бұл торға негізделген тәсіл YOLO-ға бірнеше өтуді немесе аймақтық ұсыныстарды қажет етпестен бірнеше нысандарды бір уақытта анықтауға мүмкіндік береді.

SSD (Single Shot Multibox Detector) - тиімділігі мен дәлдігімен танымал нысанды анықтаудың тағы бір танымал алгоритмі. SSD кескінді әртүрлі торларға бөледі және нысандардың сол торларда орналасқан жерін болжайды. Сондай-ақ, SSD бізге қандай нысандарды тапқанын айтады, сондықтан ол мысық пен итті ажырата алады. Бұл SSD-ны өздігінен жүретін көліктер, қауіпсіздік жүйелері және нысанды тану маңызды болатын көптеген басқа салалар сияқты қолданбаларда құнды құрал етеді [12].



Терең оқытудың өсуіне және объектіні неғұрлым жан-жақты анықтау қажеттілігіне байланысты объектілерді алдын ала анықтау алгоритмдері пайда болды. Көп атудан бір реттік анықтау үлгілеріне дейінгі эволюция нысанды анықтау саласындағы маңызды серпіліс болып табылады. Бір рет түсіру үлгілері нақты уақыттағы өнімділікті, қарапайымдылықты және жоғары дәлдікті қамтамасыз ету арқылы алдыңғылардың шектеулерін шешеді. Терең оқытудағы және компьютерлік көрудегі үздіксіз жетістіктермен бір реттік анықтау әдістері объектіні анықтаудың болашағына үстемдік етуі мүмкін, бұл объектіні тиімді және жылдам тануды қажет ететін кең ауқымды қолданбаларға мүмкіндік береді.



2.5-сурет – Объектілерді анықтау

Объектілерді анықтау — кескіндер мен бейнедегі нысандарды анықтауға және локализациялауға арналған негізгі Computer Vision тапсырмасы. – Viso Suite негізінде құрастырылған

Тұлғаны анықтау Тұлғаны анықтау - кескіндер немесе бейне кадрлардағы негізгі сыныптағы "тұлғаны" анықтау үшін пайдаланылатын нысанды анықтау нұсқасы. Бейне ағындарындағы адамдарды анықтау заманауи бейнебақылау жүйелеріндегі маңызды міндет болып табылады. Соңғы терең оқыту алгоритмдері адамды анықтаудың сенімді нәтижелерін береді. Қазіргі заманғы адам детекторының әдістерінің көпшілігі фронтальды және асимметриялық көріністерде оқытылады. Дегенмен, алдыңғы көрініс деректер жинағында адамды анықтауға үйретілген YOLO сияқты терең оқыту үлгілері үстіңгі көріністегі адамдарды санау үшін қолданылғанда әлі де жақсы нәтиже береді (TPR 95%, FPR 0,2% дейін). Компаниялардың Viso Suite қолданбасын бейне талдау үшін терең оқыту арқылы пайдаланушыларды санау шешімін жасау үшін қалай пайдаланатынын қараңыз [12].

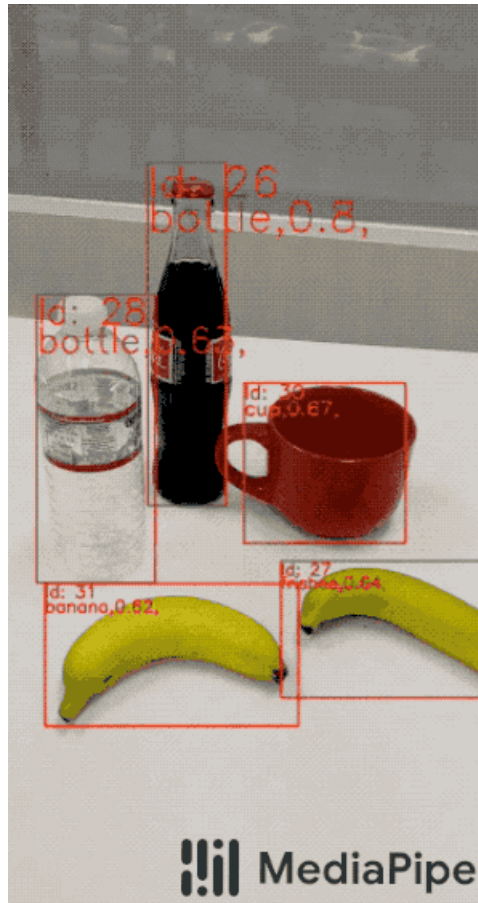


2.6-сурет – Өндірістік желілерде нақты уақыттағы адамды анықтау

### 2.3 Объектіні анықтауды тереңдетіп оқытудың маңыздылығы

Объектілерді анықтау компьютерлік көрудің негізгі мәселелерінің бірі болып табылады. Ол көптеген басқа төмен ағындық компьютерлік көру тапсырмаларының негізін құрайды, мысалы, дананы және кескінді сегменттеу, суретке жазу, нысанды бақылау және т.б. Арнайы нысанды анықтау қолданбаларына жаяу жүргіншілерді анықтау, жануарларды анықтау, көлік құралдарын анықтау, адамдарды санау, бетті анықтау, мәтінді анықтау, позаны анықтау немесе нөмірді тану кіреді.

Компьютерлік көру жетілген сайын ол «Ағарту еңісінен» Gartner Нуре цикліндегі «Өнімділік платосына» ауысты. Технологияның жетілдірілуі, қолданудың артуы және салаларда практикалық қолданудың арқасында компьютерлік көру, соның ішінде нысанды анықтау тұрақтылық пен кең таралған интеграция кезеңіне өтуде. Енді назар эксперименттік кезеңдерден бар қолданбаларды нақтылауға және оңтайландыруға ауысады, бұл оны толық іске асыру және әртүрлі секторлардағы кәсіпорындарға әсер ету жолындағы маңызды қадамды білдіреді [12].

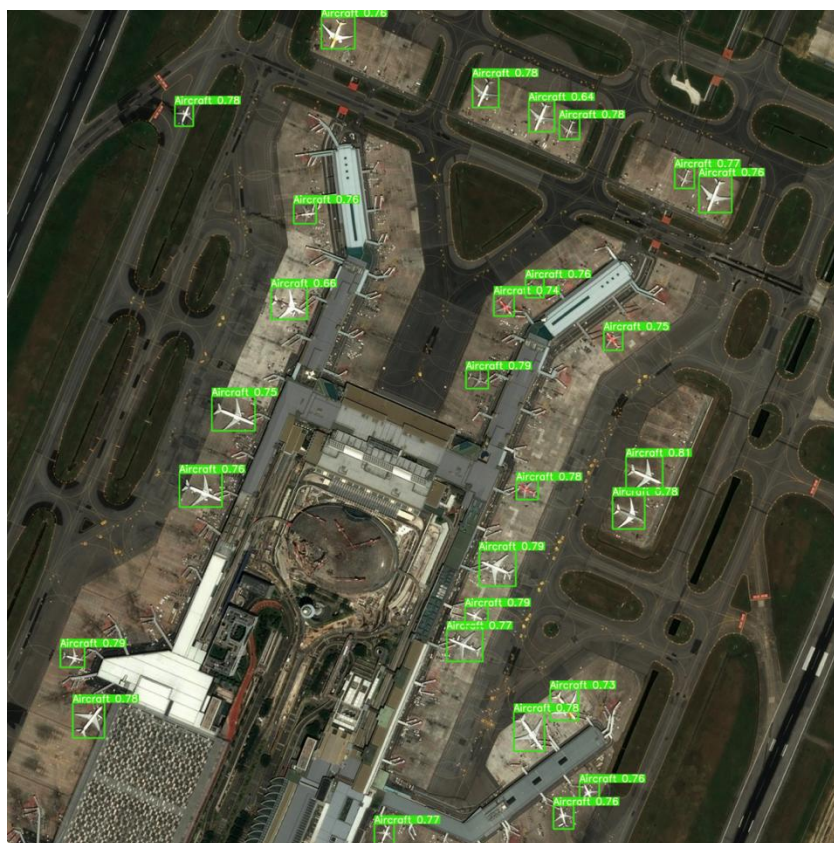


2.7-сурет – Google MediaPipe Box Tracking нысанды анықтауға арналған ML тұжырымымен жұптастырылған

## 2.4 Объектілерді анықтау және тереңдетіп оқыту

Соңғы бірнеше жылда терең оқыту әдістемелеріндегі жылдам жетістіктер нысанды анықтау технологиясының қарқынын едәуір жеделдетті. Терең оқу объектілерін анықтау желілері және графикалық процессорлардың есептеу қуаты арқылы объект детекторлары мен трекерлердің өнімділігі айтарлықтай жақсарып, нысанды анықтауда елеулі жетістіктерге жетті [13].





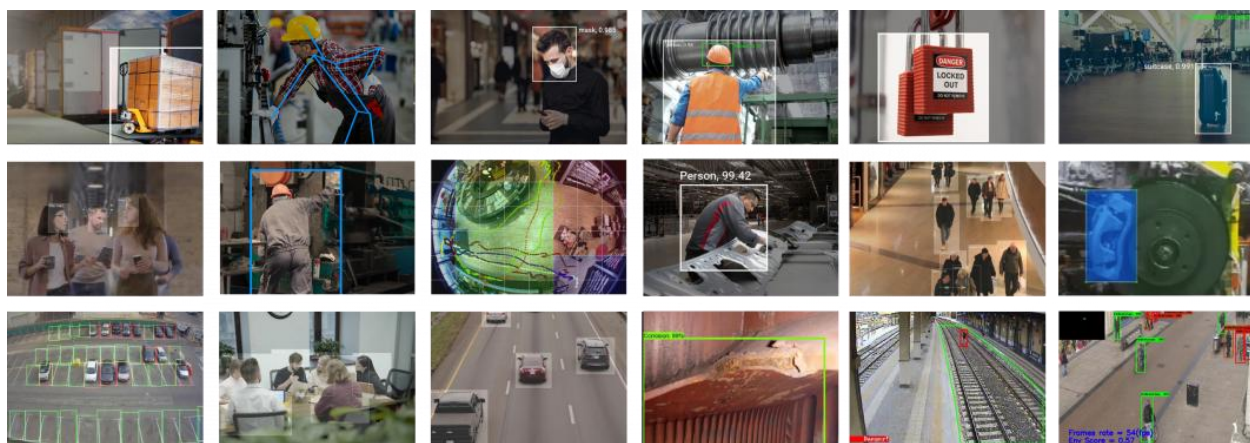
2.8-сурет – Әуе кемелерін анықтауға үйретілген YOLOv7 алгоритміне негізделген қолданбалы AI жүйесі – Viso Suite жүйесінде құрастырылған

Machine Learning (ML) – жасанды интеллекттің (AI) тармағы және ол негізінен мысалдардан немесе үлгі деректерден үлгілерді үйренуді қамтиды, өйткені машина деректерге қол жеткізеді және олардан үйрене алады (аннотацияланған кескіндер бойынша бақылаумен оқыту).

Deep Learning - бұл әртүрлі кезеңдерде оқытуды қамтитын машиналық оқытудың мамандандырылған түрі [13].

## 2.5 Компьютерлік көру саласындағы соңғы технологиялық жетістіктер

Deep Learning нысанын анықтау және қадағалау заманауи компьютерлік көру қолданбаларының кең ауқымының негізгі негізі болып табылады. Мысалы, нысандарды анықтау денсаулық сақтауды зияткерлік бақылауға, автономды жүргізуге, смарт бейнебақылауға, аномалияларды анықтауға, роботты көруді және т.б. мүмкіндік береді. Әрбір AI көру қосымшасы әдетте бірнеше өңдеу қадамдарының ағынын (құбырын) құрайтын әртүрлі алгоритмдердің тіркесімін талап етеді [14].



2.9-сурет – Viso Suite көмегімен жасалған және жеткізілген Computer Vision қолданбалары

Соңғы жылдары AI бейнелеу технологиясы айтарлықтай дамыды. Коммерциялық қауіпсіздік пен бейнебақылау камераларын қоса алғанда, камералардың кең ауқымын пайдалануға болады. Viso Suite сияқты өзара үйлесімді AI бағдарламалық платформасын пайдалану арқылы кескінді тану мүмкіндіктері кіріктірілген AI камераларын сатып алудың қажеті жоқ, себебі кез келген бейнекамераның сандық бейне ағынын нысанды анықтау үлгілері арқылы талдауға болады.

Нәтижесінде қолданбалар икемді болады, өйткені олар енді реттелетін сенсорларға, қымбат орнатуға және әрбір 3-5 жыл сайын ауыстырылуы тиіс кірістірілген аппараттық жүйелерге тәуелді болмайды.

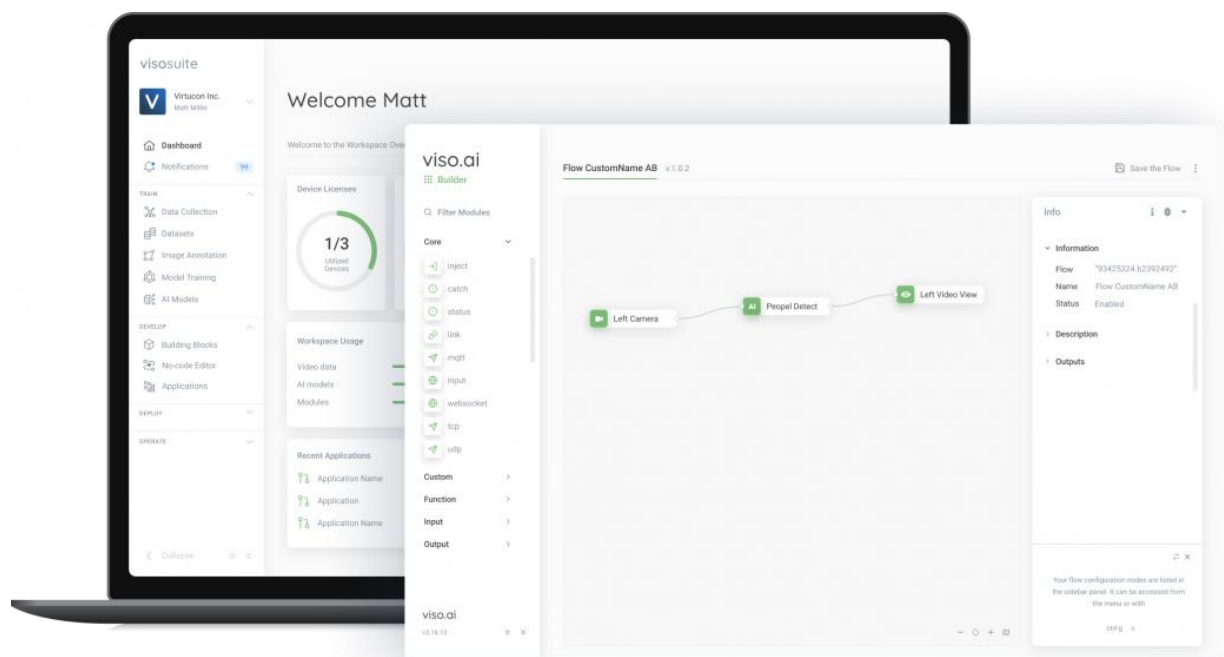
Сонымен қатар, есептеу қуаты күрт өсті және әлдеқайда тиімді бола бастады. Өткен жылдары есептеу платформалары көп ядролы өңдеу, графикалық өңдеу блоктары (GPU) және тензорлық өңдеу блоктары (TPU) сияқты AI үдеткіштері арқылы параллельзацияға көшті.

Мұндай аппараттық құралдар жақын арада нақты уақыттағы ортада нысанды анықтау және бақылау үшін компьютерлік көруді қолдануға мүмкіндік береді. Демек, терең конволюционды нейрондық желілердегі (CNN) жылдам даму және GPU-ның күшейтілген есептеу қуаты компьютерлік көру негізіндегі нысанды анықтаудың үлкен жетістіктерінің артындағы негізгі драйверлер болып табылады [14].

Бұл жетістіктер Edge AI деп аталатын негізгі архитектуралық тұжырымдамаға мүмкіндік берді. Бұл тұжырымдама сонымен қатар Intelligent Edge немесе Distributed Edge деп аталады. Ол ауыр AI жұмыс жүктемелерін бұлттан деректер көзіне жақындатады. Бұл бизнесте және миссия үшін маңызды жүйелерде компьютерлік көруді пайдалануға мүмкіндік беретін бөлінген, масштабталатын және әлдеқайда тиімді жүйелерге әкеледі.

Edge AI IoT немесе AIoT, Edge Devices көмегімен құрылғыда машиналық оқытуды қамтиды және күрделі инфрақұрылымды қажет етеді. viso.ai сайтында біз ұйымдарға барлық озық технологияларды пайдалана отырып, объектілерді

анықтау қолданбаларын құруға, орналастыруға және масштабтауға мүмкіндік береміз [14].



2.10-сурет – Viso Suite компьютерлік көру қолданбалы платформасы

## 2.6 Объектіні анықтаудың кемшіліктері мен артықшылықтары

Нысан детекторлары керемет икемді және тапсырмалардың кең ауқымы мен реттелетін, арнайы мақсаттағы қолданбаларға үйретілуі мүмкін. Нысандарды, адамдарды және көріністерді автоматты түрде анықтау бизнестің құн тізбегі бойынша тапсырмаларды (санау, тексеру, тексеру және т.б.) автоматтандыру үшін пайдалы ақпаратты бере алады.

Дегенмен, объектілік детекторлардың негізгі кемшілігі олардың есептеу тұрғысынан өте қымбат болуы және айтарлықтай өңдеу қуатын қажет етеді. Әсіресе, нысанды анықтау үлгілері масштабта қолданылғанда, операциялық шығындар тез өсіп, бизнесті пайдалану жағдайларының экономикалық өміршеңдігіне күмән келтіруі мүмкін.

Ұқсас болғанымен, нысанды анықтау және нысанды тану компьютерлік көрудің екі түрлі міндеті болып табылады. Кескін классификациясы деп те аталатын нысанды тану кескінде табылған объектінің класын анықтауды қамтиды. Нысандарды тікелей анықтаудан айырмашылығы, нысанды тану локализация ақпаратын бермейді. Нысанды тану алгоритмдері кескінде табылған нысандарды көрсететін сынып белгілерін шығарады. Ол әдетте кескінді тегтеу,



мазмұнға негізделген кескінді іздеу және көрнекі іздеу жүйелері сияқты қолданбалар үшін қолданылады.



### 3 erosomyia\_sp

3 erosomyia_sp	93%
2 erosomyia_sp	4%
2 procontarinia_rubus	1%

### 3 erosomyia\_sp

3 erosomyia_sp	97%
2 erosomyia_sp	2%
3 apoderus_javanicus	0%

### 2 ischnaspis\_longirostris

2 ischnaspis_longirostris	99%
1 ischnaspis_longirostris	0%
3 erosomyia_sp	0%

### 1 apoderus\_javanicus

1 apoderus_javanicus	99%
2 apoderus_javanicus	1%
3 apoderus_javanicus	0%

2.8-сурет – Ауыл шаруашылығындағы манго өсімдіктерінің ауруларын жіктеуге арналған компьютерлік көру қолданбасы [14]

Объектіні анықтау дәстүрлі (1) кескінді өңдеу әдістерін немесе заманауи (2) терең оқыту желілерін пайдалану арқылы орындалуы мүмкін.

1. Кескінді өңдеу әдістері әдетте оқыту үшін тарихи деректерді қажет етпейді және табиғатта бақылаусыз. OpenCV - кескіндерді өңдеу тапсырмаларына арналған танымал құрал.

- Артықшылығы: Демек, бұл тапсырмалар адамдар деректерді қолмен белгілейтін аннотацияланған кескіндерді қажет етпейді (бақыланатын жаттығулар үшін).

- Кемшіліктері: Бұл әдістер күрделі сценарийлер (бір түсті фонсыз), окклюзия (жартылай жасырын нысандар), жарықтандыру және көлеңкелер және кедергі әсері сияқты бірнеше факторлармен шектелген.

2. Терең оқыту әдістері, әдетте, бақыланатын немесе бақылаусыз оқытуға байланысты, бақылаудағы әдістер компьютерлік көру тапсырмаларында стандарт болып табылады. Өнімділік GPU-лардың есептеу қуатымен шектеледі, ол жыл сайын тез өседі.

- Артықшылығы: терең оқу нысанын анықтау окклюзияға, күрделі көріністерге және күрделі жарықтандыруға әлдеқайда сенімді.

- Кемшіліктері: Жаттығу деректерінің үлкен көлемі қажет; суретті аннотациялау процесі көп еңбекті қажет етеді және қымбатқа түседі. Мысалы, реттелетін DL нысанын анықтау алгоритмін үйрету үшін 500'000 кескінді белгілеу шағын деректер жинағы болып саналады. Дегенмен, көптеген эталондық деректер жиындары (MS COCO, Caltech, KITTI, PASCAL VOC, V5) таңбаланған деректердің қолжетімділігін қамтамасыз етеді.

Бүгінгі таңда терең оқу объектісін анықтау зерттеушілермен кеңінен мақұлданды және коммерциялық өнімдерді жасау үшін компьютерлік көру компаниялары қолданады [14].



2.12-сурет – Көлік құралдарына (жеңіл автомобильдер, жүк көліктері, велосипедтер және т.б.) арналған Deep Learning негізіндегі нысанды анықтау.



Viso Suite жүйесінде құрастырылған IP камералар ағынында терең оқу объектісін тану мүмкіндігі бар коммерциялық нақты уақыттағы қолданбаның мысал кадры [14].

## 2.6 Бүгінгі таңдағы ең жақсы кескінді анықтау алгоритмі

Объектіні анықтау саласы көрінетіндей жаңа емес. Шын мәнінде, объектіні анықтау соңғы 20 жылда дамыды. Объектіні анықтау барысы әдетте екі бөлек тарихи кезеңге бөлінеді (Deep Learning енгізілгенге дейін және одан кейін):

Нысан детекторы 2014 жылға дейін – Объектіні анықтаудың дәстүрлі кезеңі

1. Виола-Джонс детекторы (2001), нысанды анықтаудың дәстүрлі әдістерін дамытуды бастаған ізашар жұмыс

2. HOG Detector (2006), компьютерде көру және кескінді өңдеуде объектіні анықтауға арналған танымал функция дескрипторы

3. Шектеу қорапшасының регрессиясын бірінші енгізумен DPM (2008).

Сондай-ақ 2023 жылы жарияланған YOLOv8 деп аталатын алгоритм бар. Дегенмен, оны бастапқы YOLO алгоритмдерін жасаушылар шығарған жоқ. YOLOv8 AGPL-3.0 лицензиясы, коммерциялық пайдалануды шектейтін күшті копиелефт лицензиясы бойынша жарияланғанын ескеру маңызды.

Берілген пайдалану жағдайы үшін қай алгоритм ең жақсы екенін түсіну үшін негізгі сипаттамаларды түсіну маңызды. Біріншіден, жеке алгоритмдерді талқыламас бұрын объектіні анықтауға арналған сәйкес кескінді тану алгоритмдері арасындағы негізгі айырмашылықтарды қарастырамыз.



2.13-сурет – Әр түрлі нысандармен жаяу жүргіншілерді анықтау үшін смарт қалаларда нақты уақыттағы нысанды анықтау [14]

Нақты уақыттағы ең жылдам нысанды анықтау алгоритмі (шығарылатын уақыт)

Сондай-ақ, MS COCO деректер жинағында маңызды эталондық көрсеткіш – қорытынды шығару уақыты (мс/Фрейм, төменірек – жақсы) немесе секундына кадр саны (FPS, жоғарырақ – жақсы). Компьютерлік көру технологиясының жылдам жетістіктері қорытынды уақытты салыстыру кезінде өте көрінеді.

Ағымдағы шығару уақытына (төменірек болса, жақсырақ) негізделген YOLOv7 YOLOv4 12 мс немесе танымал YOLOv3 29 мс салыстырғанда кадрға 3,5 мс жетеді. YOLO (бір сатылы детектор) енгізілуі бұрын орнатылған әдістермен, мысалы, Mask R-CNN (333 мс) екі сатылы әдісімен салыстырғанда, тезірек шығару уақытына қалай әкелгенін ескеріңіз.

Техникалық деңгейде әртүрлі архитектуралар мен үлгі нұсқаларын мағыналы түрде салыстыру өте күрделі. Edge AI масштабталатын AI шешімдерінің ажырамас бөлігіне айналуға және жаңа алгоритмдер жеңілірек жиекті оңтайландырылған нұсқалармен келеді (YOLOv7-lite немесе TensorFlow Lite қараңыз) [14].



2.14-сурет – Секундына кадр саны (FPS): COCO-да нақты уақыттағы нысанды анықтауға арналған жетекші компьютерлік көру алгоритмі секундына 286 кадрды (YOLOv7) өңдей алады және YOLOv5, YOLOv4, YOLOR және YOLOv3 [14]



Объектіні анықтауды қамтитын пайдалану жағдайлары өте әртүрлі; Қол тапсырмаларын автоматтандыру немесе жаңа, AI-мен жұмыс істейтін өнімдер мен қызметтерді жасау үшін компьютерлерді адамға ұқсатудың шексіз дерлік жолдары бар. Ол спорттық өндірістен өнімділікті талдауға дейінгі бірқатар қолданбалар үшін пайдаланылатын компьютерлік көру бағдарламаларында жүзеге асырылды.



2.17-сурет – Бейнебақылау камералары арқылы қауіпті аймақтарда адамдарды анықтауға арналған AI бейне талдауындағы нысанды анықтау мысалы [14]

Бүгінгі күні терең оқыту объектісін тану көру негізіндегі AI бағдарламалық қамтамасыз ету мен бағдарламаларының көпшілігінің негізі болып табылады. Объектіні анықтау қауіпсіздік, құрылыс, көлік, медициналық және әскери мақсатта қолдану жағдайларында танымал болып табылатын оқиғаны түсінуде маңызды рөл атқарады.

- Бөлшек саудада нысанды анықтау. Көптеген бөлшек сауда дүкендерінде стратегиялық түрде орналастырылған адамдарды санау жүйелері тұтынушылардың уақытын қалай өткізетіні және тұтынушылардың келуі туралы ақпаратты жинау үшін пайдаланылады. Камералардың көмегімен тұтынушыларды анықтау және қадағалау үшін AI негізіндегі тұтынушы талдауы тұтынушылардың өзара әрекеттесуі мен тұтынушы тәжірибесі туралы түсінік алуға, дүкеннің орналасуын оңтайландыруға және операцияларды тиімдірек етуге көмектеседі. Танымал пайдалану жағдайы бөлшек сауда дүкендерінде күту уақытын азайту үшін кезектерді анықтау болып табылады.

- Автономды жүргізу. Өздігінен жүретін көліктер жаяу жүргіншілерді, жол белгілерін, басқа көліктерді және т.б. тану үшін нысанды анықтауға байланысты.



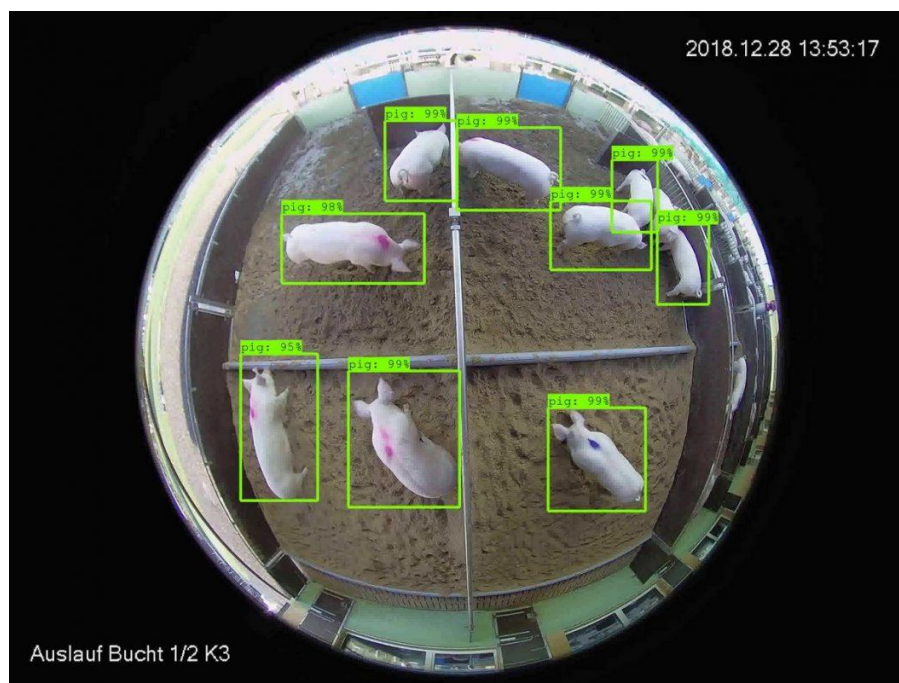
Мысалы, Tesla Autopilot AI келе жатқан көліктер немесе кедергілер сияқты қоршаған ортаны және қоршаған қауіптерді қабылдау үшін объектіні анықтауды көп пайдаланады.

- Ауыл шаруашылығында жануарларды анықтау. Объектілерді анықтау ауыл шаруашылығында санау, жануарларды бақылау және ауыл шаруашылығы өнімдерінің сапасын бағалау сияқты тапсырмалар үшін қолданылады. Зақымдалған өнімді машиналық оқыту алгоритмдері арқылы өңдеу кезінде анықтауға болады.

- Қауіпсіздікте адамдарды анықтау. Бейнебақылаудағы қауіпсіздік қолданбаларының кең ауқымы объектілерді анықтауға негізделген, мысалы, шектеулі немесе қауіпті аймақтардағы адамдарды анықтау, суицидтің алдын алу немесе компьютерлік көру арқылы шалғай жерлерде тексеру тапсырмаларын автоматтандыру.

- Көліктегі AI көмегімен көлікті анықтау. Объектіні тану қозғалысты талдау үшін көлік құралдарын анықтау және санау немесе қауіпті аймақтарда, мысалы, жол қиылысында немесе тас жолдарда тоқтайтын автокөліктерді анықтау үшін қолданылады.

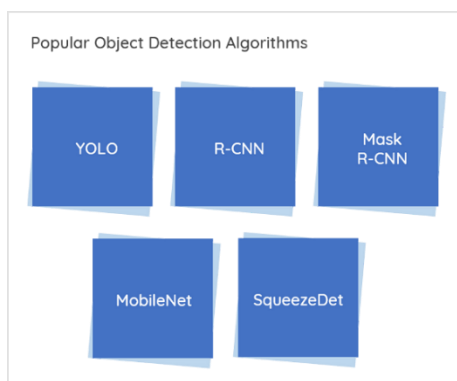
- Денсаулық сақтаудағы медициналық мүмкіндіктерді анықтау. Объектілерді анықтау медициналық қоғамдастықта көптеген жетістіктерге жетуге мүмкіндік берді. Медициналық диагностика негізінен кескіндерді, сканерлеулерді және фотосуреттерді зерттеуге сүйенетіндіктен, СТ және MRI сканерлерін қамтитын нысанды анықтау ауруларды диагностикалау үшін өте пайдалы болды, мысалы, ісіктерді анықтауға арналған ML алгоритмдерімен.



2.18-сурет – Viso Suite негізінде жасалған жануарларды бақылауда объектілерді анықтауға арналған коммерциялық терең оқыту қолданбасы [14]

## 2.7 Ең танымал объектілерді анықтау алгоритмдері

Объектіні анықтауды орындау үшін қолданылатын танымал алгоритмдерге конволюционды нейрондық желілер (R-CNN, аймаққа негізделген конволюционды нейрондық желілер), Fast R-CNN және YOLO (тек бір рет қарайсыз) жатады. R-CNNs R-CNN отбасында, ал YOLO бір реттік детекторлар тобының бөлігі болып табылады. Төменде біз танымал нысанды анықтау алгоритмдері арасындағы шолу мен айырмашылықтарды береміз.

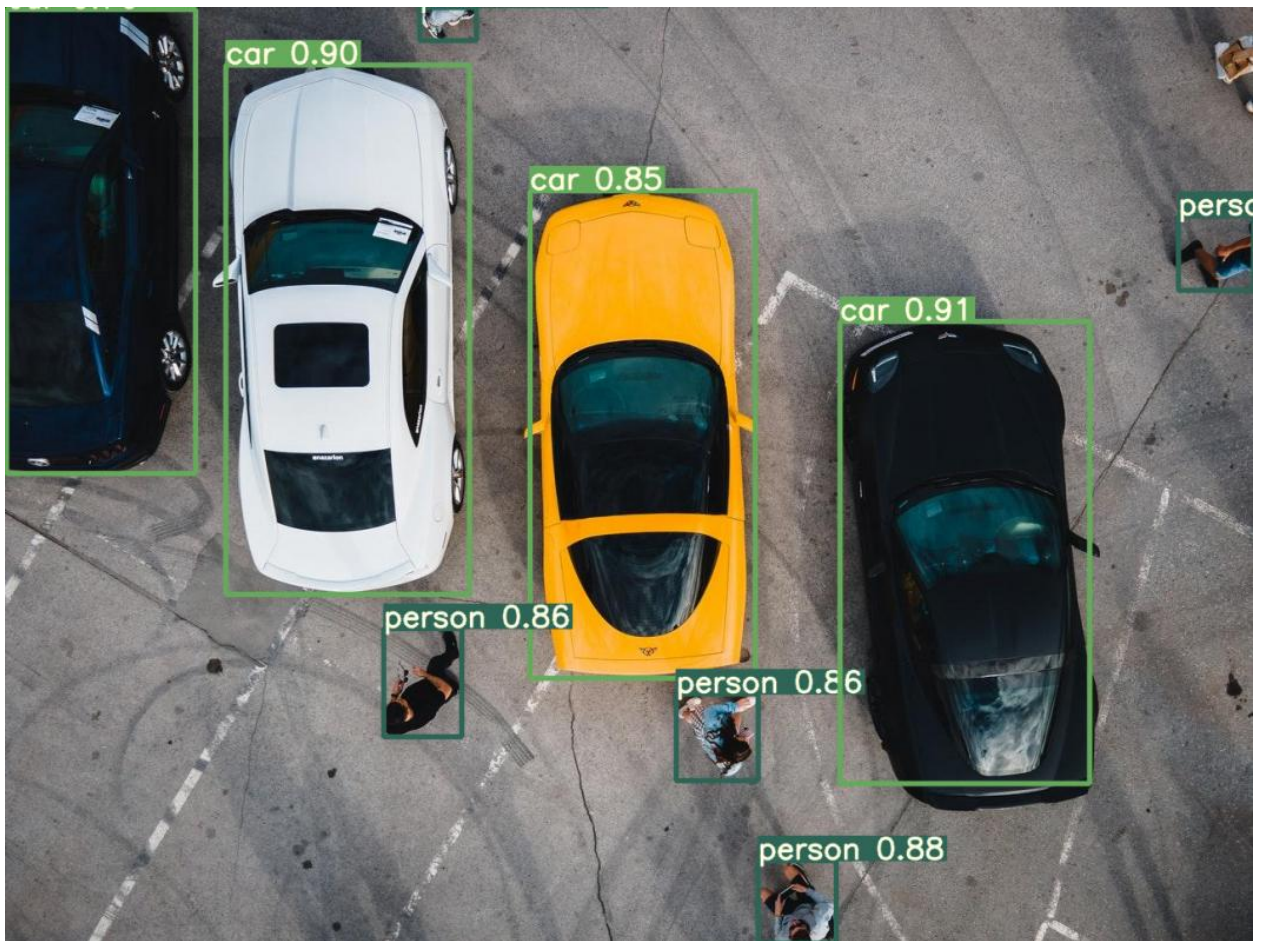


2.19-сурет – Танымал алгоритмдерге нысанды анықтауға шолу [14]

YOLO «Сіз бір рет қарайсыз» дегенді білдіреді, бұл компьютерлік көруді пайдаланатын ірі технологиялық компаниялар көптеген коммерциялық өнімдерде қолданылатын нақты уақыттағы нысанды анықтау алгоритмінің танымал түрі. Түпнұсқа YOLO нысан детекторы алғаш рет 2016 жылы шығарылды және жаңа архитектура кез келген басқа нысан детекторына қарағанда айтарлықтай жылдам болды. Содан бері YOLO-ның бірнеше нұсқалары мен нұсқалары шығарылды, олардың әрқайсысы өнімділік пен тиімділікті айтарлықтай арттыруды қамтамасыз етеді. YOLOv4 — ресми YOLOv3 нұсқасының жетілдірілген нұсқасы. Зерттеу топтары өздерінің YOLO нұсқасын шығарды, мысалы, YOLOv5, YOLOv7, YOLOv8 немесе YOLOv9. Негізгі инновациялар мозаикалық деректерді жақсарту, қарсыластық жаттығулары және кросс шағын топтаманы қалыпқа келтіру болып табылады.

YOLOv7 – компьютерлік көру тапсырмалары үшін нақты уақыттағы объектіні анықтаудың ең жылдам және дәл үлгілерінің бірі. Ресми YOLOv7 қағазын 2022 жылдың шілдесінде Чиен-Яо Ван, Алексей Бочковский және Хонг-Юань Марк Ляо шығарды. YOLOv7 жаңалықтары туралы нұсқаулықты оқыңыз.

Тағы бір көрнекті модель, YOLOv8, Ultralytics әзірлеген. Ол жылдам, дәл және пайдалану оңай болатындай етіп жасалған, бұл оны объектіні анықтау мен бақылаудың, дананы сегменттеудің, кескінді жіктеудің және позаны бағалау тапсырмаларының кең ауқымы үшін тамаша таңдау жасайды. Ресми GitHub сайтын осы жерден табыңыз.



2.20-сурет – YOLOv7 көмегімен камераға негізделген көлікті анықтау және адамдарды анықтау – Viso Suite негізінде жасалған [14]

### 2.7.1 SSD – бір рет түсіретін детектор

SSD - бірнеше сыныптарды болжай алатын танымал бір сатылы детектор. Әдіс бір терең нейрондық желіні пайдаланып кескіндердегі нысандарды әр мүмкіндік картасының орны бойынша әртүрлі арақатынастар мен масштабтар бойынша әдепкі жолақтар жинағына шектейтін қораптардың шығыс кеңістігін дискреттеу арқылы анықтайды.

Кескін нысанының детекторы әрбір әдепкі жолақтағы әрбір нысан санатының болуы үшін ұпайларды жасайды және нысан пішініне жақсырақ сәйкестендіру үшін қорапты реттейді. Сондай-ақ, желі әртүрлі өлшемдегі нысандарды өңдеу үшін әртүрлі ажыратымдылықтағы бірнеше мүмкіндік карталарының болжамдарын біріктіреді.

SSD детекторын үйрету және объектіні анықтау құрамдас бөлігін қажет ететін бағдарламалық жүйелерге біріктіру оңай. Басқа бір сатылы әдістермен салыстырғанда, SSD кіріс кескін өлшемдері кішірек болса да, әлдеқайда жақсы дәлдікке ие.





2.21-сурет – Бейне жақтауында шектейтін ұяшықтары бар нысандарды табу үшін нысандарды анықтау [15]

### 2.7.2 R-CNN – Аймаққа негізделген конволюционды нейрондық желілер

Аймаққа негізделген конволюциялық нейрондық желілер немесе CNN мүмкіндіктері бар аймақтар (R-CNN) нысанды анықтауға терең үлгілерді қолданатын пионер тәсілдер болып табылады. R-CNN үлгілері алдымен кескіннен бірнеше ұсынылған аймақтарды таңдайды (мысалы, анкерлік қораптар таңдау әдісінің бір түрі), содан кейін олардың санаттары мен шектейтін ұяшықтарды (мысалы, ығысулар) белгілейді. Бұл белгілер бағдарламаға берілген алдын ала анықталған сыныптар негізінде жасалады. Содан кейін олар әрбір ұсынылған аймақтан мүмкіндіктерді шығару үшін алға есептеуді орындау үшін конволюционды нейрондық желіні (CNN) пайдаланады.

R-CNN жүйесінде енгізілген кескін алдымен екі мыңға жуық аймақтық бөліктерге бөлінеді, содан кейін сәйкесінше әрбір аймақ үшін конвульстік нейрондық желі қолданылады. Аймақтардың өлшемі есептеліп, нейрондық желіге дұрыс аймақ енгізіледі. Мұндай егжей-тегжейлі әдіс уақыт шектеулерін тудыруы мүмкін деп тұжырымдауға болады. Жаттығу уақыты YOLO-мен салыстырғанда айтарлықтай көп, өйткені ол шектейтін қораптарды жеке жіктейді және жасайды және нейрондық желі бір уақытта бір аймаққа қолданылады.

2015 жылы Fast R-CNN пойыз уақытын айтарлықтай қысқарту үшін әзірленді. Түпнұсқа R-CNN қызықтыратын екі мыңдай аймақтың әрқайсысында нейрондық желі мүмкіндіктерін дербес есептегенімен, Fast R-CNN нейрондық желіні бүкіл кескін бойынша бір рет басқарады. Бұл YOLO архитектурасымен

өте салыстырмалы, бірақ кодтың қарапайымдылығына байланысты YOLO Fast R-CNN-ге жылдамырақ балама болып қала береді.

Желінің соңында Қызығушылық аймағын (ROI) біріктіру деп аталатын жаңа әдіс бар, ол желі шығыс тензорынан әрбір Қызығушылық аймағын ажыратады, пішінін өзгертеді және оны жіктейді (Сурет классификациясы). Бұл Fast R-CNN-ді бастапқы R-CNN-ге қарағанда дәлірек етеді. Дегенмен, осы тану техникасының арқасында Fast R-CNN және R-CNN детекторларын үйрету үшін азырақ деректер енгізу қажет.

### 2.7.3 Маска R-CNN

Mask R-CNN - Fast R-CNN жетістігі. Екеуінің арасындағы айырмашылық мынада: Mask R-CNN шектелген қорапты тану үшін бар тармақпен параллель нысан маскасын болжауға арналған тармақты қосқан. Mask R-CNN жаттығуға оңай және Faster R-CNN-ге аз ғана қосымша шығын қосады; ол 5 кадр/сек жылдамдықта жұмыс істей алады. Mask R-CNN туралы толығырақ төменде жазылған.



2.22-сурет – Маска R-CNN Кескінді сегменттеу және кескін нысанын анықтау бар мысал [14]

### 2.7.4 SqueezeDet

SqueezeDet — 2016 жылы шығарылған компьютерлік көру үшін терең нейрондық желінің атауы. SqueezeDet компьютерлік көру әдістерін пайдаланып нысанды анықтауды жүзеге асыратын автономды жүргізу үшін арнайы әзірленген. YOLO сияқты, бұл бір реттік детектордың алгоритмі.

SqueezeDet бағдарламасында конволюционды қабаттар мүмкіндік карталарын шығару үшін ғана пайдаланылады, сонымен қатар шектеу жолақтары мен сынып ықтималдықтарын есептеу үшін шығыс қабаты ретінде



қолданылады. SqueezeDet үлгілерінің анықтау құбыры нейрондық желілердің бір ғана алға өтуін қамтиды, бұл олардың өте жылдам болуына мүмкіндік береді.

### 2.7.5 MobileNet

MobileNet – нысанды анықтау тапсырмаларын орындау үшін пайдаланылатын бір реттік көп қорапты анықтау желісі. Бұл модель Caffe құрылымы арқылы жүзеге асырылады. Үлгі шығысы бұрын сипатталғандай бақыланатын нысан деректерін қамтитын әдеттегі вектор болып табылады [14].

### 2.7.6 YOLOR

YOLOR – 2021 жылы енгізілген жаңа нысан детекторы. Алгоритм бір уақытта модельді оқытуға жасырын және айқын білімді қолданады. Сондықтан, YOLOR осы жалпы көрініс арқылы жалпы көріністі үйреніп, бірнеше тапсырмаларды орындай алады.

Имплицитті білім ядро кеңістігін теңестіру, болжамды нақтылау және көп тапсырманы оқыту арқылы айқын білімге біріктіріледі. Осы әдіс арқылы YOLOR объектіні анықтау өнімділігінің айтарлықтай жақсартылған нәтижелеріне қол жеткізеді.

COCO деректер жинағының эталонындағы нысанды анықтаудың басқа әдістерімен салыстырғанда, YOLOR картасының бірдей шығару жылдамдығында PP-YOLOv2-ден 3,8%-ға жоғары. Scaled-YOLOv4-пен салыстырғанда, шығару жылдамдығы 88%-ға ұлғайып, оны бүгінгі күні қол жетімді нақты уақыттағы ең жылдам нысан детекторы етеді.

Терең оқу объектісін анықтау үшін келесі кезекте не болады?

Нысандарды анықтау компьютерлік көрудің ең негізгі және күрделі мәселелерінің бірі болып табылады. Компьютерлік көрудің ең маңызды әдісі ретінде ол соңғы жылдары, әсіресе қазіргі уақытта соңғы заманауи анықтау әдістерінде басым болатын терең оқыту әдістерінің табысымен үлкен назар аударды [14].

### 3 Нақты уақыттағы объектіні анықтау жүйесін жобалау

#### 3.1 Бір реттік детектор мен OpenCV негізінде нақты уақыттағы объектіні анықтау жүйесін жобалау және енгізу

Компьютерлік көру (CV) және адам мен компьютердің өзара әрекеттесуі (HCI) көптеген технологиялық салаларда маңызды. Түйіндемедегі зерттеушілер, әсіресе, тексеру жүйелерін қоса алғанда, кең ауқымды қолданбаларға ие нақты уақыт режимінде объектілерді анықтау әдістеріне қызығушылық танытады. Бұл зерттеуде біз бір реттік детектор (SSD) алгоритмін және алдын ала дайындалған үлгілермен терең оқыту әдістерін қолдана отырып, нақты уақыттағы нысанды анықтау және тану жүйелерін жобалаймыз және енгіземіз. Жүйе нақты уақытта статикалық және қозғалатын нысандарды анықтай алады және объект класын тани алады. Бұл зерттеудің негізгі мақсаттары нақты уақыттағы объектіні анықтау және тану үшін терең оқыту мен нейрондық жүйелерді қолданатын нақты уақыттағы объектіні анықтау жүйесін зерттеу және дамыту болды. Сонымен қатар, біз SSD алгоритмі бар тегін қолжетімді, алдын ала дайындалған үлгілерді әртүрлі деректер жиындарында бағалап, қандай модельдердің объектіні анықтау кезінде жоғары дәлдік пен жылдамдыққа ие екенін анықтадық. Сонымен қатар, жүйе ақылға қонымды жабдықта жұмыс істеуі керек. Біз кодтау процедурасы барысында бірнеше терең оқыту құрылымдары мен әдістерін сынап көрдік және бағаладық және жоғары дәлдік пен тиімді нысанды анықтау жүйесін әзірлеп, ұсындық. Бұл жүйе MS Common Objects in Context (COCO), PASCAL VOC және Kitti сияқты еркін қол жетімді деректер жиынын пайдаланады. Жүйенің дәлдігін нақтылық және қайта шақыру сияқты әртүрлі көрсеткіштер арқылы бағаладық. Ұсынылған жүйе нақты уақыттағы объектілерді анықтау және тану кезінде 97% жоғары дәлдікке қол жеткізді [15].

Компьютерлік көру (CV) өрісі оның әртүрлі қолдану салаларын қарастырған кезде ең жақсы құрылым болуы мүмкін. Бұл қолданбалардың айтарлықтай саны қауіпті доменде жұмыс істеуді, үлкен өңдеу күшін, ауқымды деректер дерекқорларына қол жеткізуді және пайдалануды немесе жеке тұлғалардың орындауы үшін қиын кестелерді қажет ететін тапсырмаларды қамтиды. Резюме рамкаларын пайдалану шарттары зауыттарды құрастырудан бастап клиникалық ұқыпты костюмдерге дейін. Мысалы, резюме жақтауларды құрастыруда сапаны бақылау үшін жиі пайдаланылады. Резюме шеңбері ақауларды ажырату және ақаулы бөлшектерді эвакуациялау үшін механикалық контроллерге басқару сигналдарын беру үшін құрастыру жақтауының қолдану аймағында дайындалған элементтерді шығарады. Тері ісіктерін және нейрохирургтарды күрделі процедуралар кезінде табиғи түрде талдауға арналған құрылымдар, мысалы, ақыл-ойдың медициналық процедуралары, CV стратегияларымен жасалған дәрілік құрылымдардың кейінгі мысалдары.

Бейне тізбегіндегі қозғалатын немесе тұрақты емес объектіні тану процесі объектіні анықтау деп аталады. Бұл қозғалатын объектілерді қадағалаудың бастапқы және ең маңызды қадамы. Кескіндерді толық түсіну үшін біз оларды

жіктеп қана қоймай, сонымен қатар әрбір суреттегі заттардың ұғымдары мен орналасу орындарын дәл болжауға тырысамыз. Нысанды анықтау (Муруган және т.б., 2019) - қаңқаны анықтау, бетті анықтау және жаяу жүргіншілерді анықтау сияқты қосалқы тапсырмаларға бөлінген бұл тапсырмаға берілген атау. Объектіні анықтау түйіндеме мен суретті өңдеуге қатысты компьютерді талап ететін технология болып табылады. Ол кеңейтілген суреттер мен жазбалардағы белгілі бір түрдегі (адамдар немесе көліктер сияқты) семантикалық нысандардың даналарын анықтаумен айналысады. Объектіні анықтаудың жақсы зерттелген аймақтарына бетпе-бет табу және адамның жаяу орналасқан жері жатады. Объектіні орналастыру қолданбаларының көпшілігі түйіндеменің көптеген аймақтарында, бейне бақылауды және суретті қалпына келтіруді санайды [15].

### **3.2 Объектіні анықтау түйіндемедегі қиын мәселелер**

Объектіні анықтау түйіндемедегі ең қиын мәселелердің бірі болып табылады және ол бірнеше түйіндеме қосымшаларының алғашқы қадамы болып табылады. Объектілерді ашу құрылымының мақсаты кескіндегі белгілі санаттағы объектілердің барлық көріністерін анықтау болып табылады және бұл түйіндемедегі өте қиын тапсырма (Чжао және т.б., 2019). Біршама кедергі келтірген нысанды анықтау түйіндеме қосымшалары талап ететін деректердің ең негізгі бөліктерінің бірін қамтамасыз ететін есептеу әдістерін әзірлеуге ұмтылады: Нысандар қайда орналасқан? Түйіндеменің маңызды асқынуларының бірі ретінде нысанды анықтау даналарды сегменттеу (Мансур және т.б., 2019), суретке жазу, нысанды қадағалау және т.б. сияқты көптеген басқа түйіндеме тапсырмаларының негізі болып табылады [15].

«CV» немесе қысқаша түйіндемені зерттеу компьютерлерге суреттер мен бейнелер сияқты компьютерленген кескіндердің мазмұнын «көруге» және түсінуге мүмкіндік беретін әдістерді әзірлеуге бағытталған. Адамдар, әсіресе балалар түйіндеме мәселесін елеусіз түсіндіретіндіктен, бұл қарапайым болып көрінеді. Айтпақшы, бұл белсенді және үнемі өзгеретін физикалық әлемде табиғи көруді түсінудің шектеулілігіне және көруді ажыратудың күрделілігіне байланысты жалпы шешілмеген мәселе. Түйіндеменің маңыздылығы оның жарық түсіретін мәселелерде жатыр. Бұл дамыған және дамушы елдер арасында байланыс орнатуға мүмкіндік беретін ең озық технологиялардың бірі. CV өздігінен жүретін көліктерге айналы түсінуге мүмкіндік береді. Көлік құралының айналасындағы әртүрлі орындардағы камералар бейнені жазып, оны белсенділік белгілері мен көше шектеулерін анықтау үшін нақты уақытта кескіндерді жасайтын CV бағдарламасына береді.

Жол қозғалысын бақылау жүйесі түйіндеме әдістерін пайдалана алады (Мишра және Сароха, 2016). Қозғалыстағы объектілерді анықтайтын және танитын қозғалысты бақылау жүйелері түйіндемедегі маңызды тақырып болып табылады (Biswas және т.б., 2019). Бейнеден жойылған кадрлар тізбегін бағалау қозғалатын нысандардың әрекетін жақсырақ түсінуге мүмкіндік береді. Ол адам

операторларына сүйенетін дәстүрлі әдістермен байланысты мәселелерді жояды. Қолмен тартылу дәрежесіне байланысты бұл жүйелер толық автоматты, жартылай автоматты немесе қолмен жұмыс істейтін болып жіктеледі. CV қолданбаларының ең маңызды және маңызды құрамдас бөлігі қозғалатын нысанды анықтау болып табылады (Luo et al., 2018; Runz et al., 2018). Қазіргі әлемде түйіндеменің маңыздылығын асыра бағалау мүмкін емес. Біздің көптеген сыни ұйымдар, соның ішінде Қауіпсіздік ұйымы түйіндеме өтініштеріне жоғары басымдық береді [15].

Біз өзіміздің зерттеуіміз бен зерттеулерімізден объектілерді анықтау үшін бірнеше шеңберлер қолданылып жатқанын анық айта аламыз. Біздің жүйе озық инновация емес, сондай-ақ бүкіл CV өрісі емес екенін ескере отырып, ол бірқатар байланысты құрылымдарды әзірлеу үшін пайдаланылды. Сонымен қатар, түйіндемеде деректердің бір бөлігі ақпарат жинақтарының үлкен және кішкентай бөліктерінен алынады және пайдалануды ынталандыру немесе мақсаттарды дайындау үшін маңызды деректерге өңделеді. Кейбір заманауи нысандарды анықтау әдістеріне CNN, R-CNN, Faster R-CNN, Fast R-CNN және YOLO кіреді (Ду, 2018; Wei and Kehtarnavaz, 2019). Бұл қазіргі уақытта нақты уақыттағы нысанды анықтау үшін қолданылатын әртүрлі терең оқыту әдістері (Asadi және т.б., 2018; Чандан және т.б., 2018). Біз бұл әдістерді денсаулыққа қатысты мәселелер, әрекетті анықтау және т.б. сияқты басқа мақсаттар үшін де пайдалана аламыз.

Зерттеудің негізгі үлесі - SSD алгоритмін және алдын ала дайындалған үлгімен терең оқыту әдістерін қолдана отырып, нақты уақыттағы объектіні анықтау және тану жүйелерін жобалау және енгізу. Біздің ұсынылған жүйе нақты уақытта статикалық және қозғалатын нысандарды анықтап, оларды жіктей алады. Бұл зерттеудің негізгі мақсаттары нақты уақытта объектілерді анықтау және тану үшін терең оқытуды және нейрондық жүйелерді қолданатын нақты уақыттағы объектіні анықтау жүйесін зерттеу және дамыту болды. Сонымен қатар, біз SSD алгоритмі бар тегін, алдын ала дайындалған үлгілерді әртүрлі деректер жинақтарында сынап көрдік, бұл қандай модельдер объектіні анықтау кезінде жоғары дәлдік пен жылдамдыққа ие екенін анықтау. Бұған қоса, жүйе ақылға қонымды жабдықта жұмыс істеуі керек. Кодтау процедурасы барысында біз әртүрлі терең оқыту құрылымдары мен әдістерін бағалап, жоғары дәлдік пен тиімді нысанды анықтау жүйесін әзірлеп, ұсындық [15].

### **3.3 Объектіні анықтауға қатысты жұмыстарды талдау**

Түйіндеменің маңыздылығы оның жарық түсіретін мәселелерде жатыр. Бұл дамыған және дамушы елдер арасындағы байланысты қамтамасыз ететін озық технология. Өздігінен жүретін көліктер түйіндеменің арқасында айналаны түсіне алады. Камералар көліктің айналасындағы әртүрлі нүктелерден бейне түсіреді және оны CV бағдарламасына береді, содан кейін көше шектеулерін анықтау, белсенділік белгілерін зерттеу және ажырату үшін кескіндерді нақты

уақытта қалыптастырады. Қозғалмайтын немесе қозғалатын объектілерді анықтау және тану маңызды тақырып болып табылатын жол қозғалысын бақылау жүйесі түйіндеме әдістерін пайдалана алады. Тікелей бейнеден алынған кадр тізбегін талдау бізге қозғалатын нысандардың әрекеті туралы көбірек ақпарат береді. Ол адам операторларына сүйенетін дәстүрлі әдістермен байланысты мәселелерді жояды. Қолмен тартылу дәрежесіне байланысты бұл жүйелер толық автоматты, жартылай автоматты немесе қолмен жұмыс істейтін болып жіктеледі. CV қосымшаларының ең маңызды және маңызды құрамдас бөлігі - қозғалатын нысанды анықтау (Runz және т.б., 2018).

Соңғы жылдары технология қарқынды дамып келеді. Жасанды интеллект пен түйіндеме қазіргі уақытта қуатты микропроцессорлар мен жоғары сапалы камералардың дамуының арқасында айтарлықтай жетістіктерге жетуде. Осы технологияларды қолдану арқылы түйіндеме негізіндегі нақты уақыттағы нысанды анықтау кескіннен немесе бейнеден нысанды анықтай, орналастырады және бақылай алады. Авторлар осы нақты уақыттағы жүйені Сингх және т.б. веб-бетке біріктіру әдісін ұсынады. (2021). TensorFlow нысанды анықтау API интерфейсі нысандарды анықтау үшін пайдаланылады және тікелей бейне кез келген құрылғыдан кіруге болатын құпия сөзбен қорғалған кіру веб-парағы арқылы ағынмен жіберіледі. Жүйе нысанның айналасында қорапты салады және анықтау дәлдігін көрсетеді. Сол сияқты, Bian et al. (2021) және Мартинес-Альписте және т.б. (2022) түйіндемеге арналған әртүрлі тәсілдерді ұсынды, соның ішінде OpenCV және SSD-MobileNet, объектіні тану және т.б.

Объектіні локализациялау, жіктеу және анықтау үшін бірнеше соңғы терең оқыту тәсілдерін пайдалануға болады. Осы әдістердің әрқайсысы басқа механизмді пайдаланып нысанды анықтайды және таниды. Бұл бөлімде (Туфаил және т.б., 2021a,b; Хан және т.б., 2022) біз қазіргі уақытта нысанды анықтау және тану үшін қолданылатын олардың бірнешеуін талқылаймыз (Мао және басқалар, 2016; Шин және т.б., 2018). CNN, R-CNN, Fast R-CNN, бір ату детекторы (SSD) және Faster R-CNN ең кең таралған (Hung және Carpenter, 2017). Faster R-CNN CNN отбасының мүшесі болғандықтан, біз оны R-CNN және Fast R-CNN сияқты егжей-тегжейлі түсіндіреміз, содан кейін бізде қолданылатын SSD туралы талқылаймыз. ұсынылған жүйе (Manana et al., 2018; Nalla et al., 2018). Зерттеуге сәйкес, SSD басқа нысандарды анықтау әдістерінің ішінде ең жылдам болып табылады (Чжоу және т.б., 2017). (1): Жылдамырақ R-CNN (аймаққа негізделген конволюционды нейрондық желі) (Чжан және Ян, 2017; Рен және т.б., 2018). Ортақ мүмкіндіктерді дайындау үшін жылдамырақ R-CNN алмастырғыш дайындау режимін пайдаланады. Содан кейін оның қызметкерлері RPN салмағын бастауды, дайындалған деректер жинағынан тиісті ұсынысты шығаруды және нәтиже жақсы болғанша бірнеше рет ұсыныстармен Faster R-CNN шоуын үйретуді жоспарлайды (Риша және Кумар, 2016; Сю және т.б., 2017) [16].



### 3.4 Жүйенің моделі

Бұл жүйенің негізгі мақсаты кескіннен статикалық нысанды және объект класын көрсету үшін бейнеден қозғалатын нысанды анықтау болып табылады. Сонымен қатар, функционалдық талаптар жүйенің не істейтінін сипаттайды. Біздің ұсынылған жүйеге қойылатын негізгі функционалдық талаптар статикалық нысанды тану және қозғалатын нысанды тануды қамтиды (Янг және т.б., 2018). Бұл функционалдық талаптар деректерді өңдеу модулі, терең оқыту модулі, статикалық нысанды анықтау модулі, жылжымалы нысанды бақылау модулі (Silpa, 2016), алдын ала анықталған нысан модулі және нысанды тану модулі. Ұсынылған жүйе камерадан суретті алады, оны деректер жинағымен сәйкестендіреді, оны деректер жиынының сыныптарымен сәйкестендіреді, алдын ала дайындалған үлгілерді іске қосады және соңында нысанды қорапқа салады және дәлдік деңгейімен нысан данасын көрсетеді. Жүйелік модульдер функционалдық талаптар болып табылады. Біздің жүйеде барлығы алты модуль бар [17].

3.1-суретте жүйелік модульдер бейнеленген және әрбір модульдің жеке әрекеттері түсіндіріледі. Бұл модульдерді ұсынылған жүйеге біріктіру алдында біз жүйенің әрбір модулін, оның суретін және жұмыс тәртібін егжей-тегжейлі түсіндіреміз.



3.1-сурет – Жүйелік модульдердің функционалдық талаптары.

#### 3.4.1 Мәліметтерді өңдеу модулін талдау

Бұл бөлімде біз әртүрлі нысандарды анықтау процедураларын үйрету және салыстыру үшін пайдаланылатын кескін деректер жиынын талқылаймыз. Бұл бөлім нақты уақыттағы нысанды анықтау жүйемізде қолданылатын деректер жиынын қарастырады. Интернетте терең оқыту әдістемелерінде қолдануға болатын көптеген тегін деректер жинақтары бар. DNN үлгіні оқыту үшін

таңбаланған деректердің (құрылымдық деректердің) үлкен көлемін қажет етеді; қазіргі уақытта нысанды анықтау үшін ең көп қолданылатын деректер жиыны ImageNet, PASCAL VOC және MS Common Objects in Context (COCO) болып табылады [17].

#### 3.4.2 Китти деректер жинағы

Китти - ауылдық, қалалық және тас жолдағы көлік жүргізу параметрлеріндегі стерео камералар мен лидар сканерлерінен тұратын деректер жинағы. Ол 10 санатқа бөлінеді: фургондар, шағын жеңіл көліктер, жүк көліктері, отыратын адамдар, жаяу жүргіншілер, велосипедшілер, әртүрлі және трамвайлар және бәрібір (Zhao et al., 2016). Кескіндердің өлшемі  $1382 \times 512$  және олардың 7500-і кескіндердің қаншалықты кеңеюіне және қиюына байланысты жеңіл, қарапайым немесе қиын деп жіктелген 40 000 нысан белгілерін береді (Salvador et al., 2016).

#### 3.4.3 Мәтінмәндік деректер жиынындағы MS жалпы нысандары

MS COCO контексте жалпы нысанды білдіреді. Microsoft COCO компаниясына демеушілік жасайды және аннотация санаттардан, позиция ақпаратынан және кескіннің семантикалық мәтіндік сипаттамасынан тұрады. COCO деректер жинағының ашық көзі де нысанды анықтауды жақсартуға ықпал етеді. Майкрософт демеушілік ететін COCO — кескінді сегменттеу, тану және жазу деректерінің жаңа жиыны. Бұл деректер жиынтығының ашық көзі соңғы жылдары семантикалық сегменттеуде айтарлықтай жетістіктерге жетті (Girshick және т.б., 2015; Ванг және т.б., 2016) және ол COCO позициясымен кескіннің семантикалық түсінігінің өнімділігі үшін «стандартты» деректер жиынына айналды. бірегей сынақ (Chen et al., 2018) [17].

#### 3.4.4 PASCAL VOC деректер жинағы

PASCAL VOC стандартты суретті атау және бағалау құрылымын береді. PASCAL VOC сурет деректер жинағы 20 топты біріктіреді; деректер жинағы жоғары сапалы және толық атауы бар кескінді бөлектейді, бұл әсіресе есептеудің орындалуын талдау үшін пайдалы. PASCAL VOC (жоспарды тексеру, сандық иллюстрациялау және компьютерлік оқытудың визуалды мекенжай класстары) келіспеушіліктер сабағын растау үшін стандартталған кескін деректер жиынын, сондай-ақ деректер жиыны мен нақтылауды алуға арналған құрылғылардың жалпы жиынтығын қамтамасыз етеді.

### 3.5 Объектіні анықтауды тереңдетіп оқыту модулі

Осыдан кейін деректер жиындары пойыз және сынақ жиынтықтарына бөлінеді. Эксперимент кезінде біз деректер жиынтығын 80:20 қатынасында кездейсоқ түрде бөлеміз. Нәтижелер бөлімі жаттығу деректері мен детектордың көрсетілімі арасындағы байланысты түсіндіреді. Пойыз бен сынақты бөлуге бірнеше жолмен қол жеткізуге болады. Солай бола тұра, екі жиынтықтағы сыныптардың таралуы жеткілікті теңдестірілген болса, болжау жақсарады. Деректер жиынын екі ішкі жиынға бөлгеннен кейін біз аннотацияланған XML файлдарын TensorFlow-үйлесімді файл пішіміне түрлендіруіміз керек [18].

TensorFlow пакеттік операцияны өзінің TFRecord (жазба) файл пішімін пайдаланып орындайды. Кластерлеу процедурасының көп бөлігін суреттерден тікелей орындайтын әртүрлі кезеңдерге ұқсамайтын TensorFlow топтама әрекеті үшін жалғыз құжатты пайдаланады. TF жазбасында суреттер Numpy кластеріне ауыстырылады. Үлкен деректер жинағын дайындауға арналған бұл ұйым сақтау үшін сәйкес келмейтін үлкен деректер жиынтығының процедурасы сияқты координаттар жинағы мен жүйелік инженерияны біріктіреді. Бұл конфигурация әртүрлі TensorFlow қолданбаларында деректерді дайындау және сынау үшін қолданылатын жазбаға негізделген екі жақты ұйым болып табылады. Ақпаратты алдын ала өңдеу үшін көптеген мүмкіндіктер бар. Сипатталған деректер жинағын TFRecord (XML құжатын бөлу) түрлендіру алдында немесе TFRecord жұмысын пайдаланғаннан кейін дайындық жинағы мен сынақты бөлу мүмкін болуы керек. XML құжатын дайындау және тестілеу TFRecord жазба позициясында жасалуы керек. Деректерді TF жазбасына түрлендіру 3.2-суретте көрсетілген.



3.2-сурет – Деректерді TF жазбасына түрлендіру.

Терең оқыту, машиналық оқыту және жасанды интеллект саласы көп деңгейлі жасанды нейрондық желілерден тұратын есептеу модельдерін оқытуға бағытталған. Бірнеше қабаттары бар ANN терең нейрондық желі (DNN) деп аталады. DNN-де кіріс және шығыс қабаттары арасында желі тереңдігіне сәйкес келетін екіден астам жасырын нейрондық қабаттар бар. Сөйлеуді тану, нысанды анықтау, кескіндерді жіктеу, тілдік аударма және басқа салалардағы заманауи

дәлдік DNN арқылы айтарлықтай жақсарды. Терең оқыту стратегиялары тапсырманың анық есептеулерін нақтылаудың орнына ақпараттан, мысалы, мазмұннан, суреттерден немесе жазбалардан оқу бейнелеріне (ерекшеліктер) байланысты. Оқыту жеке немесе реттелетін болуы мүмкін. Қалай болғанда да, прагматикалық құрылымдардың үлкен бөлігі терең оқытудың артықшылықтарын қалай пайдалану керектігін анықтауға бағытталған (Saqib et al., 2017). Басқарылатын оқыту, негізінен, нарықтық ақпараттан алуды білдіреді [18].

### 3.5.1 Алдын ала анықталған нысандар модулі

Алдын ала анықталған нысандар біз анықтаған және белгілеген нысан таңбаланған деректер жиынын білдіреді. Қазіргі резюмеде нысанды анықтау енді объектіні тану (жіктеу), локализация, бақылау және объектіден деректерді алумен қатар қарастырылады. Объектіні анықтау осы формалармен тығыз байланысты. Классификацияның мақсаты – объектінің класын анықтау немесе оның сипатын анықтау. Объектінің(лердің) кескін немесе контур ішіндегі орналасуы локализация арқылы анықталады. Объектінің дамуы мен күйіне бейне немесе тірі жазбадағы объектіні бақылау арқылы әсер етуі мүмкін. Нысанды анықтау құрылымының мақсаты суретте көрсетілген барлық нысандарды жіктеу және орналастыру болып табылады. Локатордың кірісі - нысанның суреті, ал шығысы - шектейтін өрістің тізімі болуы мүмкін. Жіктеу, локализация және дананы сегменттеу 3.3-суретте көрсетілген.



3.3-сурет – Классификация, локализация және дананы сегменттеу

### 3.5.2 Статикалық нысанды анықтау модулі

Нысанды анықтаудың негізгі мақсаты - адамдар, көліктер немесе беттер сияқты кескіндегі анықталған сыныптағы нысандардың барлық даналарын табу. Статикалық объект – қозғалмайтын, қозғалмайтын объект. Терең оқыту стратегияларының көрмесі орындалу барысында сіңіп кеткен үйреншікті оқыту



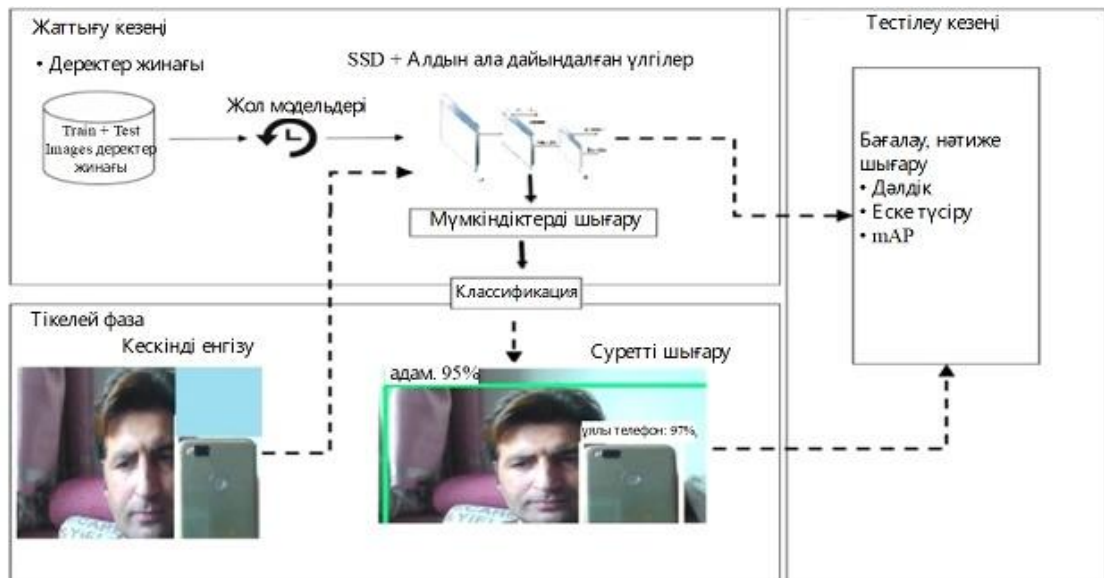
әдістерінен гөрі ақпаратты дайындау өлшемінің кеңеюімен артады; бұл сауда белгісі терең оқыту стратегияларын жан-жақты етеді. Терең нейрондық жүйе көптеген қабаттардан тұратындықтан, ол әртүрлі дәрежедегі күрделілік пен ойлауды оқыту бейнелерін қамтиды. Бұрын айтылғандай, астыңғы қабаттар төменгі деңгейлі жарықтандырулармен танысады, содан кейін оларды келесі қабаттарға береді. Кейінгі қабаттар жақында үйренілген төменгі деңгейдің маңызды сәттері негізінде жоғары деңгейлі ерекшеліктерді жинақтайды.

1. Age: Age – объект қозғалмаған кадрлар санын қадағалайтын параметр.
2. Түр: Түр ең алдымен нысанның күйін білдіреді.
3. Нысан жаңа, сәйкестендірілген немесе жабылған болуы мүмкін: Келесі кадрды өңдеу алдында жаңа нысан алдыңғы кадрға қосылады [19].

### 3.5.3 Жылжымалы нысанды бақылау модулі

Бұл бөлімде біз қозғалатын адамдар немесе көліктер сияқты қозғалатын объектілерді талқылаймыз. Әрбір орындағы немесе аймақтағы нысанның физикалық қозғалысын анықтау қозғалатын нысанды анықтау деп аталады. Қозғалыстағы объектілер мен стационарлық аймақтар немесе жергілікті жерлер арасындағы бөлім ретінде әрекет ету арқылы қозғалатын объектілердің қозғалысын қадағалауға және талдауға болады. Камералар көлік тоқтаған кезде немесе бірте-бірте маневр жасағанда оның айналасындағы қозғалатын заттарды ажыратады; Біздің шеңберімізде камера жолдағы адам немесе көшедегі көлік сияқты қозғалатын наразылықты анықтайды және таниды. Содан кейін жақтау драйверді көптеген смарт фреймворктарда көрнекі және дыбыстық түрде ескертеді. Екі жақтау бар: біреуі барлығын қамтитын Қара экранды және көліктің алдыңғы, артқы және бүйірлеріне орнатылған төрт камераны, ал екіншісі көтергішке орнатылған жалғыз камераны пайдаланады. Төрт камералық жүйе драйверлерді үш түрлі қозғалыста болған кезде ескертеді: тоқтау немесе бейтарапқа ауысу, алға жылжу және сақтық көшіру. Алдыңғы және артқы камералар көлік алға немесе артқа жылжыған кезде қозғалатын нысандарды тәуелсіз таниды.

Рамка көлік тоқтаған немесе бейтарап болған кезде оның айналасындағы қозғалатын нысандарды анықтау үшін модельденген құс көзі көрінісін пайдаланады. Көлік құралындағы жалғыз артқы көрініс камерасы оның артындағы қозғалатын нысандарды анықтауға мүмкіндік береді (Manana et al., 2017; Shi et al., 2017; Zhiqiang and Jun, 2017). Камералардың көмегімен фреймворк қозғалатын объектілерді анықтау үшін қолданылатын бейне символизмін жасайды. Aground See экранын пайдаланатын рамка автомобильдің алдыңғы, артқы және екі бүйірлік айналарына бекітілген төрт камераның бейне сигналдарын талдау үшін өзгертілген. Содан кейін ол көліктің айналасындағы қозғалатын заттарды бірден ажырата алады. Трансмиссияның қайда қозғалатынына байланысты ол үш опцияның қайсысы қолданылатынын шеше алады — алға жылжу, тоқтату немесе сақтық көшірме жасау. Терең оқыту модулінің технологиялық схемасы 3.4-суретте көрсетілген.



3.4-сурет – Терең оқыту модулінің технологиялық схемасы

### 3.5.4 Фонды алу

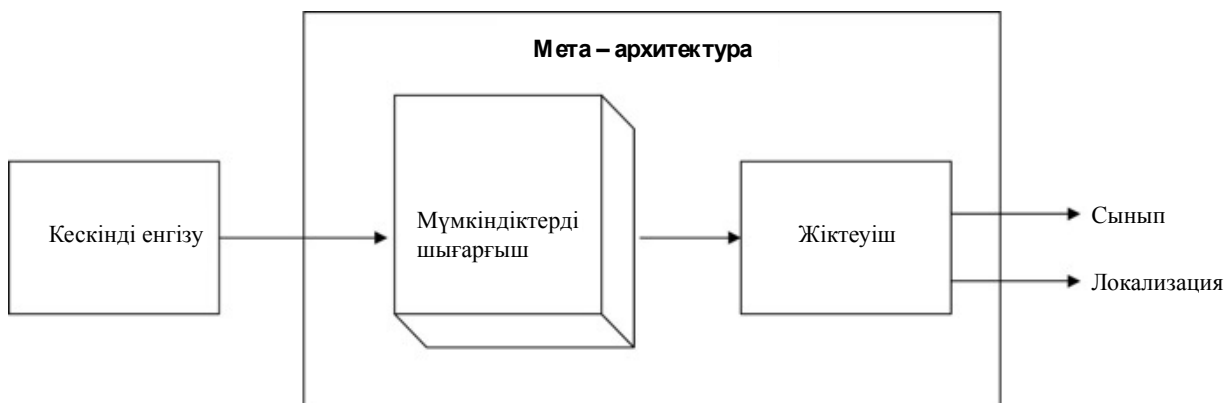
Фондық шегерім фронтальды аймақтың объектісін оның айналасынан бөлу үшін қолданылады. Бұл процедураны қолданудың негізгі стратегиясы сахнаға сөйлейтін мекеме шоуын жасау болып табылады. Мекеме көзқарастың бір түрі ретінде мүмкіндіктерді көрсетеді және осылайша сенімді түрде жандануы керек және қозғалатын нәрселерді қамтымауы керек. Әрбір жиек суреттегі өзгерістерді көруге болатын мақсатпен орнатумен ерекшеленеді. Кәсіпорынға қарсы әрбір бейне диаграмманы қарау арқылы қозғалыстағы заттарды анықтамадан ауытқулар сияқты алыс көру мүмкін екенін көрсетеді.

Құрылымды шегеру үшін қолданылатын есептеулер маңызды және пайдалану үшін түсінікті, сонымен қатар стратегия табиғаттағы өзгерістерге өте нәзік. Орнатуды алу әдісін екі кездесуге, рекурсивті әдістерге және рекурсивті емес құрылымдарға шектеуге болады. Рекурсивті стратегиялар мекеме демонстрациясын рекурсивті түрде жаңғырту арқылы әрбір бейне орналасуына негізделеді. Мұның салдары - алыс өткенде өңделген ақпараттық жиектерге әсер ететін модель. Рекурсивті емес жүйелерден айырмашылығы, бұл әдіс жадты аз жинақтауды қажет етеді, бірақ көзге көрінбейтін модель ықтимал қателіктер ұзағырақ уақытты күтуі мүмкін. Рекурсивті емес стратегиялар бейне контурларын жалғастыру арқылы жастықты сақтайды [19].

### 3.5.5 Функциялық экстрактор

Деректерден нысан мүмкіндіктерін шығару үшін пайдаланылатын нысанды анықтау үлгісінің маңызды элементі мүмкіндікті шығарушы болып

табылады. Келесі сурет нысанды анықтау иллюстрациялық құрылымын құрайтын аумақтың мета-архитектурасын, экстракторды және классификаторды бейнелейді. 3.5-суретте көрсетілгендей, кіріс суреті мүмкіндіктерді кескіннен бөлетін жинақтағы экстрактор арқылы бағытталады. Содан кейін классификатор кескіннен жойылған мүмкіндіктерді пайдаланып кіріс кескініндегі нысанның класын және аймағын жіктейді [19].



3.5-сурет – Метадеректер архитектурасындағы мүмкіндіктің экстракторы және классификаторы

Функция экстракторының терең архитектурасы есептеу күрделілігін азайта отырып, дәлдікті жақсарту үшін пайдаланылуы мүмкін. Объектіні анықтау мета-құрылымдарында AlexNet, Inception, MobileNet, NAS, ResNet және VGG сияқты танымал функцияларды шығарушы құралдарды пайдалануға болады. Біз мүмкіндіктерді шығару үшін алдын ала дайындалған үлгіні қолданамыз, себебі MobileNet SSD-мен үйлесімді.

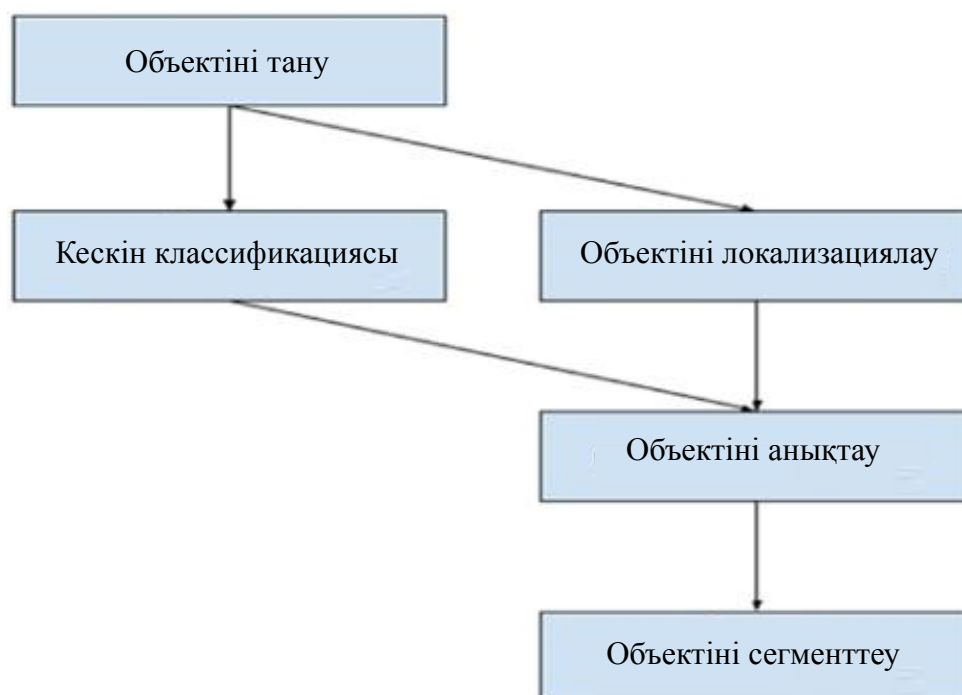
#### Кескінді масштабтау

Пиксельді репликация немесе интерполяция арқылы кескін масштабталады. Масштабтауды масштабталған мүмкіндіктерде жұмыс істейтін көп сатылы кескінді өңдеу тізбегіндегі төмен деңгейлі препроцессор ретінде, кескінің көрнекі көрінісін өзгерту үшін, көрініс көрінісінде сақталған ақпарат көлемін өзгерту үшін немесе екі мақсат үшін де пайдалануға болады. Кескінді координаталық бағыттар бойынша сығу немесе кеңейту масштабтау процесі болып табылады, өйткені масштабтаудың және ішкі үлгілеудің әртүрлі әдістері бар.

#### 3.5.6 Объектіні тану модулі

Объектіні тану объект класын тануды және анықтауды талап етеді. Шындығында, бізде адамдар, машиналар, шыныаяқтар, бөтелкелер және т.б. сияқты әртүрлі нысан класстары бар. Тапсырма - кескіндегі немесе тіпті бейне тізбегіндегі белгілі бір нысанды табу. Өйткені, адамдардан айырмашылығы, нысанды тану қозғалтқыштары кескіндердегі немесе жазбалардағы

перспективада, түсте, өлшемде ерекшеленуі мүмкін кең ауқымды объектілерді ажырата және тани алады немесе тіпті объект аздап кедергі болған кезде де, бұл көру қабілетінің күрделі мәселесі болуы мүмкін. Суреттегі нысанды анықтау қаупі белгілі нысан үлгілеріне негізделген таңбалау мәселесіне қатысты. Негізінде, қызығушылық объектілері бар бос кескінді және рамка ішінде қол жетімді үлгілер жинағына сәйкес атаулар жиынын ескере отырып, рамка кескіндегі әрбір аймаққа атауларды сәйкес тағайындай алады. 6-суретте кескіндегі нысанды анықтаудың қиын тапсырмасы танылған нысан үлгілеріне негізделген таңбалау мәселесі ретінде анықталғаны көрсетілген. Негізінде, қызығушылық объектілерін және атаулар жиынтығын қамтитын арнайы емес кескінді ескере отырып, рамка шеңбер ішінде қол жетімді үлгілер жиынтығымен салыстырғанда суреттегі нақты аймақтарға атауларды дұрыс тағайындай алады [19].



3.6-сурет – Объектіні тану қадамдары

### 3.5.7 Модельдерді талдау

Бұл бөлімде біз алдын ала дайындалған және дәл бапталған үлгілерді қарастырамыз. Біз жобамызда SSD негізіндегі сәтті нақты уақыттағы нысанды анықтау жүйесін жасау үшін қандай үлгілерді қолданатынымызды түсіндіреміз.

Бұрын оқытылған модель алдын ала дайындалған деп аталады. Алдын ала дайындалған модельді нөлден бастап үлгі жасау және үйретудің орнына бастапқы нүкте ретінде немесе қордан тыс қорытынды жасау үшін пайдалануға болады. Алдын ала дайындалған модель уақытты үнемдейтін болса да, ол әрқашан 100% дәл бола бермейді. 3.1-кестеде алдын ала дайындалған кейбір

үлгілер көрсетілген. Tensorflow хайуанаттар бағының веб-сайтында көптеген алдын ала дайындалған модельдер бар. Біз алдын ала дайындалған SSD\_MobileNet\_v1\_coco үлгілерін, SSD\_MobileNet\_v2 үлгілерін және VGG16 үлгілерін пайдалануымыз керек, оларды біз Python тілінде жобалап, SSD алгоритмімен жүзеге асырамыз. Біз алдын ала дайындалған модельдердің қайсысы SSD-мен жоғары дәлдікке ие екенін қарастырамыз және қорытынды жасаймыз.

Кесте 3.1 – Жалпы алдын ала дайындалған модельдер

Атауы	Жылдамдық м/с	COCO mAP	Өнімділігі
SSD_MobileNet_v1_coco	30	21	
Faster_RCNN_Inception_v2	58	28	
Faster_RCNN_resnet_v2	89	30	
Faster_RCNN_resnet_v1	106	32	
SSD_MobileNet_v1_coco	31	22	
SSD_Inception_v1_coco	42	24	

### 3.5.8 Жүйелік дизайн

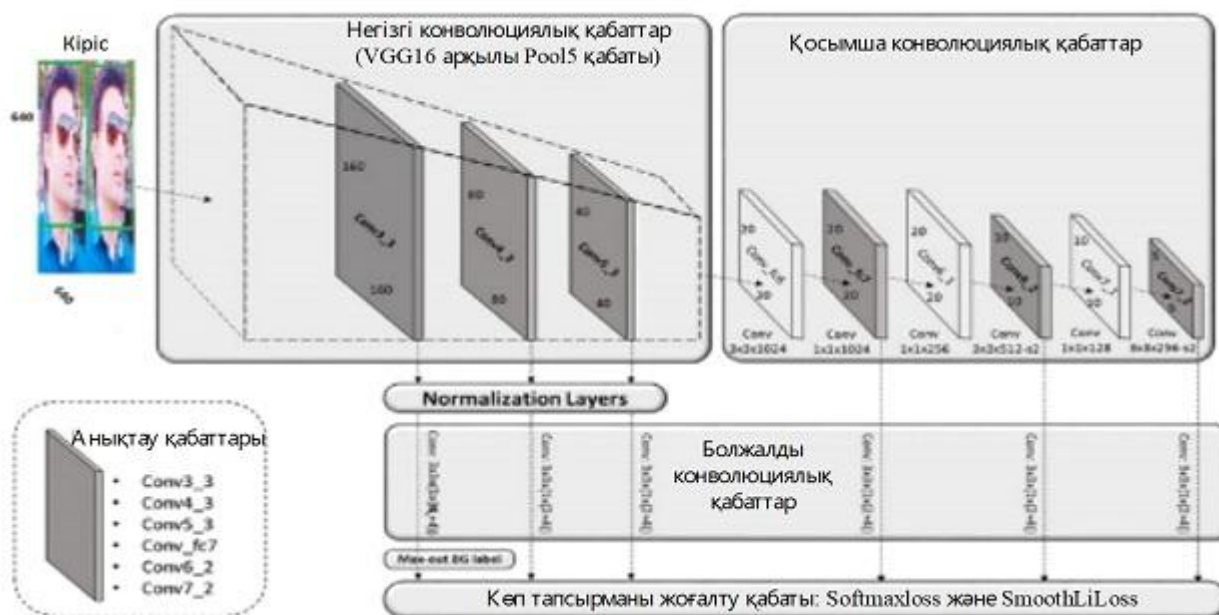
Біз ұсынылған жүйенің барлық жобалау процесін қарастырамыз. Біз деректерді өңдеу модулі, терең оқыту модулі және нысанды анықтау модулі сияқты әртүрлі модульдерді жобалаймыз. Біз әр модульді жобалау процесін бейнелейтін фигуралардың көмегімен түсіндіреміз [19].

Жүйе архитектурасы - бұл құрылым құрылымының, мінез-құлқының және басқа аспектілерінің материалдық емес көрінісі. Архитектураның сипаттамасы - бұл жүйенің құрылымдары мен тәжірибелері туралы ойлауға көмектесетін түрде ұйымдастырылған жүйенің формальды бейнесі және көрінісі. Жүйе архитектурасы жүйенің қалай жұмыс істейтінін сипаттайтын жүйенің жалпы дизайны болып табылады. Біздің жағдайда диссертацияның негізгі мақсаты жүйеге кіріс ретінде кескінді (бейнеден тірі сурет) беру арқылы объектіні анықтау және объект класын тануға қабілетті болуы керек екенін көрсету болып табылады. Мұны орындау үшін алдымен SSD-ны көптеген кіріс кескіндерімен үйрету керек. Бұл кескіндер деректер жиынынан шығарылады және бұрын айтылған SSD енгізуінің алғышарттарына сәйкес өңделеді. Жаттығу кезеңі аяқталғаннан кейін екінші кезең басталады, онда жүйе бастапқы кескінді нақты шектейтін жәшіктермен және сыртқы нысанды қоршап тұрған сәйкес сипаттамамен бірге алдын ала дайындалған үлгіге кіріс кескінін беруі керек. Мақсат - орташа дәлдік сияқты жүйелік көрсеткіштерді сынау үшін тірі фазада интерактивті сынақ қабаты болуы. Ұсынылған жүйе архитектурасы және нақты уақыттағы нысанды анықтау жүйесі үшін қолданылатын терең оқыту әдістері төмендегі суретте көрсетілген.

Біз ұсынған жүйеде қолданатын SSD алгоритмі төмендегі суретте көрсетілген. Біз сондай-ақ келесі архитектурада жүйемізді дамыту үшін қажетті оқыту және тестілеу деректері болып табылатын деректер жиынын көрсеттік (7-



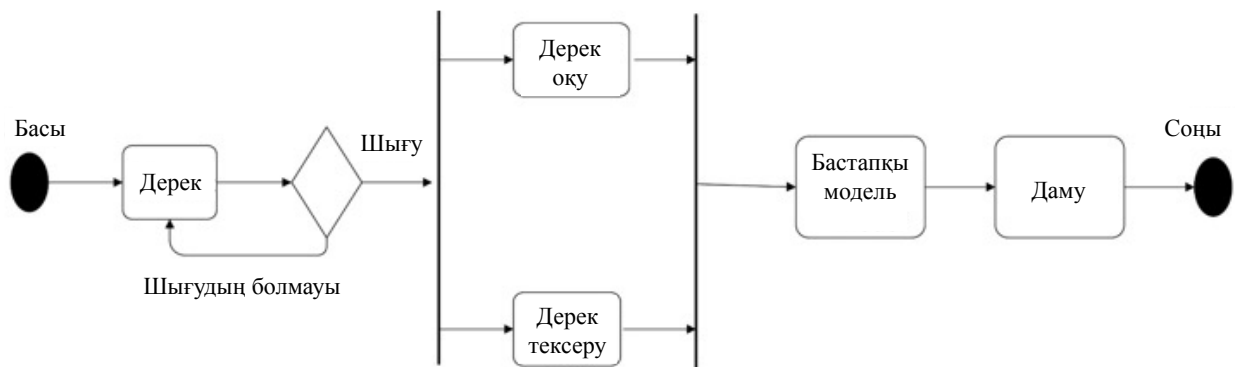
сурет). Біз сондай-ақ еске түсіру, дәлдік және дәлдік сияқты бағалау көрсеткіштерін көрсеттік. Жүйе нысан кескінін анықтаған кезде, веб-камермен суретке түсіру, мүмкіндіктерді шығару, объект класын жіктеу, деректер жинағымен тестілеу, анықтау алгоритмін іске қосу және соңында нәтижені көрсету сияқты бірнеше қадамдардан өтеді. , мысалы, шекті қорапшасы бар кескін. Жоғарыдағы диаграмма жүйенің нысанды қалай түсіретінін және анықтайтынын көрсетеді [20].



3.7-сурет – Жүйе архитектурасы

### 3.5.9 Мәліметтерді өңдеу модулін жобалау

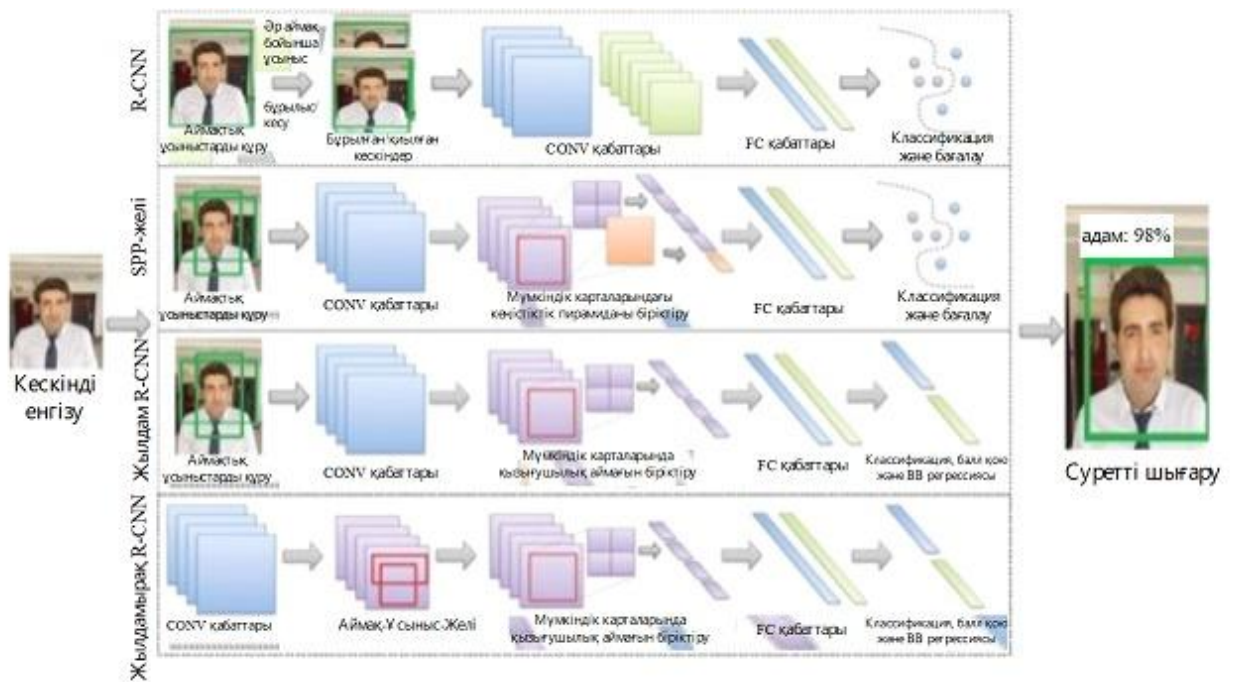
Бұл бөлімде деректерді өңдеу процедурасы қарастырылады. 8-суретте көрсетілгендей, бізде деректер жиынтығы болуы керек, өйткені біз деректер жиынтығын жаттығу және сынақ деректеріне бөлдік. Жүйе іске қосылғанда, ол қолжетімді деректер жинағын тексереді; егер жүйе деректер жиынын тапса, оқыту және сынақ деректері сияқты келесі қадамға өтеді. Жүйе деректер жинағын таппаса, ол қайтадан іздейді; әйтпесе қате туралы хабар көрсетіледі. Әрекет диаграммасында көрсетілгендей, деректер жинағы орнатылғаннан кейін жүйе 80% сияқты оқыту деректерінің шағын бөлігін, ал қалғанын 20% сияқты сынақ деректері ретінде қабылдайды. Содан кейін жүйе алдын ала дайындалған үлгіге өтіп, нысанды анықтайды, содан кейін қорытынды бағалау жүргізіледі.



3.8-сурет – Мәліметтерді өңдеу модулінің жұмыс диаграммасы.

Класс диаграммалары сыныптар арасындағы байланыстар мен бастапқы код шарттарын бейнелейді. Класс бұл жағдайда объектінің тактикасы мен құрамдастарын сипаттайды, ол бағдарламаланған немесе осы нысанға сәйкес код бірлігінің нақты құрамдас бөлігі болып табылады. Класс диаграммасы қолданбаның статикалық көрінісі болып табылады. Класс құрылымы рамкадағы нысандардың әртүрлі түрлерін, сондай-ақ байланыстардың әртүрлі түрлерін бейнелейді. Класс объектіге бағытталған бағдарламалауда кем дегенде бір объектіні көрсету үшін қолданылады. Статикалық диаграмма сынып құрылымын көрсетеді. Ол жақтаудың/қолданбаның статикалық көрінісіне сілтеме жасайды. Біздің жүйедегі класс диаграммасы мүмкіндіктерді шығару үшін пайдаланылатын базалық желіні және объект класын локализациялау және тану үшін пайдаланылатын SSD-ді қамтиды. Кескінді масштабтау, деректер жиынын пайдалану және нысан атрибуттары осы жерде қарастырылады. Біздің жүйенің негізгі міндеті - берілген деректер жиынындағы модельдерді бейне тізбегіндегі объектіні сәтті анықтап, тани алатындай етіп үйрету.

Деректерді өңдеу модулінде біз деректердің қалай өңделетінін және оны Python кодтауы арқылы іс жүзінде қалай жүзеге асыратынымызды талқылаймыз. Біз осы бөлімде деректерді өңдеу модулінің практикалық орындалуын талқылаймыз. Бұл модульде біз дәлдікті анықтау үшін пойыз және сынақ деректерін, сондай-ақ бағалауды қарастыруымыз керек. Алдын ала дайындалған модель және SSD алдымен пойыз деректері бойынша оқытылады. Жүйе жүктелген кезде ол алдымен пойыз деректерін жүктейді, содан кейін оқытылған үлгіні жүктейді, содан кейін сынақ деректері дәлдікті қамтамасыз ету үшін әрі қарай бағалау үшін оқытылған үлгіге беріледі. 3.9-сурет оның қалай жұмыс істейтінін көрсететін орындау процедурасын бейнелейді.



3.9-сурет – Жүйені енгізу

Ол нысанды анықтау үшін өңделмеген анықтау деректер жинағын TFRecord түріне түрлендіреді. Ол анықтау деректер жинағын TFRecords стандартты пішіміне түрлендіреді, бұл осы деректер жинағын нысан детекторларын үйрету үшін пайдалануға мүмкіндік береді. Шикі деректер жинағын интернеттен жүктеп алуға болады. Анықтау деректер жинағы 1481 жаттығу кескінін қамтиды. Бұл кодты әдепкі параметрлермен пайдалану алғашқы 500 кескінді тексеру жиыны ретінде алып тастайды. Мұны жалаушалар арқылы өзгертуге болады [20].

Бұл модульде біз терең оқыту модулін қалай енгізу керектігін және ол біздің енгізуімізде қалай жұмыс істейтінін қарастырамыз? Терең оқыту модулінде бізде SSD және алдын ала дайындалған модельдер сияқты негізгі ұсынылған алгоритм бар, мысалы, SSD\_MobileNet-c1\_coco моделі. Терең оқыту модулін іске асыру кезінде веб-камера ашылған сайын ол нысанның суретін алады және бұл кескін оқу және тестілеу деректер жинағына өтеді. Келесі кезеңде алдын ала дайындалған модель іске қосылады және дайындалады және сол сияқты бұл суреттер мен модель біздің жағдайда SSD болып табылатын терең оқыту әдістеріне өтеді. Сол сияқты объект анықталып, танылады. Объектіні анықтауға арналған терең оқыту модулі негізінен деректер жиынын өңдеу, үлгілерді оқыту және болжау сияқты көптеген қадамдарды қамтиды. Болжау – объектілерді тану үшін. Жаттығу кезеңі осы модульде кодталады, ол қол жетімді деректер жиыны бойынша үлгілік оқыту болып табылады. 4-сурет терең оқыту модулінің технологиялық схемасын көрсетеді. Жүйе веб-камераның көмегімен енгізілген кескіннен бастап қадам жасайды, содан кейін келесі қадамдар орындалады.

Біздің ұсынылған жүйенің терең оқыту модулі SSD негізгі анықтау алгоритмін, сондай-ақ SSD\_MobileNet\_v1\_coco алдын ала дайындалған моделін

қамтиды. Бұл бөлімде біз SSD, сондай-ақ негізгі желі ретінде қызмет ететін және мүмкіндіктерді шығару үшін пайдаланылатын мобильді желі үшін код жазамыз.

Біз осы модульде статикалық нысанды анықтау процедурасын және оның орындалуын талқылаймыз. Объектіні анықтау, жобалау бөлімінде айтылғандай, объектіні тану (жіктеу), оқшаулау (шектеу қораптары), бақылау және объект туралы ақпаратты алу процесі. Бұл процестер объектіні анықтаумен тығыз байланысты. Жіктеу кезеңінің негізгі мақсаты – объектінің класын анықтау немесе объектінің не екенін тану. Мұнда нысанның класы анықталады. Локализация – кескіндегі нысанның немесе объектілердің орнын анықтау немесе кадр ішіндегі объектіні локализациялау процесі. Бұл модульде кескін веб-камерадан кіріс ретінде қабылданады және сұр реңкке түрлендіріледі. Кейінірек нысанды анықтау үшін кескінге каскад қолданылады. Ол сәтті құрылса, келесі кезең басталады. Әйтпесе, ол жалғастырылмайды. Нысан анықталған сайын, ол шектегіш жолақпен көрсетіледі.

Бұл модульде біз жобаланған және жүйелік дизайн бөлімінің алдын ала анықталған нысанды анықтау бөлімінде талқылаған алдын ала анықталған нысан модулін жүзеге асырамыз. Алдын ала анықталған нысандар негізінен деректер жиындары болып табылады, өйткені біз нысандарды (белгіленген деректер) анықтадық және үлгіні алдын ала анықталған деректер жиынынан нысандарды таңдауға үйреттік. Енгізілген деректер жарамды болса, алдын ала дайындалған модель шақырылады, кескін алдын ала анықталған нысан кескіндерімен салыстырылады және олардың атауларымен ең жақын және жақын нысан кескіндері көрсетіледі. Бұл үшін алдын ала анықталған нысанды анықтау модулі жауап береді [20].

### **3.6 Қозғалыс объектісін қадағалау модулін жүзеге асыру**

Бейне немесе тікелей жазбадағы нысанды бақылау - бұл объектінің қозғалысы мен күйін анықтау процесі. Объектілерді анықтау жүйесінің мақсаты кескіндегі барлық объектілерді санаттау және орналастыру (локализациялау) болып табылады. Біздің жүйеде детектордың негізгі кірісі нысанды қамтитын кескін болып табылады, ал шығыс - тікбұрышты шектейтін қораптың тізімі. Бұл процедура фондық алу әдістерін қамтиды. Ол сондай-ақ статикалық нысанды анықтау және қозғалатын нысанды бақылау модулі сияқты локализация және жіктеу процестерін қамтиды. Бұл модуль негізінен жолдарда көлік құралдарын анықтау үшін анықталған. Модульдің бұл түрі трафик мақсатында пайдаланылады. Ол көшеде немесе жолда жүрген адам сияқты қозғалатын нысанды, сондай-ақ жолда қозғалатын көліктерді анықтайды. Жүйе веб-камера арқылы қозғалатын нысаннан суретті алады және фондық алу әдістерін қолданады. Сол сияқты, тікелей эфирдегі кескін анықталады және жүйе келесі кадамды орындайды.

Содан кейін жүйе SSD алгоритм әдістерін оқытылған деректер жиынына, сондай-ақ келесі кезеңде алдын ала дайындалған модельдерге, кескінді өңдеуге

қолдануды жалғастырады. Келесі кезең - нысанды тану кезеңі, онда объект танылады және нәтижелер көрсетіледі. Мұнда біз статикалық нысанды анықтау коды сияқты бірдей кодты қолданамыз. Біз статикалық нысанды анықтау және қозғалатын нысанды анықтау сияқты екі терминді қолдандық, бұл біздің жүйенің екі сценарийдің нысандарын да анықтауға қабілетті екенін білдіреді. Кейбір жүйелер қозғалатын нысандарды анықтамайды, бірақ біздің жүйе көшеде келе жатқан адамды немесе жолда келе жатқан көлік сияқты қозғалатын нысанды бақылай алады және жүйе оларды анықтай алады.

Қозғалыстағы көріністегі нысандарды анықтау бейне талдаудағы бірінші қадам болып табылады. Объектіні анықтау механизмі бейне көрінісінде қозғалатын нысан пайда болған кезде қолданылады. Объектіні анықтау әдісі бір кадрдағы ақпаратқа сүйенеді. Қозғалысты анықтау статикалық нысанды анықтаумен салыстырғанда маңызды және қиын міндет болып табылады (Ahmad et al., 2021, 2022). Нысан қозғалған кезде жүйе оның суретін алады, содан кейін SSD алгоритмі болып табылатын нысанды анықтау алгоритмін қолданады. Бірақ қадағалау кезеңінде жүйе мүмкіндіктерді шығару әдістерін де пайдаланады, бұл біздің жағдайда анықтау алгоритмі үшін жоғары деңгейлі мүмкіндіктерді қамтамасыз ететін мобильді желі әдістері. Сол сияқты, негізгі желілік мобильді желі және анықтау желісі SSD сияқты алгоритм екеуі де қозғалатын нысанды анықтауды және бақылайды.

Негізінде, нысанды тану объект класын анықтауды және нысанды сынып атауымен және шектейтін ұяшықтармен көрсетуді талап етеді. Объектіні тану кескінді енгізу, анықтау, жіктеу, тану және ең соңында нәтижені қамтитын бірнеше қадамдардан тұрады.

Шындығында, бізде адам, көлік, шыныаяқ, бөтелке және т.б. сияқты әртүрлі нысан класстары бар. Тапсырма - кескіндегі немесе тіпті бейне тізбегіндегі белгілі бір нысанды табу. Бұл көрудің іргелі мәселесі, өйткені объектін тану қозғалтқыштары көзқарасы, түсі, өлшемі бойынша немесе тіпті объект жартылай кедергі болған кезде де әртүрлі кескіндердегі немесе бейнелердегі әртүрлі нысандарды анықтап, анықтай алатын адамдарға қарағанда күресуді жалғастыруда. (Ли және т.б., 2017). Объектіні тану модулін іске асыру кезеңінде статикалық нысанды тану көбінесе тұраққа жатпайтын немесе тұраққа арналмаған аумақта тұрған көліктер үшін қолданылады.

Анықтау және тану екі бөлек ұғым. Анықтау процесі тану жолындағы алғашқы қадам болып табылады. Анықтау – бейне көріністегі адамдар, көліктер және жануарлар сияқты семантикалық объектілердің орнын анықтау процесі. Объектіні анықтау алгоритмі негізінен объект класын анықтау үшін пайдалануға болатын мүмкіндіктерді шығару үшін қолданылады. Анықтау - бұл веб-камера алдында бір нәрсені анықтау. Тану мақсаты - анықталған объектінің класын тану және анықтау, яғни анықталған объект адам, көлік немесе басқа нәрсе.



### 3.7 Критикалық алгоритм және псевдокод

Бұрын айтылғандай, біздің жағдайда маңызды алгоритм SSD болып табылады. Бұл бөлімде біз критикалық алгоритмді және нақты уақыттағы нысанды анықтау жүйесін құру үшін оны қалай кодтауға және енгізуге болатынын қысқаша түсіндіреміз. Бұл жүйе классификаторға әртүрлі конвульстік қабаттардан бөлектеу карталарын беру арқылы әртүрлі өлшемдегі нысандарды өңдейді. Бұл мета-архитектура басқаларға қарағанда жылдамырақ, бірақ анықтау дәлдігі жоқ, себебі ол барлығын бірден аяқтайды.

Біздің талаптарымызды қанағаттандыру үшін біз алдын ала дайындалған модельдермен қатар SSD алгоритмін үйретеміз. Жергілікті ноутбукта біз кодтау процесін жүзеге асырамыз және қажетті нәтижелермен келесі кодты сәтті іске қосамыз. SSD қабаты сол жолақтарда көрсетілетін шектейтін жәшіктер мен нысан класы жағдайларының тіркелген бағалау жинағын жасайтын CNN-нің айналасында құрастырылған. Кіріс кескіні SSD қабатымен тексерілмес бұрын бірнеше конволюционды қабаттардан өтеді. SSD дизайны құрметті VGG-16 архитектурасына негізделген, бірақ толық қосылған қабаттарсыз. VGG-16 желісі жоғары сапалы кескіндерді классификациялауды талап ететін тапсырмалардағы тамаша өнімділігі және трансферттік оқыту зерттеулерді ілгерілетуге көмектесетін мәселелердегі тәжірибесі арқасында базалық желі ретінде таңдалды [20].

Эксперимент нәтижелері және бағалау

$$\text{Дәлдік } P = \frac{TP}{TP+FP}$$

- Еске түсіру  $R = \frac{TP}{TP+FN}$

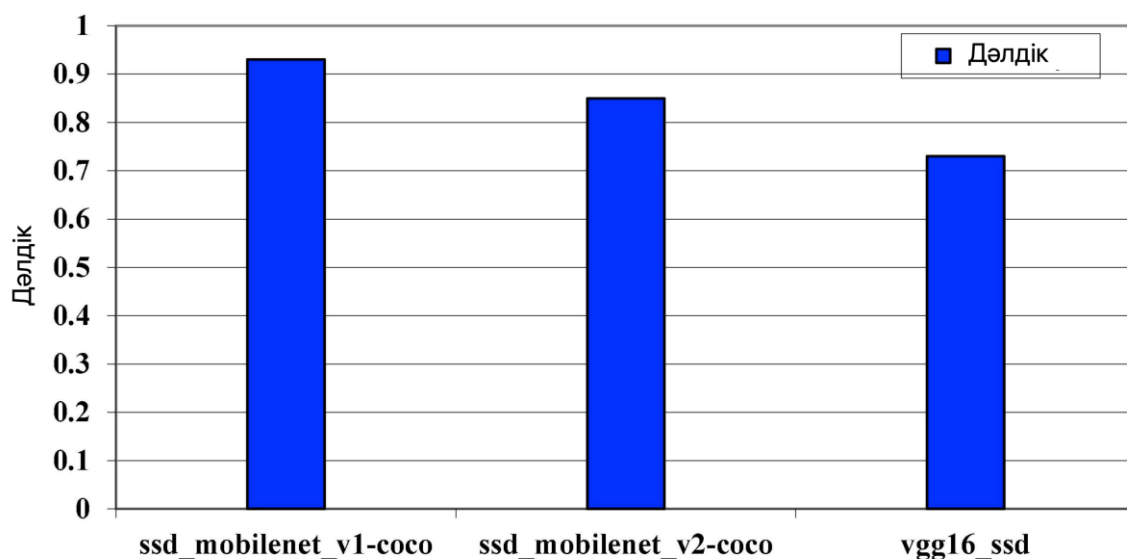
- Дәлдік келесі формуламен анықталады  $AC = \frac{TP}{TP+FN+FP}$

- Орташа дәлдік

$$mAP = \text{Average Precision} \left( \frac{TP}{TP + FP} \right)$$

$$mAP = \text{Average Recall} \left( \frac{TP}{TP + FN} \right)$$

Дәлдік дәлдікті немесе сапаны білдіреді, ал шолу толықтықты немесе санды білдіреді. Жоғары дәлдік есептеу маңызды емес нәтижелерге қарағанда маңыздырақ нәтижелерді қайтарғанын білдіреді, ал жоғары шолу 3.10-суретте көрсетілгендей есептеу маңызды нәтижелердің көпшілігін қайтарғанын білдіреді.



3.10-сурет – MS COCO деректер жинағындағы модельдің дәлдік деңгейлері

3.11-суретте алдын ала дайындалған SSD\_MobileNet\_v1\_coco үлгісі MS COCO деректер жинағындағы басқа екі үлгіден асып түсетіні анық көрсетілген. Деректер жинағының өлшемін өзгерткен кезде дәлдік деңгейі өзгертетініне қарамастан, бұл деректер жиынының құшақ өлшемі болжау алгоритмінің дәлдік деңгейіне әсер етуі мүмкін. Kitti деректер жинағы мен Паскаль VOC деректер жиынындағы дәлдік деңгейі келесі екі графикпен ұсынылған. Pascal VOC деректер жинағы біздің жүйедегі ең үлкен деректер жинағы болып табылады.

## ҚОРЫТЫНДЫ

Бұл зерттеудің негізгі мақсаттары терең оқытуды және оның әртүрлі әдістері мен құрылымдарын зерттеу болды, содан кейін объектіні анықтау және тану үшін терең оқыту мен нейрондық жүйелерді пайдаланатын нақты уақыттағы нысанды анықтау жүйесін әзірлеу болды. Сол сияқты, жүйе ақылға қонымды жабдықта жұмыс істеп тұруы керек болды. Кодтау процедурасы барысында бірнеше терең оқыту құрылымдары сыналды және бағаланды. Бұл жұмыстың негізгі үлесі - SSD көмегімен алдын ала дайындалған үлгілерді әртүрлі деректер жиындарында сынау, қай модель нысанды анықтау және тану кезінде дәлірек екенін, сондай-ақ қай модель қай деректер жиынында жақсы жұмыс істейтінін анықтау болып табылады. Нәтижесінде, MS COCO деректер жинағында біз алдын ала дайындалған SSD\_MobileNet\_v1\_coco моделі басқаларынан асып түсті деген қорытындыға келдік.

Біз жақсы нәтижелерге қол жеткіздік және нақты уақыттағы нысанды анықтау жүйесін сәтті әзірлеп, әзірлегенімізді білдік. Жүйені тестілеу кезеңінде біз ұсынылған жүйенің әртүрлі модульдерін және анықтау дәлдігінің нәтижелерін сынаймыз. Біз сондай-ақ жүйенің функционалдығын бағаладық. Бағалау нәтижелерін көрсету үшін графиктер пайдаланылды. Біз сондай-ақ әртүрлі жағдайларда қай модельдердің жоғары дәлдігін көру үшін алдын ала дайындалған үлгілермен деректер жинағын сынадық.

Бұл жұмысты объектінің (адамның) не істеп жатқанын және адамның ұялы телефонды немесе ноутбукты пайдаланып жатқанын анықтау сияқты объектілердің әрекетін анықтау үшін де кеңейтуге болады. Басқаша айтқанда, белгілі бір объектінің әрекетін анықтау үшін жүйе интеллектуалды әрекет етуі керек. Егер адам көлік жүргізіп жатса, жүйе бұл ақпаратты анықтауы және көрсетуі керек. Жолдағы көліктердің қозғалысын бақылау үшін бұл жүйені кеңейту де өте қызықты болады. Қозғалыстағы объектінің жылдамдығы бағдарламалаудың қандай да бір түрін пайдалана отырып, осы мақсат үшін есептеледі және экранда шығыс көрсетіледі. Екінші жағынан, бейнебақылау камерасы бағдарламаланған болуы керек, осылайша ол осы жүйені жолда қозғалатын көліктердің қозғалысын (жылдамдығын) есептей алады.

## ПАЙДАЛАНЫЛҒАН ӘДЕБИЕТТЕР ТІЗІМІ

1. Ahmad, I., Ullah, I., Khan, W. U., Ur Rehman, A., Adrees, M. S., Saleem, M. Q., et al. (2021). Efficient algorithms for E-healthcare to solve multiobject fuse detection problem. *J. Healthc. Engin.* 2021:9500304.
2. Ahmad, S., Ullah, T., Ahmad, I., Al-Sharabi, A., Ullah, K., Khan, R. A., et al. (2022). A novel hybrid deep learning model for metastatic cancer detection. *Comput. Intell. Neurosci.* 2022:8141530. doi: 10.1155/2022/8141530
3. Asadi, K., Ramshankar, H., Pullagurla, H., Bhandare, A., Shanbhag, S., Mehta, P., et al. (2018). Building an integrated mobile robotic system for real-time applications in construction. *arXiv* (preprint) arXiv:1803.01745. doi: 10.3390/s131217222
4. Bian, X., Chen, Y., Wang, S., Cheng, F., and Cao, H. (2021). “Medical Waste Classification System Based on OpenCV and SSD-MobileNet for 5G,” in *2021 IEEE wireless communications and networking conference workshops (WCNCW)*, (Nanjing: IEEE), 1–6. doi: 10.1109/WCNCW49093.2021.9420036
5. Biswas, D., Su, H., Wang, C., and Stevanovic, A. (2019). Speed estimation of multiple moving objects from a moving UAV platform. *ISPRS Int. J. Geo-Inf.* 8:259. doi: 10.3390/ijgi8060259
6. Chandan, G., Jain, A., and Jain, H. (2018). “Real time object detection and tracking using Deep Learning and OpenCV,” in *2018 international conference on inventive research in computing applications (ICIRCA)*, (Coimbatore: IEEE), 1305–1308. doi: 10.1109/ICIRCA.2018.8597266
7. Chen, Y., Li, W., Sakaridis, C., Dai, D., and Van Gool, L. (2018). “Domain adaptive faster r-cnn for object detection in the wild,” in *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, Salt Lake, UT, 3339–3348. doi: 10.1109/CVPR.2018.00352
8. Du, J. (2018). Understanding of object detection based on CNN family and YOLO. *J. Phys. Conf. Ser.* 1004:012029. doi: 10.1088/1742-6596/1004/1/012029
9. Girshick, R., Donahue, J., Darrell, T., and Malik, J. (2015). Region-based convolutional networks for accurate object detection and segmentation. *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.* 38, 142–158. doi: 10.1109/TPAMI.2015.2437384
10. Han, K., Sun, M., Zhou, X., Zhang, G., Dang, H., and Liu, Z. (2017). “A new method in wheel hub surface defect detection: Object detection algorithm based on deep learning,” in *2017 international conference on advanced mechatronic systems (ICAMechS)*, (Xiamen: IEEE), 335–338.
11. Hoang Ngan Le, T., Zheng, Y., Zhu, C., Luu, K., and Savvides, M. (2016). “Multiple scale faster-rcnn approach to driver’s cell-phone usage and hands on steering wheel detection,” in *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition workshops*, (Las Vegas: IEEE), 46–53.
12. Hung, J., and Carpenter, A. (2017). “Applying faster R-CNN for object detection on malaria images,” in *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition workshops*, (Piscataway: IEEE), 56–61. doi: 10.1109/cvprw.2017.112

13. Khan, R., Yang, Q., Ullah, I., Rehman, A. U., Tufail, A. B., Noor, A., et al. (2022). 3D convolutional neural networks based automatic modulation classification in the presence of channel noise. *IET Commun.* 16, 497–509. doi: 10.1049/cmu2.12269
14. Lee, Y., Kim, H., Park, E., Cui, X., and Kim, H. (2017). “Wide-residual-inception networks for real-time object detection,” in *2017 IEEE intelligent vehicles symposium (IV)*, (Piscataway: IEEE), 758–764. doi: 10.1109/IVS.2017.7995808
15. Luo, W., Yang, B., and Urtasun, R. (2018). “Fast and furious: Real time end-to-end 3d detection, tracking and motion forecasting with a single convolutional net,” in *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, Salt Lake, UT, 3569–3577. doi: 10.1109/CVPR.2018.00376
16. Manana, M., Tu, C., and Owolawi, P. A. (2017). “A survey on vehicle detection based on convolution neural networks,” in *2017 3rd IEEE international conference on computer and communications (ICCC)*, (Chengdu: IEEE), 1751–1755. doi: 10.1016/j.scitotenv.2021.150041
17. Manana, M., Tu, C., and Owolawi, P. A. (2018). “Preprocessed faster RCNN for vehicle detection,” in *2018 international conference on intelligent and innovative computing applications (ICONIC)*, (Mon Tresor: IEEE), 1–4. doi: 10.1002/jemt.23908
18. Mansoor, A., Porras, A. R., and Linguraru, M. G. (2019). “Region proposal networks with contextual selective attention for real-time organ detection,” in *2019 IEEE 16th international symposium on biomedical imaging (ISBI 2019)*, (Venice: IEEE), 1193–1196. doi: 10.1109/ISBI.2019.8759480
19. Mao, H., Yao, S., Tang, T., Li, B., Yao, J., and Wang, Y. (2016). Towards real-time object detection on embedded systems. *IEEE Trans. Emerg. Topics Comp.* 6, 417–431. doi: 10.1109/TETC.2016.2593643
20. Martinez-Alpiste, I., Golcarenenrenji, G., Wang, Q., and Alcaraz-Calero, J. M. (2022). Smartphone-based real-time object recognition architecture for portable and constrained systems. *J. Real-Time Image Process.* 19, 103–115. doi: 10.1007/s11554-021-01164-1



## ҒЫЛЫМИ ЖЕТЕКШІНІҢ ПІКІРІ

дипломдық жұмысқа

Қуат Ернұр Досжанұлы

6B06201 «Телекоммуникация» білім беру бағдарламасы

Тақырыбы: Сенсорлы датчиктер көмегімен объектіні анықтауға арналған  
құрылғын әзірлеу

Студент ұсынған «Сенсорлы датчиктер көмегімен объектіні анықтауға арналған құрылғын әзірлеу» дипломдық жобасы заманауи технологияларды пайдалана отырып, объектілерді анықтау және бақылау жүйелерін әзірлеу саласына маңызды үлес болып табылады.

Жоба объектілерді анықтау мәселесін терең түсінуді және сенсорлық сенсорларды қолдану арқылы оны шешудің креативті тәсілін көрсетеді. Нысанды анықтау құрылғысын әзірлеу идеясы қауіпсіздік, бақылау және процестерді автоматтандыру саласында жаңа перспективалар ашады.

Жоба ұйымдастырудың жоғары деңгейімен және техникалық құзыреттілікпен орындалды. Сенсорлық сенсорларды таңдау және оларды біріктіру әдістері туралы дәлелдер нақты және негізделген болды. Сонымен қатар, студент құрылғының прототипін сәтті жүзеге асырды және оның функционалдығын тексеру үшін эксперименттер жүргізді.

Жобаны одан әрі дамыту үшін объектілерді анықтау дәлдігін жақсарту, құрылғының функционалдығын кеңейту және оны қауіпсіздік, медицина, өнеркәсіп және үйді автоматтандыру сияқты әртүрлі салаларда қолдану мүмкіндіктері қарастырылуы мүмкін.

Тұтастай алғанда, жоба жоғары бағалауға лайық және анықтау және бақылау жүйелерін дамыту жолындағы маңызды қадам болып табылады. Студент/студент осы салада табысты дамуды жалғастыратынына және ғылыми және техникалық қоғамдастыққа одан әрі үлес қосатынына сенімдімін.

Студент, Қуат Ернұр Досжанұлы дипломдық жұмысты жазу барысында жетекші нұсқаулығымен өз бетінше жұмыс істеу қабілетін көрсетті. Дипломдық жұмыс «90/А-/ өте жақсы» деп бағаланды, ал **Қуат Ернұр Досжанұлын** 6B06201 «Телекоммуникация» білім беру бағдарламасы бойынша «Ақпараттық коммуникациялық технологиялар» бакалавры академиялық дәрежесіне ұсынамын.

Ғылыми жетекші  
ЭТЖҒТ каф. аға оқытушы,  
техника ғылымдарының магистрі  
Марксұлы С.

« 27 » 05 2024 ж.



Дипломдық жобаға  
РЕЦЕНЗИЯ

Қуат Ернұр Досжанұлы

6B06201 Телекоммуникация

Тақырыбына: «Сенсорлы датчиктер көмегімен объектіні анықтауға арналған құрылғын әзірлеу»

Орындалды:

- а) графикалық бөлім 17 парақ;  
б) түсініктеме 52 бет.

**ЖҰМЫСҚА ЕСКЕРТУ**

«Сенсорлы датчиктер көмегімен қалдықтарды іріктеуге арналған құрылғы әзірлеу» тақырыбындағы дипломдық жоба заманауи технологияларды пайдалана отырып, қалдықтарды басқару мәселесін шешудің инновациялық тәсілі болып табылады.

Бұл жобаның басты артықшылықтарының бірі оның экология және тұрақты даму саласындағы әлеуеті болып табылады. Қалдықтарды басқару мәселесі қазіргі әлемде өзекті бола түсуде және қалдықтарды автоматты түрде іріктеуге және жіктеуге қабілетті құрылғыны әзірлеу қоршаған ортаны жақсарту жолындағы маңызды қадам болып табылады.

Құрылғыда сенсорлық сенсорларды пайдалану қалдықтардың әртүрлі түрлерін дәл және тиімді анықтауға мүмкіндік беретінін ескеру маңызды. Бұл қалдықтарды жинау процесін жеңілдетіп қана қоймай, оларды кейіннен қайта өңдеу мен кәдеге жарату тиімділігін арттыруға мүмкіндік береді.

Графикалық және мәтіндік материалдар МСТҚ талабына сәйкес жазылған. Бұл дипломдық жоба жоғарғы оқу орындарының талаптарына сай жеткілікті жоғарғы дәрежеде жазылған.

**ЖҰМЫСТЫҢ БАҒАСЫ**

Жалпы, дипломдық жобаға «өте жақсы» (90%) деген баға, ал студент Қуат Ернұр Досжанұлын 6B06201 «Телекоммуникация» білім беру бағдарламасының «Ақпараттық коммуникациялық технологиялар бакалавры» дәрежесіне лайықты деп санаймын.

**Рецензент:**

М.Тынышбаев атындағы АЛТ университеті,  
PhD, «Ақпараттық және коммуникациялық  
Технологиялар» кафедрасының меңгерушісі

Д.Т. Касымова

«29» \_\_\_\_\_ 2024 ж.





## Протокол

### о проверке на наличие неавторизованных заимствований (плагиата)

Автор: Қуат Ернұр Досжанұлы

Соавтор (если имеется):

Тип работы: Дипломная работа

Название работы: Сенсорлы датчиктер көмегімен объектіні анықтауға арналған құрылғын әзірлеу

Научный руководитель: Сұңғат Марқсұлы

Коэффициент Подобия 1: 3.2

Коэффициент Подобия 2: 1.9

Микропробелы: 38

Знаки из здругих алфавитов: 0

Интервалы: 0

Белые Знаки: 0

#### После проверки Отчета Подобия было сделано следующее заключение:

Заимствования, выявленные в работе, является законным и не является плагиатом. Уровень подобия не превышает допустимого предела. Таким образом работа независима и принимается.

Заимствование не является плагиатом, но превышено пороговое значение уровня подобия. Таким образом работа возвращается на доработку.

Выявлены заимствования и плагиат или преднамеренные текстовые искажения (манипуляции), как предполагаемые попытки укрытия плагиата, которые делают работу противоречащей требованиям приложения 5 приказа 595 МОН РК, закону об авторских и смежных правах РК, а также кодексу этики и процедурам. Таким образом работа не принимается.

Обоснование:

2024-05-24

Дата



Сұңғат Марқсұлы

проверяющий эксперт

## Протокол

### о проверке на наличие неавторизованных заимствований (плагиата)

**Автор:** Куат Ернұр Досжанұлы

**Соавтор (если имеется):**

**Тип работы:** Дипломная работа

**Название работы:** Сенсорлы датчиктер көмегімен объектіні анықтауға арналған құрылғын әзірлеу

**Научный руководитель:** Сұңғат Марқсұлы

**Коэффициент Подобия 1:** 3.2

**Коэффициент Подобия 2:** 1.9

**Микропробелы:** 38

**Знаки из других алфавитов:** 0

**Интервалы:** 0

**Белые Знаки:** 0

**После проверки Отчета Подобия было сделано следующее заключение:**

Заимствования, выявленные в работе, является законным и не является плагиатом. Уровень подобия не превышает допустимого предела. Таким образом работа независима и принимается.

Заимствование не является плагиатом, но превышено пороговое значение уровня подобия. Таким образом работа возвращается на доработку.

Выявлены заимствования и плагиат или преднамеренные текстовые искажения (манипуляции), как предполагаемые попытки укрытия плагиата, которые делают работу противоречащей требованиям приложения 5 приказа 595 МОН РК, закону об авторских и смежных правах РК, а также кодексу этики и процедурам. Таким образом работа не принимается.

Обоснование:

2024-05-24

*Дата*

*Заведующий кафедрой*



**Университеттің жүйе администраторы мен Академиялық мәселелер департаменті  
директорының ұқсастық есебіне талдау хаттамасы**

Жүйе администраторы мен Академиялық мәселелер департаментінің директоры көрсетілген еңбекке қатысты дайындалған Плагиаттың алдын алу және анықтау жүйесінің толық ұқсастық есебімен танысқанын мәлімдейді:

**Автор: Қуат Ернұр Досжанұлы**

**Тақырыбы: Сенсорлы датчиктер көмегімен объектіні анықтауға арналған құрылғын әзірлеу**

**Жетекшісі: Сұңғат Марксұлы**

**1-ұқсастық коэффициенті (30): 3.2**

**2-ұқсастық коэффициенті (5): 1.9**

**Дәйексөз (35): 0.6**

**Әріптерді ауыстыру: 0**

**Аралықтар: 0**

**Шағын кеңістіктер: 38**

**Ақ белгілер: 0**

**Ұқсастық есебін талдай отырып, Жүйе администраторы мен Академиялық мәселелер департаментінің директоры келесі шешімдерді мәлімдейді :**

Ғылыми еңбекте табылған ұқсастықтар плагиат болып есептелмейді. Осыған байланысты жұмыс өз бетінше жазылған болып санала отырып, қорғауға жіберіледі.

Осы жұмыстағы ұқсастықтар плагиат болып есептелмейді, бірақ олардың шамадан тыс көптігі еңбектің құндылығына және автордың ғылыми жұмысты өзі жазғанына қатысты күмән тудырады. Осыған байланысты ұқсастықтарды шектеу мақсатында жұмыс қайта өңдеуге жіберілсін.

Еңбекте анықталған ұқсастықтар жосықсыз және плагиаттың белгілері болып саналады немесе мәтіндері қасақана бұрмаланып плагиат белгілері жасырылған. Осыған байланысты жұмыс қорғауға жіберілмейді.

**Негіздеме:**

**2024-05-24**

*Күні*

*Кафедра меңгерушісі*

