

ӘОЖ 004.04; 004.8
FTAMP 28.23.27

<https://doi.org/10.55452/1998-6688-2025-22-3-161-175>

^{1,2}**Смурыгин В.В.,**

бакалавр, бағдарламалық жасақтама инженері, ORCID ID: 0009-0009-8699-159X,
e-mail: valentinsmurygin@gmail.com

^{2*}**Еримбетова А.С.,**

PhD, т.ғ.к., қауымдастырылған профессор, ORCID ID: 0000-0002-2013-1513,
*e-mail: aigerian@mail.ru

^{1,2}**Кучин Я.,**

магистр, аға ғылыми қызметкер, ORCID ID: 0000-0002-5271-9071,
e-mail: ykuchin@mail.ru

^{1,2}**Сымагулов А.,**

магистр, бағдарламалық жасақтама инженері, ORCID ID: 0000-0001-9974-3215,
e-mail: asmogulove00@gmail.com

¹Satbayev University, Алматы қ., Қазақстан

²ҚР ҒЖБМ ҒК Ақпараттық және есептеу технологиялары институты,
Алматы қ., Қазақстан

ҚАШЫҚТЫҚТАН ЗОНДТАУ МЕН КОМПЬЮТЕРЛІК КӨРУ ТЕХНОЛОГИЯЛАРЫНА НЕГІЗДЕЛГЕН ИНТЕЛЛЕКТУАЛДЫ КАРТОГРАФИЯ ЖӘНЕ ФАКТОРЛАРДЫ ТАНУ ЖҮЙЕСІ

Аңдатпа

Қазіргі ауыл шаруашылығы климаттың өзгеруі, топырақ құнарлылығының төмендеуі, су ресурстарының тапшылығы, биологиялық қатерлер және антропогендік факторлардың теріс әсері сияқты бірқатар маңызды сын-қатерлерге тап болып отыр. Бұл мәселелердің ішінде егіс алқаптарының арамшөптермен ластануы ерекше орын алады, ол нақты мониторинг пен уақытылы әрекет етуді қажет етеді. Осы зерттеу ұшқышсыз ұшу аппараттары (ҰҰА) деректері негізінде арамшөптерді жоғары геокеңістікті дәлдікпен автоматты түрде тану және картографиялау жүйесін әзірлеуге бағытталған. Ұсынылған тәсіл арамшөптерді анықтау үшін компьютерлік көру алгоритмдерін қолдануды, тану сапасын арттыру үшін деректерді аугментациялау әдістерін және анықталған арамшөптердің геобайланысын қамтамасыз етуге арналған авторлық карталарды біріктіру әдісін қамтиды. Эксперименттік сынақтар әзірленген жүйенің арамшөптерді автоматты түрде анықтау және олардың таралуының геобайланысты карталарын құрудағы тиімділігін көрсетті. Бұл жүйені енгізу ауыл шаруашылығы өндірушілеріне арамшөптер басқан жерлерді нүктелік өндеуге, гербицидтерді тиімді пайдалануға және арамшөптерге қарсы күрестің нәтижелілігін арттыруға мүмкіндік береді.

Тірек сөздер: картаға түсіру, қашықтықтан зондтау, ұшқышсыз ұшу аппараттары (ҰҰА), компьютерлік көру, деректерді аугментациялау.

Кіріспе

Қазіргі ауыл шаруашылығы агроөнеркәсіп өндірісінің өнімділігі мен тұрақтылығына теріс әсер ететін көптеген факторларға тап болуда. Топырақтың жай-күйі, су ресурстарының тапшылығы, зиянкестер мен өсімдік ауруларының таралуы, сондай-ақ арамшөптердің белсенді көбеюі – мұның барлығы ауыл шаруашылығы өндірушілері үшін елеулі сын-қатерлер туындатады.

Топырақ құрылымының бұзылуы, қоректік заттардың жетіспеушілігі, қышқылдылықтың артуы және эрозия сияқты мәселелер өнімділіктің төмендеуіне, ауыл шаруашылығы өнімдерінің

сапасының нашарлауына алып келеді. Ал судың жетіспеушілігі топырақтың деградациясына және оның құнарлылығының төмендеуіне одан да жойқын әсер етеді. Сонымен қатар, өсімдік зиянкестері мен аурулары, сондай-ақ арамшөптер мәдени дақылдармен ресурстар үшін бәсекелесе отырып, өнімділікті едәуір төмендетеді. Бұл жағдайлар уақытылы әрі тиімді бақылау шараларын талап етеді.

Топырақты өңдеу, суару, химиялық заттар мен гербицидтерді қолдану сияқты осы мәселелермен күресудің дәстүрлі әдістерінің өз шектеулері бар. Өңдеу көп еңбекті қажет етеді, ал химиялық әсер қоршаған ортаға теріс ықпал етуі мүмкін. Сонымен қатар, бұл әдістер проблемалық аймақтарды анықтау тұрғысынан дәлдік пен жеделдікті әрдайым қамтамасыз ете алмайды. Осыған байланысты мониторинг тиімділігін арттырып, агротехникалық процестерді басқаруды жақсартатын инновациялық технологияларды қолдану қажеттілігі туындайды.

Осындай шешімдердің бірі – ұшқышсыз ұшу аппараттарын (ҰҰА), мультиспектрлі камераларды және компьютерлік көру алгоритмдерін пайдалану. Бұл технологиялар ауыл шаруашылығы жерлерінің жағдайын дәлірек және жедел талдауға жаңа мүмкіндіктер ашады. ҰҰА топырақтың спектрлік талдауын жүргізуге, су тапшылығының белгілерін анықтауға, сондай-ақ өсімдік аурулары, зиянкестер мен арамшөптерді олардың дамуының ерте кезеңдерінде анықтауға мүмкіндік беретін жоғары сапалы кескіндер алуға жағдай жасайды. Заманауи машиналық оқыту алгоритмдері мен нейрондық желілер бұл мәселелерді тек тануға ғана емес, сонымен қатар олардың дамуын болжауға да көмектеседі. Бұл өз кезегінде дер кезінде қажетті шаралар қабылдауға мүмкіндік береді.

Осылайша, дәстүрлі әдістерді қашықтықтан зондтау мен компьютерлік көру сияқты озық технологиялармен үйлестіру егіншілік мәселелерін бақылаудың дәлдігі мен тиімділігін едәуір арттыруға мүмкіндік береді. Бұл зерттеу – өнімділікті арттыруға, шығындарды азайтуға және ауыл шаруашылығының тұрақты дамуын қамтамасыз етуге бағытталған заманауи технологияларды пайдалана отырып, аграрлық кедергілерді картаға түсіру және тану жүйесін әзірлеуге арналған.

Зерттеуге байланысты жұмыстар. Соңғы жылдары ауыл шаруашылығы саласында агро-өнеркәсіп өндірісінің тиімділігін арттыруға бағытталған жаңа технологиялардың белсенді түрде енгізілуі байқалуда. Осындай технологиялардың бірі – ауыл шаруашылығы алқаптарының жай-күйін бақылау мақсатында қашықтықтан зондтау мен ұшқышсыз ұшу аппараттарын (ҰҰА) пайдалану. Атап айтқанда, топырақ пен өсімдіктердің жағдайын бағалау үшін ҰҰА қолдану бойынша жүргізілген зерттеулер топырақ ылғалдылығы, эрозия, коректік заттардың таралуы және өсімдік аурулары сияқты факторларды анықтауда жоғары тиімділік көрсетіп отыр.

ҰҰА пайдаланудың маңызды артықшылықтарының бірі – жоғары сапалы кескіндерді алу мүмкіндігі, кейін олар әртүрлі деректерді өңдеу әдістері арқылы талданады. Мысалы, зерттеулер [1, 2] мультиспектрлік камералар көмегімен алынған деректер топырақ құрамын дәл анықтауға, су тапшылығы бар аймақтарды анықтауға, сондай-ақ аурулар мен зиянкестерден зақымдалған өсімдіктерді табуға мүмкіндік беретінін көрсетті. Мұндай ақпарат ауыл шаруашылығы жерлерін бағалау дәлдігін арттырып, егін жоғалту қаупін азайтуға және уақытылы әрекет етуге жағдай жасайды.

Бұл саладағы маңызды бағыттардың бірі – арамшөптер мен басқа да проблемалық өсімдіктерді тану үшін компьютерлік көру алгоритмдерін қолдану. Мәселен, зерттеу [3] нейрондық желілер көмегімен арамшөптердің әртүрлі түрлерін дәл анықтап қана қоймай, сонымен қатар ҰҰА-дан алынған спектрлік деректер негізінде олардың таралуын болжауға болатынын көрсетеді. Мұндай тәсіл гербицидтерді тиімді қолдануға, олардың шығынын азайтуға және қоршаған ортаға зиянды әсерді төмендетуге мүмкіндік береді.

Сондай-ақ, машиналық оқыту үлгілерін жетілдіру мақсатында деректерді күшейту әдістерін қолдану бойынша да зерттеулер жүргізілуде. Атап айтқанда, жұмыстар [4] кеңейтілген кескіндер арқылы толықтырылған деректер жиынтығы арамшөптерді ғана емес, сондай-ақ су тапшылығы немесе аурулар салдарынан туындайтын өсімдік стресін анықтауға мүмкіндік

беретінін көрсетеді. Бұл нәтижелер егіншілікке кедергі келтіретін факторларды тану мен картаға түсіру жүйелерін әрі қарай дамытуда маңызды рөл атқарады.

Ауыл шаруашылығы жерлерін картаға түсіру және бақылауға арналған барлық осы технологияларды бірыңғай жүйеге біріктіру агротехнологиялық дамудың келесі кезеңін айқындайды. Мысалы, зерттеулер [5] геоақпараттық жүйелерді (ГАЗ) ҰҰА көмегімен алынған мәліметтермен бірге пайдалану ауылшаруашылық аймақтарының нақты жағдайын көрсететін карталарды жасауға мүмкіндік беретінін көрсетеді. Бұл – агротехникалық шараларды оңтайландыру үшін аса маңызды.

Осылайша, ауыл шаруашылығы технологияларын зерттеудің қазіргі деңгейі озық шешімдерді пайдалану арқылы егіншілікке кедергі келтіретін факторларды бақылау, картаға түсіру және тану жүйелерін енгізудің жоғары әлеуеті бар екенін дәлелдейді. Мұндай технологияларды нақты өндіріс процесінде қолдану ауыл шаруашылығының тұрақтылығын арттырып, оның тиімділігін едәуір жақсартуға ықпал етеді.

Материалдар мен әдістер

Ауыл шаруашылығын тиімді жүргізу өсімдіктердің өсуі мен дамуына кедергі келтіретін факторларды уақытылы анықтауды және жоюды талап етеді. Заманауи технологиялар ауылшаруашылық жерлерін бақылаудың дәлдігі мен жеделдігін едәуір арттыруға мүмкіндік беретін детекция әдістерінің кең спектрін ұсынады.

Ең қарапайым және қолжетімді әдістердің бірі визуалды тексеру болып қала береді. Дегенмен, оның ыңғайлылығына қарамастан, оның бірқатар шектеулері бар: ол айтарлықтай уақыт шығындарын талап етеді, шағын аумақтарды қамтиды және әрқашан проблемаларды ерте анықтауға мүмкіндік бермейді. Бұл мәселелерді шешу үшін спутниктік суреттер, дрондардан аэрофототүсірілім, жердегі сенсорлар және машиналық оқыту алгоритмдері сияқты жетілдірілген технологиялар қолданылады.

Спутниктік суреттер әртүрлі спектрлердегі өсімдіктердің күйін талдауға мүмкіндік беретін ауылшаруашылық жерлеріне ауқымды шолу жасайды. Бұл дақылдардың стрестік жағдайларын, топырақ құрамының өзгеруін және басқа да ауытқуларды анықтауға көмектеседі. Осындай мәліметтердің арқасында фермерлер егістіктердегі жағдайды бақылап, уақытылы шаралар қолдана алады.

Дрондардан аэрофототүсірілім қосымша дәлдік пен егжей-тегжейлікті қамтамасыз етеді. Мультиспектрлі датчиктерді қоса алғанда, жоғары ажыратымдылықтағы камералармен жабдықталған дрондар өсімдіктердің денсаулығын үнемі бақылауға, ауруларды, зиянкестер мен арамшөптерді анықтауға мүмкіндік береді. Оларды пайдалану бақылау процесін едәуір жылдамдатады және ауылшаруашылық жұмыстарының тиімділігін арттырады.

Тағы бір маңызды құрал – жердегі сенсорлар, олар нақты уақыт режимінде топырақтың ылғалдылығы, температурасы және қоректік заттары туралы деректерді жинайды. Бұл өлшемдер, әсіресе спутниктік және дрондық деректермен үйлескенде, фермерлерге егістіктерінің жай-күйі туралы толық түсінік алуға және кез келген өзгерістерге жедел жауап беруге мүмкіндік береді.

Машиналық оқыту және компьютерлік көру технологиялары деректерді талдау процесін одан да дәлірек әрі автоматтандырылған етеді. Дрондар мен спутниктерден алынған суреттерді өңдеу арқылы олар проблемалық аймақтарды автоматты түрде анықтайды, құрғақшылық, ауру немесе арамшөптер сияқты қауіптерді жіктейді және олардың нақты орналасуын анықтайды. Деректердің үлкен көлемінде оқытылған нейрондық желілер детекцияның жоғары жылдамдығы мен дәлдігін қамтамасыз етеді, бұл ауылшаруашылық жерлерін бақылауды айтарлықтай жеңілдетеді.

Ауыл шаруашылығында заманауи технологияларды қолдану проблемаларды жедел анықтауға ғана емес, сонымен қатар уақытылы шешім қабылдау арқылы өнімділікті арттыруға мүмкіндік береді. Визуалды тексеру, спутниктік бақылау, аэрофототүсірілім, жердегі сенсорлар

және машиналық оқыту алгоритмдерін біріктіру өрістерді басқару процесін тиімдірек етеді, тәуекелдерді азайтады және ауылшаруашылық өндірісінің өнімділігін арттырады.

Нүктелік егіншіліктегі картаға түсіру негіздері. Картаға түсіру – ресурстарды тиімді пайдаланып, өнімділікті арттыруға мүмкіндік беретін нүктелік егіншіліктің негізгі элементтерінің бірі. Бұл процесс жерсеріктік суреттерден, дрондардан, жерүсті сенсорлардан және метеостанциялардан алынатын, жер бедері, топырақ құрамы, ылғалдылық пен өсімдік жағдайын сипаттайтын геокеңістікті деректерге негізделеді.

Мамандандырылған программалық жасақтамалар осы деректерді талдай отырып, топырақ құнарлылығы, ылғалдылық деңгейі, арамшөптер мен зиянкестердің таралуы сияқты көрсеткіштерге негізделген тақырыптық карталар жасайды. Мұндай карталар фермерлерге тыңайтқыштарды, пестицидтерді және су ресурстарын саралап, нақты қажеттілікке сай қолдануға мүмкіндік береді. Бұл өз кезегінде ресурстардың артық шығынын азайтып, шығынды онтайландырады.

Картаға түсіру сондай-ақ ауыспалы егіс пен топырақты өңдеуді жоспарлауға көмектесіп, ауыл шаруашылығы өндірісін дәлірек және тиімді басқаруды қамтамасыз етеді. Мұндай тәсіл өнімділікті арттырумен қатар шығындарды азайтуға және қоршаған ортаға теріс әсерді төмендетуге мүмкіндік береді.

Ауылшаруашылық жерлерін картаға түсірудің заманауи әдістері. Нақты өріс карталарын жасау үшін спутниктік суреттер, дрондар және жерүсті сенсорлар қолданылады. Спутниктер кең аумақтарды қамтып, көпспектрлі сенсорлар арқылы топырақ пен өсімдіктердің күйін талдауға мүмкіндік береді. Дрондар өсімдіктердің спектрлік сипаттамаларындағы болмашы өзгерістерді анықтау арқылы нақты учаскелерді толықтай картаға түсіруді қамтамасыз етеді. Бұл олардың стресс факторларын ерте кезеңде анықтауға көмектеседі. Жерүсті сенсорлар нақты уақыт режимінде топырақтың ылғалдылығы, температурасы мен құрамына қатысты деректерді үздіксіз жинап, жібереді.

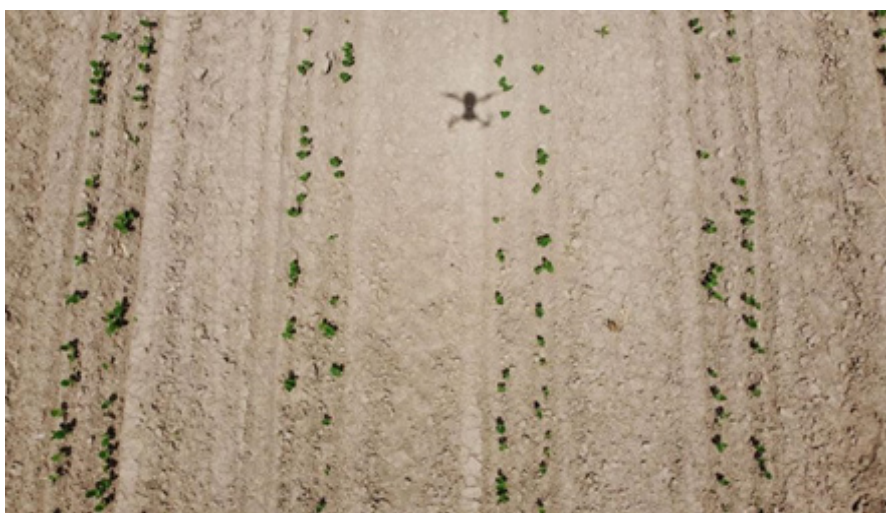
Арнайы бағдарламалық қамтамасыз ету мен машиналық оқыту алгоритмдері жиналған деректерді өңдеп, құнарлылық, ылғалдылық, арамшөптер мен зиянкестердің таралу карталарын жасайды. Бұл ақпаратты біріктіру проблемалық аймақтарды уақтылы анықтауға, ресурстарды тиімді пайдалануға және ауылшаруашылық өндірісінің жалпы тиімділігін арттыруға мүмкіндік береді.

Өсудің әртүрлі кезеңдеріндегі соя дақылдарының деректер жиынтығын қалыптастыру. Терең оқыту модельдерін үйрету үшін өсімдіктерді тануға арналған белгіленген RGB кескіндер жиынтығы жасалды. Деректер соя өсімдігінің әртүрлі өсу кезеңдерінде ауылшаруашылық алқаптарын аралау барысында 4K RGB және мультиспектрлі камералармен жабдықталған ұшқышсыз ұшу аппаратының (ҰҰА) көмегімен жиналды.

Бақылау үдерісі екі негізгі кезеңге бөлініп, бірнеше мәрте ұшу жүргізу арқылы өсімдіктердің даму барысындағы маңызды сәттерді тіркеуге мүмкіндік берді. Барлығы 5 метр биіктіктен түсірілген 190 сурет жиналды. Барлық кескіндер келесі санаттар бойынша белгіленіп, жіктелді:

- ♦ Glycine max (Соя) – үш жапырақты және сарғыш немесе ақ түсті ұсақ гүлдері бар бір жылдық бұршақ тұқымдас өсімдік.
- ♦ Amaranthus retroflexus (Ширица кері) – тармақталған сабағы, үлкен сопақша жапырақтары және жасыл гүлшоғыры бар бір жылдық арамшөп.
- ♦ Convolvulus arvensis (Далалық байлам) – сабағы жатаған, жүрек тәрізді жапырақтары мен қызғылт немесе ақ гүлдері бар көпжылдық өсімдік.
- ♦ Setaria glauca (Сұр қылтық) – жіңішке жапырақтары және қылшық тәрізді тығыз гүлшоғыры бар бір жылдық дәнді дақыл.
- ♦ Xanthium strumarium (Кәдімгі иттікен) – ірі жапырақтары мен тікенекті тұқымдары бар бір жылдық өсімдік.
- ♦ Cirsium arvense (Далалық ошаған) – тікенекті жапырақтары мен күлгін гүлдері бар көпжылдық арамшөп.

- ♦ *Echinochloa crus-galli* (Кәдімгі қарақат) – жалпақ жапырақтары мен тығыз шашақты гүлшоғыры бар ылғал сүйгіш дәнді дақыл.
 - ♦ *Hibiscus trionum* (Үшқабатты гибискус) – ортасы қара түсті, сары түсті ірі гүлдері бар бір жылдық өсімдік.
 - ♦ *Abutilon theophrasti* (Теофраст аршағы) – жүрек тәрізді жапырақтары мен сары гүлдері бар, өңделген жерлерде жиі кездесетін бір жылдық өсімдік.
- Бұл суреттердің мысалдарын 1 және 2-суреттерден көруге болады.



Сурет 1 – Сояның вегетативті өсуінің орта кезеңі



Сурет 2 – Сояның вегетативті өсуінің орта-кеш кезеңі

Жиналған деректер жиынтығы дақылдар мен арамшөптерді автоматты түрде тануға арналған модельдерді тиімді оқытуға мүмкіндік береді, бұл нақты егіншілік үшін аса маңызды.

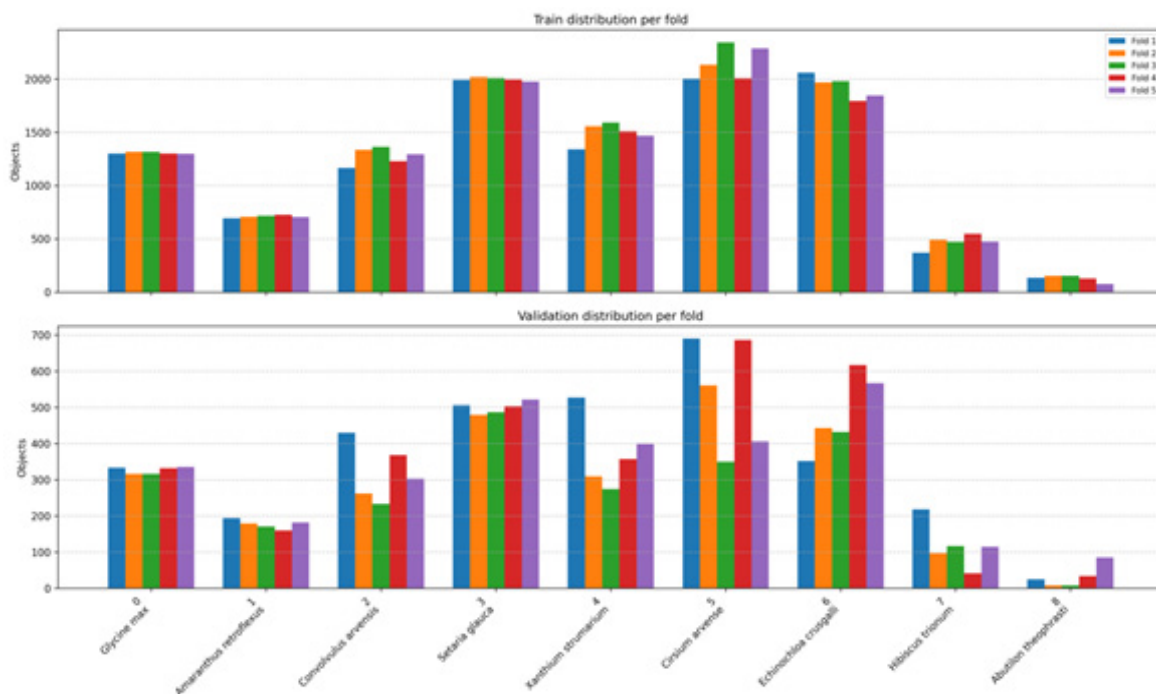
Нәтижелер мен талқылау

Арамшөптерді тану үшін YOLO (YOLOv4, YOLOv7, YOLOv8) алдын ала дайындалған модельдері қолданылды. Бұл модельдер нақты уақыттағы жоғары дәлдігі мен өнімділігімен ерекшеленеді. YOLO архитектурасы объектілерді анықтау мен оларды бір өту кезінде жіктеуді

біріктіреді, бұл суреттерді жылдам өңдеуге мүмкіндік береді. Бұл қасиет ауылшаруашылық жерлерінің аэрофотосуреттерін талдау кезінде аса маңызды.

YOLOv4 (2020) дәлдік пен жылдамдықты арттырды, YOLOv7 (2022) архитектурадағы және оқыту әдістеріндегі жетілдірулерді енгізді, ал YOLOv8 (2023) бейнелерді өңдеудің заманауи тәсілдерін, соның ішінде self-attention және трансформерлерді қолданады. YOLOv8-дің негізгі артықшылықтарының бірі – объектілерді трекинг жасау алгоритмі, ол арамшөптерді әртүрлі кадрларда бақылап, санау барысында олардың қайталануын болдырмайды, бұл талдау дәлдігі мен тиімділігін арттырады.

Алдымен 390 суреттен тұратын бастапқы деректер жиынтығы пайдаланылды, ол StratifiedKFold әдісі (sklearn кітапханасынан) арқылы 0.2 үлеспен 5 фолдқа бөлінді. 3-суретте әрбір фолдтағы, сондай-ақ оқыту және валидация жиынтықтарындағы сыныптардың таралуы егжей-тегжейлі көрсетілген. YOLOv4, YOLOv7 және YOLOv8 модельдері, сондай-ақ U-Net 300 эпох бойы оқытылды. Эксперименттердің нәтижесінде 1-кестеде көрсетілген деректер алынды. Бұл метрикалардың мәндері туралы толық мәліметті [4]-тен табуға болады.



Сурет 3 – Оқыту және валидация бөліктері үшін кластардың бөлінісі

Кесте 1 – аугментацияға дейінгі модельдің тану сапасының көрсеткіштері

Модель	mAP0.5-95	mAP0.5	precision	recall
YoLov8	0.51511	0.849	0.83931	0.809
YoLov7	0.50931	0.834	0.8193	0.7991
YoLov4	0.5116	0.8317	0.824	0.7842
U-net	0.5126	0.8328	0.828	0.802

Мұндағы деректер барлық фолдтар бойынша орташа мән ретінде алынған. Қолжеткізілген нәтиже жеткілікті жоғары болмағандықтан, деректерді күшейту арқылы оқу деректер жиынтығының көлемін ұлғайту туралы шешім қабылданды. Бұл үшін кескіндерді түрлендірудің

әртүрлі әдістерін қолданатын, жаңа вариациялар жасап, бастапқы деректерді кеңейтетін арнайы құрал – күшейткіш (augmenter) жасалды.

Бұл құрал келесі негізгі компоненттерді қамтитын класқа негізделген: өңделген деректерді сақтау жолы, процесті бақылау функциясы, қажетті жаңа кескіндер саны, бастапқы деректерге қолданылатын түрлендірулер тізімі, жасалған кескіндердің қорытынды жиынтығы және объектілер кластарының есептегіштері.

Кластық әдістері деректерді өңдеудің негізгі функцияларын орындайды. `load_data` әдісі кескіндерді жүктейді, оларды RGB форматына түрлендіреді, аннотацияларды (bounding boxes) шығарып, класс есептегіштерін жаңартады. `load_label` әдісі объектілер белгілерін келесі форматта оқиды: класс атауы, орталық координаттарының нормаланған мәндері және жақтау өлшемдері.

Негізгі күшейту алгоритмі `run` әдісінде жүзеге асырылады. Бұл әдіс объектілердің санын ескере отырып, суреттерді кездейсоқ таңдайды, оларға берілген түрлендіру тізбегін қолданады және нәтижелерді топтап (batch) сақтайды. `save_batch_data` әдісі алынған кескіндерді тиісті қалталарға жазады, ал `save_bb` аннотацияларды бастапқы форматта сақтайды.

Аугментациялық операцияларға суретті кездейсоқ айналдыру, масштабтау және ығыстыру (bounding boxes координаталарын түзете отырып), сондай-ақ гаусстық шуды қосу, жарықтылықты, контрастылықты және қанықтылықты реттеу, бұлыңғырлату кіреді. Геометриялық түрлендірулер аннотацияланған нысандардың координаталарын қайта есептеумен қатар жүреді, бұл белгілеудің дұрыстығын қамтамасыз етеді. Код деректер жиынтығын автоматты түрде кеңейтіп, әртараптандырады, бұл компьютерлік көру модельдерінің оқыту сапасын арттыру үшін аса маңызды.

Осы мақсатта Albumentations кітапханасы пайдаланылды. Трансформациялар конвейері келесі түрде болды:

- ♦ `Affine` (масштабтау) – бейненің масштабын 0.9 бен 1.1 аралығында кездейсоқ өзгерту (ықтималдығы $p = 0.7$). Бұл модельдің нысандар өлшемдерінің шамалы өзгерістеріне төзімділігін арттырады.

- ♦ `HorizontalFlip` – бейнені горизонталь бағытта аудару ($p = 0.5$). Нысандардың симметриялы нұсқаларын ескеруге көмектеседі.

- ♦ `VerticalFlip` – бейнені вертикаль бағытта аудару ($p = 0.5$). Нысандар төңкерілген түрде кездескен жағдайларда пайдалы.

- ♦ `Rotate` – бейнені $\pm 15^\circ$ шегінде кездейсоқ бұру ($p = 0.7$). Бұл модельдің нысандардың бекітілген бағдарынан тәуелділігін төмендетеді.

- ♦ `RandomBrightnessContrast` – жарықтылық пен контрастылықты ± 0.2 -ге дейін өзгерту ($p = 0.4$). Бұл қадам әртүрлі жарықтандыру жағдайларын модельдейді.

- ♦ `ISONoise` – цифрлық камераларға тән шу қосу ($p = 0.2$). Бұл модельдің “шулы” бейнелерге төзімділігін қамтамасыз етеді.

- ♦ `PadIfNeeded` – бейненің минималды өлшемін 480×480 ету үшін жиек (padding) қосу. Қажет болған жағдайда қара түспен (`fill = 0`) толтырылады. Қолдану ықтималдығы $p = 1.0$ (әрқашан).

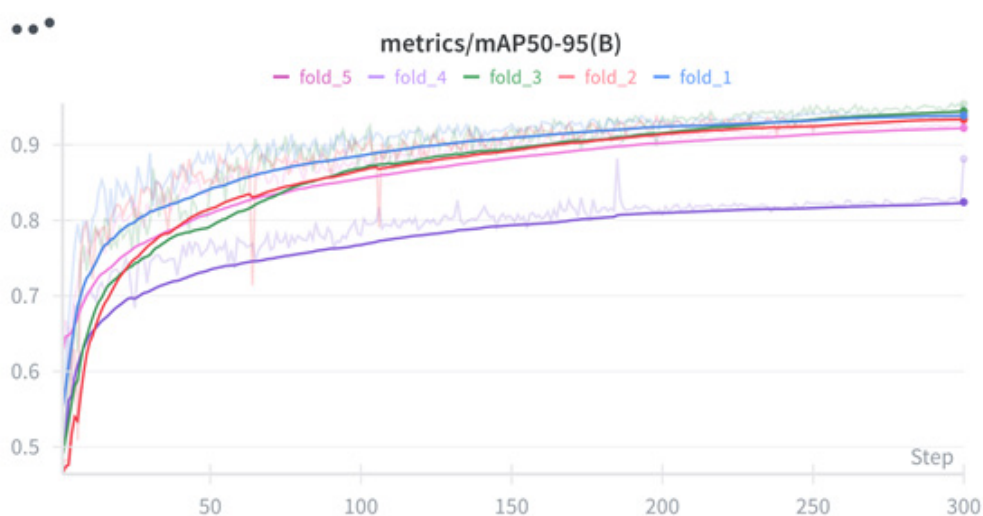
- ♦ `RGBShift` – әрбір R, G, B арнасына ± 8 бірлікке дейін кездейсоқ ығысу енгізу ($p = 0.1$). Мұндай аугментация түсті берудегі бұрмалануды модельдейді.

Нәтижесінде оқыту жиынтығында 1312 суреттен тұратын деректер жиынтығы қалыптастырылды. Олардың негізінде модельдерді оқыту жүргізілді, әрбірі 300 эпоха бойы оқытылды.

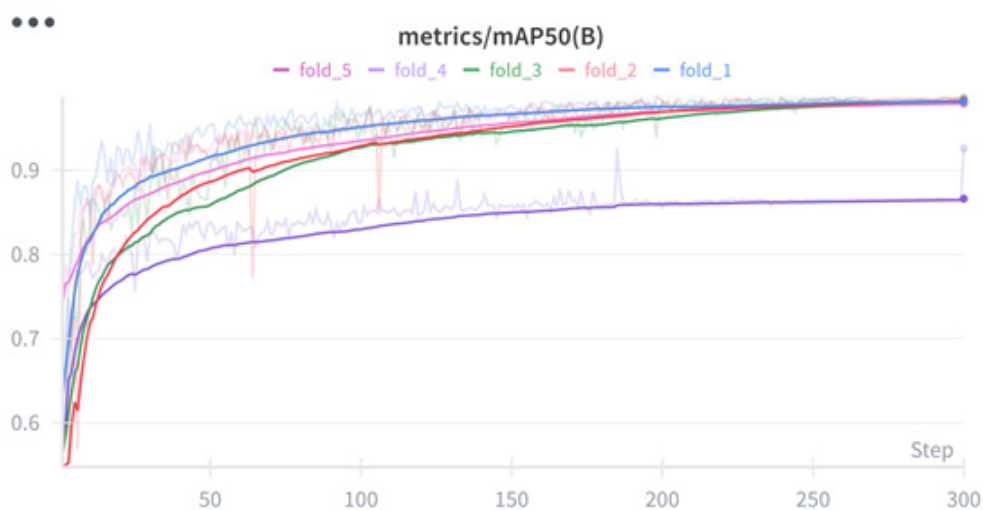
Нәтижелер 4–7 суреттерде соя алқабы үстіндегі алғашқы ұшу кезінде модельді оқыту процесін сипаттайтын графиктер түрінде ұсынылған. Бұл графиктерде X осі – эпохалар саны, ал Y осі – метрика мәндері.

Кесте 2 – аугментациядан кейінгі модельдің тану сапасының көрсеткіштері

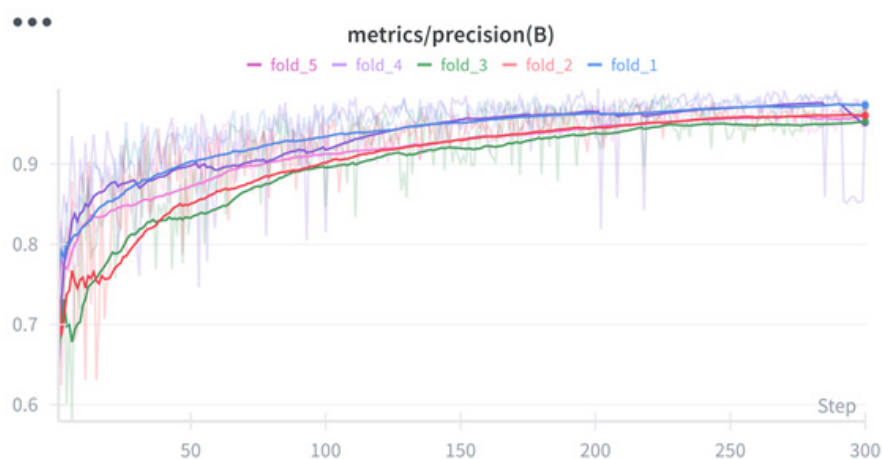
Модель	mAP0.5-95	mAP0.5	precision	recall
YoLov8	0.929	0.97316	0.97	0.9185
YoLov7	0.919	0.955	0.947	0.907
YoLov4	0.923	0.951	0.952	0.890
U-net	0.925	0.955	0.957	0.912



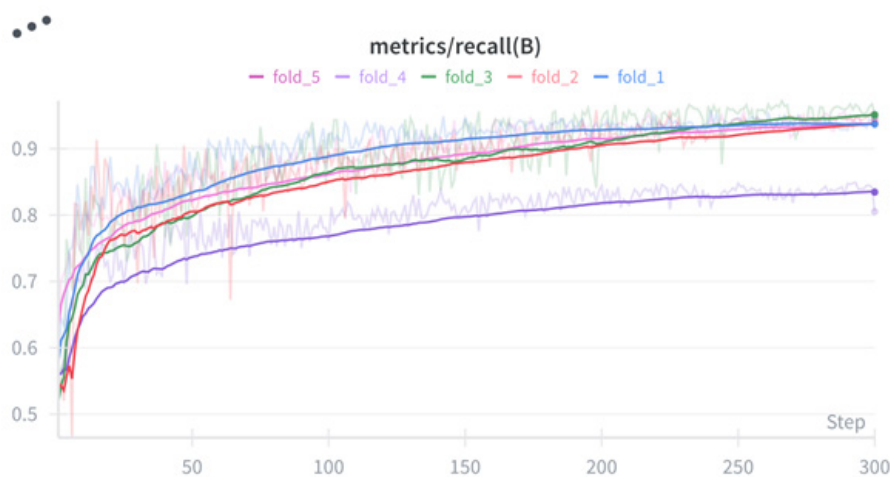
Сурет 4 – YOLOv8 үшін mAP0.5–0.95 метрикасы



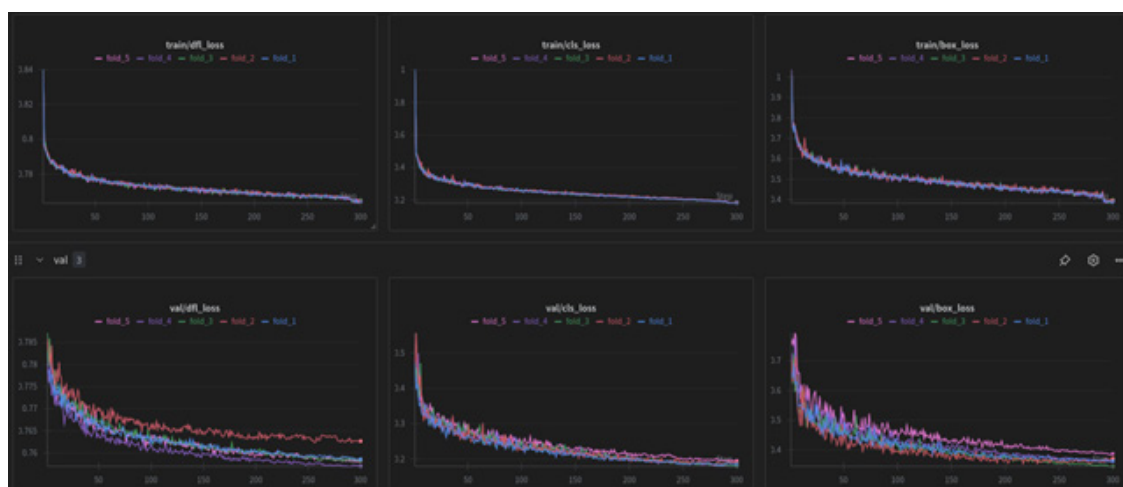
Сурет 5 – YOLOv8 үшін mAP0.5 метрикасы



Сурет 6 – YOLOv8 үшін дәлдік (Precision) метрикасы



Сурет 7 – 1-ұшым үшін толықтық (Recall) метрикасы



Сурет 8 – Фолдтар бойынша шығын функцияларының (train/val) динамикасы

Берілген деректерді талдау YOLOv8 моделінің 1 312 аугменттелген суретте оқытылған кезде толықтық (0.9185), дәлдік (0.97) және mAP50 (0.97316) бойынша ең жоғары нәтижелерге қол жеткізгенін көрсетеді.

Объектілерді санау сапасын бағалау үшін ұзақтығы 5 минуттық, БПЛА көмегімен түсірілген сол алқаптың бейнежазбасы пайдаланылды, онда барлық өсімдіктер қолмен саналды.

Кесте 3 – Арамшөптер кластарында YOLO классификациясының сапасы туралы есеп

Класс	Нақты	Болжамды	TP	FP	FN	Precision	Recall	F1
Glycine max	4282	4158	4158	28	96	0.9933	0.9774	0.985
Amaranthus retroflexus	6155	4419	4419	0	1736	1	0.72	0.84
Convolvulus arvensis	385	289	214	61	14	0.778	0.939	0.85
Setaria glauca	385	421	385	32	4	0.923	0.99	0.955
Xanthium strumarium	513	2141	513	1628	0	0.24	1	0.39
Cirsium arvense	532	173	136	9	28	0.938	0.829	0.88
Echinochloa crusgalli	15	128	15	100	13	0.13	0.536	0.209
Hibiscus trionum	27	18	12	2	4	0.857	0.75	0.8
Abutilon theophrasti	2458	2437	2355	82	103	0.97	0.96	0.96
Жалпы статистика	14752	14184				Micro=0.863 / Macro=0.758	Micro=0.859 / Macro=0.855	Micro=0.861 / Macro=0.763

Кестеде тоғыз өсімдік класы бойынша YOLO моделінің болжам нәтижелері нақты деректермен салыстырылып көрсетілген. Әрбір класс үшін таңбаланған объектілер саны (нақты), модель болжаған объектілер саны, TP (шын оң), FP (жалған оң) және FN (жалған теріс) мәндері берілген. Сонымен қатар сапа метрикалары есептелді: Precision, Recall және F1-score. Кестенің соңында барлық кластар бойынша жиынтық жол ұсынылған: нақты объектілер саны, модель болжаған объектілер саны және Micro мен Macro метрикаларының жиынтық мәндері.

Осы артықшылықтардың нәтижесінде алдын ала дайындалған YOLO модельдері өсімдіктерді дәл және жедел картаға түсіруді қамтамасыз ететін, аграрлық технологиялар саласында сұранысқа ие тиімді құралға айналуға.

Картаға түсіру жүйесін әзірлеу. Бұл жұмыста ауыл шаруашылық алқаптарындағы арамшөптерді автоматты түрде анықтау үшін ҰҰА деректерін, компьютерлік көру алгоритмдерін және кескіндерді өңдеу әдістерін біріктіретін картографиялау жүйесі жасалды.

Ауылшаруашылық жерлерінің карталарын құру үшін жоғары ажыратымдылықтағы камералармен жабдықталған ұшқышсыз ұшу аппараттарынан (дрондардан) алынған мәліметтер негіз ретінде пайдаланылды. Ауадан түсірілген суреттер өңделіп, арнайы бағдарламалық жасақтаманың көмегімен бірыңғай картаға біріктіріледі.

Бұл процесті жүзеге асыру үшін бірнеше негізгі қадамдарды орындайтын Python тілінде модуль әзірленді. Ең алдымен, әр кескіннің EXIF метадеректерінен GPS координаттары мен

түсіру биіктігі секілді мәліметтер алынады. Кейін осы деректер негізінде кескіндегі әрбір пиксель үшін географиялық координаттар есептеледі.

Одан соң әрбір бастапқы сурет бойынша географиялық координаттармен байланыстырылған уақытша GeoTIFF форматындағы файлдар жасалады. Соңғы кезеңде барлық уақытша файлдар біріктіріліп, жоғары ажыратымдылықтағы мозаикалық карта құрастырылады.

Модульді әзірлеу барысында OpenCV [6], Pillow [7], GDAL [8] және Rasterio [9] кітапханалары қолданылды. Нәтижесінде алынған шешім аэрофототүсірілімдердің нақты гео-референциясын қамтамасыз етіп, әрі қарай талдауға жарамды ауылшаруашылық алқаптарының толықтай карталарын жасауға мүмкіндік береді.



Сурет 9 – 395 RGB сурет негізінде құрылған жиынтық картаның мысалы

Тестілеу AMD Ryzen 9 6900HX (16 ядро) процессоры мен 32 Гбайт жедел жады бар жүйеде жүргізілді. Жүйе 4000×2250 пиксель ажыратымдылықтағы суреттерді өңдеу кезінде картаға түсіру процесін орындады.

Кесте 4 – Картаға түсіру жүйесінің ресурстарды пайдалану көрсеткіштері

Өңделген суреттер саны	Оперативті жадыны барынша тиімді пайдалану	Орындалу уақыты (секундпен)	қорытынды файлдың (картаның) мөлшері
100	1336	20.9	1100
400	5741	112.5	5200

10-суреттегі ұсынылған алгоритм (сол жақта) ортофотожоспарларды жоғарырақ детализациямен алуға мүмкіндік береді, соның арқасында өсімдіктердің айқын шекаралары мен қатар құрылымы сақталады. Ал WebODM (оң жақта) пикселизация мен реконструкция артефактыларына ұшыраса, біздің тәсіл автоматтандырылған талдауға да, агрономдардың визуалды интерпретациясына да жарамды деректерді қамтамасыз етеді.



Сурет 10 – Ұсынылған алгоритм арқылы жасалған біріктіру нәтижесін және WebODM арқылы құрылған ортофотожоспарды салыстыру (оң жақта – WebODM).

Аэрофотосуреттерде арамшөптер мен басқа объектілерді дәл картаға түсіру үшін компьютерлік көру алгоритмдері мен нейрондық желілер, атап айтқанда YOLO модельдері қолданылады. Бұл модельдер анықтаудың жоғары жылдамдығы мен дәлдігін қамтамасыз етеді. Анықталған арамшөптердің координаттары суреттердің метадеректері мен карта желімдеу модулінің алгоритмдері арқылы географиялық деректерге түрлендіріледі. Осылайша, жүйе арамшөптерді анықтап қана қоймай, олардың ауылшаруашылық жерлеріндегі нақты орналасуын картаға түсіреді. Бұл деректер агротехникалық шараларды уақтылы және нүктелік түрде жүзеге асыру үшін маңызды.

Жүйені сынау және жөндеу. Жүйені сынау және жөндеу процесі оның сенімділігі мен өнімділігін қамтамасыз етуге бағытталған бірнеше кезеңнен тұрады.

Модульдік тестілеу – жүйенің жеке компоненттерінің жұмысын тексереді. Бұл үшін негізгі тестілеу сыныбы пайдаланылады және ол әртүрлі функциялар мен әдістерді тексеруге оңай кеңейтіледі.

Интеграциялық тестілеу – `urls.py` файлында анықталған маршруттар бойынша жүйе модульдерінің өзара әрекеттесуін тексереді.

Жүйелік тестілеу – бүкіл жүйенің жұмысын, соның ішінде функционалдық және функционалдық емес талаптарды бағалайды. `views.py` модуліндегі көріністер пайдаланушы сұрауларын өңдейді (мысалы, тіркеу, аутентификация, жобаларды басқару және т.б.).

Тестілеуді автоматтандыру үшін Celery қолданылады, ол тапсырмаларды асинхронды түрде орындап, жалпы тестілеу уақытын қысқартады.

Логинг жүйенің күйі мен кателерін бақылауға мүмкіндік береді, ал отладка (debugging) шарттарды тексеру және отладкалық хабарламалар арқылы кателерді нақты табуға көмектеседі.

Профильдеу – жүйенің жұмысындағы тар орындарды анықтау үшін маңызды. Мысалы, кескін мозаикасын құрастыру және GPS координаттарын есептеу секілді процестерді оңтайландыру арқылы жүйенің жалпы өнімділігін айтарлықтай жақсартуға болады.

Қорытынды

Жүргізілген талдау деректерді күшейту әдістерін қолдану оқыту деректер жиынтығын кеңейту арқылы арамшөптерді тану мәселесінде компьютерлік көру үлгілерінің тиімділігін едәуір арттыратынын көрсетті.

Бірінші ұшу үшін ең жоғары нәтижелерге 1000 кеңейтілген кескінде дайындалған модель қол жеткізді, негізгі көрсеткіштер бойынша мынадай мәндер тіркелді: толықтығы – 0.89902, дәлдігі – 0.93823, mAP50 – 0.90793.

Екінші ұшу үшін ең үздік нәтиже 3000 толықтырылған кескінмен оқытылған модельге тиесілі болды, оның көрсеткіштері: толықтығы – 0.80230, дәлдігі – 0.90966, mAP50 – 0.83954, mAP50-95 – 0.74113.

Бұл нәтижелер кескіндерді күшейту әдістерін қолдану модельдердің арамшөптерді тану мүмкіндігін жақсартып, толықтық пен дәлдік көрсеткіштерін арттыратынын растайды. Алайда әрбір нақты тапсырма үшін толықтырылған кескіндердің оңтайлы санын жеке таңдау қажет, себебі деректер көлемінің шамадан тыс ұлғаюы әрдайым нәтиженің жақсаруына әкелмейді.

Сонымен қатар, ҰҰА деректеріне негізделген карта желімдеу әдісі аэрофотосуреттерді геореференциялаудың жоғары дәлдігін қамтамасыз етеді. EXIF деректерінен алынған мета-ақпарат негізінде әр пиксельдің географиялық координаттарын есептеу және GeoTIFF форматында суреттерді біріктіру ауылшаруашылық алқаптарының жоғары дәлдіктегі карталарын жасауға мүмкіндік береді. Бұл картада арамшөптер мен басқа нысандар нақты географиялық координаттармен белгіленеді, бұл агротехникалық шараларды уақтылы және нүктелік орындауға мүмкіндік береді.

Осылайша, заманауи компьютерлік көру алгоритмдерін және деректерді күшейту әдістерін қолдану негізінде егіншілікке кедергі келтіретін факторларды картаға түсіру және тану жүйесі арамшөптерді дәл анықтау мен жіктеу мәселесінде жоғары тиімділікті көрсетті. Мұндай жүйені ауыл шаруашылығында қолдану агротехникалық процестерді оңтайландыруға, шығындарды азайтуға және жалпы өнімділікті арттыруға кең мүмкіндік береді.

Қаржыландыру туралы ақпарат. Бұл жұмыс Қазақстан Республикасы Ғылым және жоғары білім министрлігі Ғылым комитетінің қаржылық қолдауымен орындалды: №AP23488745 «Төмен биіктіктегі ұшқышсыз ұшу платформаларын қолдана отырып, топырақтың тұздылығын жедел бағалау», №BR24992908 «Жасанды интеллект негізіндегі мониторинг құралдары мен әдістері кешені (Agroscope) базасында өсімдік шаруашылығындағы агротехникалық іс-шараларды қолдау жүйесі».

ӘДЕБИЕТТЕР

- 1 Mohsan, S.A.H., Othman, N.Q.H., Li, Y. Unmanned Aerial Vehicles (UAVs): Practical Aspects, Applications, Open Challenges, Security Issues, and Future Trends. *Intelligent Service Robotics*, 16, 109–137 (2023). <https://doi.org/10.1007/s11370-022-00452-4>.
- 2 Rovira-Sugranes, A., Razi, A., Afghah, F., Chakareski, J. A Review of AI-Enabled Routing Protocols for UAV Networks: Trends, Challenges, and Future Outlook. *Ad Hoc Networks*, 130, 102790 (2022). <https://doi.org/10.1016/j.adhoc.2022.102790>.
- 3 Shadrin, D. и др. Weed Detection on Embedded Systems Using Computer Vision Algorithms. *Computer Optics*, 49 (1), 85–101 (2025). <https://doi.org/10.18287/2412-6179-CO-1454>.
- 4 Mumuni, A., Mumuni, F. Data Augmentation with Automated Machine Learning: Approaches and Performance Comparison with Classical Data Augmentation Methods. *arXiv preprint*, 1, 1–29 (2025). <https://doi.org/10.48550/arXiv.2403.08352>.
- 5 Adaev, N., Amaeva, A., Israfilova, M. Monitoring the State of Agricultural Lands in the Chechen Republic Using GIS Technologies. *Reliability: Theory & Applications*, 19 (6 (81)), 189–207 (2024).
- 6 OpenCV [Electronic resource]. Available at: <https://docs.opencv.org/master/> (accessed: 05.04.2025).
- 7 Pillow [Electronic resource]. Available at: <https://pillow.readthedocs.io/> (accessed: 25.04.2025).
- 8 GDAL [Electronic resource]. Available at: <https://gdal.org/documentation/> (accessed: 25.04.2025).
- 9 Rasterio [Electronic resource]. Available at: <https://rasterio.readthedocs.io/> (accessed: 25.04.2025).

^{1,2}**Смурыгин В.В.,**

бакалавр, инженер-программист ORCID ID: 0009-0009-8699-159X,

e-mail: valentinsmurygin@gmail.com

^{2*}**Еримбетова А.С.,**

PhD, к.т.н., ассоциированный профессор, ORCID ID: 0000-0002-2013-1513,

*e-mail: aigerian@mail.ru

^{1,2}**Кучин Я.И.,**магистр, с.н.с., ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0002-5271-9071>,

e-mail: ykuchin@mail.ru

^{1,2}**Сымагулов А.,**

магистр, инженер-программист, ORCID ID: 0000-0001-9974-3215,

e-mail: asmogulove00@gmail.com

¹Satbayev University, г. Алматы, Казахстан²Институт информационных и вычислительных технологий, г. Алматы, Казахстан

ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ СИСТЕМА КАРТИРОВАНИЯ И РАСПОЗНАВАНИЯ ФАКТОРОВ НА ОСНОВЕ ТЕХНОЛОГИЙ ДИСТАНЦИОННОГО ЗОНДИРОВАНИЯ И КОМПЬЮТЕРНОГО ЗРЕНИЯ

Аннотация

Современное сельское хозяйство сталкивается с рядом серьезных вызовов, включая климатические изменения, ухудшение состояния почв, нехватку водных ресурсов, биологические угрозы и негативное влияние антропогенных факторов. Особое место среди этих проблем занимает засоренность полей, требующая точного мониторинга и своевременного реагирования. Данное исследование посвящено разработке системы автоматического распознавания и картирования сорняков с высокой геопространственной точностью на основе данных БПЛА. Предложенный подход включает применение алгоритмов компьютерного зрения для детекции сорняков, методы аугментации данных для повышения точности распознавания и авторский метод склеивания карт для обеспечения точной геопривязки выявленных сорных растений. Экспериментальные испытания подтвердили эффективность разработанной системы в задачах автоматического выявления сорняков и создания геопривязанных карт их распространения. Внедрение данной системы позволит сельхозпроизводителям проводить точечную обработку засоренных участков, оптимизировать использование гербицидов и повысить эффективность борьбы с сорной растительностью.

Ключевые слова: картирование, дистанционное зондирование, беспилотные летательные аппараты (БПЛА), компьютерное зрение, аугментация данных.

^{1,2}**Smurygin V.V.,**

Bachelor, Software Engineer, ORCID ID: 0009-0009-8699-159X,
e-mail: valentinsmurygin@gmail.com

^{2*}**Yerimbetova A.S.,**

PhD, Cand.Tech.Sc., Associate Professor, ORCID ID: 0000-0002-2013-1513,
*e-mail: aigerian@mail.ru

^{1,2}**Kuchin Y.I.,**

Master, Senior Researcher, ORCID ID: 0000-0002-5271-9071,
e-mail: ykuchin@mail.ru

^{1,2}**Symagulov A.,**

Master, Software Engineer, ORCID ID: 0000-0001-9974-3215,
e-mail: asmogulove00@gmail.com

¹Satbayev University, Almaty, Kazakhstan

²Institute of Information and Computational Technologies, Almaty, Kazakhstan

INTELLIGENT MAPPING AND FACTOR RECOGNITION SYSTEM BASED ON REMOTE SENSING AND COMPUTER VISION TECHNOLOGIES

Abstract

Modern agriculture faces a number of serious challenges, including climate change, soil degradation, water scarcity, biological threats and the negative impact of anthropogenic factors. A special place among these challenges is occupied by field weediness, which requires accurate monitoring and timely response. This study is devoted to the development of a system for automatic recognition and mapping of weeds with high geospatial accuracy based on UAV data. The proposed approach includes the application of computer vision algorithms for weed detection, data augmentation techniques to improve recognition accuracy, and the author's map splicing method to provide accurate geo-referencing of detected weeds. Experimental tests confirmed the effectiveness of the developed system in the tasks of automatic detection of weeds and creation of geo-referenced maps of their distribution. Implementation of this system will allow agricultural producers to carry out spot treatment of weedy areas, optimize the use of herbicides and increase the efficiency of weed control.

Keywords: mapping, remote sensing, unmanned aerial vehicles (UAVs), computer vision, data augmentation.

Мақаланың редакцияға түскен күні: 26.06.2025