

Байбусенов К.С., PhD, қауымдастырылған профессор, **основной автор**, <https://orcid.org/0000-0002-9957-3073>

«С.Сейфуллин атындағы Қазақ агротехникалық зерттеу университеті» КеАҚ, Астана қ., Жеңіс даңғылы 62, 010011, Қазақстан, kurmet_1987@bk.ru

Рустембаев А.Б., философия докторы (PhD), <https://orcid.org/0000-0002-1250-8034>

«С.Сейфуллин атындағы Қазақ агротехникалық зерттеу университеті» КеАҚ, Астана қ., Жеңіс даңғылы 62, 010011, Қазақстан, rustem.arman88@gmail.com

Қаспақов Е.Ж., техника ғылымдарының кандидаты, доцент, <https://orcid.org/0000-0002-1985-4538>

«С.Сейфуллин атындағы Қазақ агротехникалық зерттеу университеті» КеАҚ, Астана қ., Жеңіс даңғылы 62, 010011, Қазақстан, kaspakove@mail.ru

Елубаев Д.Р., магистр, <https://orcid.org/0000-0001-5358-7982>

«С.Сейфуллин атындағы Қазақ агротехникалық зерттеу университеті» КеАҚ, Астана қ., Жеңіс даңғылы 62, 010011, Қазақстан, dastan.yelubayev@kazatu.kz

Аманбай Ж.З., магистр, <https://orcid.org/0009-0002-1423-5276>

«С.Сейфуллин атындағы Қазақ агротехникалық зерттеу университеті» КеАҚ, Астана қ., Жеңіс даңғылы 62, 010011, Қазақстан, amanbai_zhasulan@mail.ru

Усалинов Е., магистр, <https://orcid.org/0000-0003-1907-9532>

«С.Сейфуллин атындағы Қазақ агротехникалық зерттеу университеті» КеАҚ Астана қ., Жеңіс даңғылы 62, 010011, Қазақстан, erkin.usalinov@gmail.com

Сүйеубаев О.А., магистр, <https://orcid.org/0009-0006-5284-2906>

«Республикалық фитосанитарлық диагностика және болжамдар әдістемелік орталығы» Республикалық Мемлекеттік мекемесі, Астана қ., Б.Майлин көшесі 16/4, 010011, Қазақстан, keblaro@mail.ru

Baibussenov K.S., PhD, associate professor, **the main author**, <https://orcid.org/0000-0002-9957-3073>

Seifullin Kazakh Agrotechnical Research University, Astana, Zhenis avenue 62,010011, Kazakhstan, kurmet_1987@bk.ru

Rustembayev A.B., PhD, <https://orcid.org/0000-0002-1250-8034>

Seifullin Kazakh Agrotechnical Research University, Astana, Zhenis avenue 62,010011, Kazakhstan, rustem.arman88@gmail.com

Kaspakov E.Zh., candidate of technical sciences, docent, <https://orcid.org/0000-0002-1985-4538>

Seifullin Kazakh Agrotechnical Research University, Astana, Zhenis avenue 62,010011, Kazakhstan, kaspakove@mail.ru

Yelubayev D.R., master, <https://orcid.org/0000-0001-5358-7982>

Seifullin Kazakh Agrotechnical Research University, Astana, Zhenis avenue 62,010011, Kazakhstan, dastan.yelubayev@kazatu.kz

Amanbay Zh.Z., master, <https://orcid.org/0009-0002-1423-5276>

Seifullin Kazakh Agrotechnical Research University, Astana, Zhenis avenue 62,010011, Kazakhstan, amanbai_zhasulan@mail.ru

Ussalinov Ye., master, <https://orcid.org/0000-0003-1907-9532>

Seifullin Kazakh Agrotechnical Research University, Astana, Zhenis avenue 62, 010011, Kazakhstan, erkin.usalinov@gmail.com

Suiubayev O.A., master, <https://orcid.org/0009-0006-5284-2906>

«Republican state institution» Republican methodological center for phytosanitary diagnostics and forecasts", Astana, 16/4 B.Mailin Street, 010011 Kazakhstan, keblaro@mail.ru

**МАШИНАЛЫҚ ОҚЫТУ ӘДІСТЕРІ МЕН КЛИМАТТЫҚ ПРЕДИКТОРЛАРДЫ ҚОЛДАНУ
АРҚЫЛЫ ҚАЗАҚСТАННЫҢ ӘР ТҮРЛІ АГРОКЛИМАТТЫҚ АЙМАҚТАРЫ
ЖАҒДАЙЫНДА ЗИЯНДЫ САЯҚ ШЕГІРТКЕЛЕРДІҢ САНДЫҚ ДИНАМИКАСЫН
МОДЕЛЬДЕУ**

**MODELING THE NUMERICAL DYNAMICS OF MIGRATORY LOCUST PESTS IN
VARIOUS AGRO-CLIMATIC ZONES OF KAZAKHSTAN USING MACHINE LEARNING
METHODS AND CLIMATIC PREDICTORS**

АННОТАЦИЯ

Шегірткелердің шабуылы Қазақстанның ауыл шаруашылығы өнімділігіне айтарлықтай қауіп төндіреді. Әрбір агроклиматтық аймақ үшін Қазақстанның Орталық, Шығыс және Солтүстік бөлігіндегі саяқ шегірткелер санын іргелі болжаушыларын анықтау мақсатында машиналық оқыту алгоритмдерінің негізінде 2003-2024 жылдар кезеңіндегі ауа-райы-климаттық және эдафикалық (топырақ) факторлардың әсеріне байланысты зерттелетін зиянкестер санының динамикасы туралы көпжылдық тарихи деректер өңделіп, талданған. Әр түрлі сипаттамалары бар агроклиматтық аймақтар қарастырылды. Аймақтарды осындай кең қамту жағдайлардың әртүрлілігін ескеруге және зерттелетін фитофагтардың санына әсер ететін негізгі факторларды (негізгі болжаушыларды) анықтауға мүмкіндік берді. Бұл зерттеу Google Earth Engine арқылы алынған ERA5 Land климаттық айнымалыларын пайдалана отырып, саяқ шегірткелердің популяциясының динамикасын болжау үшін машиналық оқыту үлгілерін қолдандық. Біз CatBoost, SARIMAX және LSTM алгоритмдерін олардың өнімділігін салыстыра отырып деректерді енгіздік. LSTM моделі уақытша тәуелділіктерді тиімді түсіре отырып, ең жақсы болжамды дәлдікке (MAE=0,36, RMSE=0,59) қол жеткізді. Нәтижелеріміз топырақтың ылғалдылығы, температурасы және жауын-шашын мөлшері сияқты климаттық болжау құрылымдарына біріктірудің маңыздылығын атап көрсетеді. Бұл нәтижелер зиянкестермен күресу үшін белгілі агроклиматтық аймаққа арналған арнайы стратегияларды, ГАЖ және компьютерлік-математикалық модельдер негізінде популяцияны болжау және бақылау әдістерін жетілдіру арқылы қол жеткізіледі.

ANNOTATION

Mass locust invasions pose a significant threat to agricultural productivity in Kazakhstan. Locust attacks pose a serious threat to Kazakhstan's agricultural productivity. In order to determine the fundamental predictors of the number of locusts in the Central, Eastern and northern parts of Kazakhstan for each agroclimatic zone, on the basis of machine learning algorithms, perennial historical data on the dynamics of the number of studied pests in the period 2003-2024, depending on the influence of weather, climatic and edaphic (soil) factors, were processed and analyzed. Agroclimatic zones with different characteristics were considered. Such a wide coverage of the regions made it possible to take into account the diversity of conditions and identify the main factors (main predictors) that affect the number of phytophages studied. In this study, using field data from 2003 to 2024 and regional climate variables from ERA5 obtained via Google Earth Engine, we applied machine learning models to forecast the population dynamics of migratory locusts. We employed CatBoost, SARIMAX, and LSTM algorithms, comparing their performance on the input datasets. The LSTM model achieved the highest prediction accuracy (MAE = 0.36, RMSE = 0.59), effectively capturing temporal dependencies. Our results emphasize the importance of incorporating climatic factors such as soil moisture, temperature, and precipitation in forecasting models. These findings contribute to the development of targeted pest control strategies tailored to specific agroclimatic zones and enhance forecasting and monitoring methods based on GIS and computational modeling.

Кілт сөздер: саяқ шегірткелер, машиналық оқыту, экологиялық болжау, қашықтан зондтау, зиянкестермен күресу, агроклиматтық аймақтар, ГАЖ технологиялар.

Key words: migratory locust, machine learning, ecological modeling, remote sensing, pest management, agroclimatic zones, GIS technologies.

Кіріспе. Қазақстанның ауыл шаруашылығы секторы ұлттық экономикада шешуші рөл атқарады, дегенмен ол зиянкестердің таралуына, әсіресе ауыл шаруашылығы дақылдары мен экожүйелерге зиян келтіретін саяқ шегірткелердің түрлеріне осал болып қала береді[1]. Агрометеорологиялық жағдайларға байланысты орта есеппен 30-50% жетуі мүмкін, ал жаппай көбею жылдарында зиян 100% жетеді[2]. Қазақстанның әртүрлі табиғи-экономикалық аймақтарында шегірткелерді жәндіктердің шамамен 270 түрі тіршілік етеді[3].

Қазақстан аумағының фитосанитариялық қауіпсіздігін қамтамасыз ету үшін күрес стратегиясынан зиянкестер популяциясын басқару стратегиясына көшу қажет. Зиянды организмдердің популяциясын басқару үшін қашықтықтан зондтау, ГАЖ және қашықтықтан бақылау әдістеріне негізделген популяцияны болжау және бақылау әдістерін жетілдіруді қажет етеді[3].

Геокеңістіктік және климаттық деректер жинақтарының өсіп келе жатқан қолжетімділігі, машиналық оқытудағы жетістіктермен үйлескенде, болжау дәлдігін арттырудың перспективалы жолын ұсынады[4]. Фитосанитарлық болжаудағы соңғы зерттеулер терең оқыту, әсіресе LSTM

сияқты қайталанатын архитектуралар жеткілікті деректер болған кезде дәстүрлі үлгілерден асып түсетінін көрсетеді. Сонымен қатар, қашықтан зондау айнымалылары мен климаттық көрсеткіштерді біріктіру күрделі фитосанитарлық процестерді модельдеуде тиімділігін көрсетті[5-6].

Бұл зерттеу Google Earth Engine арқылы өңделген ERA5 Land климаттық айнымалыларымен ұзақ мерзімді энтомологиялық зерттеулерді (2003–2024) біріктіру арқылы Қазақстандағы саяқ шегірткелердің популяциясын болжау негізін әзірлейді. Біз үш модельдеу тәсілін қарастырамыз — градиентті күшейтуге арналған CatBoost, экзогендік кірістері бар уақыт қатарларының сызықтық трендтері үшін SARIMAX және сызықты емес уақытша үлгілерді түсіру үшін LSTM[7-8].

Атап айтқанда, зерттелетін аумақ ішіндегі әрбір агроклиматтық аймақ үшін Қазақстанның Орталық, Шығыс және солтүстік бөлігіндегі зиянды саяқ шегірткелер санының динамикасы бойынша көпжылдық тарихи деректер жиналды. Ол үшін Солтүстік Қазақстан, Қостанай, Ақмола, Павлодар, Ұлытау, Қарағанды, Абай және Шығыс Қазақстан облыстарындағы зерттелетін зиянкестер санының динамикасы бойынша көп жылдық тарихи деректерді жинауға "Республикалық фитосанитариялық диагностика және болжамдар әдістемелік орталығы" облыстық филиалдарына ғылыми іссапарлар орындалды. Машиналық оқыту технологияларының көмегімен деректерді одан әрі өңдеу және талдау үшін зерттелетін объектілердің саны мен таралуы туралы деректер 2003-2024 жылдар кезеңінде жиналды. Көпжылдық деректерді өңдеу барысында зиянкестер санының көрсеткіштері ретінде -салыстырмалы қоныстану (Қс,%), негізгі қоныстану (Қн, дана/Қоныстату аймағы)және абсолютті қоныстану (Қабс, дана/м²)сияқты көрсеткіштер пайдаланылды[9-10].

Зерттеудің мақсаты – машиналық оқыту алгоритмдері мен ГАЗ технологияларын пайдалана отырып, зиянкестер санының өсуіне әсер ететін факторлар негізінде зиянды саяқ шегірткелерді болжау модельдерін әзірлеу.

Зерттеу объектілері мен әдістері. Алынған нәтижелерге зерттеу бағдарламаларды тереңірек талдау жүргізу үшін, мәліметтер ArcGIS Pro жүйесінде өңделді. Содан кейін жалпы агроклиматтық сипаттамалары бар аймақтарды анықтау үшін ISO Cluster Unsupervised Classification құралы қолданылды[8]. Бұл аймақтар векторлық көпбұрыштарға айналдырылды, бұл агроклиматтық аймақтарды түпкілікті жіктеу үшін аймақтық статистиканы жүргізуге мүмкіндік берді. Алынған мәліметтер негізінде зерттелетін аумақтағы температура мен ылғалдылық сипаттамаларындағы айырмашылықтарды көрсететін агроклиматтық аймақтар айқындалды. Осылайша, қарастырылып отырған зерттеу аумағында келесідей басым агроклиматтық аймақтар анықталды – өте ылғалды орташа жылы, орташа ылғалды орташа жылы, әлсіз ылғалды жылы, әлсіз құрғақ жылы, әлсіз құрғақ орташа ыстық, әлсіз құрғақ ыстық, таулы аймақтар.

Өте ылғалды, орташа жылы аймақ Солтүстік Қазақстан облысының бүкіл аумағын, Қостанай облысының солтүстік бөлігін, Ақмола облысының солтүстік және орталық бөлігін, сондай-ақ Павлодар облысының шеткі солтүстік бөлігін алып жатады.

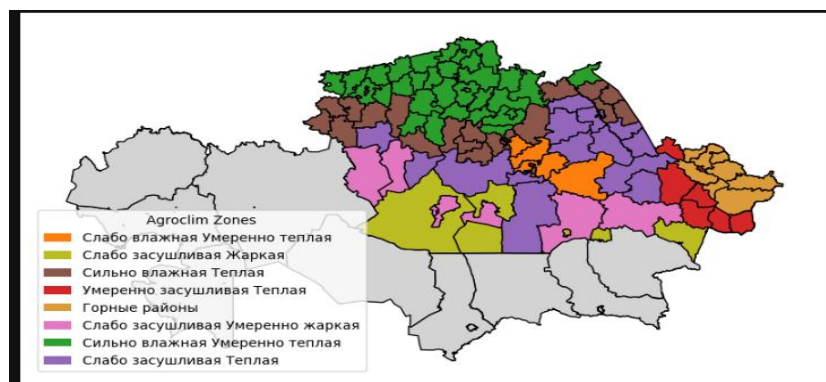
Орташа ылғалды орташа жылы аймақ Қостанай облысының орталық бөлігін, Ақмола облысының батыс және шығыс бөлігін, Павлодар облысының солтүстік және шығыс аумағының аз бөлігін алып жатады.

Әлсіз ылғалды жылы аймақ Қарағанды облысының солтүстігінен оңтүстік-шығысына қарай Қарағанды қаласы мен жақын маңдағы аудандардың айналасын алып жатады[11].

Әлсіз құрғақ жылы аймақ Қостанай облысының орталық және оңтүстік-шығыс аумағының аз бөлігін, Қарағанды облысының солтүстік-батыс және орталық бөлігін алып жатады.

Әлсіз құрғақ орташа ыстық аймақ Қостанай облысының бүкіл оңтүстік бөлігін, Ұлытау облысының шағын орталық және шығыс бөлігін, сондай-ақ Қарағанды облысының оңтүстік бөлігін Балқаш көлінің жағалау аумақтарын қамтиды.

Әлсіз құрғақ ыстық аймақ Ұлытау облысының барлық негізгі аумағын және Алакөл көлінің жағалау аумақтарын қоса алғанда, Абай облысының оңтүстік бөлігін алып жатады.



Сурет 1 – Агроклиматтық аймақтар

Зерттеу жүргізілген әрбір аудан бойынша келесі климаттық және экологиялық параметрлер жиналып, біріктірілді:

- skin_temperature — жер бетінің температурасы;
- temperature_2m — жер бетінен 2 метр биіктіктегі ауа температурасы;
- total_evaporation — булану коэффициенті;
- total_precipitation — жауын-шашын мөлшері;
- surface_net_solar_radiation — жер бетіне түсетін күн радиациясының мөлшері;
- volumetric_soil_water_layer_1 — топырақтың жоғарғы қабатындағы (0–7 см) ылғалдылық көлемі[12].

Барлық деректер әрбір өңір бойынша CSV форматында [13] сақталып, кейінгі талдау мен модельге енгізу үшін дайындалды.

Нәтижесінде 2003 жылдан 2024 жылға дейінгі аралықта бөлімді шегірткелердің саны мен климаттық параметрлер бойынша толық деректер жинағы құрылып, болжамдық модельді әзірлеуге негіз болды[14].

Зерттеу нәтижелері. Зиянды саяқ шегірткелердің санын тиімді болжау үшін машиналық оқыту мен уақыттық қатарларды талдау әдістерінің комбинациясы таңдалды. Ұзақ мерзімді климаттық деректерді өңдеуге байланысты тапсырманың ерекшеліктерін ескере отырып және уақытқа тәуелділіктерді ескере отырып, дәйекті деректермен жұмыс істеуге және күрделі сызықтық емес тәуелділіктерді анықтауға қабілетті модельдерге басты назар аударылды[15]. Модельдерді таңдаудың тағы бір маңызды критерийі олардың сандық және категориялық мүмкіндіктерді қоса алғанда, әртүрлі деректер көздерін біріктіру мүмкіндігі болды. ERA5-Land Daily Aggregated - ECMWF ClimateReanalysis деректер жинағы күнделікті тарихи климат пен ауа райы деректерін талдау үшін пайдаланылды[16]. Деректер Қазақстан аумағын қамтитын қызығушылық таңдалған аймағының әрбір пикселі үшін жиналды және 2003 жылдан 2024 жылға дейінгі кезең үшін орташа алынған.

Саяқ шегірткелердің санына климаттың әсері жылдың жылы мезгілдерінде байқалатынын ескере отырып, талдау үшін зиянкестердің дернәсілдері белсенді дамып, олардың тіршілік ету циклінің негізгі кезеңдері өтетін сәуірден қазанға дейінгі айлар таңдалды[17]. Осы кезеңде келесі параметрлер жиналды: 2 м деңгейіндегі ауа температурасы, жер бетіндегі күн радиациясы, жауын-шашын, булану деңгейі және топырақ ылғалдылығы.

Бұл деректер саяқ шегірткелердің жағдайына әсер ететін негізгі климаттық факторлар болып табылады және оларды талдау дәл болжамды модельдерді құруға көмектеседі[18].

Машиналық оқыту моделін таңдау және құру алдында қолда бар деректерді талдау қажет. Бұл түрлі болжаушы программалардың мақсатына қаншалықты әсер ететінін түсіну және осың негізінде оқыту үшін қолайлы үлгіні таңдау қажет. Бұл жұмыста деректерді талдау үшін корреляция әдісі қолданылды. 1-кестеге сәйкес әр аймақ үшін климаттық параметрлер мен сан арасындағы ең күшті анықталған корреляциялық тәуелділіктер жинақталған (әрбір агрозонаның максималды оң және теріс корреляциялары көрсетілген):

Кесте 1 – Параметрлер арасындағы корреляция

Агроклиматтық аймақ	Макс. оң корреляция	Макс. теріс корреляция
11	11 прес9 (жауын-шашын қыркүйек),	прек5 (жауын-шашын мамыр),

	+0,133	-0,086
14	skintemp9 (темп.пов. қыркүйек.), +0,359	vswl9 (топырақылғалдылығысәуір), -0,279
15	skintemp4 (темп.пов. сәуір), +0,147	vswl4 (топырақылғалдылығысәуір), -0,138
22	snsr4 (радиация сәуір), +0,247	evap4 (буланусәуір), -0,264
23	prec7 (жауын-шашыншілде), +0,224	evap8 (буланутамыз), -0,212
25	prec7 (жауын-шашыншілде), +0,187	evap8 (буланутамыз), -0,147
33	vswl4 (ылғалды. топырақ сәуір) +0,227	evap10 (булану қазан), -0,236
43	prec6 (жауын-шашынмаусым), +0,509	evap9 (булану қыркүйек), -0,437

Осыған байланысты 3 түбегейлі түрлі машиналық оқыту моделі таңдалды: CatBoost, LSTM және SARIMAX.

CatBoost жан-жақты және пайдалану оңай, бірақ уақыт қатарлары үшін оңтайландырылмаған. LSTM күрделі тізбектер үшін қуатты, бірақ ресурсты көп қажет етеді және конфигурациялау қиын. SARIMAX сызықтық маусымдық деректер үшін жақсы, бірақ сызықтық емес сценарийлерде шектеулі. Таңдау деректер түріне және тапсырмаға байланысты: кестелік үшін CatBoost, күрделі уақыт қатарлары үшін LSTM, маусымдық сызықтық процестер үшін SARIMAX[19].

Тапсырмаларымызға ең қолайлы үлгіні анықтау үшін, бұл үлгілер бір-бірілеп құрастырылады және өнімділікті бағалау метрикасын пайдаланып олардысалыстыру үшін шағын деректер жиынында оқытылады.

2-кестеден R2 CatBoost-тан кішірек болса да, LSTM моделінің ең төменгі MAE/RMSE нәтижесі бар екені анық. Дегенмен, деректер жеткіліксіз болған кезде R2 бұрмалануға өте сезімтал екенін ескерген жөн. Жаттығу толық деректермен жасалмағанын ескере отырып, бұл жағдайда теріс R2 елемеуге болады.

Кесте 2 – Әрбір үлгі үшін өнімділік көрсеткіштерін салыстыру

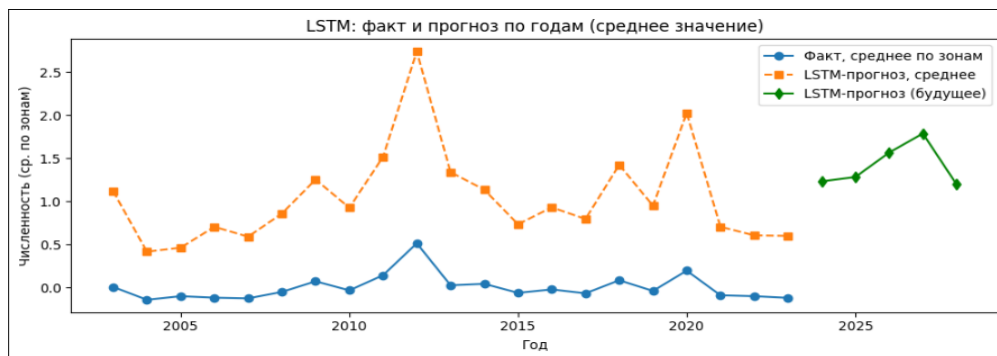
Model	MAE	RMSE	R2
CatBoost	1.29	4.73	-0.158
LSTM	0.36	0.59	-0.534
SARIMAX	1.68	3.78	-2.407

Біз метрика арқылы дәлдікті есептейміз және болжау нәтижелерін визуализациялаймыз, мұнда көк график нақты мәндер, ал қызғылт сары түсті - оқытылған үлгі бойынша болжанған мәндер (2-сурет).

LSTM моделі дәйекті деректерде күрделі уақытша тәуелділіктерді түсіру мүмкіндігінің арқасында ең жақсы нәтижелерді көрсетті.



Сурет 2 – LSTM моделін оқыту нәтижелерінің графигі



Сурет 3 – 5 жылдық болжамы бар график

Сурет 3-те 2024–2028 жылдарға арналған 5 жылдық болжам графигі. Бұл график саяқ шегірткелер популяциясының болашақтағы даму динамикасын көрсетеді. Нәтижелерге сәйкес, 2026 жылы зиянкестер саны ең жоғары деңгейге жетіп, кейіннен біртіндеп төмендейтін үрдіс байқалады. Бұл болжам көпжылдық энтомологиялық бақылау деректерімен сәйкес келеді және зиянкестердің табиғи циклдық дамуын[20] растайды. Графиктің дәлдігі болашақ климаттық параметрлерді болжаудағы шектеулерге байланысты шектелгенімен, модельдің жалпы тенденцияны анықтау қабілеті жоғары.

Тарихи мүмкіндіктер деректері болашақ жылдарды болжау үшін пайдаланылғандықтан, соңғы график дәл емес. Бұл қателердің жинақталуына және болашақ климаттық факторлардың нақты мәндерінің болмауына байланысты. Дегенмен, модель саяқ шегірткелер популяциясының жалпы тенденциясын көрсетеді, бұл оның алдын ала бағалау үшін әлеуетін растайды. Болашақта дәлдікті жақсарту үшін жаңартылған болжамдық климат деректерін пайдалануға болады, сонымен қатар күрделірек қайталанатын нейрондық желінің архитектурасы мен гибриді әдістерді қарастыруға болады. Болжамды деректерге сәйкес, барлық агроклиматтық аймақтар бойынша 2024 жылдан кейінгі болашақ жылдарда (2024–2028 жж.) зиянкестер санының артатыны және оның 2026 жылы шыңына жетіп, кейін қайта төмендейтіні көрсетіледі. Бұл ереже, негізінен, зерттелетін зиянкестер санының динамикасының 10-12 жылдық циклінің жалпы тенденциясына қайшы келмейді және осы болжамды модельдің шындыққа жанасатынын растайды.

Қорытынды. Фитосанитарлық қызметтің көпжылдық бақылау деректерін және климаттық предикторларды (температура, жауын-шашын, топырақ ылғалдылығы және күн радиациясы) талдай отырып, агроклиматтық аймақтар бойынша саяқ шегірткелердің санын болжауға арналған бірнеше машиналық оқыту модельдері әзірленді. Олардың ішінде LSTM моделі уақытша және сызықты емес тәуелділіктерді дәл қамтып, ең жоғары дәлдікке қол жеткізді (MAE = 0.36, RMSE = 0.59). Бұл нәтижелер климаттық факторлар мен зиянкестер популяциясы арасындағы күрделі байланысты анықтауға, сондай-ақ нақты агроэкологиялық жағдайларда алдын алу шараларын жоспарлауға мүмкіндік береді.

Жұмыс 2024-2026 жылдары жас ғалымдарға арналған IRN AP22784639 «Машиналық оқыту алгоритмдері мен ГАЗ технологиялары негізінде Қазақстандағы зиянды саяқ шегірткелер популяциясын фитосанитарлық болжам беруінің модельдерін әзірлеу» гранттық қаржыландыратын жобасы аясында жүргізілді.

ӘДЕБИЕТТЕР ТІЗІМІ

- 1 Куришбаев А. К., Ажбенов В. К. Превентивный подход в решении проблемы нашествия саранчи в Казахстане и приграничных территориях. [Текст] // Вестник науки Казахского агротехнического университета им. С. Сейфуллина. – Астана, 2013. – № 1 (76). – С. 42–52.
- 2 Чильдебаев М. К., Сагитов А. О., Акмоллаева А. С., Хасенов С. С. Материалы по фауне и экологии саранчовых Северного Казахстана. [Текст] // Вестник сельскохозяйственной науки. – 2004. – № 4. – С. 46–52.
- 3 Габдулов М. А., Жанаталапов Н. Ж., Маканова Г. Н. Изучение вредоносности саранчовых и организация мер борьбы. [Текст] // Западно-Казахстанский аграрно-технический университет им. Жангир хана, 2004.
- 4 Камбулин В. Е. Саранчовые в Казахстане [Текст] // Защита и карантин растений. – 2000. – № 7. – С. 12–13.
- 5 Чильдебаев М. К., Покровский О. М., Жалмухамедова Ж. Д., Иванов А.И. О прогнозировании вспышек массового размножения саранчовых с использованием климатического прогноза. [Текст] // Tethys Entomological Research X. – 2004. – 1 дек. – С. 197–206.
- 6 Wahyono T., et al. Enhanced LSTM multivariate time series forecasting for crop pest attack prediction. [Text] // ICIC Express Letters. – 2020. – Vol. 10. – P. 943–949.
- 7 Wang M., Li T. Pest and disease prediction and management for sugarcane using a hybrid autoregressive integrated moving average—a long short-term memory model. [Text] // Agriculture. – 2025. – Vol. 15, № 5. – P. 500.
- 8 Sarkar P., et al. Prediction of peak pest population incidences in jute crop based on weather variables using statistical and machine learning models: A case study from West Bengal. [Text] // Journal of Agrometeorology. – 2023. – Vol. 25, № 2. – P. 305–311.
- 9 Ажбенов В. К., Байбусенов К. С., Сарбаев А. Т. Диагностические предикторы долгосрочного прогноза популяционной динамики вредных нестадных саранчовых в Северном Казахстане. [Текст] // Вестник науки Казахского агротехнического университета им. С. Сейфуллина (пәнаралық). – Астана, 2015. – № 3 (86). – С. 38–43.
- 10 Baibussenov K., Bekbayeva A., Azhbenov V., Sarbaev A., Yatsyuk S. Investigation of factors influencing the reproduction of non-gregarious locust pests in Northern Kazakhstan to substantiate the forecast of their number and planning of protective measures. [Text] // OnLine Journal of Biological Sciences. – 2021. – Vol. 21, № 1. – P. 144–153.
- 11 Gulhane V. A., Rode S. V., Pande C. B. Correlation analysis of soil nutrients and prediction model through ISO cluster unsupervised classification with multispectral data. [Text] // Multimedia Tools and Applications. – 2023. – Vol. 82, № 2. – P. 2165–2184.
- 12 Байбусенов К. С., Аманбай Ж. З. Геоақпараттық және ақпараттық технологияларды қолдану негізінде Қазақстанның әлсіз ылғалды орташа жылы агроклиматтық аймағында саяқ шегірткелерді фитосанитарлық бақылау әдістерін жетілдіру. [Текст] // Вестник науки Казахского агротехнического исследовательского университета им. С. Сейфуллина: междисциплинарный. – Астана, 2025. – № 2/1 (126). – С. 17–28. – ISSN 2710-3757, ISSN 2079-939X.
- 13 Goparaju L., Ahmad F. Analyzing the risk related to climate change attributes and their impact, a step towards climate-smart village (CSV): a geospatial approach to bring geponics sustainability in India. [Text] // Spatial Information Research. – 2019. – Vol. 27, № 6. – P. 613–625.
- 14 Perri D. V., et al. Optimal automatic enhanced ERA5 daily precipitation data for environmental and agricultural monitoring tools in scarce data regions. [Text] // Theoretical and Applied Climatology. – 2024. – Vol. 155, № 3. – P. 1847–1856.
- 15 Камбулин В. Е., Ыскак С., Толеубаев К. М. Динамика популяций стадных саранчовых в Казахстане. [Текст] // Защита и карантин растений. – 2010. – № 4. – С. 17–20.
- 16 Lachininsky A., Fedotova A., Sergeev M. Ot idei fazovoy izmenchivosti k ponimaniyu polifenizma, stadnogo povedeniya i populyatsionnoy dinamiki stadnykh saranchovykh. [Text] // Евразийский энтомологический журнал. – 2023. – Т. 22, № 3. – С. 119–134.
- 17 Bajbusenov K. S., Azhbenov V. K., Bekbaeva A. M., Sarmanova R. S. Struktura populyacij i bioekologicheskie osobennosti kompleksa nestadnyh saranchovyh vreditel' v zemledel'cheskih rajonah Severnogo Kazahstana. [Text] // Tendencii razvitiya nauki i obrazovaniya. – 2020. – № 65-1. – S. 133–141.

18 Байбусенов К. С. Фитосанитарный мониторинг и прогноз развития и распространения нестадных саранчовых вредителей в Северном Казахстане. [Текст] // Алматы, 2021. – 184 с. – ISBN 978-601-257-316-9.

19 Chae-Yeon Lee, Ju-Yong Lee, Seung-Hee Han, Jin-Goo Kang, Jeong-Beom Lee and Dae-Ryun Choi. Performance Evaluation of PM2.5 Forecasting Using SARIMAX and LSTM in the Korean Peninsula [Text] // MDPI, Atmosphere, - 2025 – Vol. 16 (5), 524.

20 Baibussenov K., Bekbayeva A., Azhbenov V., Jatsjuk S., Sarbaev A. Investigation of factors influencing the reproduction of non-gregarious locust pests in Northern Kazakhstan // OnLine Journal of Biological Sciences. – 2021. – Vol. 21, No. 1. – P. 144–153.

REFERENCES

1 Kurishbaev A. K., Azhbenov V. K. Preventive approach to solving the problem of locust invasion in Kazakhstan and border areas // Bulletin of Science of S. Seifullin Kazakh Agro Technical University. – 2013. – No. 1(76). – P. 42–52.

2 Childebaev M. K., Sagitov A. O., Akmollaeva A. S., Hasenov S. S. Materials on the fauna and ecology of locusts in Northern Kazakhstan // Bulletin of Agricultural Science. – 2004. – No. 4. – P. 46–52.

3 Gabdulov M. A., Zhanatalapov N. Zh., Makanova G. N. Study of the harmfulness of locusts and organization of control measures // Zhangir Khan West Kazakhstan Agrarian-Technical University. – 2004.

4 Kambulin V. E. Locusts in Kazakhstan // Plant Protection and Quarantine. – 2000. – No. 7. – P. 12–13.

5 Childebaev M. K., Pokrovsky O. M., Zhalmukhamedova Zh. D., Ivanov A. I. Forecasting outbreaks of mass locust reproduction using climate forecasts // Tethys Entomological Research X. – 2004. – 1 dekabrya. – P. 197–206.

6 Wahyono T. et al. Enhanced LSTM multivariate time series forecasting for crop pest attack prediction // ICIC Express Letters. – 2020. – Vol. 10. – P. 943–949.

7 Wang M., Li T. Pest and disease prediction and management for sugarcane using a hybrid ARIMA–LSTM model // Agriculture. – 2025. – Vol. 15, No. 5. – P. 500.

8 Sarkar P. et al. Prediction of peak pest population incidences in jute crop based on weather variables // Journal of Agrometeorology. – 2023. – Vol. 25, No. 2. – P. 305–311.

9 Azhbenov V. K., Baibussenov K. S., Sarbaev A. T. Diagnostic predictors of long-term forecasting of population dynamics of harmful non-gregarious locusts // Bulletin of Science of S. Seifullin Kazakh Agro Technical University. – 2015. – No. 3(86). – P. 38–43.

10 Baibussenov K., Bekbayeva A., Azhbenov V., Sarbaev A., Jatsjuk S. Investigation of factors influencing the reproduction of non-gregarious locust pests in Northern Kazakhstan // OnLine Journal of Biological Sciences. – 2021. – Vol. 21, No. 1. – P. 144–153.

11 Gulhane V. A., Rode S. V., Pande C. B. Correlation analysis of soil nutrients and prediction model // Multimedia Tools and Applications. – 2023. – Vol. 82, No. 2. – P. 2165–2184.

12 Baibussenov K. S., Amanbaj Zh. Z. Improvement of phytosanitary control methods for non-gregarious locusts in Kazakhstan // Bulletin of Science of S. Seifullin Kazakh Agro Technical Research University: Interdisciplinary. – 2025. – No. 2/1(126). – P. 17–28. – ISSN 2710-3757, ISSN 2079-939X.

13 Goparaju L., Ahmad F. Analyzing the risk related to climate change attributes and their impact // Spatial Information Research. – 2019. – Vol. 27, No. 6. – P. 613–625.

14 Perri D. V. et al. Optimal automatic enhanced ERA5 daily precipitation data for monitoring tools // Theoretical and Applied Climatology. – 2024. – Vol. 155, No. 3. – P. 1847–1856.

15 Kambulin V. E., Yskak S., Toleubaev K. M. Population dynamics of gregarious locusts in Kazakhstan // Plant Protection and Quarantine. – 2010. – No. 4. – P. 17–20.

16 Lachininskij A., Fedotova A., Sergeev M. From the idea of phase polymorphism to understanding population dynamics of locusts // Eurasian Entomological Journal. – 2023. – Vol. 22, No. 3. – P. 119–134.

17 Bajbusenov K. S., Azhbenov V. K., Bekbaeva A. M., Sarmanova R. S. Struktura populacij i bioekologicheskie osobennosti kompleksa nestadnykh sарanчovykh вредителей v Severo-Kazakhstanskom regione // Tendencii razvitija nauki i obrazovanija. – 2020. – No. 65-1. – P. 133–141.

18 Baibussenov K. S. Phytosanitary monitoring and forecasting of non-gregarious locusts in Northern Kazakhstan. – Алматы, 2021. – ISBN 978-601-257-316-9.

19 Chae-Yeon Lee et al. Performance Evaluation of PM2.5 Forecasting Using SARIMAX and LSTM in Korea // Atmosphere (MDPI). – 2025. – Vol. 16, No. 5. – P. 524.

20 Baibussenov K., Bekbayeva A., Azhbenov V., Jatsjuk S., Sarbaev A. Investigation of factors influencing the reproduction of non-gregarious locust pests in Northern Kazakhstan // OnLine Journal of Biological Sciences. – 2021. – Vol. 21, No. 1. – P. 144–153.

РЕЗЮМЕ

Массовое нашествие саранчи представляет серьезную угрозу для урожайности сельского хозяйства Казахстана. Для определения фундаментальных прогнозов численности саранчи в Центральной, Восточной и Северной частях Казахстана для каждой агроклиматической зоны на основе алгоритмов машинного обучения были обработаны и проанализированы многолетние исторические данные о динамике численности исследуемых вредителей в зависимости от воздействия погодно-климатических и эдафических (почвенных) факторов за период 2003-2024 годов. Рассматривались агроклиматические зоны с различными характеристиками. Такой широкий охват регионов позволил учесть разнообразие условий и определить основные факторы (ключевые предикторы), влияющие на количество изучаемых фитофагов. В этом исследовании использовались модели машинного обучения для прогнозирования динамики популяций саранчи с использованием климатических переменных ERA5 Land, полученных с помощью Google Earth Engine. Мы включили данные, сравнивая алгоритмы CatBoost, SARIMAX и LSTM с их производительностью. Модель LSTM достигла наилучшей предсказуемой точности (MAE=0,36, RMSE=0,59), эффективно фиксируя временные зависимости. Наши результаты подчеркивают важность интеграции в структуры прогнозирования климата, такие как влажность почвы, температура и количество осадков. Эти результаты достигаются путем совершенствования специальных стратегий для агроклиматической зоны, ГИС и методов прогнозирования и контроля популяции на основе компьютерно-математических моделей для борьбы с вредителями.