И. Арабаев атындагы кыргыз мамлекеттик университети жана

И. Раззаков атындагы кыргыз мамлекеттик техникалык университети

Д 05.23.689 диссертациялык кеңеши

Кол жазма укугунда

УДК 004.8:631(575.2) (043)

Сабитов Баратбек Рахманович

Санариптик айыл чарба маселериндеги жасалма интеллект

05.13.16 - илимий изилдөөлөрдө компьютердик технологияларды, математикалык моделдөө жана математикалык ыкмаларды колдонуу

Физика -математикалык илимдеринин доктору окмуштуулук даражасын изденип алуу үчүн жазылган диссертациянын

АВТОРЕФЕРАТЫ

Бишкек – 2024

Диссертация И. Арабаев атындагы Кыргыз мамлекеттик университетинин колдонмо информатика кафедрасында аткарылды.

Илимий консультант: **Бийбосунов Болотбек Ильясович,** физика-математика илимдеринин доктору, техника илиминин доктору, колдонмо информатика кафедрасынын башчысы, профессор, И. Арабаев атындагы Кыргыз мамлекеттик университети, Бишкек шаары

Расмий оппоненттер: **Шумилов Борис Михайлович**, физика-математика илимдеринин доктору, Томск мамлекеттик университети, Архитектура жана куруу университетинин профессору, Россия Федерациясы, Томск шаары.

Сатыбаев Абдуганы Джунусович, физика-математика илимдеринин доктору, профессор, маалыматтык технологиялар жана башкаруу кафедрасы, Ош технологиялык университети, Кыргыз Республикасынын билим берүү боюнча ардактуу кызматкери. Ош шаары.

Асанкулова Майрамкан, физика-математика илимдеринин доктору, Кыргыз Республикасынын Улуттук илимдер академиясынын экономика боюнча математикалык моделдөө лабораториясынын башчысы, Бишкек шаары.

Жетектөөчү уюм: Ош мамлекеттик университетинин математика институту, физика жана маалыматтык технологиялар институтунун колдонмо информатика жана программалоо кафедрасы. Ош шаары, Ленин көч., 331.

Диссертацияны коргоо 2024-жылдын 21-июнунда саат 15:00 дө техника илимдеринин доктору (кандидаты) жана физика-математика илимдеринин кандидаты илимий даражасын изденип алуу боюнча И. Арабаев атындагы Кыргыз мамлекеттик университетинин жана И.Раззаков атындагы Кыргыз мамлекеттик техникалык университетинин Д 05.23.689 диссертациялык кеңешинин отурумунда 770026, Бишкек шаары, Раззаков көч. 51-А, И.Арабаев атындагы КМУнун конференц-залы дареги боюнча өтөт.

Диссертацияны коргоонун онлайн трансляциясынын идентификациялык коду: https://vc.vak.kg/b/d05-xy8-8iw-xsw

Диссертациялык иш менен И.Арабаев атындагы Кыргыз мамлекеттик университетинин (720026, Бишкек ш., Раззаков көчөсү 51-А) жана И.Раззаков атындагы Кыргыз мамлекеттик техникалык университеттин (720044, Бишкек ш., Айтматов проспектиси 66) китепканаларынан жана КР УИАнын сайтында (https://vak.kg/d_05_23_689/sabitov-baratbek-rahmanovich) таанышууга болот.

Автореферат 2024-жылдын 20-майында жөнөтүлдү.

Диссертациялык кеңештин окумуштуу катчысы ф-м. и. к. Асанбекова Н.О.

ИШТИН ЖАЛПЫ ӨЗГӨЧӨЛҮКТӨРҮ

Диссертация темасынын маанилүүлүгү. Жасалма интеллекттин заманбап ыкмаларын колдонуу менен диссертациялык иштерде климаттын өзгөрүшүнүн ар кандай экологиялык жана айыл чарба системаларына тийгизген таасири көйгөйү изилденди. Жасалма интеллект элементтери катары машиналык окуу жана терең үйрөнүү изилдөө инструменттери катары тандалды. Машиналык окуу алгоритмдеринин ар түрдүү жардамы менен маалыматтардагы жогорку деңгээлдеги абстракциялар моделделген, алар сызыксыз өзгөрүүлөр болуп саналат.

Климаттын өзгөрүшү жана бузулуу контекстинде айыл чарбадагы маселелерди болжолдоо үчүн машиналык окуу ыкмаларын колдонуу менен моделдерди долбоорлоодо негизги жаңы багыттар сунуш кылынат

Экологиялык системалар. Кээ бир татаал мамилелер ар кандай табияттагы маалыматтарда моделдерди окутуу учурунда түзүлгөн. Компьютердик көрүүнүн негизинде терең үйрөнүү технологияларын колдонуу менен моделдерди изилдөөгө жана курууга жана айыл чарба өсүмдүктөрүнүн ооруларын таанып билүү милдеттерин аткаруу үчүн ар кандай нейрондук тармак архитектураларын курууга өзгөчө көңүл бурулат.

Изилдөө айыл чарба маселелери боюнча жогорку технологиялык категорияларды изилдөө милдеттерине карата жасалма интеллект ыкмаларын камтыйт. Негизги көңүл өлкөдөгү азык-түлүк коопсуздугун колдоо боюнча өтө маанилүү милдетке бурулат.

Диссертацияны изилдөө жана болжолдоо боюнча каралып жаткан милдеттер азык-түлүк коопсуздугунун актуалдуу жана негизги компоненттери болуп саналат. Жаратылыштын жана табигый экологиялык шарттардын көптөгөн факторлорунун айкалышын, өстүрүлгөн аймактардын топурактарынын курамын, пестициддерди көзөмөлдөгөндүгүн эске алуу менен өсүмдүк түшүмүнүн курулган моделдери. изилдөө темасын ишке ашыруунун негизги параметрлери болуп саналат.

Доктордук диссертация темасын артыкчылыктуу илимий тармактар жана мамлекеттик илимий программалар менен байланыштыруу.

Бул изилдөө Кыргыз Республикасынын Мамлекеттик программаларынын артыкчылыктуу багыттарынын бири болуп саналат. Айыл чарба милдеттерин аткаруу үчүн жасалма интеллектти колдонуу менен интеллектуалдык системаларды иштеп чыгуу, Кыргыз Республикасынын ар кандай тармактары үчүн 4G өнөр жайын өнүктүрүү диссертациянын негизги темалары болуп саналат. Дисертацияда түзүлгөн өсүмдүк ооруларын таанып билүү жана түшүмдү пландаштыруу үчүн нейрондук моделдөөнүн жана жасалма интеллекттин заманбап талаптарына жооп берген иштелип чыккан жана үйрөтүлгөн моделдер диссертациялык изилдөө темасынын негизги артыкчылыктуу багыттары жана мамлекеттик илимий программалар менен байланышын түзөт.

Изилдөөнүн максаты. Изилдөөнүн максаты машина элементтери жана терең үйрөнүү элементтери менен жасалма интеллектти колдонуу менен сана-

риптик айыл чарбасынын милдеттерин иштеп чыгуу жана моделдөө болуп саналат.

Изилдөөнүн маселелери. Климаттын өзгөрүшү контекстинде айыл чарба системаларын изилдөөнүн жана илимий жетишкендиктерди жана заманбап компьютердик технологияларды колдонуу менен айыл чарбасын колдоо көйгөйлөрүн чечүүнүн негизи. Негизги максаттары болуп саналат:

1. регрессия жана классификация, полиномиялык регрессия, Лассо регрессиясы, Тикхонов-Ридж регрессиясы, логистикалык регрессия жана бир өлчөмдүү жана көп тараптуу регрессия моделдеринин моделдерин куруу ыкмаларынын негизинде түшүм моделдөөнүн класстык көйгөйлөрүнүн кеңири спектри боюнча мугалим менен окутуу ыкмаларын колдонуу.

2. беггинг жана бустинг ансамбль ыкмаларынын технологияларын колдонуу, К-жакын кошуналардын алгоритмдеринин негизинде айыл чарба көйгөйлөрү үчүн моделдерди куруу, чечим дарагы, колдоо вектор ыкмасы, кокусунан токой, градиент өстүрүү жана анын варианттары;

3. нейрондук тармакты үзгүлтүксүздөө ыкмаларын колдонуу менен өсүмдүк ооруларын аныктоону модельдөө, конволюциялык нейрондук тармактардын (CNN) негизинде нейрондук тармак архитектураларын долбоорлоо жана терең үйрөнүү которуу окууда өнүккөн технология;

4. жаңы ыкма менен маалыматтарды кеңейтүү ыкмаларынын негизинде нейрондук тармактардын ар кандай архитектуралары менен терең үйрөнүүгө негизделген моделдерди курууга жаңы ыкмаларды иштеп чыгуу;

5. изилденген маселерди, татаал моделдерди, терең нейрондук тармактарды окутууга жана аларды эсептөөлөрдүн параллелизми үчүн колдонууга мүмкүндүк берип, нейрондук тармактын архитектурасынын жана чоң маалыматтарды талдоонун негизинде Иссык-Кул областында өстүрүлгөн багбанчылык түшүмдөрүнүн ооруларын таанып билүү үчүн түшүмдөрдүн ар кандай түрлөрүн колдонуу менен ишке ашты;

6. машиналык окуу алгоритмдеринин жана терең окуу ыкмаларынын колдонулушу жана айыл чарба көйгөйлөрүнө карата алардын математикалык негизделиши негиздүү;

7. регрессия, кокустук токой, графикалык репрезентация түрүндөгү көйгөйлөрдү бустинг боюнча өнүккөн машиналык окуу алгоритмдерин колдонуунун жалпылоочу жыйынтыктары, мисалы, бүтүндөй аймакта айыл чарба түшүмүнүн көрсөткүчү боюнча изилденди;

8. Машинаны үйрөнүү жана терең үйрөнүү ыкмаларын колдонуу менен өзгөчөлүк мейкиндигинин кээ бир жашыруун өзгөчөлүктөрү жана түшүмгө таасир тийгизген маалыматтар ачылып берилген.

Өсүмдүк ооруларын эрте аныктоодо жана климаттын өзгөрүшү боюнча өсүмдүк түшүмүн болжолдоодо экономикалык натыйжалуулуктун өзгөчөлүктөрү изилденет.

Илимий иштин жаңылыгы. Диссертациянын илимий жаңылыгы машиналык окуу ыкмаларын колдонуу жана айыл чарба милдеттеринин кеңири спектрин, анын ичинде айыл чарбанын жеке милдеттерин аткаруу үчүн терең

нейрондук тармактарды изилдөө болуп саналат. Айыл чарба секторундагы маанилүү жана негизги категория билимди көп үнөмдөгөн категорияларды – түшүмдүүлүктү жана өсүмдүк ооруларын болжолдоо болуп саналат.

Өнүккөн машина үйрөнүү ыкмаларын колдонуп, түшүм алдын ала ар кандай моделдер курулган. Терең нейрондук тармактардын негизинде айыл чарба өсүмдүктөрүнүн ооруларын компьютердик көрүүнүн жана таанып билүүнүн татаал бөлүмү изилденип жатат. конволюциялык нейрондук тармактын архитектурасы менен өсүмдүк ооруларын классификациялоо жана аныктоо жана трансфердик окуу үчүн.

1. өнүккөн машиналык окуу алгоритмдеринин математикалык негиздери жана терең үйрөнүү ыкмалары жана алардын айыл чарба көйгөйлөрүн колдонууга негиздөө каралат;

2. веб-тиркемелерди колдонуу менен өсүмдүк ооруларын оптималдуу башкаруу, аныктоо жана аныктоо үчүн фермерлер жана айыл чарба өндүрүүчүлөрү үчүн иштелип чыккан Питон негиздерине негизделген жасалма интеллект;

3. Тиркемелерде нейрондук тармактарды куруу менен диссертациялык иштин эксперименттик бөлүгү конволюциялык нейрондук тармактардын ар кандай архитектураларын куруу менен практикалык колдонуу үчүн кеңейтилген: CNN, RezNet, AlexNet, DenseNet жана EfficientNet ар кандай варианттарда алардын оптималдаштырууcун эске алуу менен;

4. терең үйрөнүү моделдерин куруу үчүн бир нече ар түрдүү маалыматтар топтомун (анын ичинде ачык) колдонуу натыйжалуулугу көрсөтүлөт;

5. Заманбап оптимизаторлор Адам, SGD, RMSProp, ADA Delta нейрондук тармактардагы практикалык көйгөйлөрдү чечүү үчүн алардын натыйжалуулугунун математикалык сүрөттөлүшү майда-чүйдөсүнө чейин сүрөттөлөт;

6. терең үйрөнүү жана Питон негиздерин колдонуу менен алынган курулган моделдердин негизинде жасалма интеллект ар кандай айыл чарба өсүмдүктөрүнүн ооруларын таанып-билүү үчүн веб-системаны жайгаштыруу менен курулган;

Изилдөөнүн жыйынтыктары Питон технологияларын колдонуу менен Анаконда системасынын Юпитер программалоо чөйрөсүндөгү программалык модульдер түрүндө ишке ашты. Бардык жыйынтыктар диссертацияга мамлекеттик тилдеги тиркемелер түрүндөгү программалар жана фреймвоктор топтому түрүндө берилет.

Көп сүрөт маалыматтары колдонулган эсептөөлөрдө GPU жана Ryzen 3080 процессору бар эсептөө түзмөктөрү колдонулган.

Алынган натыйжалардын практикалык мааниси. Доктордук диссертацияда алынган натыйжалар олуттуу практикалык мааниге ээ. Өтүнмө ээсинин бардык негизги изилдөө иштери колдонулуучу мүнөзгө ээ, ал эми негизги илимий жыйынтыктар ишке ашыруунун олуттуу баалуулугуна ээ жана өлкөнүн азык-түлүк коопсуздугу боюнча мамлекеттик программасына, жалпы айыл чарбасына жана жасалма интеллектти долбоорлоого кирет. Тезисте курулган

моделдер реалдуу маалыматтарга негизделген жана айыл чарба милдеттерин болжолдоодо баалуу практикалык баалуулуктарга ээ.

Алынган натыйжалардын экономикалык мааниси. Алынган натыйжалардын экономикалык мааниси өнүккөн өнөр жайды, 4G өнөр жайын, жасалма интеллектти колдонуу менен айыл чарба милдеттерин аткаруу үчүн ар кандай моделдерди курууну практикалык ишке ашырууда. Жасалма интеллект түрүндөгү сунуш кылынган иштеп чыгуулар, реалдуу маалыматтардын жана өнүккөн машинанын жана терең окуу технологияларынын негизинде веб-системалар жана ар кандай метрикада алынган натыйжаларды баалоонун далили фермерлерге жана айыл чарба өндүрүүчүлөрүнө өз ишмердүүлүгүнө олуттуу экономикалык таасир тийгизүүгө мүмкүндүк берет. Мындан тышкары, бул процесстерди автоматтандыруу өстүрүлгөн түшүмдөрдү сактоонун жана жогорулатуунун ыкчам натыйжалуулугун жогорулатууга жана өсүмдүк ооруларын эрте диагностикалоого өбөлгө түзөт.

Коргоо үчүн берилген диссертациянын негизги жоболору:

Диссертациядагы изилдөөлөр кокустук жана көп тараптуу талдоонун сызыктуу моделдеринин негизинде алгоритмдердин негизинде жасалма интеллект куруу болуп саналат, логистикалык регрессия жана К- жакын кошуналары жана өнүккөн алгоритмдердин негизинде сызыктуу эмес моделдер: колдоо вектор ыкмасы, чечим дарагы, кокусунан токой, стохастикалык градиент түшүп, градиент жогорулатуу жана градиент жогорулатуу ыкмалары XGBoost түшүм болжолдоо жана сунуштар үчүн Айыл чарба түшүмдөрүнүн себүү аймактарын Иссык-Көл аймагынын реалдуу маалыматтары боюнча башкаруу.

Айыл чарба көйгөйлөрүн практикалык жол менен чечүү үчүн заманбап нейрондук тармак архитектурасынын негизинде жасалма интеллектти иштеп чыгуу жана долбоорлоо.

Компьютердик көрүү технологиялары менен терең окуу ыкмаларын колдонуу менен моделдөөнүн негизинде Кыргыз Республикасынын аймактарында өстүрүлгөн ар кандай өсүмдүктөрдүн ооруларын регионалдык башкаруу жана болжолдоо үчүн жасалма интеллект түзүү.

Диссертатордун жеке салымы. коргоо үчүн берилген тезистин негизги жоболору: көз карандысыз изилдөө жүргүзүүдөн турат, илимий жыйынтыктарды алуу, алардын талдоосу жана жыйынтыктарын түзүү, анын негизинде изилдөө жүргүзүлдү. Көйгөй тууралуу билдирүү жана иштин жана практикалык милдеттердин жалпы максаттары, изилдөөнүн жалпы методологиясы расмий коюлушуна, физикалык жана математикалык илим докторуна, техникалык илим доктору, профессор Б. И. Бийбосуновка таандык. Илимий жана практикалык жыйынтыктарды өтүнмө ээси алган.

Диссертациялык иштерди аппробациялоо. Тезистин негизги жыйынтыктары 2017-2023-жылдары Билим берүү жана илим министрлигинин көптөгөн долбоорлорунда автордун түздөн-түз көзөмөлү астында сыналган. Долбоорду ишке ашыруунун жүрүшүндө милдеттер жана көйгөйлөр Жасалма интеллект боюнча мамлекеттик программаларга, Кыргыз Республикасынын Билим берүү жана илим министрлиги тарабынан каржыланган Кыргыз Республи-

касынын билим берүү жана илим министрлиги тарабынан каржыланган артыкчылыктуу илимий тармактар катары кирет. Иш И. Арабав аты менен аталган Кыргыз Университетинин колдонмо информатика кафедрасында жүргүзүлдү:

1. Жаңы маалыматтык технологияларды иштеп чыгуу жана түзүү жана Кыргыз Республикасынын агроиндустриалдык комплекси үчүн акылдуу эксперттик система (инвестициялык процесстер, инфраструктура жана агроөндүрүү комплексинин логистикасы), 2017-жыл.
2. "Кыргыз Республикасынын агроиндустриалдык комплекси чөйрөсүндө акылдуу системаларды, Питон технологияларын жана нейрондук тармактарды колдонуу менен моделдөө жана болжолдоо", 2018-2021-жыл.
3. "Жасалма интеллектти технологияларын
жалпы билим берүү системасында ишке ашыруу ", 2021-2022-жылдары.
4. Айыл чарбасында жасалма интеллект (2023-2025)
5. Жасалма интеллектти колдонуу менен климаттын өзгөрүшү контекстинде айыл чарба жана экологиялык системалардын регионалдык максаттуу туруктуу өнүгүүсүн болжолдоо (2024-2026).

Изилдөө диссертациялоо ишинде алынган илимий жыйынтыктар Кыргыз Республикасынын көптөгөн эл аралык жана университеттик конференцияларында, айрыкча:

- "Заманбап инженердик билим берүү, илим жана өндүрүштүн технологиялары жана перспективалары" эл аралык илимий конференциясы, 1999-жылы И. Раззаков – Бишкек аттуу ФПИ - КТУ-нун 45 жылдыгына арналган.
- Эл аралык илимий-практикалык конференция. "Билим берүү чөйрөсүндө санариптик технологияларды колдонуу: көйгөйлөр жана перспективалар". Кыргыз Улуттук университетинин Дж. Баласагиндин аты менен аталган бюллетени. Бишкек. Октябрь. 2019
- Эл аралык илимий-практикалык конференция. "Туруктуу өнүгүү максатында Агроиндустриалдык комплекстин илимий-технологиялык өнүгүүсү"
"Машиналык окуунун негизинде айыл чарба милдеттерин модельдөө жана болжолдоо". Бүтүм. Бишкек. Октябрь. 2022
- "Санариптик технологиялар" илимий-практикалык конференциясы
өндүрүш бөлүмдөрүндө жана социалдык чөйрөдө", Октябрь. 27. 2022, Астана (Дакка)
- Эл аралык илимий-практикалык конференция. "Тоо аймактарынын жана экосистемалардын туруктуу өнүгүүсүндөгү илим жана инновациялык технологиялардын ролу". 27-28 Октябрь 2022 Бишкек, Кыргыз Республикасы.
--Эл аралык илимий-практикалык конференция "Туруктуу өнүгүүнүн жана биотүрдүүлүктү сактоонун актуалдуу маселелери", 2024-жылдын 26-апрелинде Ош

Автордун диссертация темасы боюнча адабияттары. Тезистин негизги жыйынтыктары автордун адабияттарында чагылдырылат [1]-[29], анын ичинде Илим желеси [25], Скопус [28]-[29]] жана акыркы жылдардагы Иссык-Кул аймагынын маалыматтарынын негизинде өсүмдүк ооруларын болжолдоо

жана таанып билүү көйгөйлөрүнө арналган. окутуу, анын ичинде чет өлкөлүк индекстелген журналда [25] изилденип жаткан аймактын кээ бир бакча участ-каларында алмұрт ооруларын таанып билүү үчүн. Көптөгөн моделдер, башкача айтканда, чоң маалыматтар боюнча буга чейин үйрөтүлгөн моделдердин негиз-инде трансфер үйрөнүү негизинде курулган. Иштин жыйынтыктары төмөнкү илимий журналдарда жарыяланды:

1. **Сабитов, Б.Р.** Идентификация болезней томатов на основе многоклассо-вой классификации. [Электронный ресурс] / Б.Р.Сабитов, Н.С.Сейтказиева, А.Дж. Картанова // Проблемы автоматики и управления 2022. - № 3(45). – С.11.-Режим доступа: https://www.elibrary.ru/item.asp?id=50020292 . – Загл.с экрана.
2. **Сабитов, Б.Р.** Моделирование и прогнозирование задач сельского хозяй-ства на основе машинного обучения [Электронный ресурс] / Б.Р.Сабитов // Тр.Межд. научно-практ.конф. Научно-технологическое развитие АПК для це-лей устойчивого развития. – Режим доступа: https://www.conferences.org/articles/e3sconf/abs/2023/17/contents/contents.html. – Загл.с экрана.
3. **Sabitov, B.R.** Deep learning Methods for Recognition of Orchard Crops [Электронный ресурс] / B.R. Sabitov, S.Biibsunova, A.Kashkaroeva et al. // IJCSNS. – 2022. – Vol.22. – No.10. – Режим доступа: https://doi.org/10.22937/IJCSNS.2022.22.10.33,http://paper.ijcsns.org/07_book/202210/20221033.pdf . – Загл.с экрана.
4. **Сабитов, Б.Р**. Бинарная задача классификации болезни растений с при-менением технологий глубокого обучения [Электронный ресурс] / Б.Р. Сабитов, Н.С. Сейтказиева, А.А. Кашкароева // Наука и Новые технологии. – 2022. - № 6. – Режим доступа: http://www.science-journal.kg/ru/journal/1/about 2022. – Загл.с экрана.
5. **Biibosunov, B**. Machine learning for crop yield forecasting [Электронный ресурс] / B.Biibosunov, B.R.Sabitov, S.Biibosunova et al. // Cybernetics and Physics. – 2023. – Vol.12. – No.3. – Режим доступа: http://lib.physcon.ru/doc?id=8c3f4d244777. – Загл.с экрана.
6. **Sabitov, B.R.** Modeling and forecasting tasks of agriculture based on machine learning [Электронный ресурс] / B.R.Sabitov, A.D.Kartanova, K.Talant uulu et al. // E3S Web Conf. – 2023. – 380. - P.15. – Режим доступа: https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=58261397400. – Загл.с экрана.

Натыйжаларды жарыялоонун толуктугу. Диссертациялык иштердин негизги мазмунун чагылдырган изилдөөлөрдүн жана жоболордун жыйынтыктары 29 илимий макалада жарыяланды, алардын 12си - РССИ систе-масында индекстелген илимий журналдарда жана 2 - эл аралык илимий конфе-ренцияларда отчеттордо.

Тезис түзүлүшү. Тезис кириш сөздөн турат, 4 бөлүмдөр, жыйынтыктар, жалпысынан 205 бет, 45 фигураларды, 19 таблицаны жана 179 наамдарды камтыйт, анын ичинде автордун диссертация темасы боюнча адабияттары 29. Бул тезистин өзгөчөлүгү 3 жана 4-бөлүмдөрдө Пмонт түрүндөгү автор жазган

колдонмолордон турган эксперименттик бөлүктөр камтылат. автор тарабынан Питон программалоо тилинде .pdf файл түрүндөгү жазылган, ошондой эле акылдуу системаларды жана Питон китепканаларын колдонуу менен листинг жана графиктер түрүндөгү көптөгөн натыйжалар, ошондой эле веб-системаларды куруунун негиздери.

Диссертация 134 санды, 25 листингди, 4 таблицаны жана 179 шилтеменин аталыштарын камтыйт.

Физикалык жана математикалык илимдин расмий оппоненти, техникалык илим доктуру, профессор Б. И. Бийбосунов алган жыйынтыктарды талкуулоо үчүн жана диссертация материалдары боюнча бир катар баалуу кеңештерди жана сунуштар үчүн **автор терең ыраазычылыгын билдирет.**

ИШТИН МАЗМУНУН НЕГИЗДЕРИ

Диссертация учурдагы илимий багытты жана жасалма интеллекттин заманбап инструменттери менен колдонулуучу көйгөйлөрдү изилдөө ыкмаларын талдоону чагылдырган кириш сөздөн турат. Диссертацияда изилденген маанилүүлүгүн, максаттарын жана максаттарын түзгөн айыл чарба көйгөйлөрүнүн классын изилдөө үчүн машиналык окуунун, терең үйрөнүүнүн жана компьютердик көрүү технологияларынын жалпы шолусу да чагылдырылат. өлкөнүн экономикасынын экономикалык тетиктерине, азык-түлүк коопсуздугуна жана өлкөнүн айыл чарбасынын көрсөткүчтөрүн жана категорияларын туруктуу башкарууга байланыштуу.

Тезистин биринчи бөлүмүндө жасалма интеллект ыкмалары, учурдагы мамлекеттик изилдөөлөр жана машинаны колдонуу боюнча адабияттарды талдоо, терең үйрөнүү жана компьютердик көрүү. Бул бөлүм айыл чарба милдеттери үчүн акыркы жылдары жарыяланган бул багытты колдонуу натыйжалуулугун жана натыйжалуулугун көрсөтөт өсүмдүктөрдүн кеңири спектри. Айыл чарба милдеттерин модельдөөнүн жана болжолдоонун негизги багыттары баса белгиленет. Нейрондук технологиялардын негизинде машиналык окуунун жана терең үйрөнүү ыкмаларынын сунуш кылынган негизги алгоритмдерин талдоо жүргүзүлүүдө.

Машинаны жана терең окуу ыкмаларын колдонуу менен айыл чарба көйгөйлөрүн модельдөө жана болжолдоо боюнча акыркы жылдары заманбап илимий адабияттарды карап чыгуу жана талдоо жүргүзүлүп жатат. Жасалма интеллект ыкмаларын колдонуу менен айыл чарба өсүмдүктөрүнүн түшүмдүүлүгүнүн жана ооруларынын татаал категориясын болжолдоо боюнча адабияттарга негизги көңүл бурулат. Бул багытта К – жакынкы кошуналардын жана чечим дарагынын жардамы менен буудай түшүмүнүн көйгөйлөрү каралат. Алгоритмдерди колдонуу менен көптөгөн иштерде жөнөкөй Байезия процесси жана К – жакынкы кошуналар түшүмдөрдүн жаңы сортторун иштеп чыгуу жөнүндө маалыматтарды колдонуп, божомолдоо көйгөйү каралат. Жетектөөчү изилдөөлөр универсалдуу эмес жана көп тараптуу сызыктуу регрессия алгоритмдерине негизделген сызыктуу моделдердин негизинде изилдөөлөргө арналган. Бул диссертацияда чечим дарагы, кокусунан токой жана градиенттик

жогорулатуу алгоритмдери өсүмдүктүн белгилүү бир түрлөрүн өстүрүүнү тандоону эске алуу менен регионалдык жана глобалдык өзгөчөлүктөрдү эске алуу менен айыл чарба системаларынын категорияларын болжолдоо көйгөйүнө арналган. Колдоо векторунун ыкмасын колдонуу менен күрүч түшүмүн изилдөө үчүн, чечим дарагынын, логистикалык регрессиянын жана К-жакынкы кошуналардын алгоритмдеринин негизинде жердин топографиялык өзгөчөлүктөрүн жана климатты эске алуу менен болжолдоонун жыйынтыктары алынды. Түшүм көйгөйлөрү үчүн, жөнөкөй Байесиан процессин колдонуу ыкмалары, кокусунан токой, нейрондук тармактар, чечим дарагы жана колдоо вектор машиналар да колдонулган, түшүм көйгөйлөрү үчүн классификациялоо көйгөйү изилденген. Изилдөөлөрдө, нейрондук тармактарды колдонуу менен жемиш сүрөт анализи колдонуу менен түшүм божомолдоо. Атап айтканда, жемиштерди аныктоо жана багбанчылык түшүмдөрүнүн түшүмдүүлүгүн баалоо үчүн сүрөттү таанууну колдонуу менен таанылуу көйгөйү изилденди. Жер семирткичтерди колдонуу менен агрономиялык айыл чарбасынын туура колдонуу, айыл чарба өсүмдүктөрүнүн муктаждыктарын үзгүлтүксүз байкоо жана өз убагында аныктоо, каалаган түшүмдү алууда негизги ролду ойнойт.

Экинчи бөлүмдө изилдөөнүн ыкмалары жана методологиялары изилденет.

Диссертация толук талдоону жана изилдөөнү, ошондой эле санариптик айыл чарбасынын милдеттерине багытталган машиналык окуу ыкмаларын жана методологияларын жана машиналык окуу ыкмаларынын математикалык сүрөттөлүшүн чагылдырат. Моделдик курулушту талдоо жана колдонулуучу айыл чарба көйгөйлөрүнүн, анын ичинде каралып жаткандардын кеңири спектри үчүн машиналык окуу алгоритмдерин колдонуу методологиясы. Диссертациянын глобалдык милдети жасалма интеллект түзүү болуп саналат, ал аналитикалык жөндөмдүүлүктөрүнө ылайык айыл чарбанын ар кандай милдеттери үчүн болжолдуу баалуулуктарды аныктайт. Бул өтө оор иш, ошентсе да илим жакынкы келечекте чечиши мүмкүн. Машиналык окуу милдеттерин төрт чоң топко бөлүүгө болот: классикалык окуу, ансамбль ыкмалары, бекемдөө окуу, нейрондук тармактар, жана терең үйрөнүү.

Бир өлчөмдүү жана көп тараптуу регрессиялык анализдин жана логистикалык регрессиянын негизинде сызыктуу моделдерди куруу көйгөйлөрүнүн жалпы рецептурасы каралат. Атап айтканда, кирешелүүлүктү аныктоо боюнча изилдөө методологиясы сүрөттөлөт, логистикалык регрессияны колдонуу менен экилик жана көп класстагы көйгөйлөр каралат. Айыл чарба көйгөйлөрүнө багытталган Ридж, Лассо жана регуляризация тармак көйгөйлөрү боюнча үзгүлтүксүз логистикалык регрессиядагы каталардын милдетин минимумга келтирүү көйгөйүн чечүү ыкмасы көрсөтүлөт. Көйгөйлөрдүн белгилүү бир классы үчүн жалпыланган сызыктуу регрессияны колдонуу методологиясы негиздүү. Сызыксыз моделдерди куруу үчүн, колдоо вектор ыкмасы, чечим дарагы, кокусунан токой, жана градиент бустинги параметрлери сыяктуу алгоритмдер сүрөттөлөт. Анын жардамы менен климаттык шарттардын өзгөрүшүнө карабастан, түшүм берүү, өстүрүлгөн аймактарды пландаштыруу жана айыл чарба милдеттеринде вирустук оорулардын таралышы сыяктуу татаал сызыксыз процесстерди алдын

ала айтууга болот. Диссертацияда, бул алгоритмдерди колдонуу менен, реалдуу маалыматтардын негизинде сызыксыз түшүм модели курулат.

Диссертациянын үчүнчү бөлүмү.

Ал машиналык окуунун глобалдык маселесине, сызыктуу жана сызыктуу эмес түшүм моделдерин куруу алгоритмдерин курууга жана математикалык негиздөөгө арналган. Келгиле, төмөнкүдөй божомолдоо үчүн ката функционалдуулугун минимумга жалпы көйгөйдү түзөлү:

$$J(\omega) = \frac{1}{m}\sum_{i=1}^{n} L(f(x^{(i)};\omega), y^{(i)}) \rightarrow min, \qquad (1)$$

мында $\omega = (\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n)$ – неизвестный вектор, $\hat{f}_i(X,Y)$ максат өзгөргүч, прогноздоо , $\widehat{\omega} = (\widehat{\omega}_1, \widehat{\omega}_2, \dots, \widehat{\omega}_n)$ - минималдуу маани (1), а $f_i(X,Y,\omega)$ -биз кургубуз келген модели. Мында L, тапшырманын билдирүүсүнө жараша жалпы типтеги функционалдуулугу. Адатта, L функциянын колдонулуучу көйгөйлөрүн чечүү үчүн, сунуштоолор, тактыктын биринчи же экинчи тартибинин жакындоолору колдонулат. биринчи тартип үчүн, төмөнкү колдонулат

$$J(\omega) = J(\omega_0) + (\omega - \omega_0)^T \nabla_\omega J(\omega_0) = \frac{1}{m}\sum_{i=1}^{n}[L(f(x^{(i)};\omega_0), y^{(i)}) + (\omega - \omega_0)^T \nabla_\omega L(f(x^{(i)};\omega_0), y^{(i)})] \rightarrow min. \qquad (2)$$

Беггтнг жана бустинг технологияларынын негизинде машиналык окуу алгоритмдеринин математикалык негизделиши каралат. Айыл чарба милдеттерин аткаруу үчүн машиналык окуу алгоритминин технологияларынын колдонулушу далилденген. Бул бөлүмдүн негизги өзгөчөлүгү өнүккөн машина окуу алгоритмдерин колдонуу менен иштелип чыккан татаал сызыктуу эмес моделдерге узартылышы керек сызыктуу машина үйрөнүү моделдеринин алгоритмдерин жана ыкмаларын математикалык актоо болуп саналат. Азыркы учурда машиналык окуу ыкмаларында зор потенциалга ээ болуп жаткан сызыксыз моделдер курулган. Маалыматтарды талдоо жана Питон программалоо системасынын интеллектуалдык системаларынын жана китепканаларынын жардамы менен маалыматтарды визуализациялоо маалыматтар илиминин башында турат. Бөлүмдүн эксперименттик бөлүгүндө санариптик айыл чарба милдеттеринин көптөгөн моделдери алгоритмдер жана машиналык окуу ыкмалары менен курулган. Колдоо вектор ыкмасын колдонуу менен түшүмдөрдү алдын ала айтуу үчүн өнүккөн машиналык окуу алгоритмдеринин негизинде автор тарабынан алынган тиешелүү жыйынтыктарды карап чыгуу, кокусунан токой жана градиент жогорулатуу, жана башкалар сунуш кылынат. Оптималдаштыруу ыкмаларын колдонуу менен жүргүзүлгөн сандык жыйынтыктар берилет. Экинчи тартипти жакындоо үчүн функционалда жакындоо формасы бар:

$$J(\omega) = J(\omega_0) + (\omega - \omega_0)^T \nabla_\omega J(\omega_0) + \frac{1}{2}(\omega - \omega_0)^T H(\omega -$$

$\omega_0) = \frac{1}{m}\sum_{i=1}^{n}[L(f(x^{(i)};\omega_0),y^{(i)}) + (\omega-\omega_0)^T\nabla_\omega L(f(x^{(i)};\omega_0),y^{(i)})] +$
$\frac{1}{2}(\omega-\omega_0)^T H(\omega-\omega_0),$ (3)

Гесс матрицасы белгилүү формула менен аныкталган жерде: $H = \frac{\partial^2}{\partial\omega_i\partial\omega_j}J(\omega)$.
Параметрлерди жаңыртуу үчүн кайталануучу формула колдонулат

$$\omega^* = \omega_0 - H^{-1}\nabla_\omega J(\omega_0), \qquad (4)$$

Айыл чарба көйгөйлөрүн моделдөө жана болжолдоо боюнча изилдөөдө машиналык окуу алгоритмдери колдонулган: бир нече регрессия (LR), Лассо регрессиясы (Lasso), стохастикалык градиенттик түшүп (SGD), чечим дарагы (PT), көптөгөн айыл чарба көйгөйлөрү үчүн жакшы натыйжаларды берет. Төмөнкү алгоритмдер колдонулган: К-жакын кошуналары (KNN), кокусунан токой (RF), колдоо вектор ыкмасы (SVR), жана градиенттик жогорулатуу (GBR) варианттары.

Классификациялоо жана регрессия көйгөйлөрү түшүм көйгөйлөрү үчүн машиналык окуу алгоритмдеринин ар кандай колдонуу менен каралат. Регрессияны талдоо алгоритмдери, кокусунан токой, градиенттерди жогорулатуу жана ар кандай түшүмдөрдүн түшүмдүүлүгүн болжолдоо көйгөйлөрүнө карата анын варианттары майда-чүйдөсүнө чейин талданат.

Акыркы үлгүнүн негизинде алгоритмдердин курамын куруу үчүн X = (x_i, y_i), бутстраптын жардамы менен пайда болгон маалыматтардын топтому боюнча бир өлчөмдүү жана көп тараптуу сызыктуу регрессия көйгөйүн чечет.
Иш жүргүзүүдө колдонулган талаалар Кыргыз Республикасынын Бишкек-Кул областынын беш районунун булагынан алынган жана колдонулган жана иштетилген талааларды, жер семирткичтерди (азот, фосфор жана калийди), температураны, нымдуулукту, жаан-чачынды жана топурак кислотасын, ошондой эле ар бир райондун айрым түшүмдөрүнүн түшүмүн билдирет. Питон китепканалары менен иштөө ыңгайлуулугу үчүн маалыматтарды чогултуу аймактардын ар биринин маалыматтарынын өзгөчөлүктөрүн эске алып, жалпыланган .csv файлы түрүндө көрсөтүлдү.

Бул бөлүмдө ошондой эле ансамбл ыкмалары менен алынган болжолдоо көйгөйлөрүн берүү үчүн машиналык окууну колдонуу боюнча автор тарабынан алынган жыйынтыктар көрсөтүлөт. Маалымат базасына көптөгөн факторлорго көз каранды түшүм климатка, аба ырайына, топуракка жана өстүрүлгөн аймактарды ар кандай пестициддер менен дарылоого көз карандылыктарды камтыйт.
Полиномиялык регрессия негизги милдеттери боюнча сызыктуу моделдерди узартуу катары да ишке ашты.

Машиналык окуунун борбордук көйгөйлөрүнүн бири моделдерди кайра окутуу көйгөйү болуп саналат, үйрөтүлгөн модели тесттик маалыматтар боюнча жалпылоо касиеттерин жоготуп жатканда. баштапкы маалыматтардын өзгөрүүлөргө туруштук бере турган моделдерин иштеп чыгуу ар кандай терең үйрөнүү көйгөйлөрүн моделдөө маанилүү ролду ойнойт. Регуляризация төмөнкү эки ыкмага негизделет. Бул көйгөйдү чечүү үчүн, белгилүү бир үзгүлтүксүз функция $R(\vec{\omega})$ киргизилген, жана трансформацияланган ката мил-

дети түрүндөгү салмагы коэффициенттерин аныктоо үчүн көйгөй катары түзүлөт $\vec{\omega}$

$$\Omega\,(X,\vec{y},\vec{\omega}\,)= L(X,\vec{y},\vec{\omega}\,)+\lambda\, R(\vec{\omega}) \;\Rightarrow min \qquad (5)$$

мында λ - үзгүлтүксүздүк фактору деп аталат, E-бирдик матрицасы.

Бул учурда шарттардан $\vec{\omega}$ коэффициенттерди табуу алгоритми (5) формула боюнча аныкталат (6):

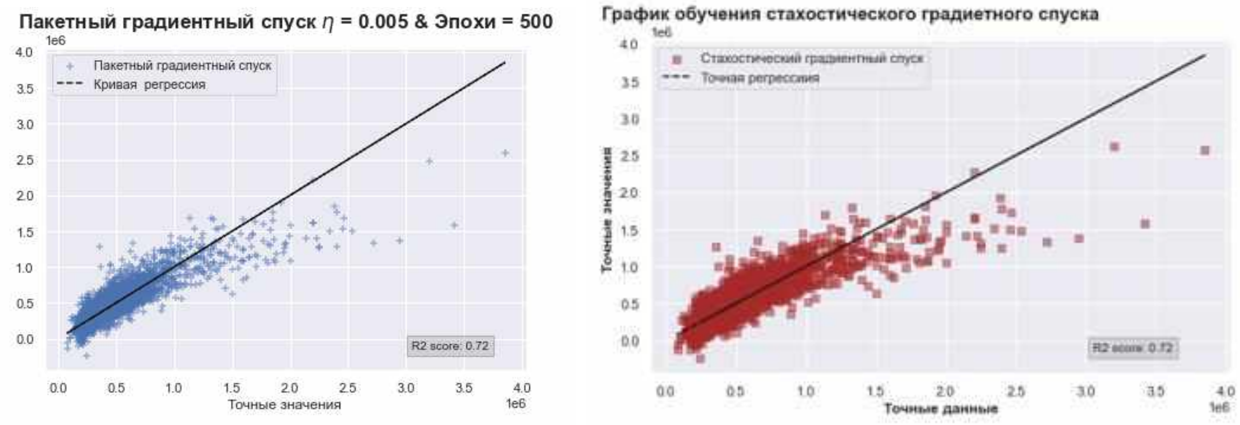
$$\vec{\omega} =(X^{T}X + \lambda E)^{-1}X^{T}\vec{y}, \qquad (6)$$

Айыл чарба көйгөйлөрүнүн сандык ыкмалары

Иш градиенттик түшүү алгоритмдерин жана алардын сандык натыйжаларын ишке ашырат. J (θ) үстүнкү минималдаштыруу көйгөйү ар бир кайталоодо төмөнкү эрежеге ылайык жаңыланатθ

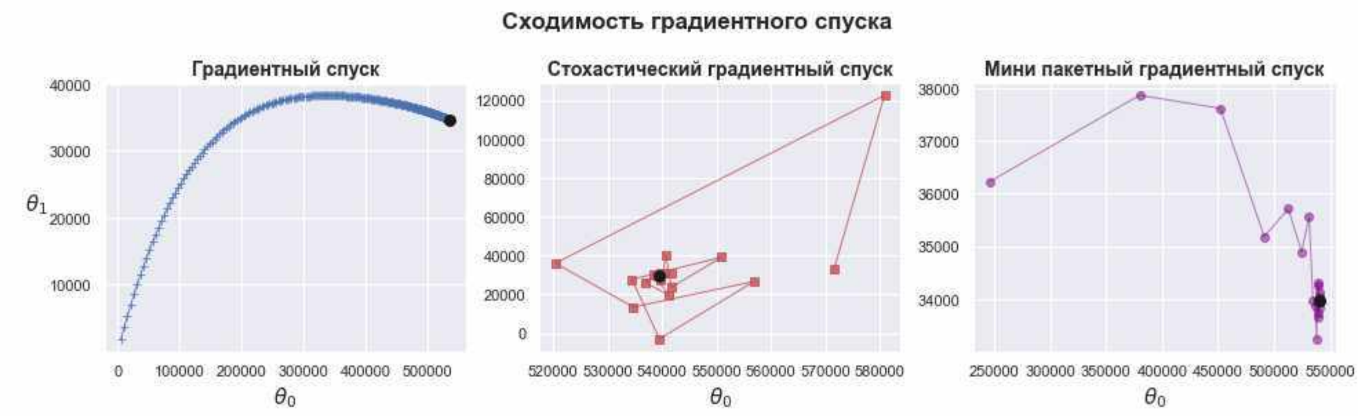
$$\theta^{n+1}=\theta^{n} - \lambda\frac{\partial}{\partial\theta_i}J(\theta^{n})\,, \quad (7)$$

мында λ кадам өлчөмү же үйрөнүү курсу болуп саналат. Өтө кичинекей болсо, минималдаштыруу алгоритми конвергенция үчүн көп убакыт талап кылынат, өтө чоң болсо, алгоритм бөлүнүп калышы мүмкүн. Төмөндө ыкмасы боюнча эсептөө жыйынтыктарын визуализациялоо (7)



Сүрөт 3.1. Регрессия көйгөйүнө градиенттик пакет жана стохастикалык градиент колдонмолор.

Биз бул көйгөйдү колдонмо көйгөйлөрдө көп колдонулган сандык ыкмалардын бирин - мини-партия градиентинин түшүшүн колдонуу менен ишке ашырабыз. Жогоруда талкууланган бардык варианттар параметрлерди тандоого жана дпочканын өлчөмүнө жараша болот. Төмөндө биздин болжолдоо милдетибиз үчүн бул ыкмалардын конвергенциялары көрсөтүлгөн.



Сүрөт 3.2. Градиенттик түшүү ыкмаларынын конвергенциясы.

Машиналык окуунун жардамы менен айыл чарба көйгөйлөрүн болжолдоонун ансамблдик ыкмаларынын натыйжалары

Көп учурда, ансамбль ыкмалары, башкача айтканда, бир эле учурда бир нече машина үйрөнүү алгоритмдерин колдонуу менен, абдан жакшы натыйжаларды берет. Маанилүү компоненттеринин бири чечим дарагы болуп саналат. Келгиле, бул алгоритмдин негизинде бул модел алгоритмин колдонуп моделди куруу ишинде мисал карап көрөлү. Көп класстагы классификациялоо көйгөйү каралат.

дарак сыяктуу түзүлүшү менен модели түрүндө курулган чечим дарак алгоритмин колдонуу табияты боюнча татаал болуп саналат. Натыйжада, модели дарактын ар кандай тереңдиги үчүн жогорку сызыксыз татаал милдети болуп саналат.

Төмөндө төмөнкү төрт негизги параметрди оңдоо алгоритмдеринин жардамы менен алынган **Ошибка! Неверная ссылка закладки.** түрүндөгү божомолдоонун жыйынтыктары берилген.

Таблица 3.1. Негизги машина үйрөнүү алгоритмдеринин аткарылышы

№	Оценки/алгоритм машинного обучения	R2score	MAE	RMSE
1	Регрессия Лассо -все парамтеры	0.0351341	0.7237154	0.8865015
2	Лассо регрессия выбранные пар-метры	0.9980028	0.0393173	0.0403324
3	Метод опорных векторов –все параметры	0.1411921	0.6776377	0.6776377
4	Метод опорных векторов - выбранные параметры	0.9958232	0.05250301	0.0583266
5	Случайный лес	0.9999996	0.0003116	0.0005596

	–все параметры			
6	Случайный лес – выбранные параметры	0.0750289	0.6847263	0.8679807
7	Градиентный спуск -все параметры	0.0047446	0.7329265	0.9003539
8	Градиентный спуск - выборочные параметры	0.3576148	0.5885566	0.7233421

1-таблицадагы Төмөндө төмөнкү төрт негизги параметрди оңдоо алгоритмдеринин жардамы менен алынган **Ошибка! Неверная ссылка закладки.** түрүндөгү божомолдоонун жыйынтыктары берилген.

Таблица 3.1биз бардык MSE нөлгө жакын экенин көрө алабыз. Идеалдуу, биз нөлгө барабар MAE болушу керек. 1-таблицада көрсөтүлгөн биздин маалымат базасы үчүн болжолдоо натыйжаларынын кээ бирлери Төмөндө төмөнкү төрт негизги параметрди оңдоо алгоритмдеринин жардамы менен алынган **Ошибка! Неверная ссылка закладки.** түрүндөгү божомолдоонун жыйынтыктары берилген.

Таблица 3.1MAPE = 10.14% менен градиенттик жогорулатуу алгоритмдерин жана MAPE = 10.19% менен кокусунан токой жакшы натыйжаларды берерин көрсөтүп турат. Бардык алгоритмдерде алгоритм параметрлерин тандоо моделдин тактыгын баалоо үчүн ойнойт. Бардык параметрлерди тандоо жана параметрлерди жарым-жартылай тандоо менен учурлар каралат. машина үйрөнүү алгоритмин колдонуу менен жүргүзүлгөн эсептөөлөрдү талдоо: колдоо вектор ыкмасы, Лассо регрессия канааттандыраарлык натыйжаларды көрсөттү. Түшүмдү алдын ала айтуунун жыйынтыктары эң так божомолдоолор тандалган коэффициенттери бар Кокусунан токой, Лассо Регрессиясы жана Колдоо Вектор ыкмасы алгоритмдери экенин көрсөттү. Ансамбл алгоритмдерин колдонууда натыйжалары үйрөнүлөт.

Листинг 3.1. Ансамбл ыкмаларын колдонуу менен кирешелүүлүктү болжолдоонун натыйжалары.

Model	Adjusted R-Squared	R-Squared	RMSE	Time Taken
XGBRegressor	0.83	0.83	1896.34	3.34
LGBMRegressor	0.83	0.83	1936.54	0.30
HistGradientBoostingRegressor	0.82	0.82	1953.70	0.53
ExtraTreesRegressor	0.81	0.81	2030.41	4.86
GradientBoostingRegressor	0.80	0.80	2091.58	0.98
RandomForestRegressor	0.77	0.78	2201.20	2.95
BaggingRegressor	0.76	0.76	2283.17	0.60
KNeighborsRegressor	0.75	0.75	2328.65	0.16
ExtraTreeRegressor	0.73	0.73	2409.73	0.19
DecisionTreeRegressor	0.71	0.71	2510.19	0.23

Белгилей кетчү нерсе, бул жерде курама алгоритмдер ар кандай болушу мүмкүн.

Машиналык окуу ансамблинин алгоритмдерин колдонуу менен түшүм көйгөйлөрүнүн сызыктуу эмес регрессиялык моделдерин окутуу.

Тобокелдиктерди эске алуу менен айыл чарба милдеттерин болжолдоо.

Көп учурда түшүм ар кандай тобокелдиктерге көз каранды. Бул өсүү мезгилинде аномальдуу ысык күндөрдүн узактыгы. Бул процесс ар кандай оордук деңгээли менен өсүмдүктүн өсүү мезгилинде бир нече жолу кайталанышы мүмкүн. Тобокелдиктерди пестициддерди, курт-кумурскаларды туура эмес колдонуу, түшүмдүн чоң жоготууларына алып келген өсүмдүк зыянкечтери сыяктуу ар кандай башка факторлор менен да байланыштырууга болот. Түшүмдүн зыяндуулугунун иш жүзүндөгү көйгөйү каралат. Тобокелдикке негизделген милдеттерди аткаруу үчүн ар кандай метрикалар боюнча машиналык окуу моделдеринин тактыгын баалоонун жыйынтыктары алынган.

Листинг 3.2. ар кандай үчүн машина үйрөнүү алгоритм моделдеринин тактыгын баалоо натыйжалары.

```
 Results for model :  Random Forest
 max accuracy score is 0.827308689128359
 Mean accuracy score is :  0.8227283851917901
 Std deviation score is :  0.0017259364106887492
 Cross validation scores are :   [0.82568085 0.82286743 0.82191087 0.82161949 0.82297001]
****************************************************************************************************
 Results for model :  KNN
 max accuracy score is 0.8304119492565817
 Mean accuracy score is :  0.8270498878034861
 Std deviation score is :  0.0017037082599439077
 Cross validation scores are :   [0.82939455 0.82787531 0.82494936 0.82780935 0.82522087]
****************************************************************************************************
 Results for model :  Decision Tree Classifier
 max accuracy score is 0.7536488882826354
 Mean accuracy score is :  0.7475973026583367
 Std deviation score is :  0.0026009823178113167
 Cross validation scores are :   [0.75326356 0.74611749 0.74651137 0.7461032  0.74852287]
****************************************************************************************************
 Results for model :  Gaussian NB
 max accuracy score is 0.8249215659528032
 Mean accuracy score is :  0.8212091186402223
 Std deviation score is :  0.0017104126392989223
 Cross validation scores are :   [0.8239928  0.81859104 0.82117938 0.82105678 0.82122559]
****************************************************************************************************
```

Моделдин тактыгынын баштапкы баалуулуктарынан КНН башкаларына караганда жакшыраак аткарылып жатканын көрө алабыз. Ал максималдуу тактык балл жана минималдуу стандарттык четтөөлөр бар. чечим дарак алгоритми 74% тактыгы менен жаман аткаруучу болуп саналат. Ал эми К-жакынкы кошуналар алгоритминин эң жогорку натыйжасы 83,04% түзөт. Ал максималдуу тактык балл жана минималдуу стандарттык четтөөлөр бар.

Диссертациянын 4-бөлүмү ар кандай архитектуранын нейрондук тармактарынын жашыруун каттарында татаал сызыксыз байланыштарды изилдейт, конволюциялык нейрондук тармактарды колдонуп өсүмдүк сүрөттөрүнөн өсүмдүк ооруларын алдын ала айтуу моделдерин түзөт ResNet, VGG16,19, Inception, CNN, Alex Net жана Efficient NetV2S. күчтүү машиналык окуу алгоритмдерин жана ар кандай архитектуралардын негизинде терең үйрөнүү нейрондук тармактардын дизайнын камтыган компьютердик көрүүнүн негизинде, моделдер чоң маалыматтар менен нейрондук тармактарда алдын ала үйрөтүлгөн. Ошол эле учурда, трансферди үйрөнүү багытында нейрондук тармактын архитектуралары колдонулат, анын ичинде CNN, алар буга чейин чоң маалыматтар боюнча үйрөтүлгөн моделдерге негизделген, мисалы, ImageNet. Ар кандай нейрондук тармак архитектураларын оптималдаштыруу үчүн оптималдаштыруучулардын кеңири спектри каралат.

Терең үйрөнүүдө төрт негизги көйгөй каралат.

Терең үйрөнүүдө биринчи борбордук көйгөй нейрондук тармактарда майда маалыматтардын өзгөрүүлөрүнө туруштук бере турган ар кандай архитектуралар үчүн алгоритмдерди жана долбоорлоо стратегияларын иштеп чыгуу, окутуу маалыматтары боюнча гана эмес, тесттик маалыматтар боюнча да жакшы иштей турган кайра окутулган моделдерди үзгүлтүксүз ишке ашыруу болуп саналат. Начар үйрөтүлгөн моделдер жана А.Н. Тихоновтун үзгүлтүксүз ыкмалары менен сыналганда моделдик каталарды азайтуу ыкмаларын иштеп чыгуу диссертациянын 4-бөлүмүнүн биринчи бөлүгүнүн темасы болуп саналат. Регу-

ляризациялоо ыкмаларын колдонуу менен айыл чарба көйгөйлөрүн болжолдоонун заманбап көйгөйлөрү боюнча моделдерди иштеп чыгуунун жана долбоорлоонун өзгөчө көйгөйлөрүн үзгүлтүксүз ишке ашыруунун ар кандай варианттары, санариптик ыкмалар изилденет. Бул модели окутуу маалыматтарда белгилүү бир үлгүлөрүн жана ызы-чуу жаттап алган дегенди билдирет, бирок жаңы жагдайларга же вариацияларга ылайыкташа албайт. ашыкча үстөл моделдин тактыгын жана ишеничтүүлүгүн төмөндөтөт жана туура эмес чечимдерди жана натыйжаларды алып келиши мүмкүн. Диссертацияда төмөнкү стратегиялар каралды:

1. Регуляризациялоо ыкмалары колдонулат, жетиштүү маалыматтар колдонулат, айкаш текшерүү колдонулат.
2. Негизги көңүл моделдин натыйжалары үчүн маанилүү өзгөчөлүк мейкиндигинин өзгөчөлүктөрүн тандоого бурулат. Бул багытта функциялардын өзгөчөлүк мейкиндиги, башкача айтканда, моделдөөдөгү өзгөчөлүктөрдүн маанилүүлүгү алдын ала изилденет. Өтө көп өзгөчөлүк өзгөчөлүктөрү моделдин ашыкча үнөмдөлүшүнө себеп болушу мүмкүн.
1. Маалыматтарды кеңейтүүнүн атайын ыкмасы каралат, ал учурдагы кирүү маалыматтарынын конвекстик айкалышын колдонот. Ыкманын маңызы x_i оору класстарынын өкүлдөрү катары да, жаңы векторлор катары да элементтерди тандоо y_j болуп саналат, мисалы, өсүмдүк ооруларынын сүрөттөрү.

$$\tilde{x} = \lambda x_i + (1-\lambda)x_j,$$
$$\tilde{y} = \lambda y_i + (1-\lambda)y_j, \qquad \forall\lambda \in [0,1] \qquad (8)$$

Бул нейрондук тармакты маалыматтарды бөлүштүрүүнү өзгөртүүгө туруктуу кылган үзгүлтүксүз кылуу ыкмасы. Эки ар түрдүү класстагы сүрөттөрдү колдонгон аралашмадан айырмаланып, бул ыкма бир эле сүрөттүн бир катар трансформацияларын аткарат жана андан кийин пайда болгон сүрөттү чыгаруу үчүн бул өзгөрүлгөн сүрөттөрдүн курамын колдонот. CNN-да үзгүлтүксүз үзгүлтүксүз жүрүүнүн негизги артыкчылыктары жана кемчиликтери төмөнкүдөй.

1. CNN-да үзгүлтүксүз ишке ашыруу моделди жалпылоого жана бекемдөөгө, ашыкча үнөмдөө коркунучун азайтууга жана тесттин тактыгын жогорулатууга жөндөмдүү.
2. Моделди жөнөкөйлөтөт жана эсептөө чыгымдарын төмөндөтөт, түшүндүрмө жана түшүндүрмө жогорулатат.
1. Үзгүлтүксүздүктүн жоктугу, ал бейкалыстыкты жогорулатып, моделдин дисперсиясын төмөндөтүшү, окутуунун тактыгын төмөндөтүшү, конвергенцияны басаңдата алат.
2. Бул моделге кошумча гиперпараметрлерди кошот, көбүрөөк маалыматтарга жана ресурстарга болгон муктаждыкты көбөйтөт.

L^2 жазанын жардамы менен нейрондук тармактын салмагын азайтуу үчүн көйгөй пайда болот. Үзгүлтүксүз ыкманын негизги милдети нөлгө жакын салмагын тандоо болуп саналат. Бул үчүн максаттуу милдетке регуляризация функционалдуулугун кошуу:

$\Omega\,(\theta) = ½||\theta||_2^2 \; = \frac{1}{2}\sum_{i=1}^{n} |\theta|_i^2$,

(9)

мында θ вектор белгисиз салмагын билдирет. θ ошол эле учурда, ката функционалы төмөнкүдөй кайра жазылат:

$M(\omega; X; y)$= $(\alpha/2)\omega^T\ \omega$+ $J(\omega; X; y)$, (10)

градиент : ω формада көрсөтүлдү

$\nabla_\omega\ M(\omega; X; y) =\ \alpha\ \omega + \nabla_\omega J\ (\omega;$ X, y). (11)

Сандык эсептөөлөрдө ω параметрди формула боюнча өзгөртүү процессин жаңыртабыз:

$$\omega^k = \omega^{k-1} - \varepsilon\left(\alpha\omega^{k-1} + \nabla_\omega J\ (\omega^{k-1};\ X, y)\right). \qquad (12)$$

Кайра, биз аны башка формада жазабыз:

$$\omega^k = (1-\varepsilon\alpha)\omega^{k-1} - \varepsilon\nabla_\omega J\ (\omega^{k-1};\ X, y). \qquad (13)$$

Параметрлердин мүнөздүү жаңыртууларынын бири, бул учурда, коэффициент, ω^{k-1}ден аз наркы менен көбөйтүлгөн.

Бул учурда, ω^*= $arg\,\min_\omega J(\omega)$. Экинчи тартип ыкмасы үчүн, жакындоо: J описывается таким образом

$$M(\omega) = J(\omega^*) + \frac{1}{2}(\omega-\omega^*)^T \mathrm{H}(\omega-\omega^*), \qquad (14)$$

мында H Гессе матрица болуп саналат Ал көз каранды, жана эсептөө . (14) $J(\omega^*)$чекитте ω^* функциянын градиенти нөлдүк болгондуктан, биринчи тартип мөөнөтү (градиент) жок. Анткени $J\ (\omega^*)$минималдуу чекит болуп саналат, анда матрица H оң жана жарым-жартылай аныкталган. Минималдуу градиент учурда бирдей болуп саналат

$$\nabla_\omega M(\omega) = \mathrm{H}\,(\omega-\omega^*) = 0. \qquad (15)$$

Салмагын азайтуу таасирин алуу үчүн, салмагын азайтуу градиент кошуу (15). Үзгүлтүксүз функциянын минималдуулугун аныктап, минималдуу пунктту белгилейбиз .Мында $\widetilde{\omega}$

$$\widetilde{\omega} = (\mathrm{H} +\ \alpha I)^{-1}\mathrm{H}\omega^*. \qquad (16)$$

Бул жерде, α →0, регуляризиялык $\widetilde{\omega}$ чыгарылышы → ω^*.

Мында $\alpha\ \rightarrow \infty$ б.а. H матрицасы реалдуу жана симметриялуу. Бул учурда ыдыратуу бар: H = QΛ Q^T. Бул учурда биз диагоналдык матрица продуктунда H матрицасы бар жана ортогонализация матрицасы Q, ортоганалдаштыруу H матрицасынан турат. Λ – бирдик матрица демек чечим төмөнкүдөй болуп саналат

$$\omega = (X^TX + \alpha I)^{-1}X^Ty\ . \qquad (17)$$

Эми кайра окутулган моделдер үчүн үзгүлтүксүздөөнүн дагы бир түрүн карап көрөлү. L^1 жөнөкөйлөтүү. L^2 нормага ылайык үзгүлтүксүз салмагын азайтуу эң кеңири таралган түрү болуп саналат. L^1 мейкиндикте ω салмагы коэффициенттерин үзгүлтүксүз үчүн, биз формула боюнча модели параметрлерин үзгүлтүксүз жазалайт:

$$\Omega(\theta) = ||\omega||_1 = \sum_{i=1}^{n} |\omega_i|, \qquad (18)$$

башкача айтканда, жеке параметрлердин абсолюттук баалуулуктарынын суммасы катары. Жөнөкөй сызыктуу регрессия моделине, үзгүлтүксүз талдоодо каралып жаткандай, көчүрүү параметри жок таасирин талкуулайлы. Биз, өзгөчө, регуляризациянын эки түрү ортосундагы айырмачылыктарга кызыкдарбыз. Мурунку L^2 учурдагыдай эле, L^1 үзгүлтүксүз күч оң α гиперпараметр менен жазаны көбөйтүү менен көзөмөлдөлөт. Таким образом, регуляризированная целевая функция M (ω, X, y) описывается формулой:

$M(\omega, X, y) = \alpha \,||\omega||_1 + J(\omega; X; y),$ (19)

жана анын градиент (тагыраак, жарым-жартылай) барабар

$\nabla_\omega M\,(\omega; X; y) = \alpha \mathrm{sign}(\omega) + \nabla_\omega J(\omega; X; y),$ (20)

мында $\mathrm{sign}(\omega)$ белгилейт, бул функция sign ар бир пунктка карата колдонулат ω. Мындан $\mathrm{sign}(\omega_i)$ үзгүлтүксүз үзгүлтүксүз L^1 ишке ашыруудан таптакыр айырмаланат деп божомолдоого болот. Тескерисинче, биз аны менен күрөшүп жатабыз. Бул учурда биз L^2-үзгүлтүксүздөө $J(\omega; X; y)$, учурдагыдай матрица ала албайбыз.

Функциянын Тейлор катарын биринчи кошулуучуну карап көрөлү

$\nabla_\omega M\,(\omega; X; y) = H(\omega - \omega^*),$ (21)

H Гессе матрицасы кайсы жерде J , ω көз каранды болсо , ошол маалда ω^* эсептелет .

Бул учурда Гессе матрицасы диагоналдык болот

$$H = \mathrm{diag}([H_{1,1}, H_{2,2}, \dots, H_{n,n}])$$

мында $H_{i,i} > 0$.

Андан соң үзгүлтүксүз L^1 максаттуу милдетти квадраттык түрдө жакындоону билдирет .

$M\,(\omega^*; X; y) = J(\omega^*; X; y) + \sum_{i=1}^{n}[\,\frac{1}{2} H_{i,i}(\omega - \omega^*)^2 + \alpha|\omega_i|],$ (22)

Бул болжолдуу i нарк милдетин минимумга салуу көйгөйү форманын аналитикалык чечимине (ар бир өлчөм үчүн) ээ:

$\omega_i = \mathrm{sign}\,(\omega_i^*)\,\max\{|\omega_i^*| - \frac{\alpha}{H_{i,i,}}, 0\,\},$ (23)

Мейли i , баары үчүн $\omega_i^* > 0$. Андан кийин эки жагдай бар:

1) $\omega_i^* \leq \alpha/H_{i,i}$, Анда оптималдуу маани ω_i үзгүлтүксүз объективдүү милдети үчүн, жөнөкөй болот $\omega_i = 0$. Себеби, $J(\omega; X; y)$, үзгүлтүксүз объективдүү функциядан ашып түшөт i – багыты боюнча–L^1 наркын ω_iнөлгө которгон үзгүлтүксүз;

2) $\omega_i^* > \alpha/H_{i,i}$.Андан кийин регуляризация ω_i оптималдуу наркты нөлгө жылдырбайт, бирок жөн гана алыстык менен бул багытка жылдырат $\alpha/H_{i,i}$.

Ушуга окшогон ой жүгүртүү качан болот $\omega_i^* < 0$, гана L^1-Жаза көбөйөт ω_i боюнча $\alpha/H_{i,i}$ же бурулат 0. Салыштырганда L^2-үзгүлтүксүз, L^1-Регуляризация бир кыйла аз чечимди камсыз кылат. Бул контекстте аздык кээ бир параметрлердин оптималдуу 0 мааниге ээ экенин билдирет. Сейрек кездешүүчү бет L^1 –үзгүлтүксүз жүрүм L^2 - Үзгүлтүксүз турумдан сапаттуу айырмачылык болуп саналат. Өзгөчөлүк градиент (23), ал нөлгө бара турган пунктта L^2 үзгүлтүксүз ишке ашыруу үчүн $\widetilde{\omega}$ чечим берет. –

Чектөөлөр менен тапшырмалар. чектөөлөр менен оптималдаштыруу катары нормага ылайык жаза.

Нарк функциясы, параметрдик нормага ылайык жаза кошуу менен үзгүлтүксүз болуп эсептелет:

$M(\theta; X; y)$=$J(\theta; X; y)$ +$\alpha\Omega(\theta)$, (24)

Функцияны минимумга жеткирүү үчүн баштапкы объективдүү функциядан жана жазалар топтомун камтыган жалпыланган Лагранж функциясы курулат. Биз чектөө келсе $\Omega(\theta)$, белгилүү бир туруктуу к аз, анда биз төмөнкү жалпыланган Лагранж милдетин аныктай алабыз:

$\mathcal{L}(\theta, \alpha; X, y) = J(\theta; X; y) + \alpha(\Omega(\theta) - k)$, (25)

Чектөөлөр менен көйгөйдү чечүү төмөнкүдөй:

$\theta^* = arg_\theta minmax\mathcal{L}(\theta, \alpha), \alpha, \alpha \geq 0$ (26)

Бул көйгөйдү чечүү үчүн θ, α өзгөртүү зарыл.

модели окутуу эрте токтотуу эсептөө абдан пайдалуу болушу мүмкүн, окутуу тартиби үчүн үзгүлтүксүз модели болуп саналат. квадратикалык ката милдети жана градиенттик түшүп ыкмасы менен сызыктуу модели үчүн, эрте токтотуу ыкмасы L2-үзгүлтүксүз болуп саналат.

J функционалдуу үчүн, ω^* салмагы чекити тегерегинде экинчи тартипке жакындоо (27) түрүндө берилет

M $[\omega]$= $J(\omega^*)$ + ½ (ω– ω^*) ^{T} H (ω– ω^*), (27)

Мында H гессиан салыштырмалуу кайсы жерде болсо , ошол учурда эсептелген Биз бул минималдуу пункт (w) деп эсептегендиктен, ал оң жарым-жартылай аныктама болуп саналат.

Тейлор сериясы кеңейтүү жакын, биз градиент үчүн сөз айкашын алат:

∇_ω M$[\omega]$ = H (ω– ω^*). (28)

Окутууда параметрлери үчүн векторлорду актуалдаштыруу траекториясы үйрөнүлөт, аны көз караш менен кайра жазууга болот.

$\omega^{(\tau)} - \omega^* = (I - \varepsilon H)\,(\omega^{(\tau-1)} - \omega^*)$. (29)

Бул учурда окутуу итерацияларынын саны азайтылат τ, бул тескери пропорционалдуу пропорционалдуу L^2-регуляризация. Бул учурда параметр α салмагын азайтуу ролун ойнойт.

Көп тапшырмаларды аткаруу. Жакында эле колдонулуучу милдеттерди аткарууда, анын ичинде айыл чарба көйгөйлөрүндө окууну көп тапшырмалоо өзгөчө артыкчылыкка ээ болду. Ал терең окуу системаларында атайын колдонмо бар. Маалыматтардын ар кандай түрлөрү нейрондук тармактын төмөнкү каттарына, мисалы, сандык, категориялык, сүрөткө жана аудио маалыматтардын көйгөйлөрүнө берилет, ошентип нейрондук тармактын архитектурасын татаалдатат. Бул кошумча параметрлерди жана окутуу маалыматтарынын ар кандай түрлөрүн киргизүүдө. Чыгуу каттары, ошондой эле киргизүү маалыматтарына окшош шарттарга баш ийиши мүмкүн. Мындай көйгөйлөрдү моделдөөдө ар кандай бирдей милдеттерди белгиленген окуу технологиясы менен байланыштыруу табигый нерсе.

Нейрондук тармактарды оптималдаштыруу.

Бул бөлүм нейрондук тармактарды оптималдаштыруу жөнүндө терең үйрөнүүдө маанилүү бөлүмгө басым жасайт, бул өтө оор иш болуп саналат. Окутуу моделдеринде оптималдаштыруу көйгөйүнүн ыңгайлуулугуна кепилдик берген ыңгайлуулук абалын жана чектөөлөрдү канааттандырган объективдүү функцияны тандоо менен байланыштуу. Төмөндө ар кандай архитектуранын нейрондук тармактары үчүн негизги оптималдаштыруучулар бар.

Градиенттик түшүү ыкмасы

$$\omega^{(t+1)} = \omega^{(t)} - \eta \nabla_{\omega} J(\omega^{(t)}), \quad (30)$$

Стохастикалык градиенттик түшүп ыкмасы:

$$\omega^{k} = \omega^{k-1} - \alpha \, \nabla_{\omega} J \, (\omega^{k-1} \, ; \, x^{(i)}; y^{(i)}) \, , \quad (31)$$

мында $x^{(i)}, y^{(i)}$ мини-маалыматтар топтому болуп саналат. Формула (31) стохастикалык градиенттин негизги формасын билдирет. Бул оптималдаштыруу технологиясы көптөгөн нейрондук тармак архитектурасында колдонулат. Процесс градиент түшүп, жергиликтүү төмөн качуу, минималдуу чекитке тезирээк жылдыруу жардам берет

Адам оптимизатору ар кандай нейрондук тармак архитектуралары үчүн оптималдаштыруучулар боюнча лидер. Ал Нестеров стохастикалык градиент түшүп негиздерин жана RMSProp оптималдаштыруучу колдонот. Ал жоготуу милдетинин эсептөө градиенттеринин экспоненциалдык өчүп турган маанисин колдонот. Ошондой эле салмагын жогорулатуу учурунда кайталануу коэффициенттеринде градиенттердин квадраттарын колдонот.

Жок болгон градиент менен күрөшүү үчүн импульс тепкич пункттарынан жана жергиликтүү минимадан качуу үчүн колдонулат. Бул жол-жоболор менен жоготуу милдети минималдаштыруу көйгөйүнүн оптималдуулугуна натыйжалуураак өтүүдө. Келгиле, төмөнкүдөй салмагы коэффициенттерин актуалдаштыруу алгоритмин жазып берели:

$$g = \nabla_{\theta} \, \mathrm{J} \, (\omega^{k-1}; \, x^{(i)}; y^{(i)}), \quad (32)$$

$$m = \beta_1 m + (1-\beta_1) \cdot g$$

$$v = \beta_2 v + (1-\beta_2) \cdot g \odot g$$

$$\widehat{m} = \frac{m}{1-\beta_1^t}, \; \hat{v} = \frac{v}{1-\beta_2^t} \, ,$$

$$\omega^{k} = \omega^{k-1} - \frac{\alpha}{\sqrt{\hat{v}+\varepsilon}} \odot \widehat{m}, \quad (33)$$

мында m импульс жана v ылдамдык векторлор, β_1 жана β_2 параметрлери жана импульс ыдырау курсу жана жоготуу милдетин колдонуу менен эсептөө параметр жаңыртуу окуу курсу болуп саналат.

Бул оптималдаштыруучунун артыкчылыктарынын бири, ал мурунку градиенттин градиенттеринин нымдуу орточо деңгээлин импульске окшош жол менен жаңыртат, ошондой эле градиенттик баалуулуктардын мурунку квадраттарынын өчүп калган орточо деңгээлин жаңыртат, башкача айтканда, тезисте майда-чүйдөсүнө чейин сүрөттөлгөн RMS-Prop жана Adadelta ыкмаларын колдонот.

Диссертация курулуш моделдери үчүн ар кандай нейрондук тармак архитектуралары үчүн оптималдаштыруучуларды тандоо боюнча сунуштарды берет.

Конволюциялык нейрондук тармактар (CNN) 3-бөлүмдө сүрөттөлөт жана аны айыл чарба көйгөйүн чечүүдө колдонуу. Жасалма интеллекттин негизги бөлүмү катары терең билим алуу азыр адамдын ишмердүүлүгүнүн бардык тармактарында, айрыкча айыл чарбасында жана башка масштабдуу илимий изилдөөлөрдө болжолдоо үчүн колдонулат.

Диссертация терең үйрөнүү жана анын гибриддик ыкмалары боюнча изилдөө жүргүзгөн, мисалы, конволюциялык нейрондук тармак, терең нейрондук тармак жана чоң маалыматтарды колдонуу менен нейрондук тармакты окутууну өткөрүп берүү. Бул жасалма интеллект технологиясы ар кандай колдонуучу көйгөйлөрдүн көптөгөн көлөмдүү категорияларын жогорулатууга кантип жардам берерин аныктоого жардам берди. Изилдөөлөр айыл чарба чөйрөсүндөгү нейрондук тармактардын жана гибриддик тармактын кайталануучу каттарынын зарылдыгын айкын түшүнүүгө жардам берет. ошондой эле жасалма нейрондук тармак сыяктуу башка тармактардан канчалык жогору экенин көрсөтөт. активдештирүү милдеттеринин ар бири Липшиц милдети болсо, анда биздин бүт нейрондук тармак да Липшиц милдети экени далилденген. Ошондой эле функциялар үчүн Липшица L_kтерең нейрондук тармак к Ф картографиясы деп божомолдоого болот: → мында R^m.

Ф(x) =$L_k \circ L_{k-1} \circ \ldots \circ L_1$ (x) - ошондой эле Липшиц милдети болуп саналат жана теңсиздикти канааттандырат $||\Phi(x) - \Phi(y)|| \leq c_0\ ||x - y||$. (34)

Бул лемма негизги идеясы активдештирүү милдеттери Липчиц милдети болсо, анда биздин бүт нейрондук тармак да Липшиц милдети болуп саналат. Липчиц милдетин үзгүлтүксүз киргизүү менен c , мында $c \leq c_0$ Бирок, биз бул Липшиц туруктуу так маанисин билбейбиз. Ал ар кандай баалуулуктары менен ар кандай сандардын продукт болгондуктан, анда бул сандардын продукту абдан чоң болушу мүмкүн. Ошондуктан, X жана у бири-бирине жакын болушу мүмкүн болсо да, Ф (x) жана Ф (у) бири-биринен абдан айырмаланышы мүмкүн, Бирок, биздин Липшиц туруктуу аз санда болсо, анда. бул x менен у ортосундагы бир аз айырмачылыкты билдирет, ошондой эле нейрондук тармактын чыгаруу наркынын бир аз айырмасы болот. Тармакта чоң өзгөрүүлөр өзгөрүлгүс өзгөрүүлөрдү жасоону талап кылат. Ошентип, биз, эгерде киргизүүлөрдөгү өзгөрүүлөр аз сан менен айырмаланса c_0 , жана биздин тармакта кичинекей Липшиц туруктуу болсо, анда сүрөт же пиксел сыяктуу киргизүүдөгү өтө кичинекей өзгөрүү тармактын чыгуусунун өтө аз гана өзгөрүүсүнө дал келерин далилдедик.

Нейрондук тармактарда трансфердик окутуу. Бул жасалма интеллект дизайнында өтө маанилүү: трансфер үйрөнүү колдонуу менен үйрөтүлгөн моделдер өтө маанилүү ролду ойнойт. Баштапкы көйгөйгө байланыштуу көзөмөлдөлүүчү машиналык окуу көйгөйү С жана Т объективдүү көйгөйү ыктымалдык мейкиндигинин (Ω, F, P) каралат.

Сүрөт классификациялоо көйгөйү изилденет. Бул, адатта, нейрондук тармактардын жардамы менен чечилет трансфер окуу көйгөйлөрүнүн популярдуу классы болуп саналат. Бул ыкмада, нейрондук тармактын түзүлүшү өзгөчөлүк чыгаруу модулун камтыйт, андан кийин классификатордун акыркы кат. Банан мейкиндиги үчүн максаттуу көйгөйдүн белгилөөсүнөн, рецептурасынан жана касиеттеринен баштап, трансфердик окуу үчүн катуу математикалык база түзүлгөн:

$$\min \mathcal{L}_T(f_T)_{f\epsilon A_T} = \min E\big[L_T\big(Y_T, f_T(X_T)\big)\big],\ \ f_T\epsilon A_T \qquad (35)$$

мында $\mathcal{L}_T(f_T)$ жоготуу функциясы, ал томонку моделди чектейт $f_T\colon \mathcal{X}_T \times \mathcal{Y}_T$ максаттуу тапшырма үчүн Т, $\mathcal{X}_T$ жана $\mathcal{Y}_T$мында кирип чыккан мейкиндиктер, (X_T, Y_T) баалуулуктар менен кокусунан өзгөргүчтөр жуп катары $\mathcal{X}_T \times \mathcal{Y}_T$. Бул жерде $(\mathcal{X}_T, ||\cdot||_{\mathcal{X}_T})$ и $(\mathcal{Y}_T, ||\cdot||_{\mathcal{Y}_T})$ нормалар менен банач орундары болуп саналат $||\cdot||_{\mathcal{X}_T}$ и $||\cdot||_{\mathcal{Y}_T}$), тиешелүү түрдө ката милдети $L_T\colon \mathcal{Y}_T \times \mathcal{Y}_T \to \mathbb{R}$ - реалдуу милдеттердин мейкиндиги болуп саналат, жана топтому мындай A_T максаттуу моделдер топтому болуп саналат.

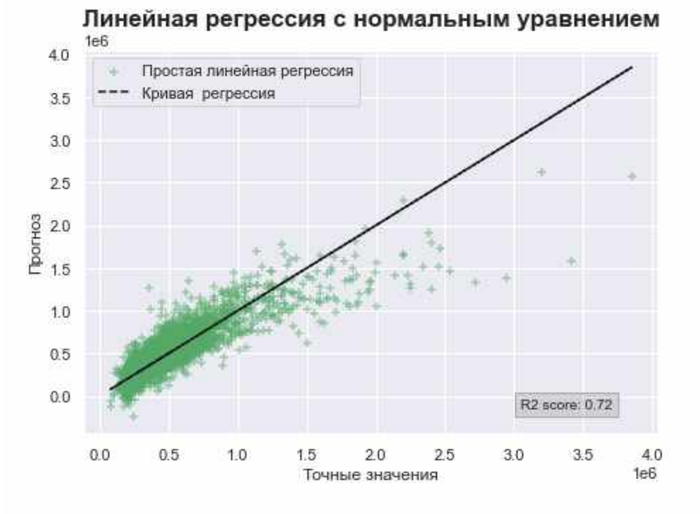
$$A_T \subset \{f_T | f_T\colon \mathcal{X}_T \longrightarrow \mathcal{Y}_T\}. \qquad (36)$$

Трансфердик окууда оптималдуу модели f_S^* баштапкы тапшырма үчүн, ошондой эле алдын ала үйрөтүлгөн модели деп аталат. Трансфердик окуунун маңызы оптималдаштыруу максатына жетүү үчүн f_S^* баштапкы тапшырмадан бул алдын ала үйрөтүлгөн моделди колдонуу болуп саналат. Диссертацияда нейрондук тармактарда трансфердик окууга байланыштуу математикалык негизди майда-чүйдөсүнө чейин изилдейт. Диссертациянын тиркемелеринде трансфердик окууну колдонуу менен айыл чарба көйгөйлөрү үчүн моделдер курулат, чоң маалыматтар боюнча окутулат, мисалы, Image Net негизинде.

ДИССЕРТАЦИЯНЫН ЭКСПЕРИМЕНТТИК БӨЛҮГҮ

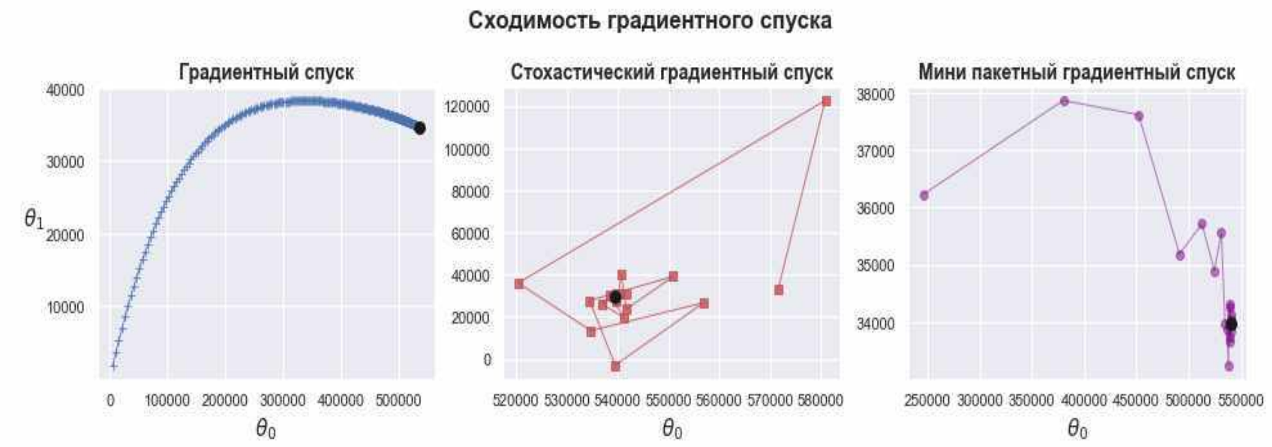
Градиенттин төмөндөшүнүн негизинде түшүмдү алдын ала айтуунун сандык ыкмалары

Ар кандай өлкөлөрдүн же региондордун азык-түлүк программасын камсыз кылуу үчүн илим-интенсивдүү жана эң маанилүү категория болуп эсептелген кирешелүүлүктү болжолдоо көйгөйлөрүнө сандык ыкмаларды колдонуу боюнча айыл чарба долбоору түзүлүүдө. Жаныбарлар үчүн картошканын, арпанын, жүгөрүнүн жана сенаж эң стратегиялык айыл чарба азыктарынын кирешелүүлүгү болжолдонот. X_train жана y_train биздин маалыматтардын негизинде сызыктуу моделин үйрөтүү. Эсептөөнүн жыйынтыктарын визуализациялоо:



4.3-сүрөт Максаттуу түшүмдүн регрессиялык мамилеси өзгөрмө өзгөчөлүктөрдүн бири менен өзгөрүлгүс.

Төмөндөгү сан айыл чарбанын белгилүү бир көйгөйү үчүн градиенттик түшүү варианттарынын биригүүсүн көрсөтүп турат.



4.4-сүрөт Градиенттин конвергенциясы

Машиналык окуунун жардамы менен айыл чарба милдеттерин болжолдоо ыкмалары

Айыл чарбасынын өзгөчө реалдуу милдеттери каралат. Чечим дарагынын алгоритминин негизинде өсүмдүк түшүмүнүн сызыктуу эмес моделин куруу изилденет.

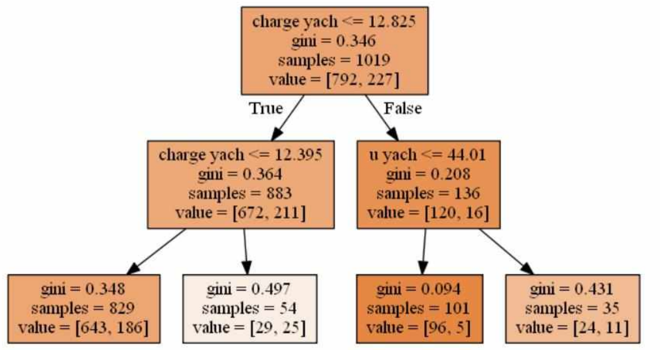
Листинг 4.3. «Иссык-Көл» региону үчүн маалымат базасынын түзүмү.

aiyl okmot	id fermer	use udobr	have technik	u yach	plosh yach	charge yach	call yach tech	u kart	plosh kart	charge kart	call kart man	call kart tech	u seno	charge seno	plosh seno	call man seno	call seno tech	ch
Ак-Шыйракский	1553	No	No	32.89	1.78	5.87	4	11.132111	2.349559	9.907052	5	4	325.040246	146.998972	2.960933	5	4	T
Ак-Шыйракский	1554	No	No	40.61	2.27	13.18	3	8.424757	2.904278	11.362902	5	3	190.529747	198.395243	2.108808	5	3	F
Ак-Шыйракский	1555	No	No	41.99	1.51	7.08	5	10.788050	2.504698	11.963904	3	5	321.546607	179.641636	2.284478	3	5	F
Ак-Шыйракский	1556	No	No	28.90	1.72	12.19	2	7.569101	1.875705	7.190054	4	2	281.450256	203.908994	2.964149	4	2	F
Ак-Шыйракский	1557	Yes	Yes	43.47	2.64	8.53	4	10.736328	2.537654	10.339240	5	4	203.986219	180.479539	2.586299	5	4	F

Сандык маалымат базасы жөнүндө маалымат 3 листингинде көрсөтүлөт.

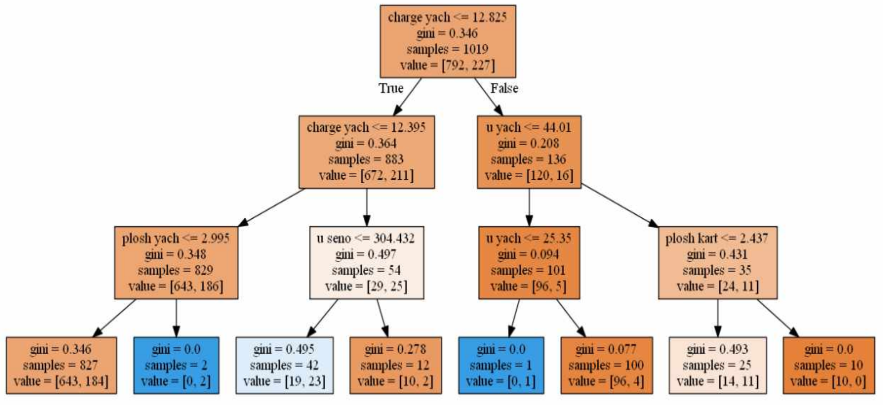
Колонналар у х - арпа өсүмдүктү билдирет, плош ях - арпа себүү аянты, заряд ях - арпа сатуу баасы, чалуу х технология - айыл чарба техникасын кол-

донуу. дарактын терендиги негизинде чечим дарагын куруу натыйжалары төмөнкүдөй болуп саналат:



4.5 - сүрөт Дерево решений с глубиной max_depth=2

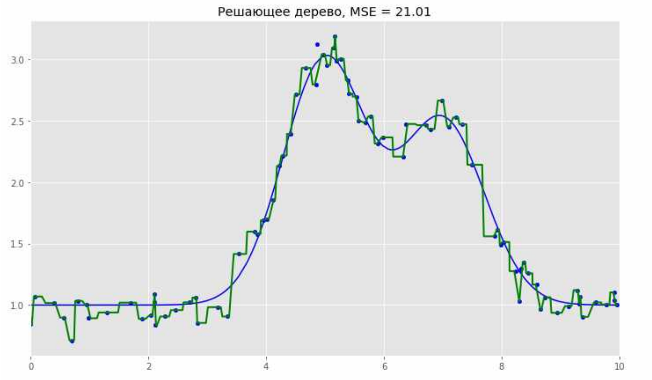
Дарак төмөнкүдөй окулат. Башында 1019 объект, бир класстын 792 объектиси, экинчи класстын 227 объектиси болгон. Баштапкы мамлекеттик энтропия 0.346 болгон. Андан кийин объектилер өзгөчөлүгүн салыштырууга жараша 2 топко бөлүнгөн $x1$= charge_yach мааниси менен 0.364. Ошол эле учурда сол топко энтропия көбөйдү, ал эми объектилердин оң тобунда ал төмөндөдү gini=0.208. Мындан тышкары, сол тараптагы объектилердин саны жалпысынан 883кө, бир класстын 672сине жана башка класстын 211ине чейин азайган. Ошентип, дарак 34 5 терендикке чейин курулган. Бул визуализацияда бир класстын объектилери ошончолук көп болсо, вертекстин түсү кара апельсинге ошончолук жакын болот, ал эми экинчи класстын объектилери ошончолук көп болсо, түсү кара көк түскө ошончолук жакын болот. Башында бир класстагы объектилер бирдей, ошондуктан дарактын тамыр чокусу, адатта, ак болот. Принцип боюнча, чечим дарагын ушунчалык терендикке чейин курууга болот, ар бир баракта так бир объект бар. Бирок иш жүзүндө бул мындай дарактын ашыкча окутулушунан улам жасалбайт – ал окутуу үлгүсүнө өтө эле ылайыкташтырылып, жаңы маалыматтар боюнча божомолдоо боюнча начар иштейт. Дарактын түбүндө бир жерде, чоң терендикте, аз маанилүү өзгөчөлүктөргө ылайык бөлүнүүлөр болот.



4.6-сүрөт max_depth = 3 терендиги менен чечим дарагы

Диссертацияда биз ар кандай терендиктеги чечим дарагынын негизинде болжолдоо көйгөйү үчүн көп классификациялык классификациялык көйгөйдү карап чыгабыз.

Бул технология татаал регрессия көйгөйүнө чейин кеңейтилиши мүмкүн. Төмөнкүлөр чечим дарагынын жардамы менен регрессия көйгөйү болуп саналат. Мисал катары, келгиле, күндүн санына жараша топурактын нымдуулугун сактоону алдын ала айтуу көйгөйүн берели.



4.7-сүрөт Регрессия көйгөйү үчүн чечим дарагы.

Машинаны үйрөнүүнүн ансамблдик алгоритмдерин колдонуу менен кирешелүүлүк көйгөйлөрүнүн сызыксыз регрессиялык эмес моделдерин үйрөтүү

Келгиле, МАЭ баа берели, болжолдонгон баалуулуктар менен чыныгы баалуулуктардын ортосундагы абсолюттук айырмачылыктын орточо наркы катары аныкталат, биздин учурда, МАЭ: 0.02171099244447888. МСЕ кийинки көрсөткүчү катанын квадраттарынын орточо деңгээли катары аныкталат. Ал болжолдоо моделинин сапатын аныктайт жана дисперсияны камтыйт - болжолдонгон баалуулуктарды бири-биринен жайылтуу. МСЕ дээрлик ар дайым оң, ал эми нөлгө жакын баалуулуктар жакшыраак. Нөл МСЕ жакыныраак, жакшыраак. Биздин RMSE кокусунан токой натыйжалары 0.0321043855557777771 болуп саналат. Эми R2score карап көрөлү. Пайыздык мааниде бул көрсөткүч 97,06% түзөт, бул болжолдоонун жогорку натыйжасын көрсөтөт. Качан R2score *100%= 100% кемчиликсиз байланыш дегенди билдирет. Бул жерде жыйынтыктардын тизмеси.

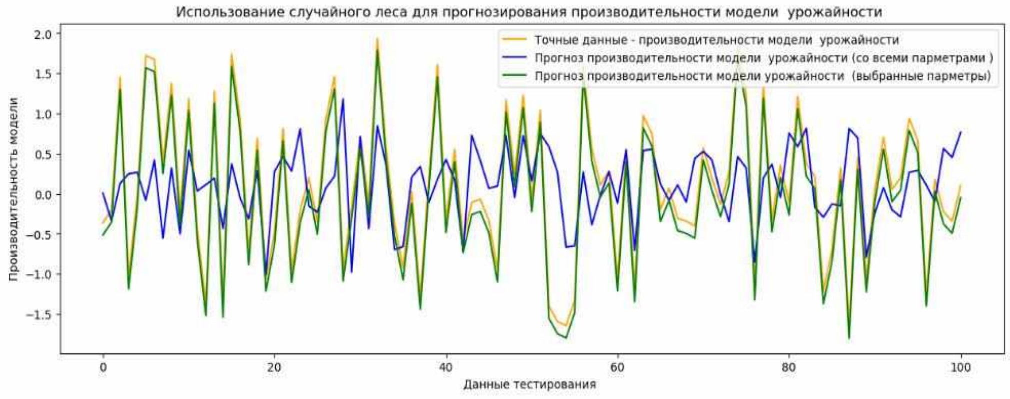
Листинг 4.4. Кокусунан токойдун жардамы менен түшүмдөрдү болжолдоо жана анын тактыгын баалоо

```
from sklearn.metrics import r2_score
r = r2_score(y_test,pred_selected)
print('Алгоритм случайный лес')
print("R2score: ",r)
print('RMSE:',np.sqrt(mean_squared_error(y_test, pred_selected)))
print('MAE:',mean_absolute_error(y_test, pred_selected))
```

```
C:\Users\Admi\AppData\Local\Temp\ipykernel_6916\1735190508.py:4:
array was expected. Please change the shape of y to (n_samples,),
  model.fit(x1_train,y_train)
```

```
Алгоритм случайный лес
R2score:  0.9668300027823048
RMSE: 0.034140421539900156
MAE: 0.022710501840947014
```

Төмөндөгү 4.8-сүрөт кокусунан токой алгоритминин жардамы менен курулган моделдин салыштырмалуу аткаруу диаграммасын көрсөтөт.



4.8-сүрөт Кокусунан токой ыкмасын колдонуу менен болжолдоонун жыйынтыктары.

Колдоо вектор ыкмасында төмөнкү жыйынтыктар алынууда. Бардык учурлар жана тандалган параметрлер тиешелүүлүгүнө жараша.

Листинг 4.5. Колдоо вектор ыкмасын колдонуу менен кирешелүүлүк болжолдоо

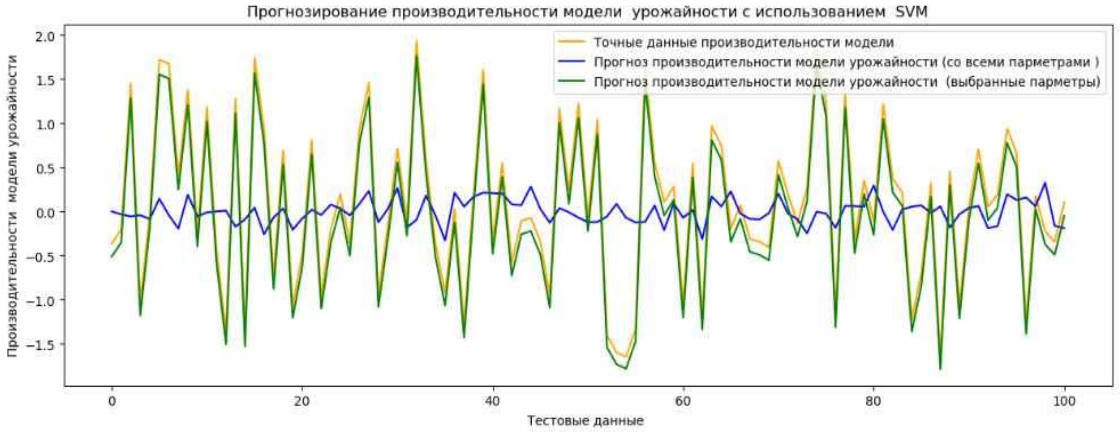
```
print('R2 score:',r2_score(y_test, pred_all))
print('RMSE:',np.sqrt(mean_squared_error(y_test, pred_all)))
print('MAE:',mean_absolute_error(y_test, pred_all))
```

```
R2 score: 0.9769677262446926
RMSE: 0.14935043180572602
MAE: 0.14031833503404212
```

```
print('R2 score:',r2_score(y_test,pred_sel))
print('RMSE:',np.sqrt(mean_squared_error(y_test, pred_sel)))
print('MAE:',mean_absolute_error(y_test, pred_sel))
```

```
R2 score: 0.9617923551140747
RMSE: 0.19235930975107604
MAE: 0.1814844990410894
```

Бул моделдин аткарылышы төмөндө көрсөтүлөт.



4.9-сүрөт колдоо вектор ыкмасын колдонуу менен алдын ала жыйынтыктары

Бул жерде түшүмдүн өндүрүмдүүлүгүн алдын ала айтуу үчүн Лассо үзгүлтүксүздөө алгоритмин колдонуунун жыйынтыктары бар.

Листинг 6. Лассо үзгүлтүксүз колдонуу менен кирешелүүлүк болжолдоо жана анын тактыгын баалоо:

```python
print('R2 score:',r2_score(y_test, pred_all))
print('RMSE:',np.sqrt(mean_squared_error(y_test, pred_all)))
print('MAE:',mean_absolute_error(y_test, pred_all))
```

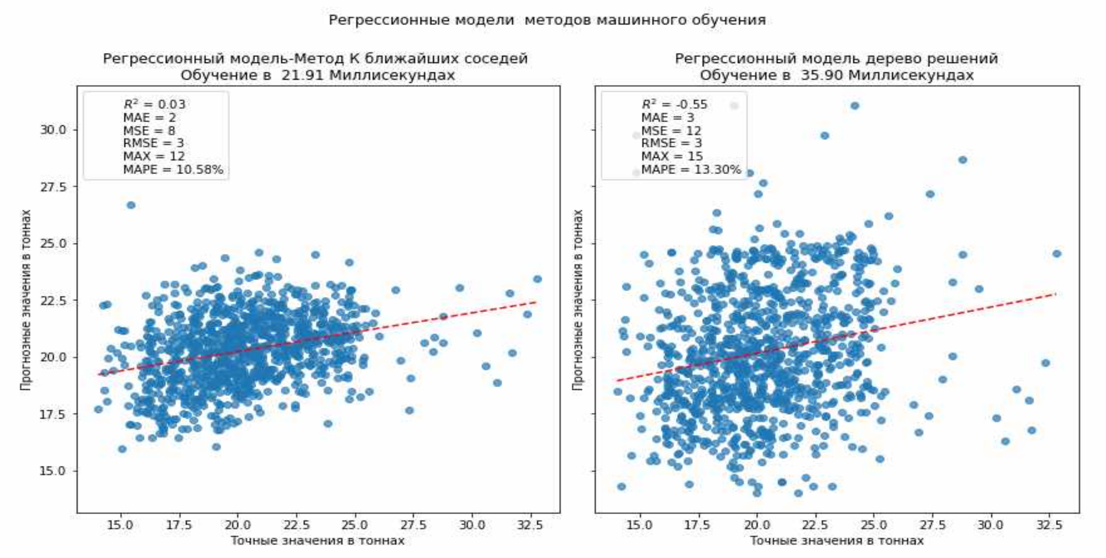
```
R2 score: 0.9769677262446926
RMSE: 0.14935043180572602
MAE: 0.14031833503404212
```

```python
print('R2 score:',r2_score(y_test,pred_sel))
print('RMSE:',np.sqrt(mean_squared_error(y_test, pred_sel)))
print('MAE:',mean_absolute_error(y_test, pred_sel))
```

```
R2 score: 0.9617923551140747
RMSE: 0.19235930975107604
MAE: 0.1814844990410894
```

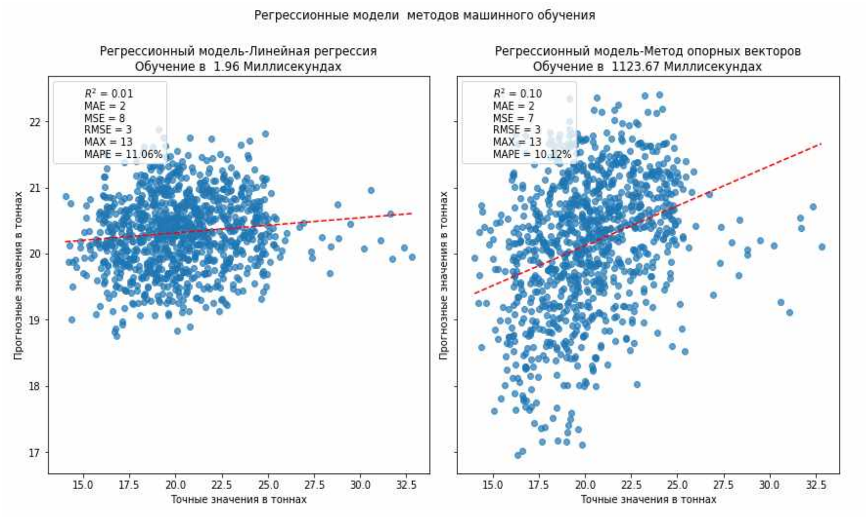
Эми машиналык окуу алгоритмдеринин классын кеңейтебиз. Биз ар кандай машина үйрөнүү алгоритмдери менен регрессия көйгөйүн алдын ала болот. Төмөндө айыл чарба милдеттеринде көп колдонулган регрессия моделдери келтирилген.

Биз нормалдуу теңдемеден так чечим аныктайт. Төмөндөгү сүрөттөрдө алар кызыл сызык менен көрсөтүлүп турат. Бул жерде натыйжалары бар. (3-бөлүмгө тиркемеде ишке ашыруу жөнүндө маалымат)



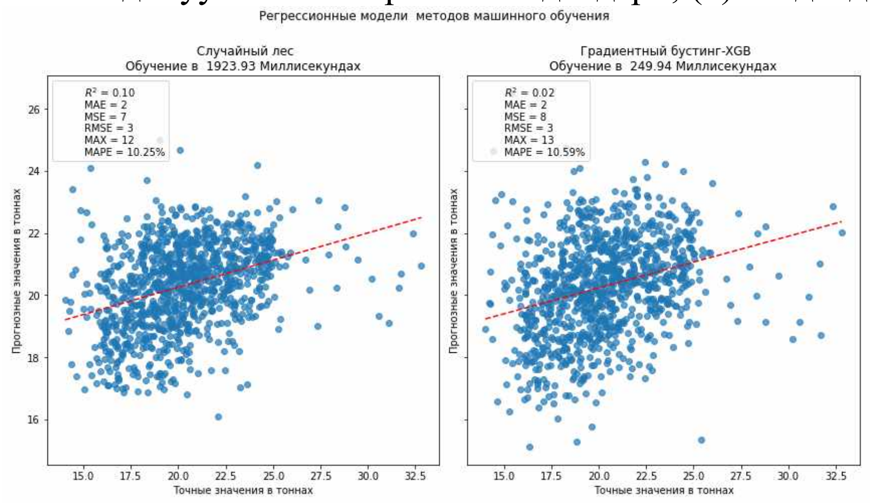
a) b)

4.10-сүрөт а) К-жакын кошуналарын машиналык үйрөнүү жана чечим дарагын колдонуу менен Регрессия моделдери; (б) Моделдин тактыгын баалоо



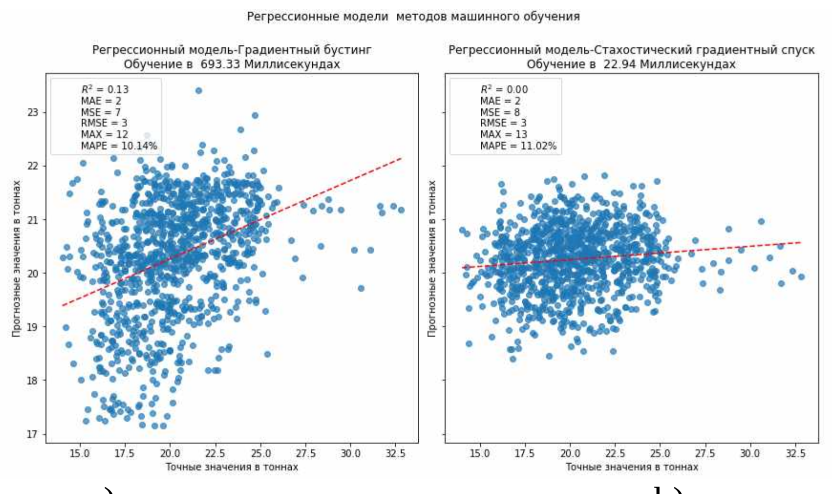
a) b)

4.11-сүрөт а) машиналык окуу, сызыктуу регрессия жана колдоо вектор анализин колдонуу менен Регрессия моделдери; (б) Моделдин тактыгын баалоо



a) b)

4.12-сүрөт а) Кокусунан токой машинасын үйрөнүү жана градиенттик жогорулатуу колдонуп Регрессия моделдери -XGB; (б) Моделдин тактыгын баалоо



a) b)

4.13-сүрөт а) машина үйрөнүү, градиент жогорулатуу жана стохастикалык градиент түшүп колдонуп Регрессия моделдери; (б) Моделдин тактыгын баалоо Модели баалоо: Листинг 7. Алгоритм моделдеринин тактыгын баалоонун натыйжалары ар кандай метрика боюнча машина үйрөнүү:

```
Results for model :  Random Forest
max accuracy score is 0.827308689128359
Mean accuracy score is :  0.8227283851917901
Std deviation score is :  0.0017259364106887492
Cross validation scores are :   [0.82568085 0.82286743 0.82191087 0.82161949 0.82297001]
****************************************************************************************************
Results for model :  KNN
max accuracy score is 0.8304119492565817
Mean accuracy score is :  0.8270498878034861
Std deviation score is :  0.0017037082599439077
Cross validation scores are :   [0.82939455 0.82787531 0.82494936 0.82780935 0.82522087]
****************************************************************************************************
Results for model :  Decision Tree Classifier
max accuracy score is 0.7536488882826354
Mean accuracy score is :  0.7475973026583367
Std deviation score is :  0.0026009823178113167
Cross validation scores are :   [0.75326356 0.74611749 0.74651137 0.7461032  0.74852287]
****************************************************************************************************
Results for model :  Gaussian NB
max accuracy score is 0.8249215659528032
Mean accuracy score is :  0.8212091186402223
Std deviation score is :  0.0017104126392989223
Cross validation scores are :   [0.8239928  0.81859104 0.82117938 0.82105678 0.82122559]
****************************************************************************************************
```

Моделдин тактыгынын баштапкы баалуулуктарынан КНН башкаларына караганда жакшыраак аткарылып жатканын көрө алабыз. Төмөндөгү таблицаларда градиентти жогорулатуу ыкмаларын жана кокусунан токой алгоритмин колдонуу менен болжолдоонун жыйынтыктары көрсөтүлөт.

Листинг 4.8. Результат прогнозирования с алгоритмом градиентного бустинга

```
XGBoost's Accuracy is:  0.9886363636363636
              precision    recall  f1-score   support

     alfalfa       1.00      0.96      0.98       106
       apple       1.00      1.00      1.00        13
      barley       1.00      1.00      1.00       104
        corn       1.00      0.97      0.99        39
        pear       1.00      1.00      1.00        29
      potato       0.97      1.00      0.98       149

    accuracy                           0.99       440
   macro avg       0.99      0.99      0.99       440
weighted avg       0.99      0.99      0.99       440
```

Листинг 4.9. Кокусунан токой алгоритми менен алдын ала натыйжасы

```
RF's Accuracy is:  0.990909090909091
              precision    recall  f1-score   support

     alfalfa       0.97      0.99      0.98       106
       apple       1.00      1.00      1.00        13
      barley       1.00      1.00      1.00       104
        corn       1.00      1.00      1.00        39
        pear       1.00      1.00      1.00        29
      potato       0.99      0.98      0.99       149

    accuracy                           0.99       440
   macro avg       0.99      1.00      0.99       440
weighted avg       0.99      0.99      0.99       440
```

Добуш берүү алгоритмин талдоо үчүн алгоритмдердин төмөнкү ансамблдери ишке ашты жана "VotingRegressor" компаниясынын жыйынтыктары төмөнкү жыйынтыктарды берди:

2-таблица. Ансамбл ыкмасынын натыйжалары

№	Машина үйрөнүү / алгоритм	R^2	MAE	MSE
1	Кокусунан токой регрессиясы, Тозок жогорулатуу регрессиясы, жана Добуш берүү алгоритминин регрессиясы	0.800329	1.981150	6.039916
2	Тозок жогорулатуу (ADA BOOST) регрессия, Градиент жогорулатуу, жана добуш берүү алгоритминин регрессиясы	0.998058	1.9922521	6.11885
3	Кокусунан токой регрессиясы, Градиент жогорулатуу, жана Добуш берүү алгоритминин регрессиясы	0.89814	1.9646782	6.03540
4	Кокусунан токой регрессиясы, регрессия, Градиент жогорулатуу регрессиясы, жана Добуш берүү алгоритминин регрессиясы	0.96578	1.971011	5.98589

Эми моделдердин тактыгын жана эсептөөлөрдүн натыйжаларын башка машиналык окуу алгоритмдери менен салыштыралы.

4.3-таблица. Ансамбл ыкмасынын компонент алгоритмдеринин натыйжалары

№	Машина үйрөнүү алгоритмдери	Прогноз
1	Чечим дарагы	0.67045454
2	Навье Байеса	0.65681818
3	Векторду колдоо ыкмасы	0.34090909
4	Логистикалык регрессия	0.56590909
5	Кокустук токой	0.99863636
6	Градиенттин өсүшү	0.98863636

Бул учурда, биз жогорку ыктымалдык тактыгы менен өсүмдүк түшүм моделин түзүү кокусунан токой жана XGBoost жеңүүчүлөр алгоритмдери бар.

Листинг 4.10. Алгоритмдердин узартылган саны жана маалымат базасы менен болжолдоо көйгөйлөрүн берүү үчүн ансамбл ыкмасын колдонуунун жыйынтыктары.

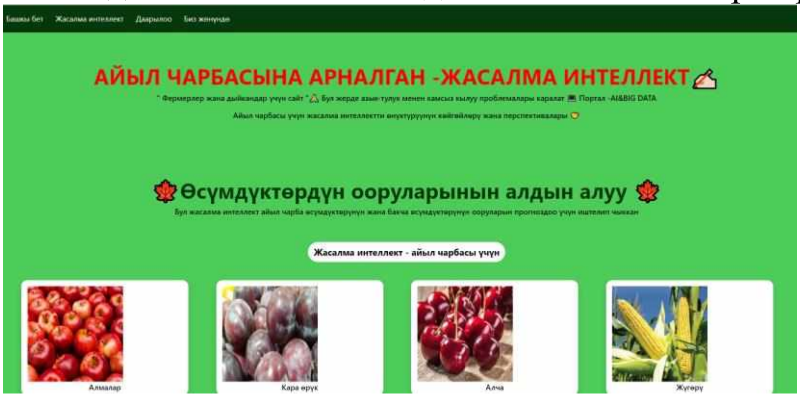
SGDRegressor	1.00	1.00	0.32	0.10
MLPRegressor	1.00	1.00	0.33	15.63
LarsCV	1.00	1.00	0.34	0.10
PassiveAggressiveRegressor	1.00	1.00	0.39	0.05
LGBMRegressor	1.00	1.00	0.47	0.62
HistGradientBoostingRegressor	1.00	1.00	0.47	0.93
ElasticNetCV	1.00	1.00	0.48	0.24
GradientBoostingRegressor	1.00	1.00	0.55	10.17
XGBRegressor	1.00	1.00	0.61	1.00
OrthogonalMatchingPursuitCV	1.00	1.00	0.63	0.05
ExtraTreesRegressor	0.99	0.99	0.75	8.20
RandomForestRegressor	0.99	0.99	0.85	20.83
BaggingRegressor	0.99	0.99	0.95	1.92
Lars	0.99	0.99	1.16	0.03
SVR	0.99	0.99	1.20	12.55
NuSVR	0.98	0.98	1.27	11.16
DecisionTreeRegressor	0.98	0.98	1.54	0.38
AdaBoostRegressor	0.97	0.97	1.63	3.22
ExtraTreeRegressor	0.97	0.97	1.71	0.17
PoissonRegressor	0.97	0.97	1.78	0.08
OrthogonalMatchingPursuit	0.96	0.96	1.92	0.03
Lasso	0.95	0.95	2.27	0.06
LassoLars	0.95	0.95	2.27	0.02
ElasticNet	0.91	0.91	2.98	0.02
KNeighborsRegressor	0.91	0.91	3.07	0.27

Жасалма интеллектти иштеп чыгуу жана долбоорлоо

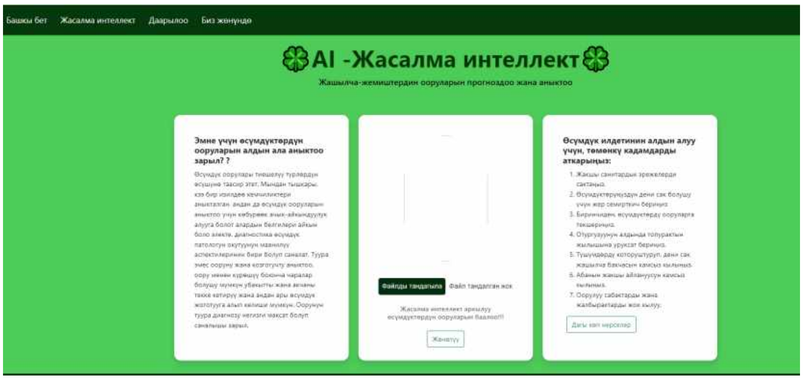
Диссертацияда веб-системалар түрүндөгү жасалма интеллекттер түшүмдүүлүк көйгөйлөрү үчүн үйрөтүлгөн моделдерди колдонуу жана Питон негиздерин колдонуу менен өсүмдүк ооруларын таанып билүү үчүн түзүлгөн. Бул системалар ийгиликтүү мүмкүн айыл чарба жерлеринин жайгашуусуна жараша өсүмдүк ооруларын же өсүмдүк пландаштырууну эрте аныктоо үчүн фермерлер тарабынан колдонулат. Жасалма интеллектти долбоорлоо жана түзүү жөнүндө маалыматтарды диссертацияга Тиркемеден табууга болот. Төмөндөгү сандар жогорудагы 3 жана 4-бөлүмдөрдө окутулган жана курулган моделдердин негизинде жасалма интеллекттерди көрсөтөт. Көп сандаган веб-тиркемелер Кыргыз

Республикасынын мамлекеттик жана расмий тилдериндеги интерфейстери бар Фласк Негiздеме платформасынын жардамы менен иштелип чыккан, алар ар кандай нейрондук тармактык архитектуралардын негизинде үйрөтүлгөн моделдерди колдонушат жана көптөгөн колдонулуучу милдеттерди аткаруу үчүн веб-системаларды курууда. Мисалы, төмөнкү веб-система биздин модели жөнүндө бардык маалыматтарды камтыйт. Ал колдонулган жер семирткичтердин, топурак курамынын жана ферманын жайгашкан жериндеги аба-ырайынын шарттарына негизделген фермер үчүн кандай өсүмдүк отургузуу керектигин алдын ала айтуу үчүн жасалма интеллектке негизделген.

Төмөндө мамлекеттик тилдеги веб-системалар көрсөтүлгөн.



4.14-сүрөт Мамлекеттик тилде өсүмдүк ооруларын таанып-билүү үчүн веб-системанын башкы бети.



4.15-сүрөт Божомолдоо үчүн маалыматтардын тесттик сүрөттөрүн тандоо үчүн веб баракча.

4.16-сүрөт Алма жалбырактагы өсүмдүк ооруларын алдын ала айтуунун натыйжасы.

ЖЫЙЫНТЫК

Диссертацияда айыл чарба өсүмдүктөрүнүн ооруларын таанып-билүү жана классификациялоо үчүн машиналык окуунун ар кандай алгоритмдерин жана ыкмаларын жана терең окуу ыкмаларын колдонуу боюнча кеңири изилдөө жүргүзүлдү. Өсүмдүк түшүмүн болжолдоонун ар кандай моделдери курулган. Ошондой эле өсүмдүк ооруларын аныктоо үчүн, ошондой эле фермерлерге оорулардын бардык түрлөрүн автоматтык түрдө аныктоого жардам берүү үчүн колдонулушу мүмкүн компьютердик көрүүгө негизделген классификациялоо жана таануу ыкмалары колдонулган. Бул багытта ар кандай нейрондук тармактын архитектуралары өсүмдүк оорулары боюнча милдеттерди аткаруу үчүн компьютердик көрүү технологияларын колдонуу менен терең үйрөнүүдө колдонулат. Мындан тышкары, оорунун белгилерин таанып билүүнүн бир нече ыкмалары / салыштыруулары жыйынтыкталды. Бул жерде өсүмдүк жалбырак ооруларын аныктоо үчүн акыркы жылдары терең үйрөнүү технологияларын иштеп чыгуу болуп саналат. Бул иш өсүмдүк ооруларын аныктоого катышкан окумуштуулар үчүн пайдалуу курал болот деп күтөбүз. Ошондой эле машинаны үйрөнүү менен терең үйрөнүү ыкмаларынын ортосунда салыштырмалуу изилдөө жүргүзүлүүдө. Акыркы жылдары олуттуу прогресс болуп жатса да, кээ бир изилдөө олку-солкулуктарын чечүү жана өсүмдүк ооруларын аныктоонун натыйжалуу ыкмалары дагы деле бар.

1. Машиналык окуунун жана анын алгоритмдеринин негизинде айыл чарба милдеттерин болжолдоонун негиздери изилденет. Өсүмдүктүн түшүмдүүлүгүн болжолдоо моделдери курулган.

2. ар кандай нейрондук тармак архитектуралары менен терең үйрөнүү негизинде, түшүм үчүн ар кандай классификациялоо жана регрессия моделдери курулган.

3. көп тараптуу талдоо алгоритмдери менен машиналык окуу технологияларынын негизинде жаңы моделдери, чечим дарагы, кокусунан токой, градиент жогорулатуу, стакостикалык градиент жогорулатуу жана практикалык айыл чарба көйгөйлөрү үчүн үлгү таануу сунуш кылынат.

4. жасалма интеллект элементтери менен терең үйрөнүү жана нейрондук тармактардын негизинде сызыксыз моделдер, маалыматтык технологиялар жана системалар иштелип чыккан.

5. Айыл чарбасын санариптештирүү процесстерин иштеп чыгуу максатында өсүмдүк ооруларын таанып билүү жана ар кандай түшүмдөрдүн түшүмүн башкаруу максатында жасалма интеллект иштелип чыккан. Бул технологиялар айыл чарбасын андан ары өнүктүрүү үчүн жана жалпы санариптештирүү үчүн зарыл.

6. Тезис ар кандай нейрондук тармак архитектуралары жана компьютердик көрүү технологиясы менен терең үйрөнүү негизинде айыл чарба көйгөйлөрүн болжолдоо заманбап ыкмасын изилдейт. ар кандай архитектура нейрондук тармактарды колдонуу менен кирешелүүлүк болжолдоо да каралат жана модели ката азайтуу үчүн алгоритмдерди үзгүлтүксүз курулат.

7. үзгүлтүксүз ыкмасын колдонуу менен кайра окутулган моделдерди окутуу ыкмалары майда-чүйдөсүнө чейин каралат. Машиналык окуу алгоритмдерин интеграциялоо технологиялары жана сүрөттү таанып билүүнүн заманбап ыкмасы, конволюциялык нейрондук тармактар өзүнчө каралды. CNN ыкмалары айыл чарбанын көптөгөн көйгөйлөрүн божомолдоодо өзгөчө орунга ээ. Алардын бири бул тезисте изилденген өсүмдүк ооруларын таанып билүү ыкмасы болуп саналат. Кийинки маанилүү терең ыкмасы компьютер көрүү жана чоң маалыматтарды колдонуу менен моделдерди окутуу которуу болуп саналат. Бул багытта ImageNet чоң маалыматтары боюнча үйрөтүлгөн моделдер каралат. Айрыкча, трансфердик окуу үчүн PlantVillage чоң маалыматтар платформаларынын негизинде өсүмдүк ооруларын алдын ала айтуу үчүн VGG16 жана ResNet моделдери каралат.

8. Ар кандай нейрондук тармак архитектуралары менен колдонулган өсүмдүк ооруларын аныктоо үчүн жана компьютердик көрүү технологиялары менен терең үйрөнүүнүн негизинде ResNet кээ бир параметрлер конфигурацияланганда жана окутуу курсун пландаштыруу, градиенттик кесүү жана салмагын азайтуу сыяктуу ыкмалар колдонулганда сүрөт классификациясы үчүн алда канча жакшы иштей тургандыгы аныкталган. модели эч кандай каталар жок тесттик комплект ар бир сүрөттү кемчиликсиз алдын ала жөндөмдүү.

Маанилүү көйгөй - алдын ала милдеттерди алдын ала айтуу үчүн буга чейин үйрөтүлгөн моделдерди колдонгон веб-системаларды куруу үчүн Python базаларын колдонуу. Бул багытта айыл чарбасында пестициддерди колдонуу боюнча түшүмдөрдү жана сунуштарды аныктоо үчүн жасалма интеллект системалары курулган. Жасалма интеллект өсүмдүк ооруларын болжолдоонун натыйжаларынын негизинде өсүмдүк ооруларын дарылоону сунуштоо боюнча милдеттердин кеңири спектри үчүн таанып билүү үчүн курулган. Көптөгөн өсүмдүктөрдүн ооруларын таанып билүү милдеттерин алдын ала айтуу моделдери Исаик-Кул аймагынын реалдуу тесттик маалыматтары боюнча сыналган.

Жалпысынан, изилденген көйгөйлөр жана машина жана терең окуудагы жаңы жетишкендиктер сызыктуу жана татаал эмес айыл чарба процесстерин болжолдоо жана моделдөө боюнча заманбап талаптарга жооп берген натыйжаларды көрсөттү.

ИЛИМИЙ ИШТЕРДИН ТИЗМЕСИ

1. **Сабитов, Б.Р.** Проектирование базы данных бизнес-процессов агропромышленного комплекса в среде Embarcadero ER Studio [Электронный ресурс] / Б.Р. Сабитов // Приволжский Научный Вест.- 2016. - № 11(63). – С.17-21. – Режим доступа:https://cyberleninka.ru/article/n/proektirovanie-bazy-dannyh-obrazovatelnyh-protsessov-v-srede-embarcadero-er-studio.–Загл.с экрана.
2. **Сабитов, Б.Р.** Разработка сетевой информационной системы в среде Embarcadero Rad Studio XE10 Seattle с применением LiveBinding технологий [Электронный ресурс] / Б.Р. Сабитов, З.Алмазбекова, А.Сейтбеков // Приволжский Научный Вест. – 2017. - №1(65). – С.31-40. - Режим доступа: https://cyberleninka.ru/article/n/razrabotka-setevoy-informatsionnoy-sistemy-

uspevaemost-v-srede-embarcadero-rad-studio-xe-10-seattle-s-primeneniem-livebinding-tehnologiy. – Загл.с экрана.
3. **Сабитов, Б.Р.** Математическая модель оптимального распределения инвестиционного вложения между отраслями [Электронный ресурс] / Б.Р.Сабитов, А.Сейтбеков, У.Т.Керимов и др. // Экономика и предпринимательство. – 2017. - № 9. – Ч.3. – С.611-613. - Режим доступа: http://www.intereconom.com/archive/373.html. – Загл.с экрана.
4. **Сабитов, Б.Р.** Problems of expert system devolepment of the investment design in agro-indastrial [Электронный ресурс] / B.R. Sabitov, K.Ch. Choroev, A. Seitbekov et all. // KyrgyzstanЭкономика и предпринимательство. – 2018. - № 12(101). – С.414-417. - Режим доступа:https://www.elibrary.ru/item.asp?id=36722118. – Загл.с экрана.
5. **Сабитов, Б.Р.** Моделирование структурных диспропорций экономики КР [Электронный ресурс] / Б.И. Бийбосунов, Б. Сабитов, К. Чороев и др. // Фундаментальные исследования. – 2019. - № 7. – С.21-26. – Режим доступа: https://www.elibrary.ru/item.asp?id=39164245. – Загл.с экрана.
6. Применение технологий машинного обучения в прикладных задачах [Электронный ресурс] / Б.Р. Сабитов и др.// Вест.КНУ Спец.вып. - 2019. – Режим доступа: http://lib.knu.kg/files/2019/vknu2019spec.pdf. – Загл.с экрана.
7. Численный метод построения моделей для прогнозирования экономических показателей сельского хозяйства [Электронный ресурс] / Б.И. Бийбосунов, Б.Р. Сабитов, З. Алмасбекова и др. // Электронный Журнал www.dnevniknauki.ru. – 2020. - № 2. – Режим доступа: https://www.elibrary.ru/item.asp?id=42512576 . – Загл.с экрана.
8. **Сабитов, Б.Р.** Технологии использования глубокого обучения для задач сельского хозяйства [Электронный ресурс] / Б.Р.Сабитов // Современные проблемы механики. – 2021. – Вып.№43(1). – Режим доступа: https://www.elibrary.ru/item.asp?id=48227011. – Загл.с экрана.
9. **Сабитов, Б.Р.** Построение моделей и прогнозирование с применением алгоритмов машинного обучения задач сельского хозяйства [Электронный ресурс] / Ч.Б. Сабитов, З. Алмазбекова, Б.Р. Сабитов // Современные проблемы механики. – 2021. – Вып.№45(3). – Режим доступа: https://www.elibrary.ru/item.asp?id=48227011. – Загл.с экрана.
10. **Сабитов, Б.Р.** Сравнительный анализ прогнозирование нелинейных моделей с применением алгоритмов дерево решений и ближайших соседей машинного обучения [Текст] / Б.Р. Сабитов, Б.Б. Омуралиева // Вест.научный журнал КГУ им.И.Арабаева. – 2021. – Спец.вып. – Ч.2.
11. **Сабитов, Б.Р.** Технологии построения нелинейных моделей с применением дерево решений [Текст] / Б.Р. Сабитов, Б.Б.Омуралиева // Вест.КГУ им.И.Арабаева. – 2021. – Спец.вып. – Ч.2.
12. **Сабитов, Б.Р.** Технологии визуализации характеристик АПК с примененеием библиотеки Python [Текст] / Б.Р. Сабитов, Д.Э.Мусуралиева и др. // Вест.КГУ им.И.Арабаева. – 2021. – Спец.вып. – Ч.2. – С.157 -162.

13. **Сабитов, Б.Р.** Использование алгоритмов машинного обучения для построения линейных моделей задач сельского хозяйства [Текст] / Б.Р.Сабитов, Д.Э. Мусуралиева и др. // Вест.КГУ им.И.Арабаева. –2021. - Спец.вып. – Ч.2 . – С.171-176.
14. Применение регрессионного анализа для прогнозирования урожайности культур в сельском хозяйстве с применением машинного обучения [Текст] / Б.Р.Сабитов // Вест.КГУ им. И.Арабаева. – 2021. – Спец.вып. – Ч.2.
15. **Сабитов, Б.Р.** Технологии визуализации характеристик АПК с примененеием библиотеки Python [Текст] / Б.И. Бийбосунов, Б.Р. Сабитов, Д.Э.Мусуралиева и др. // Вест.КГУ им.И.Арабаева. – Спец.вып. – 2021. - Ч.2. – С.124 -129.
16. **Сабитов, Б.Р.** Анализ данных характеристик АПК с применением библиотек Pandas [Текст] / Б.Р. Сабитов, Г.К. Эсенаманова и др. // Вест.КГУ им.И.Арабаева. - специальный выпуск 2 часть,135 -140, Бишкек
17. Прогнозирования оттока фермеров с применением машинного обучения [Текст] / Б.Р. Сабитов, Г.К. Эсенаманова и др. // Вест.КГУ им.И.Арабаева. – 2021. – Спец.вып. – Ч.2. – С.141-144.
18. **Сабитов, Б.Р.,** Сейтказиева Н.С., Кубанычбекова А.К. Технологии интеграции машинного обучения с веб приложениями [Электронные ресурс] / Б.Р. Сабитов, Н.С.Сейтказиева, А.К.Кубанычбекова // Современные проблемы механики, гидрогазодинамика, геомеханика, геотехнологии и информатика. – 2022. – Вып.47(1). – С.38-46. – Режим доступа: https://www.elibrary.ru/item.asp?id=50062452 . – Загл.с экрана.
19. **Сабитов, Б.Р.** Идентификация болезней растений с применением нейронных сетей [Электронный ресурс]/ Б.Р. Сабитов, Н.С.Сейтказиева, Э.Т.Осмонов и др. // Современные проблемы механики, гидрогазодинамика, геомеханика, геотехнологии и информатика. – 2022.–Вып.47(1). – С.72-82. – Режим доступа: https://www.elibrary.ru/item.asp?id=50062455. – Загл.с экрана.
20. **Сабитов, Б.Р.** Визуализация данных урожайности сельскохозяйственных культур с применением python технологий [Электронный ресурс]/ Б.Р. Сабитов, А.К.Орозбекова, Б.М.Жалилов и др. // Вест.КГУСТА. – 2022. - №1(75). – С.82-86. – Режим доступа: https://www.elibrary.ru/item.asp?id=48339898 . – Загл.с экрана.
21. **Сабитов, Б.Р.** Применение системы FbProphet на базе технологий машинного обучения при прогнозировании задач АПК [Электронный ресурс]/ Б.Р. Сабитов, А.К.Орозбекова, Б.М.Жалилов и др. // Вест.КГУСТА. – 2022. - №1(75). – С.87-94. – Режим доступа: https://www.elibrary.ru/item.asp?id=48339899. – Загл.с экрана.
22. **Сабитов, Б.Р.** Методы компьютерного зрения в задачах прогнозирования болезней растений с использованием трансферного обучения [Электронный ресурс] / Б.Р.Сабитов, Н.С.Сейтказиева, А.Дж. Картанова // Проблемы автоматики и управления. – 2022. - № 3(45).– С.12 https://www.elibrary.ru/item.asp?id=50020291 . – Загл.с экрана.
23. **Сабитов, Б.Р.** Идентификация болезней томатов на основе многоклассовой классификации. [Электронный ресурс] / Б.Р.Сабитов, Н.С.Сейтказиева, А.Дж.

Картанова // Проблемы автоматики и управления 2022. - № 3(45). – С.11.- Режим доступа: https://www.elibrary.ru/item.asp?id=50020292 . – Загл.с экрана.
24. **Сабитов, Б.Р.** Моделирование и прогнозирование задач сельского хозяйства на основе машинного обучения [Электронный ресурс] / Б.Р.Сабитов // Тр.Межд. научно-практ.конф. Научно-технологическое развитие АПК для целей устойчивого развития. – Режим доступа: https://www.conferences.org/articles/e3sconf/abs/2023/17/contents/contents.html. – Загл.с экрана.
25. **Sabitov, B.R.** Deep learning Methods for Recognition of Orchard Crops [Электронный ресурс] / B.R. Sabitov, S.Biibsunova, A.Kashkaroeva et al. // IJCSNS. – 2022. – Vol.22. – No.10. – Режим доступа: https://doi.org/10.22937/IJCSNS.2022.22.10.33,http://paper.ijcsns.org/07_book/2022 10/20221033.pdf . – Загл.с экрана.
26. **Сабитов, Б.Р.** Построение сверточной нейронной сети для прогнозирования болезней кукурузы [Электронный ресурс] / Б.Р. Сабитов, Н.С. Сейтказиева, А.А. Кашкароева // Наука и Новые технологии. – 2022. - №6. – Режим доступа: http://www.science-journal.kg/ru/journal/1/about. – Загл.с экрана.
27. **Сабитов, Б.Р**. Бинарная задача классификации болезни растений с применением технологий глубокого обучения [Электронный ресурс] / Б.Р. Сабитов, Н.С. Сейтказиева, А.А. Кашкароева // Наука и Новые технологии. – 2022. - № 6. – Режим доступа: http://www.science-journal.kg/ru/journal/1/about 2022. – Загл.с экрана.
28. **Biibosunov, B**. Machine learning for crop yield forecasting [Электронный ресурс] / B.Biibosunov, B.R.Sabitov, S.Biibosunova et al. // Cybernetics and Physics. – 2023. – Vol.12. – No.3. – Режим доступа: http://lib.physcon.ru/doc?id=8c3f4d244777. – Загл.с экрана.

29. **Sabitov, B.R.** Modeling and forecasting tasks of agriculture based on machine learning [Электронный ресурс] / B.R.Sabitov, A.D.Kartanova, K.Talant uulu et al. // E3S Web Conf. – 2023. – 380. - P.15. – Режим доступа: https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=58261397400. – Загл.с экрана.

РЕЗЮМЕ

диссертации Сабитова Баратбека Рахмановича на тему «Искусственный интеллект в задачах цифрового сельского хозяйства» на соискание ученой степени доктора физико-математических наук по специальности 05.13.16 - применение вычислительной техники, математического моделирования и математических методов в научных исследованиях

Ключевые слова: сельское хозяйство, машинное обучение, глубокое обучение, нелинейное модели, компьютерное зрение, нейронные сети, модели и алгоритмы машинного обучения, прогнозирование, трансферное обучение.

Объектом исследования является применение искусственного интеллекта к задачам сельского хозяйства. Рассмотрены основные категории сельского хозяйства урожайность и болезни сельскохозяйственных растений различного вида.

Основная цель диссертационной работы заключается в системном подходе построения моделей и прогнозирование задач сельского хозяйства на основе машинного и глубокого обучения. При этом использованы технологии глубокого обучения с технологиями компьютерного зрения для распознавания болезней растений широкого спектра. Установление нелинейной связи между данными является важным моментом для данного исследования.

Методологической основой исследования являются основные методы и алгоритмы машинного и глубокого обучения, технологии построения различных архитектур нейронных сетей и методы исследования задач распознавания с применением компьютерного зрения.

Полученные результаты и их новизна: с применением различных алгоритмов машинного обучения получены результаты прогнозирования урожайности. Построены нейронные сети для установления нелинейных взаимосвязей между данными и построению моделей для задач сельского хозяйства. Для отдельного класса сельскохозяйственных задач использованы большие данные с использованием трансферного обучения. С помощью передовых алгоритмов случайный лес, градиентный бустинг и стахостического градиентного спуска и методов машинного обучения построены модели и проведен оценка их точности с применением ансамбля этих алгоритмов.

Для численной реализации методов машинного обучения использованы мини пакетный и стахостический градиентный спуск. Изучен вопрос сходимости этих методов.

С использованием Фреймворков Python для построения веб систем, которые используют уже обученные модели для задач прогнозирования. Построены системы искусственного интеллекта распознавания болезней растений и определению урожайности, а также рекомендации по использованию пестицидов в сельском хозяйстве.

Область применения: Результаты диссертации могут быть использованы для широкого круга задач сельского хозяйства. Разработанный искусственный интеллект в виде веб системы могут быть использованы фермерами и производителями сельскохозяйственных продукций как инструмент управления урожайностью и распознавания болезней различных растений на раннем ее стадии развития. Построенные модели могут быть использованы для построения других моделей с разными климатическими параметрами. Полученные модели могут быть переобучены для прогнозирования других категорий сельского хозяйства с более сложными признаковыми характеристиками и данными.

РЕЗЮМЕ

Сабитов Баратбек Рахмановичтин диссертациясы «Санариптик айыл чарбасындагы маселелериндеги жасалма интеллект» деген темада физика-математика илимдеринин доктору илимий даражасын алуу үчүн 05.13.16 - илимий изилдөөдө компьютердик технологияларды, математикалык моделдөө жана математикалык методдорду колдонуу адистиги боюнча.

Ачкыч сөздөр: айыл чарба, машина үйрөнүү, терең үйрөнүү, сызыктуу эмес моделдер, компьютердик көрүнүш, нейрон тармактары, машина үйрөнүү моделдери жана алгоритмдери, болжолдоо, трансферттик окутуу.

Изилдөөнүн объектиси – айыл чарба көйгөйлөрүнө жасалма интеллект колдонуу. Айыл чарбасынын негизги категориялары, ар кандай айыл чарба өсүмдүктөрүнүн түшүмдүүлүгү жана оорулары каралат.

Диссертациялык иштин негизги максаты – машиналык жана терең үйрөнүүгө не-

гизделген айыл чарба көйгөйлөрүн болжолдоо жана моделдерди түзүүгө системалуу мамиле кылуу. Ошол эле учурда өсүмдүктөрдүн кеңири спектрин таануу үчүн компьютердик көрүү технологиялары менен терең окутуу технологиялары колдонулган. Бул изилдөө үчүн маалыматтардын ортосунда сызыктуу эмес байланышты түзүү маанилүү.

Изилдөөнүн методологиялык негизин машиналык жана терең үйрөнүүнүн негизги ыкмалары жана алгоритмдери, ар кандай нейрон тармактарынын архитектураларын куруу технологиялары жана компьютердик көрүүнүн жардамы менен таануу маселелерин изилдөө ыкмалары түзөт.

Алынган натыйжалар жана алардын жаңылыгы: Ар кандай машина үйрөнүү алгоритмдерин колдонуу менен түшүмдү болжолдоо натыйжалары алынды. Нейрондук тармактар маалыматтар ортосунда сызыктуу эмес байланыштарды түзүү жана айыл чарба көйгөйлөрү үчүн моделдерди түзүү үчүн курулган. Айыл чарба көйгөйлөрүнүн өзүнчө классы үчүн чоң маалыматтар трансфердик окутууну колдонуу менен колдонулган. Өркүндөтүлгөн алгоритмдерди кокус токой, градиентти жогорулатуу жана стохастикалык градиент түшүү жана машина үйрөнүү ыкмаларын колдонуу менен, моделдер курулган жана алардын тактыгы бул алгоритмдердин ансамблинин жардамы менен бааланган.

Машина үйрөнүү ыкмаларын сандык ишке ашыруу үчүн мини-топтом жана стохастикалык градиент түшүрүү колдонулган. Бул методдорду конвергенциялоо маселеси изилденген.

Болжолдоо тапшырмалары үчүн буга чейин үйрөтүлгөн моделдерди колдонгон веб системаларды куруу үчүн Python алкактарын колдонуу. Өсүмдүктөрдүн ооруларын таануу жана түшүмдүүлүктү аныктоо үчүн жасалма интеллект системалары, ошондой эле айыл чарбасында пестициддерди колдонуу боюнча сунуштар курулган.

Колдонуу чөйрөсү: Диссертациянын натыйжалары айыл чарба көйгөйлөрүнүн кеңири спектри үчүн колдонулушу мүмкүн. Веб-система түрүндөгү иштелип чыккан жасалма интеллект фермерлер жана айыл чарба өндүрүүчүлөрү тарабынан түшүмдү башкаруу жана өнүгүүнүн алгачкы этабында түрдүү өсүмдүктөрдүн илдеттерин таануу куралы катары колдонулушу мүмкүн. Курулган моделдер ар кандай климаттык параметрлери бар башка моделдерди куруу үчүн колдонулушу мүмкүн. Натыйжадагы моделдер татаал атрибуттары жана маалыматтары бар башка айыл чарба категорияларын болжолдоо үчүн кайра үйрөтүлүшү мүмкүн.

SUMMARY

dissertation by Sabitov Baratbek Rakhmanovich on the topic “Artificial intelligence in problems of digital agriculture” for the degree of Doctor of Physical and Mathematical Sciences in the specialty 05.13.16 - the use of computer technology, mathematical modeling and mathematical methods in scientific research

Keywords: agriculture, machine learning, deep learning, nonlinear models, computer vision, neural networks, machine learning models and algorithms, forecasting, transfer learning.

The object of the study is the application of artificial intelligence to agricultural problems. The main categories of agriculture, productivity and diseases of various types of agricultural plants are considered.

The main goal of the dissertation work is a systematic approach to building models and forecasting agricultural problems based on machine and deep learning. At the same time, deep learning technologies with computer vision technologies were used to recognize a wide range of plant diseases. Establishing a nonlinear relationship between the data is important for this study.

The methodological basis of the research is the basic methods and algorithms of machine and deep learning, technologies for constructing various neural network architectures and methods for studying recognition problems using computer vision.

The results obtained and their novelty: Using various machine learning algorithms, yield forecasting results were obtained. Neural networks were built to establish nonlinear relationships between data and build models for agricultural problems. For a separate class of agricultural problems, big data was used using transfer learning. Using advanced algorithms random forest, gradient boosting and stochastic gradient descent and machine learning methods, models were built and their accuracy was assessed using an ensemble of these algorithms.

For the numerical implementation of machine learning methods, mini-batch and stochastic gradient descent were used. The issue of convergence of these methods has been studied. Using Python frameworks to build web systems that use already trained models for forecasting tasks. Artificial intelligence systems have been built for recognizing plant diseases and determining yields, as well as recommendations for the use of pesticides in agriculture. Scope of application: The results of the dissertation can be used for a wide range of agricultural problems. The developed artificial intelligence in the form of a web system can be used by farmers and agricultural producers as a tool for managing yields and recognizing diseases of various plants at an early stage of development. The constructed models can be used to construct other models with different climatic parameters. The resulting models can be retrained to predict other agricultural categories with more complex attributes and data.