

MUHAMMAD AL-XORAZMIY
NOMIDAGI TATU FARG'ONA FILIALI
FERGANA BRANCH OF TUIT
NAMED AFTER MUHAMMAD AL-KHORAZMI

“AL-FARG‘ONIIY AVLODLARI”

ELEKTRON ILMIY JURNALI | ELECTRONIC SCIENTIFIC JOURNAL

TA'LIMDAGI ILMIY, OMMABOP VA ILMIY TADQIQOT ISHLARI



1-SON 1(5)
2024-YIL

TATU, FARG'ONA
O'ZBEKISTON



O'ZBEKISTON RESPUBLIKASI RAQAMLI TEXNOLOGIYALAR VAZIRLIGI

MUHAMMAD AL-XORAZMIY NOMIDAGI
TOSHKENT AXBOROT TEXNOLOGIYALARI UNIVERSITETI
FARG'ONA FILIALI

Muassis: Muhammad al-Xorazmiy nomidagi Toshkent axborot texnologiyalari universiteti Farg'ona filiali.

Chop etish tili: O'zbek, ingliz, rus. Jurnal texnika fanlariga ixtisoslashgan bo'lib, barcha shu sohadagi matematika, fizika, axborot texnologiyalari yo'nalishida maqolalar chop etib boradi.

Учредитель: Ферганский филиал Ташкентского университета информационных технологий имени Мухаммада ал-Хоразми.

Язык издания: узбекский, английский, русский.

Журнал специализируется на технических науках и публикует статьи в области математики, физики и информационных технологий.

Founder: Fergana branch of the Tashkent University of Information Technologies named after Muhammad al-Khorazmi.

Language of publication: Uzbek, English, Russian.

The magazine specializes in technical sciences and publishes articles in the field of mathematics, physics, and information technology.

2024 yil, Tom 1, №1
Vol.1, Iss.1, 2024 y

ELEKTRON ILMIY JURNALI

ELECTRONIC SCIENTIFIC JOURNAL

«Al-Farg'oniyl avlodlari» («The descendants of al-Fargani», «Potomki al-Fargani») O'zbekiston Respublikasi Prezidenti administratsiyasi huzuridagi Axborot va ommaviy kommunikatsiyalar agentligida 2022-yil 21 dekabrda 054493-son bilan ro'yxatdan o'tgan.

Jurnal OAK Rayosatining 2023-yil 30 sentabrdagi 343-sonli qarori bilan Texnika fanlari yo'nalishida milliy nashrlar ro'yxatiga kiritilgan.

Tahririyat manzili:
151100, Farg'ona sh.,
Aeroport ko'chasi 17-uy,
202A-xona
Tel: (+99899) 998-01-42
e-mail: info@al-fargoniy.uz

Qo'lyozmalar taqrizlanmaydi va qaytarilmaydi.

FARG'ONA - 2024 YIL

TAHRIR HAY'ATI

Maxkamov Baxtiyor Shuxratovich,

Muhammad al-Xorazmiy nomidagi Toshkent axborot texnologiyalari universiteti rektori, iqtisodiyot fanlari doktori, professor

Muxtarov Farrux Muhammadovich,

Muhammad al-Xorazmiy nomidagi Toshkent axborot texnologiyalari universiteti Farg'ona filiali direktori, texnika fanlari doktori

Arjannikov Andrey Vasilevich,

Rossiya Federatsiyasi Sibir davlat universiteti professori, fizika-matematika fanlari doktori

Satibayev Abdugani Djunosovich,

Qirg'iziston Respublikasi, Osh texnologiyalari universiteti, fizika-matematika fanlari doktori, professor

Rasulov Akbarali Maxamatovich,

Muhammad al-Xorazmiy nomidagi TATU Farg'ona filiali Axborot texnologiyalari kafedrasida professori, fizika-matematika fanlari doktori

Yakubov Maksadxon Sultaniyazovich,

Muhammad al-Xorazmiy nomidagi TATU «Axborot texnologiyalari» kafedrasida professori, t.f.d., professor, xalqaro axborotlashtirish fanlari Akademiyasi akademigi

G'ulomov Sherzod Rajaboyevich,

Muhammad al-Xorazmiy nomidagi TATU Kiberxavfsizlik fakulteti dekani, Ph.D., dotsent

G'aniyev Abdualil Abdualioyevich,

Muhammad al-Xorazmiy nomidagi TATU Kiberxavfsizlik fakulteti, Axborot xavfsizligi kafedrasida t.f.n., dotsent

Zaynidinov Hakimjon Nasritdinovich,

Muhammad al-Xorazmiy nomidagi TATU Kompyuter injiniringi fakulteti, Sun'iy intellekt kafedrasida texnika fanlari doktori, professor

Bo'taboyev Muhammadjon To'ychiyevich,

Farg'ona politexnika instituti, Iqtisod fanlari doktori, professor

Abdullayev Abduljabbor,

Andijon mashinosozlik instituti, Iqtisod fanlari doktori, professor

Qo'ldashev Abbosjon Hakimovich,

O'zbekiston milliy universiteti huzuridagi Yarimo'tkazgichlar fizikasi va mikroelektronika ilmiy-tadqiqot instituti, texnika fanlari doktori, professor

Ergashev Sirojiddin Fayazovich,

Farg'ona politexnika instituti, elektronika va asbobsozlik kafedrasida professori, texnika fanlari doktori, professor

Polvonov Baxtiyor Zaylobiddinovich,

Muhammad al-Xorazmiy nomidagi TATU Farg'ona filiali Ilmiy ishlar va innovatsiyalar bo'yicha direktor o'rinbosari

Zulunov Ravshanbek Mamatovich,

Muhammad al-Xorazmiy nomidagi TATU Farg'ona filiali Dasturiy injiniring kafedrasida dotsenti, fizika-matematika fanlari nomzodi

Saliyev Nabijon,

O'zbekiston jismoniy tarbiya va sport universiteti Farg'ona filiali dotsenti

Abdullaev Temurbek Marufovich,

Muhammad al-Xorazmiy nomidagi TATU Axborot texnologiyalari kafedra mudiri, texnika fanlar bo'yicha falsafa doktori

Zokirov Sanjar Ikromjon o'g'li,

Muhammad al-Xorazmiy nomidagi TATU Farg'ona filiali Ilmiy tadqiqotlar, innovatsiyalar va ilmiy-pedagogik kadrlar tayyorlash bo'limi boshlig'i, fizika-matematika fanlari bo'yicha falsafa doktori

Jurnal quyidagi bazalarda indekslanadi:



Eslatma! Jurnal materiallari to'plamiga kiritilgan ilmiy maqolalardagi raqamlar, ma'lumotlar haqqoniylikiga va keltirilgan iqtiboslar to'g'riligiga mualliflar shaxsan javobgardirlar.

MUNDARIJA | ОГЛАВЛЕНИЕ | TABLE OF CONTENTS

Umarov Shuxratjon Azizjonovich, Abduqodirov Abdulhay, AXBOROT XAVFSIZLIGI TIZIMLARINI INTELLEKTUALLASHTIRISH MASALALARI	4-10
Ахунджанов Умиджон Юнус угли, ЛОКАЛЬНАЯ КРИВИЗНА КАК СТРУКТУРНЫЙ ПРИЗНАК ВЕРИФИКАЦИИ СТАТИЧЕСКОЙ ПОДПИСИ	11-16
Liu Lingyun, Linear cryptanalysis of the SM4 block cipher algorithm	17-22
Shaxzoda Amanboyevna Anarova, Jamoliddin Sindorovich Jabbarov, Doston Naim o'g'li Muxtorov, FRAKTAL XUSUSIYATLI ORGANLARNING O'LCHOVLARINI ANIQLASH SXEMASINI ISHLAB CHIQUISH	23-28
E.M.Urinov, M.A.Umarov, O'zbek ishora tili harflarini tanib olish algoritmi	29-33
Kengboev Sirojiddin Abray ugli, MATHEMATICAL MODEL OF CALCULATION OF THE TEMPERATURE IN THE CONTACT ZONE OF INTERACTION BETWEEN THE SHUTTLE SOCKET AND THE BOBBIN OF SEWING MACHINES	34-38
Anarova Sh.A., Saidkulov E.A., Haqberdiyev S.N, ZARAFSHON DARYO TARMOG'INI GEOMETIRIK MODELLASHTIRISH	39-43
Xamrakulov Umidjon Sharabidinovich, Ashuraliyev Alisherjon Abdumalikovich, REAL VAQT REJIMIDA NOQAT'IY MA'LUMOTLARNI QAYTA ISHLASHNING ANALITIK MODELLARINI ISHLAB CHIQUISH	44-56
Sharibayev Nosirjon Yusubjanovich, Kayumov Ahror Muminjonovich, TRIKOTAJ TO'QIMALARINING SHAKL SAQLASH XUSUSIYATLARINI RAQAMLI BAHOLASH USULLARI	57-61
Xasanova Maxinur Yuldashbayevna, Yo'ldosheva Dilfuza Shokir qizi, Burxonova Malohat Mamirovna, BAHOLASH NAZARIYASI USULI ASOSIDA AVTOMATIK TIZIMLARNI DIAGNOSTIKALASH ALGORITMLARI	62-68
Улжаев Эркин, Убайдуллаев Уткиржон, Абдулхамидов Азизжон, Нейронные технологии распознавания и классификация степени раскрытия хлопковых коробочек	69-79
Узаков Б.М., Хошимов Б. М, ИССЛЕДОВАНИЕ МЕТОДОВ ИДЕНТИФИКАЦИИ МОДЕЛЕЙ ВИРТУАЛЬНЫХ АНАЛИЗАТОРОВ ПОКАЗАТЕЛЕЙ КАЧЕСТВА РЕКТИФИКАЦИОННОЙ КОЛОННЫ	80-84
Rahmatullayev Ilhom Rahmatullayevich, Umurzakov Oybek, SHA oilasiga mansub xesh funksiyalar tahlili	85-92
Zulunov Ravshanbek Mamatovich, Samatova Zarnigor Nematovna, BULUTLI TEXNOLOGIYALARDA KIBERXAVFSIZLIK TAMINLASHDA CASB YECHIMLARI	93-98
Эргашев Отабек Мирзапулатович, ПРОГРАММНЫЕ КОМПЛЕКСЫ И ИХ РОЛЬ В ОПТИМИЗАЦИИ РАБОТЫ НАСОСНЫХ СТАНЦИЙ	99-105
Ёркулов Руслан Махаммади угли, СОСТАВ И СТРУКТУРА МЕЖФАЗНОЙ ГРАНИЦЫ Si /Al(111) И Si/Cu(111)	106-109
Muxtarov Farrux Muhammadovich, KIBERHUQUQ VA KIBERETIKA MADANIYATINING SHAKILLANTIRISHDA "KIBERXAVFSIZLIK ASOSLARI" FANINI O'QITISHNING DOLZARBLIGI	110-115
Asrayev Muhammadmullo Abdullajon o'g'li, Kurbanov Abduraxmon Alishboyevich, Fayziyev Voxid Orzumurod o'g'li, YUZ IFODASINI ANIQLASH MODELLARINI OPTIMALLASHTIRISH: GRADIENTNI OSHIRISH VA UNING GIPERPARAMETRLARNI SOZLASH VA MUNTAZAMLASHTIRISH (REGULARIZATSIYA)DAGI AHAMIYATI	116-122
Polvonov Baxtiyor Zaylobidinovich, Xudoyberdieva Muhayyohon Zoirjon qizi, Abdubannobov Muydinjon Iqboljon o'g'li, G'ulomqodirov Xumoyun O'tkirjon o'g'li, Zaylobiddinov Bekhzod Bakhtiyarjon o'g'li, Ergasheva Gulruxsor Qobiljon qizi, DEVELOPMENT OF PRACTICAL COMPETENCES OF STUDENTS IN NANOTECHNOLOGY AND SEMICONDUCTOR PHYSICS IN HIGHER EDUCATION	123-128
Xudoyqulov Zarifjon Turakulovich, Rahmatullayev Ilhom Rahmatullayevich, Mavjud oqimli shifrlash algoritmlarining qiyosiy tahlili	129-134
Zulunov Ravshanbek Mamatovich, Akhmadjonov Ikhtiyorjon Rovshanjonovich, Ergashev Otabek Mirzapulatovich, THE METHODS OF AUTOMATIC LICENSE PLATE RECOGNITION	135-141
Asrayev Muhammadmullo Abdullajon o'g'li, Fayziyev Voxid Orzumurod o'g'li, Turakulova Shaxnoza Abdurshidovna, Ermatova Zarina Qaxramonovna, Tibbiy tasvirlar ichida alohida qiziqish hududlarini (Region of interest-ROI) avtomatik aniqlash va izolyatsiya qilish	142-146
Rasulov Akbarali Makhamatovich, Ibrokhimov Nodirbek Ikromjonovich, Minamatov Yusupali Esonali ugli, Mukhtarov Farrukh Muhammadovich, BIMETALLIC CLUSTERS AND AREAS OF THEIR APPLICATION	147-150
Uzakov Barxayotjon Muxammadiyevich, Xoshimov Baxodirjon Muminjonovich, O'ZBEKISTON NEFT-GAZ KORXONALARIDA INVESTISIYA LOYIHALARINI MOLİYALASHTIRISH BO'YICHA XORIJ TAJRIBASINI O'RGANISH	151-156
Xalilov Durbek Aminovich, Abduqodirova Mohizoda Ilhomidin qizi, MASOFAVIY TA'LIM TIZIMINI TASHKIL ETISHNING TEXNIK USULLARI	157-160

MUNDARIJA | ОГЛАВЛЕНИЕ | TABLE OF CONTENTS

Аллярова Гулмира Холмуратовна, Буронов Нурлибек Рустам угли, Зарипов Шухрат Собиржон угли, Исследование ионно-электронной эмиссии пленок Cs на гранях (110) и (111) монокристаллов молибдена	161-165
Jo'rayev Mansurbek Mirkomilovich, Simsiz sensor tarmoq asosida nozik sug'orish tizimlarini modeli va innovatsion loyihalar	166-172
Zulunov Ravshanbek Mamatovich, Akhmadjonov Ikhtiyorjon Rovshanjonovich, Ergashev Otabek Mirzapulatovich, METHODOLOGY FOR BUILDING LICENSE PLATE RECOGNITION SYSTEMS	173-179
Abduhafizov Tohirjon Ubaydulla o'g'li, Abdurasulova Dilnoza Botirali qizi, IQTISODIY JINOYATLAR VA ULARNING OLDINI OLISH UCHUN DASTURIY MAHSULOTLAR ALGORITMLARINI ISHLAB CHIQISH	180-185
Djurayev Sherzod Sobirjonovich, Ermatova Zarina Qaxramonovna, Linter qurilmasini ishchi qismlarini masofadan boshqarish va nazorat qilish orqali uning samaradorligini oshirish	186-190
Xusanova Moxira Qurbonaliyevna, Sotvoldiyeva Dildora Botirjon qizi, SIGNALLARNI STATISTIK QAYTA ISHLASH	191-195
Xalilov Durbek Aminovich, Qurbonova Gulruxsor Murodjon qizi, Axborotlashgan ta'lim muhitida talabalar mustaqil ishini tadqiqoti va metodikasini takomillashtirish	196-200

Нейронные технологии распознавания и классификация степени раскрытия хлопковых коробочек

Улжаев Эркин

Доктор технических наук, профессор, кафедры
обработки информации и систем управления
Ташкентского государственного технического
университета имени Ислама Каримова,
Ташкент, Узбекистан,
e-mail: e.uljaev@mail.ru

Убайдуллаев Уткиржон

PhD, доцент кафедры обработки информации и
систем управления Ташкентского
государственного технического университета
имени Ислама Каримова,
Ташкент, Узбекистан,
e-mail: utkir2005@mail.ru

Абдулхамидов Азизжон

Докторант, кафедры обработки информации и систем
управления Ташкентского государственного
технического университета имени Ислама Каримова,
Ташкент, Узбекистан,
e-mail: azex_91@mail.ru

Аннотация. В данной статье предложен усовершенствованный алгоритм обнаружения, подсчета, отслеживания и классификации хлопковых коробочек по степени раскрытия хлопка на изображениях дефолированных растений. Алгоритм основан на использовании модели YOLOv8 и цветовой сегментации для обнаружения коробочек в алгоритме Лукаса-Канаде. Этот алгоритм проводится с целью отслеживания их перемещения и преобразовании изображений для восстановления их позиции на следующих кадрах. При этом для повышения точности обнаружения используется ансамблевый подход, объединяющий результаты цветовой сегментации, оптического потока и метода преобразования изображения. Эффективность предложенного алгоритма сравнивается с пятью другими алгоритмами обработки изображений из библиотеки OpenCV, и результаты показывают его превосходство по точности и скорости. Эти параметры считаются очень важными для сбора урожая и требуют надежного определения степени раскрытия коробочек в реальном времени, чтобы уменьшить задержку между обнаружением и отправкой управляющего сигнала на исполнительный механизм для управления работой гидроцилиндра, установленный на уборочном аппарате. В связи с этим основной целью данного исследования является оперативное и точное обнаружение, подсчет, отслеживание и классификация степени раскрытия хлопковых коробочек.

Ключевые слова. Распознавание образов, классификация, машинное обучение, нейронные сети, YOLO, TensorFlow, CSRT, KCF, MedianFlow, MIL, MOSSE, хлопковая коробочка.

Введение. Сельское хозяйство считается одной из важнейших отраслей мировой экономики. Современное сельское хозяйство сталкивается с вызовами, связанными с повышением производительности, улучшением качества

и оптимизацией процессов производства. Применение передовых технологий, таких как нейронные сети [1] и компьютерное зрение [2], становится необходимостью для



достижения эффективности и конкурентоспособности, этой отрасли.

Одной из ключевых задач в сельском хозяйстве является мониторинг и управление урожаем [3], включая определение оптимального времени сбора [4] продукции. Хлопковая коробочка - это важный элемент хлопковых растений, и ее состояние (степень раскрытия) может служить важным показателем готовности к сбору урожая. Однако, визуальное обнаружение и классификация хлопковых коробочек на изображениях дефолированных растений является сложной задачей из-за различий в текстуре и окружающей среде.

В данной работе постараемся показать возможность применения усовершенствованного алгоритма обнаружения, подсчета и отслеживания хлопковых коробочек на изображениях дефолированных растений с использованием современных нейронных технологий. Аналогичное исследование с использованием технологий глубокого обучения для обнаружения коробочек хлопка проводилось ранее [5-11]. Оказалось, что оно превосходит большинство существующих алгоритмов классификации коробочек хлопка. Однако в этом подходе для семантической сегментации использовался более медленный алгоритм, называемый глубокой сверточной нейронной сетью. Предлагаемый подход основан на интеграции модели YOLOv8, цветовой сегментации и алгоритма Лукаса-Канаде для обнаружения, классификации и отслеживания коробочек, а также на ансамблевом подходе для улучшения точности и скорости работы системы. Этот алгоритм получил название CropBoxCounte.

Данное исследование имеет значимое значение для сельскохозяйственной отрасли, предлагая усовершенствованный алгоритм автоматизации процесса мониторинга урожая, который может привести к повышению эффективности производства и снижению операционных затрат. Результаты исследования могут быть полезными как для научного

сообщества, так и для практического применения в сельском хозяйстве.

Методология. Предложенный алгоритм основан на использовании нейронных сетей для обнаружения объектов на изображениях. В частности, для задачи обнаружения и классификации хлопковых коробочек [12, 13] была выбрана модель YOLOv8, которая позволяет эффективно работать в режиме реального времени. YOLO (You Only Look Once) представляет собой быструю и точную модель для обнаружения объектов на изображениях, что делает её идеальным выбором для решения нашей задачи, требующей реального времени [14] выполнения.

В связи с тем, что YOLO может допускать ошибки и недостаточно точно определяет границы объектов, требуется дополнительное использование цветовой сегментации для повышения точного обнаружения раскрытия коробочек. Предложенный алгоритм позволяет более явно выделить хлопковые коробочки на изображениях и уменьшить количество ложных данных (результатов).

После обнаружения объектов на первом кадре используется алгоритм Лукаса-Канаде для отслеживания их перемещения на последующих кадрах. Этот алгоритм предоставляет информацию о векторе смещения объектов между кадрами, что позволяет эффективно отслеживать их движение [15, 16].

Для улучшения точности и скорости обнаружения [17, 18], предлагаем объединить результаты YOLO, цветовой сегментации и алгоритма Лукаса-Канаде с помощью ансамблевого подхода [1, 11]. Это позволяет сократить количество ложных срабатываний и повысить устойчивость работы системы.

Для сравнения предложенного алгоритма с другими алгоритмами обработки изображений можно использовать следующие алгоритмы:

Алгоритм 1. CSRT (Channel and Spatial Reliability Tracking) — данный алгоритм



использует регрессию для отслеживания объектов. Он основан на идее, что форма объекта остается постоянной на протяжении всего времени;

Алгоритм 2. KCF (Kernelized Correlation Filter) — данный алгоритм, построен на фильтрах корреляции и представляет собой обобщение фильтра корреляции с использованием ядра, что позволяет увеличить точность и стабильность детектора что улучшает свою производительность. Он работает путем нахождения параметров фильтра, которые максимизирует корреляцию между объектом и его шаблоном;

Алгоритм 3. MedianFlow — этот алгоритм слежения, основан на слежения объекта в оптическом потоке. Он использует медианный фильтр для определения движения объектов и их фона;

Алгоритм 4. MIL (Multiple-Instance Learning) — это подход к обучению, который работает с наборами данных, где каждый пример представляет собой "мешок", содержащий несколько экземпляров коробок. Цель состоит в том, чтобы научиться классифицировать мешки на основе их содержимых;

Алгоритм 5. MOSSE (Minimum Output Sum of Squared Error) — это алгоритм отслеживания, основанный на методе наименьших квадратов. Он использует квадратичную функцию потерь, чтобы минимизировать ошибку между прогнозируемым и реальным положением объекта;

Выше представленные алгоритмы представляют лишь небольшую часть возможностей OpenCV и могут использоваться для различных задач обработки изображений [19, 20], включая обнаружение объектов, сегментацию, фильтрацию и анализ изображений. Все эти алгоритмы имеют недостатки, связанными с неточностью обнаружения, задержкой времени обнаружения, выдачи данных и т.д. Для оптимизации решения данной проблемы требуется проведение модернизации или разработка новых подходов (алгоритмов), которые рассмотрим ниже.

Методика решения задачи. Задача распознавания и классификации хлопковых коробочек является [21] актуальной проблемой в области автоматизации сельского хозяйства и промышленности. Для решения этой задачи используется современная технология, такая как YOLO v8. Этот процесс связан с обучением моделей для распознавания и классификации объектов и включает в себя несколько этапов.

Предложенный алгоритм CropBoxCounte (**Алгоритм 6**) - основан на применение алгоритмов для обнаружения, подсчета и отслеживания коробочек хлопка с использованием современных нейротехнологических подходов. Этот алгоритм основан на интеграции модели YOLO v8, цветовом разделении и алгоритме Лукаса-Канады для обнаружения, классификации и сопровождения коробочек, а также на ансамблевом подходе для повышения точности и производительности системы.

Рассмотрим процесс обучения модели для распознавания и классификации раскрытия хлопковых коробочек с применением нейронных технологии, который охватывает и требует выполнения нескольких этапов:

1 - Этап. Экспериментальная установка (набор обучающих данных). Для проведения эксперимента были выбраны исходные данные, условия эксплуатации и другие технические требования описанные ниже. Эксперимент был проведен в полевых условий (Рис. 1). Хлопкоуборочная машина с видеокамерами [22], движущаяся со скоростью менее 4 км/час. Снимки растений делались с разрешением 720 пикселей, скоростью 30 снимков в секунду, на высоте 1,5 метра над землей. Видеокамера имела диафрагму f/2.8 и объектив с разрешением 5 мегапикселей.





Рис. 1. Хлопкоуборочная машина с установленными видеокамерами на хлопковом поле.

Чтобы собрать больше обучающих изображений съемки снимались в двух вариантах:

1. Видеокамера была наклонена (вниз) под углом 90 градусов;
2. Под углом 45 градусов (Рис. 2).

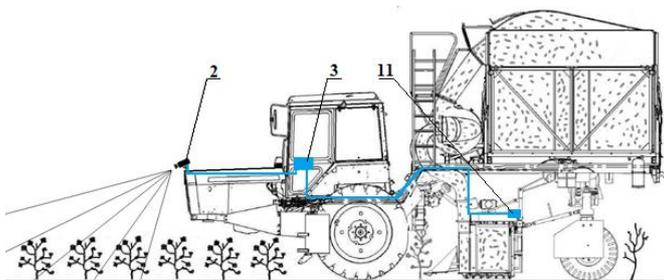


Рис. 2. Вид экспериментальной установки
2 – система технического зрения; 3 – электронный блок; 11 – гидроцилиндр, установленный на уборочный аппарат.

Для получение изображений с разных углов и сочетания изображений различных видеокамер (Рис. 3), а также для повышения надежности обнаружения использовался разработанный алгоритм. Более того, разрешение изображений (360 пикселей, 720 пикселей и 1080 пикселей) устанавливалось изменением настроек видеокамеры.



Рис. 3. Хлопковое поле для проведения обучения модели.

2 - Этап. Процесс проведения сбора, обработки данных. Для выполнения данной операции была собрана система обработки и извлечения изображений. При этом видео с видеокамеры были перенесены на компьютер Acer Nitro 5 AN515-42 (графика NVIDIA GeForce GTX 1650 4 Гб с процессором AMD Ryzen 5 3550H 2100 МГц) с установленной операционной системы Windows. Изображения, полученные с помощью других видеокамер, также были перенесены на рабочий стол компьютера, на котором была установлена платформа TensorFlow. Данные обучения и данные тестирования были загружены в компьютер для обработки и извлечения изображений.

3 - Этап. Процедура обучения и тестирования данных. Данное видео нами использовалось для обучения модели, а другое видео – для её тестирования. В общей сложности было создано 760 обучающих изображений с 14 307 коробками. При этом разрешение изображений варьировалось от 360 пикселей до 1080 пикселей. Разнообразие качества изображений позволяет модели свёрточной нейронной сети изучать различные проблемы, связанные с размером изображений. Кроме того, изображения были сняты в разное время суток: утром, днем и вечером [1, 2]. Изображения снятые в полдень были исключены, с целью избежание бликов на изображениях из-за отражений от белых (шумов) коробочек хлопка. Некоторые утренние и дневные



изображения были затемнены для создания тени и усложнения задачи. Модель достигла точности 94.4% после 2000 эпох (таблица 1).

4 - Этап. Обнаружение степени раскрытия коробочек хлопка. Нами была создана программа [23], использующая модель для обнаружения и классификации коробочек хлопка в зависимости от степени их раскрытия. YOLOv8 предсказывает вероятность от 0 до 100% для каждой обнаруженной коробочки хлопка. Алгоритм настраивается на следующие случаи:

- для обнаружении коробочки, если их число в выбранном участке превышает 50% доступной памяти;

- для обнаружении коробочки, если их число в выбранном участке составляет 40% доступной памяти.

Такие требования не допускает перегруженности системы из-за проблемы с нехваткой памяти, в то же время имеется достаточная память для быстрого прогнозирования во время выполнения других задач.

После предсказания модели, программное обеспечение, с помощью алгоритма цветной сегментации [11], отличая цвет хлопка от фона, проверяет является ли обнаруженный объект белым хлопком или нет. Этот процесс состоит из четырех шагов: 1) сбор изображения; 2) разделение каждого канала RGB изображения с использованием цветового порога RGB; 3) маскировка белых компонентов (цветовой порог красного канала все значения цветов установлен на 150, остальные все значения цветов - выше 170); 4) подтверждение обнаружения.

5 - Этап. Обнаружение полезных функций для отслеживания. Для обнаружения "Хороших функций отслеживания" используется метод OpenCV "GoodFeaturesToTrack". Этот метод способен найти крайние точки коробочек, чтобы их можно было точно отследить (обнаружить) (Рис. 4). Он принимает изображение коробочки и ее маски, чтобы убедиться, что система действительно видит только коробочку [24] и окружающие ее края для поиска хороших функций

отслеживания. Эти функции используются трекером для определения следующего положения коробочки на изображении.



Рис. 4. Обнаруженная коробочка хлопка, которая будет сегментирована по цвету для получения краев коробочки (выделены красным).

6 - Этап. Отслеживание коробочки и его особенности. Признаки обнаружения коробочек рассчитываются с использованием алгоритма оптического потока Лукаса-Канады, реализованного в OpenCV. При этом используются только те точки, которые были успешно отслежены, для построения следующей траектории объекта. Если какая-либо из точек не была вычислена, она передается для проведения расчёта с использованием гомографического способа преобразования. Здесь обнаружение коробочек хлопка осуществляется с использованием алгоритма оптического потока. Преобразование изображения достигается путём нахождения матрицы [25] перспективного преобразования изображения 3x3 с использованием OpenCV метода "findHomography". Точки с хорошим статусом в методе Лукаса-Канады используются для расчета матрицы гомографии. С использованием предыдущего кадра, текущего кадра и метода RANSAC получается матрица преобразования (H). Эта матрица используется для преобразования ограничительных рамок и



отслеживаемых объектов. Коробки, которые перекрывают друг друга, отслеживаются с помощью матрицы преобразования, это связано с возможностью перекрывания коробки, что приводит к утере полезных свойств, отслеживаемой объекта. Таким образом, система будет принудительно отображать ограничивающую рамку даже если она не уверена в наличии коробки. Ограничивающая рамка должна быть отброшена, если коробка не была обнаружена в течение пяти последовательных кадров. Увеличение количества последовательных кадров может улучшить результаты, но это также может замедлить работу модели, так как в этом случае сверху с камеры часто происходит наложение объектов. На (Рис. 5) линии обозначают треклеты, то есть путь, по которому коробочки были обнаружены в разных кадрах. Треклетами показаны отслеживаемые коробки, демонстрирующими первых и последующих обнаруженных коробочек.

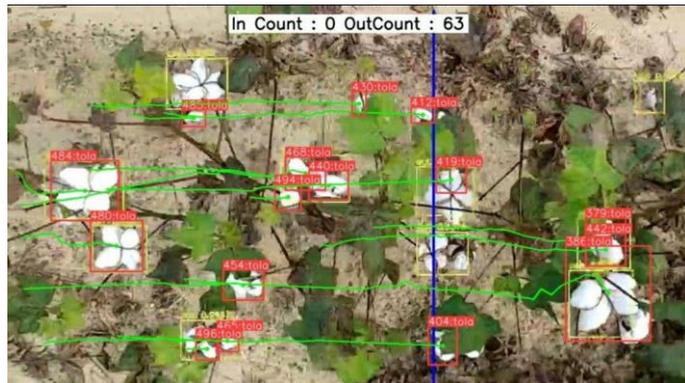


Рис. 5. Отслеживание коробочек хлопка.

Этот подход может быть использован для автоматизации процесса [26-30] сбора и обработки хлопка, что может привести к повышению эффективности работы в сельском хозяйстве и промышленности. Однако, необходимо учитывать, что точность модели может снижаться в условиях изменения внешних факторов, таких как освещение или погодные условия. В связи с этим в дальнейших работах необходимо продолжать исследования в этой области, чтобы улучшить

точность моделей и сделать их более устойчивыми к таким изменениям.

7 - Этап. Методика проведения экспериментов и анализ результатов исследования. Для оценки производительности модели [31] проведены исследования и рассчитаны восемь параметров для каждого алгоритма. При этом встроенной системой проведены измерения скорости обработки кадров (количество кадров в секунду). Далее собрано количество подсчитанных коробочек и оценивалось общее количество обработанных каждой моделью кадров. Затем ручным способом, были собраны данные для сбора: верно определенных результатов (TP), ложно определенных результатов (FP) и ложно пропущенных результатов (FN). При этом для каждого видеокadra из выборки было подсчитано и оценено общее количество TP, FP и FN. Далее были определены чувствительность (полнота), точность, F1-мера и прецизионность алгоритмов [7, 32].

Precision (точность) — это метрика, которая представляет собой долю верно классифицированных положительных примеров среди всех примеров, классифицированных моделей как положительные. Формулу Precision метрики можно записать в следующем виде:

$$precision = \frac{TP}{TP + FP};$$

Recall (полнота) — это метрика, которая представляет собой долю верно классифицированных положительных примеров среди всех истинно положительных примеров. Формула для Recall имеет следующий вид:

$$recall = \frac{TP}{TP + FN};$$

F1Score (F-мера) — это метрика, которая объединяет полноту и точность для получения единой величины, которая показывает суммарную производительность алгоритма. Формулу для F1Score можно записать в следующем виде:

$$F1Score = \frac{2 * precision * recall}{precision + recall};$$



Ассурасу (точность классификации) — это метрика, которая представляет собой долю правильно классифицированных примеров среди всех примеров. Формула для Ассурасу приведена ниже:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

Для вычисления формул Precision, Recall и Ассурасу необходимо иметь данные о результатах TP, FP, FN, TN.

Во время проведения тестирования обученной модели на множестве образцов исследовали скорость работы YOLOv8 и его точность. Для этого запускали модель, которая в результате обработки выдает прогнозы для каждого тестового образца. В таблице 1 представлены полученные результаты работы YOLOv8 для каждого образца и средняя частота кадров в секунду. В результате, исследования установлено, что средняя точность YOLOv8 достигла 75,3, а скорость обработки - 5,7 кадров в секунду. Несмотря на то что было пропущено много коробочек хлопчатника со специфичностью 75,6. YOLOv8 показал высокую точность обработки - 99,6, которая свидетельствует о хорошей обучаемости модели идентификации коробочек.

Испытание	TP	FP	FN	Sensitivity (%)	Accuracy (%)	Precision (%)	F1Score	Speed(fps)
Первый	286	0	96	74.9	74.9	100	0.86	5.6
Второй	410	3	126	76.5	76.1	99.3	0.86	5.8
Третий	385	2	126	75.3	75.0	99.5	0.86	5.8
Среднее				75.6	75.3	99.6	0.9	5.7
Стандартное отклонение				0.7	0.5	0.3	0.0	0.1

Таблица 1. Прогнозы YOLOv8 для каждого испытания.

Целью проведения исследования эксперимента было: повысить точность с 75,6% и при неизменной скорости обработки 5,7 кадров в секунду. Результат достигли путём обнаружения кадров только через определенные промежутки времени и в результате отслеживания по следующих кадров. В таблицах 2, 3 и 4 приведён результаты тестов для всех алгоритмов отслеживания и были определены параметры (чувствительность, точность, специфичность и F1-мера).

Таблицы содержат результаты каждого теста. В первом тесте просмотрено 605 кадров, во втором – 727 кадров, а в третьем – 672 кадров. При этом установлено, что из-за проблем с памятью Алгоритмы Boosting, Goturn и TLD не смогли обработать изображения. Недостатками этих алгоритмов были следующее: низкие скорости обработки кадров (меньше 200 кадров), и низкие надёжности работы. Таблицы 2, 3 и 4 показывают общее количество значений TP, FP и FN для 24 изображений, которые были проанализированы для каждого алгоритма.

Алгоритмы	TP	FP	FN	Sensitivity (%)	Accuracy (%)	Precision (%)	F1Score	Speed(fps)	Count (%)
Алг.1	352	0	30	92.1	92.1	100.0	0.96	0.7	100.0
Алг.2	333	16	49	87.2	83.7	95.4	0.91	2.2	53.4
Алг.3	346	10	36	90.6	88.3	97.2	0.94	3.6	98.5
Алг.4	347	8	35	90.8	89.0	97.7	0.94	0.2	84.7
Алг.5	334	16	48	87.4	83.9	95.4	0.91	8.1	57.3
Алг.6	359	0	23	94.0	94.0	100.0	0.97	7.5	95.4

Таблица 2. Результаты первого пробного эксперимента.

В Таблице 2 представлено первое видео, снятое камерой, которая двигалась быстрее, чем второй и третьей испытании. Для прохождения дистанцию 5 метров в первом, втором и третьем



проходах потребовалось 43, 57 и 51 секунда, соответственно. В ходе испытания установлено, что наименьшая скорость движения камеры была во время второго испытания.

Во втором испытании между 104 и 584 кадрами было обнаружено больше коробок, чем в первом и третьем испытаниях. В первом испытании, при относительно большей скорости, предложенный алгоритм (алгоритм б) показывает хорошие результаты по отношению ко вторым алгоритмам имеющий более высокую наибольшей скорость. Но в таблице 2, алгоритм б уступает алгоритму 1 в подсчете количества коробок хлопка. Однако, подсчет коробок хлопка в алгоритм б в таблице 3 с относительно большой скоростью превосходит алгоритм 1, но не в отношении чувствительности и точности. Это связано, с тем, что здесь использован чистый алгоритм Лукаса - Канаде, последний алгоритм позволяет точно определить медленно движущиеся объекты (кадры). Несмотря на это, чувствительность и точность б-го алгоритма близки к показаниям 1-го алгоритма.

Алгоритмы	TP	FP	FN	Sensitivity (%)	Accuracy (%)	Precision (%)	F1Score	Speed(fps)	Count (%)
Алг.1	518	2	18	96.6	96.3	99.6	0.98	0.6	99.2
Алг.2	495	24	41	92.4	88.4	95.4	0.94	1.9	74.8
Алг.3	490	3	46	91.4	90.9	99.4	0.95	3.1	96.2
Алг.4	510	2	26	95.1	94.8	99.6	0.97	0.2	94.7
Алг.5	485	24	51	90.5	86.6	95.3	0.93	7.7	73.3
Алг.6	505	0	31	94.2	94.2	100	0.97	7.8	101

Таблица 3. Результаты второго пробного эксперимента.

Алгоритмы	TP	FP	FN	Sensitivity (%)	Accuracy (%)	Precision (%)	F1Score	Speed(fps)	Count (%)
Алг.1	491	3	20	96.1	95.5	99.4	0.98	0.6	105
Алг.2	465	14	46	91.0	88.6	97.1	0.94	1.8	65.6
Алг.3	487	14	24	95.3	92.8	97.2	0.96	3.1	105
Алг.4	484	11	27	94.7	92.7	97.8	0.96	0.2	87.0
Алг.5	426	12	85	83.4	81.5	97.3	0.90	7.5	71.0
Алг.6	486	0	25	95.1	95.1	100	0.97	7.6	96.2

Таблица 4. Результаты третьего пробного эксперимента.

В то же время алгоритм 5 была самая высокая средняя скорость (7.8 кадра в секунду), а у алгоритма б была вторая по величине частоты кадров (7.6 кадра в секунду), и на неё не влияло количество обрабатываемых кадров, по сравнению с алгоритмом 5, который работал медленнее, когда количество кадров увеличивалось (таблица 5). У алгоритма 2, алгоритма 4 и алгоритма 5 в таблицах часто была низкая точность (таблица 5), что обычно вызвано неправильными оценками слежения, так как точность YOLOv8 была 99.6%. Хороший следящий алгоритм должен улучшить точность, как это сделали алгоритм б (100.0%) и алгоритм 1 (99.7%). Из-за морфологии коробочек хлопка, при обнаружении коробочек может быть обнаружено две или больше коробочек. Поэтому желательным является число подсчитанных объектов больше 100%, как в случае с TSPT (101.3%) (таблица 5).

Алгоритмы	Sensitivity (%)	Accuracy (%)	Precision (%)	F1Score	Speed(fps)	Count (%)
Алг.1	95.0 (2.0)	94.7 (1.8)	99.7 (0.3)	1.0 (0.0)	0.6 (0.0)	101.3 (2.4)
Алг.2	90.2	86.9	96.0	0.9	2.0	64.6



	(2.2)	(2.3)	(0.8)	(0.0)	(0.2)	(8.8)
Алг.3	92.4 (2.1)	90.6 (1.8)	97.9 (1.0)	1.0 (0.0)	3.2 (0.2)	99.7 (3.5)
Алг.4	88.2 (1.9)	85.7 (2.4)	96.8 (0.9)	0.9 (0.0)	5.1 (0.0)	76.3 (4.2)
Алг.5	87.1 (2.9)	84.0 (2.1)	96.0 (0.9)	0.9 (0.0)	7.8 (0.3)	67.2 (7.1)
Алг.6	94.4 (0.5)	94.4 (0.5)	100.0 (0.0)	1.0 (0.0)	7.6 (0.1)	97.5 (2.4)

Таблица 5. Среднее и стандартное отклонения (в скобках) трех пробных экспериментов.

Заключение. В результате проведенного исследования разработанный алгоритм системы ансамблевого зрения, позволил обнаруживать, отслеживать, локализовать и считать коробочки хлопка в реальном времени. Алгоритм 6 сочетает в себе глубокое обучение, цветовое сегментирование и преобразование изображения для поиска и отслеживания хлопковых коробочек. Этот алгоритм обеспечивает быстрое и точное отслеживание и подсчет коробочек хлопка с точностью до 94.4% и скоростью обработки в 7.6 кадров в секунду. Из полученных результатов видно, что показатель 6-го алгоритма улучшен по сравнению с детектором YOLOv8, чья точность составляет 75.3%, а скорость обработки - 5.7 кадров в секунду.

Алгоритмы 1 и 3 по сравнению с алгоритмом 6 показали более высокие результаты в подсчете коробочек, с точностью 101.3% и 99.7% соответственно, но со значительно меньшей скоростью (0.6 и 3.2 кадра в секунду, соответственно).

Алгоритм 5 был столь же быстрым, как алгоритм 6, однако средняя точность подсчета составила лишь 67.2%. Таким образом, хотя алгоритмы 5 и 1 преуспевают в отдельных показателях, а других основных показателях уступает 6-го алгоритма.

Таким образом, в этой модели мы использовали два универсальных алгоритма

(глубокое обучение и цветовая сегментация) для обнаружения коробочек хлопка, а также еще два алгоритма (Лукаса-Канаде и преобразование гомографии) для их отслеживания. Однако, скорость обработки изображения на компьютере была невысокая из-за ограничений процессора и оперативной памяти.

В настоящее время существует более мощные компьютеры, и мы планируем протестировать выбранную модель и проведения исследования.

Учитывая результатов проведенных исследований для получения рациональных результатов в дальнейших работах необходимо решать следующие задачи:

1. Для обработки данных и повышения точности обработки кадров необходимо использовать мощные компьютеры с высокой скоростью обработки информации.
2. Улучшить алгоритм отслеживания недефолированных коробочек хлопчатника, открытых, треснутых и незрелых коробочек.
3. Добавить еще одну камеру поближе к нижней части поля, чтобы улучшить отслеживание коробочек на хлопковых растениях с листьями и т.д.

Источники информации

1. Абдулхамидов, А. (2023). Свёрточная нейронная сеть для классификации хлопка по степени раскрытия. *Engineering problems and innovations*, 1(3), С. 23-34.
2. Абдазимов А., Ульжаев Э., Омонов Н. и Раджабов С. (2014). Применение алгоритмов компьютерного зрения для оценки производительности сборщиков хлопка. *Передовой научный журнал*. 12, С. 49-51.
3. Ли Дж., Карки М., Чжан К., Сяо К. и Фэн Т. (2016). Характеристика моделей сбора яблок для роботизированной уборки. *Компьютеры и электроника в сельском хозяйстве*, 127, С. 633-640.



4. Ван Хентен, Э.Дж., Ван Туйл, Б.В., Хемминг, Дж., Корнет, Дж.Г., Бонцема, Дж., и Ван Ос, Е.А. (2003). Полевые испытания автономного робота для сбора огурцов. Биосистемная инженерия, 86 (3), С. 305-313.
5. Кумар Н., Белхумер П.Н., Бисвас А., Джейкобс Д.В., Кресс В.Дж., Лопес И.К. и Соарес Дж.В. (2012). Leafsnap: система компьютерного зрения для автоматической идентификации видов растений. В журнале Computer Vision – ECCV 2012: 12-я Европейская конференция по компьютерному зрению, Флоренция, Италия, 7–13 октября 2012 г., Материалы, часть II 12 С. 502–516
6. Барре П., Стёвер БК, Мюллер К.Ф. и Штайнхаге В. (2017). LeafNet: система компьютерного зрения для автоматической идентификации видов растений. Экологическая информатика, 40, С. 50-56.
7. Ферентинос, КП (2018). Модели глубокого обучения для обнаружения и диагностики болезней растений. Компьютеры и электроника в сельском хозяйстве, 145, С. 311-318.
8. Фуэнтес А., Юн С., Ким С.С. и Парк Д.С. (2017). Надежный детектор на основе глубокого обучения для распознавания болезней и вредителей томатов в режиме реального времени. Датчики, 17 (9), 2022.
9. Гензе Н., Бхарти Р., Гриб М., Шультайс С.Дж. и Гримм Д.Г. (2020). Точное обнаружение всходов, прогнозирование и оценка качества трех зерновых культур на основе машинного обучения. Растительные методы, 16 (1), С. 1-11.
10. Гулхане, Вирджиния, и Гурджар, А.А. (2011). Обнаружение болезней на листьях хлопчатника и их возможная диагностика. Международный журнал обработки изображений (IJIP), 5 (5), С. 590-598.
11. Лян, Х. (2021). Классификация болезней пятнистости листьев хлопка, основанная на метрическом обучении. Растительные методы, 17, С. 1-11.
12. Абдулхамидов А. Оценки производительности свёрточной нейронной сети для классификации хлопка по степени раскрытия. Журнал «Приборы» 2023. № 9. С. 51-55.
13. Цзян Ю., Ли К. и Патерсон А.Х. (2016). Высокопроизводительное фенотипирование высоты растений хлопчатника с использованием изображений глубины в полевых условиях. Компьютеры и электроника в сельском хозяйстве, 130, С. 57-68.
14. Буланон Д.М., Катаока Т., Окамото Х. и Хата С.И. (август 2004 г.). Разработка системы машинного зрения реального времени для робота, собирающего яблоки. На ежегодной конференции SICE 2004 г. Том 1, С. 595–598.
15. Чжао Ю., Гонг Л., Хуан Ю. и Лю К. (2016). Надежное распознавание томатов для роботизированной уборки урожая с использованием слияния изображений. Датчики, 16 (2), С. 173.
16. Хаяси С., Ямамото С., Сайто С., Отиаи Ю., Камата Дж., Курита М. и Ямамото К. (2014). Полевая эксплуатация передвижного робота-сборщика клубники с использованием передвижной платформы. Ежеквартальный журнал сельскохозяйственных исследований Японии: JARQ, 48 (3), С. 307–316.
17. Камилов, М. М., Мирзаев, Н. М., & Раджабов, С. С. (2009). Современное состояние вопросов построения моделей алгоритмов распознавания. Химическая технология. Контроль и управление, 2, С. 67-72.
18. Камилов, М. М., Фазылов, Ш. Х., Мирзаев, Н. М., & Раджабов, С. С. (2020). Модели алгоритмов распознавания, основанных на оценке взаимосвязанности признаков. Ташкент: Фан ва технология.
19. Ровира-Мас Ф., Чжан К., Рид Дж. Ф. и Уилл Дж. Д. (2005). Алгоритм машинного зрения на основе преобразования Хафа для обнаружения рядов сельскохозяйственных культур автоматизированной сельскохозяйственной машины. Труды Института инженеров-механиков, Часть D: Журнал автомобильной техники, 219 (8), С. 999-1010.



20. Рубли Э., Рабо В., Конолиге К. и Брадски Г. (ноябрь 2011 г.). ORB: эффективная альтернатива SIFT или SURF. В 2011 г. Международная конференция по компьютерному зрению С. 2564-2571.
21. Ульжаев Эркин, Абдулхамидов Азизжон, Убайдуллаев Уткиржон Сверточная нейронная сеть для классификации степени открытия хлопковой коробочки // Аль-Фаргоний авлодлари. 2023. №4. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/a-convolutional-neural-network-for-classification-cotton-boll-opening-grade> (дата обращения: 19.12.2023).
22. Азизжон А. и Эркин У. (сентябрь 2022 г.). Выбор камеры для распознавания хлопка-сырца и анализа его основных параметров. В 2022 году Международная конференция по информационным наукам и коммуникационным технологиям (ICISCT) С. 1-4.
23. Абдулхамидов А., Ульжаев Э. Определение степени раскрытости хлопкового сырья с помощью технического зрения. Зарегистрирован в Государственном реестре программных продуктов Республики Узбекистан № DGU 23492, 18.03.2023 – год.
24. Луо Л., Тан Ю., Цзоу Х., Е М., Фэн В. и Ли Г. (2016). Извлечение пространственной информации на основе зрения в гроздьях винограда для роботов-уборщиков. Биосистемная инженерия, 151, С. 90-104.
25. Ульжаев Э., Абдулхамидов А. Преобразование видеоизображения в матрицу, оценка и выбор качественных алгоритмов. Журнал «Приборы» 2023. № 6. С. 21-25.
26. Ульжаев, Э., Абдазимов, А. Д., Равутов, Ш. Т., & Тулбаев, Ф. А. (2011). Микропроцессорная система контроля и регулирования рабочей щели хлопкоуборочного аппарата. Узбекский журнал «Проблемы информатики и энергетики», (5), С. 48-52.
27. Ульжаев Э., Удабыдуллаев УМ, Абдулхамидов А.А., Эркинов Мастер С.М. (2021). Анализ и выбор методов и датчиков для контроля ширины рабочей щели урожайного устройства ср. Технические науки и инновации, 2021 (3), С. 207-216.
28. Ульжаев Э., Убайдуллаев У., Абдулхамидов А. Анализ современного состояния автоматизации контроля и регулирования ширины рабочих щелей уборочного аппарата хлопкоуборочной машины с вертикальным шпинделем. Международной научно-практической конференции «Вызовы науки сегодня». Вашингтон США 4-5 апреля 2021 г. № 48. С. 977-989.
29. Ван М., Вэй Дж., Юань Дж. и Сюй К. (июнь 2008 г.). Исследование интеллектуального робота-сборщика хлопка на основе машинного зрения. В 2008 г. Международная конференция по информатике и автоматизации С. 800-803.
30. Ульжаев Э., Абдулхамидов А. Измерение ширины кустов хлопчатника с применением технического зрения и математического обоснования, Научно-технический журнал Ферганского политехнического института, 2023 спец. выпуск №2, стр. 248-251.
31. Бак, К.В., Хемминг, Дж., Ван Туйл, ВАJ, Барт, Р., Вайс, Э., и ван Хентен, Э.Дж. (2017). Оценка производительности робота-уборщика сладкого перца. Журнал полевой робототехники, 34 (6), С. 1123–1139.
32. Мирзаев, Н. М., Раджабов, С. С., & Жумаев, Т. С. (2008). О параметризации моделей алгоритмов распознавания, основанных на оценке взаимосвязанности признаков. Проблемы информатики и энергетики, (2-3), С. 23-27.

