

Министерство науки и высшего образования Российской Федерации
Федеральное государственное автономное образовательное учреждение
высшего образования
«Уральский федеральный университет
имени первого Президента России Б.Н. Ельцина»

Институт радиоэлектроники и информационных технологий - РТФ
Базовая кафедра «Аналитика больших данных и методы видеоанализа»

ДОПУСТИТЬ К ЗАЩИТЕ ПЕРЕД ГЭК

/ Зав. кафедрой «АБД и МВ»

М.А. Медведева

01.06.2023 г.

**ВЫПУСКНАЯ КВАЛИФИКАЦИОННАЯ РАБОТА
(МАГИСТЕРСКАЯ ДИССЕРТАЦИЯ)**

«Разработка приложения оценки позы человека для контроля правильности
выполнения фитнес-упражнений»

Научный руководитель: Медведев А.Н.

доцент, к.т.н., доцент

Научный руководитель: Медведева М.А.

доцент, к.ф.-м.н., доцент

Студент группы РИМ-210981 Чермных Д.М.

Екатеринбург
2023

РЕФЕРАТ

Тема магистерской диссертации:

«Разработка приложения оценки позы человека для контроля
правильности выполнения фитнес-упражнений»

Магистерская диссертация выполнена на 130 страницах, содержит 4
таблицы, 57 рисунков, 84 использованных источников.

Современный образ жизни часто связан с недостатком движения и физической активности, что приводит к ряду проблем. В связи с этим, фитнес и спорт стали популярными занятиями. Однако, не все упражнения могут быть корректно выполнены без должного контроля. Недостаточно просто знать название упражнения и уметь повторять его движения. Важно убедиться, что упражнения выполняются правильно, чтобы достичь максимального результата и избежать возможных травм. В этом случае важно оценивать позу тела человека во время выполнения упражнений. Разработка приложения для оценки позы человека позволит дать возможность пользователям наглядно увидеть, как они выполняют упражнения и повысить эффективность тренировок.

Цель работы: анализ моделей оценки позы человека и разработка веб-приложения для уменьшения травматизма в фитнесе.

Объект: методы и программное обеспечение для предотвращения травматизма в спортивной деятельности.

Предмет: применение модели MediaPipe для определения позы человека с целью предотвращения травматизма в фитнесе.

Научной новизной работы является постановка задачи системы управления в задаче контроля выполнения фитнес-упражнений.

Практическая значимость работы – применение модели оценки позы человека и разработка алгоритма системы контроля техники выполнения фитнес-упражнений.

Экономической эффективностью предлагаемых в диссертации мер является получение прибыли компании за счет сокращения временных издержек при внедрении разработанного приложения.

СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ	3
1 АНАЛИЗ ТРАВМАТИЗМА В СПОРТЕ И МЕТОДЫ ЕГО ПРЕДОТВРАЩЕНИЯ	6
1.1 Анализ травматизма в сфере спорта	6
1.2 Анализ методов предотвращения травматизма в спорте.....	13
1.3 Анализ программного обеспечения для предотвращения травматизма в спорте	14
1.4 Постановка задачи управления.....	18
Результаты и выводы первой главы.....	20
2 АНАЛИЗ МОДЕЛЕЙ ОЦЕНКИ ПОЗЫ ЧЕЛОВЕКА.....	22
2.1 Оценка позы человека.....	22
2.2 Модели оценки позы человека	39
2.3 Сравнительный анализ моделей оценки позы человека.....	56
2.4 Анализ техники выполнения упражнений в фитнесе.....	64
Результаты и выводы второй главы.....	82
3 РАЗРАБОТКА ФИТНЕС-ПРИЛОЖЕНИЯ НА ОСНОВЕ MEDIAPIPE	83
3.1 Выявление требований к ПО	83
3.2 Используемые технологии и библиотеки для создания приложения	91
3.3 Разработка MVP программного обеспечения.....	92
3.4 Оценка экономической эффективности разработки и внедрения приложения	101
Результаты и выводы третьей главы	115
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	117
СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ.....	120

ВВЕДЕНИЕ

Современный образ жизни часто связан с недостатком движения и физической активности, что приводит к ряду проблем. В связи с этим, фитнес и спорт стали популярными занятиями. Однако, не все упражнения могут быть корректно выполнены без должного контроля. Недостаточно просто знать название упражнения и уметь повторять его движения. Важно убедиться, что упражнения выполняются правильно, чтобы достичь максимального результата и избежать возможных травм. В этом случае важно оценивать позу тела человека во время выполнения упражнений. Разработка приложения для оценки позы человека позволит дать возможность пользователям наглядно увидеть, как они выполняют упражнения и повысить эффективность тренировок.

Исследования, проведенные в рамках этой работы, будут полезны тем, кто хотел бы увеличить эффективность тренировок, а также тем, кому интересна данная область, ведь использование компьютерного зрения в фитнесе открывает новые возможности для науки. Работа иллюстрирует, каким образом можно использовать существующие решения оценки позы человека в фитнесе и при этом получить прибыль за счет сокращения времени проведения тренировки фитнес-инструкторами.

В работе поставлена цель: анализ моделей оценки позы человека и разработка веб-приложения для уменьшения травматизма в фитнесе.

Для достижения данной цели необходимо выполнить следующие задачи:

- 1) проанализировать травматизм в сфере спорта;
- 2) проанализировать методы предотвращения травм в спорте;
- 3) проанализировать программные обеспечения, предотвращающие травматизм в спорте;
- 4) выявить сферу спорта, в которой будут минимизироваться вероятности получения травм;
- 5) изучить задачу оценки позы человека;

- 6) изучить модели оценки позы человека и выбрать наиболее подходящую из них для дальнейшей работы;
- 7) выбрать упражнения для приложения и проанализировать техники выполнения;
- 8) разработать техническое задание;
- 9) написать функцию для контроля правильности выполнения фитнес-упражнений;
- 10) разработать MVP;
- 11) описать экономическую эффективность проекта.

Объект: разработка программного обеспечения для предотвращения травматизма в спортивной деятельности.

Предмет: разработка алгоритма на основе MediaPipe для контроля выполнения фитнес-упражнений.

В работе используются следующие методы исследования:

- теоретические (анализ и синтез, сравнение);
- эмпирические (математический анализ).

Практическая значимость работы – это применение модели оценки позы человека и разработка алгоритма системы контроля техники выполнения фитнес-упражнений.

Работа состоит из трех глав: Анализ травматизма в спорте и методы его предотвращения; Анализ моделей оценки позы человека; Разработка фитнес-приложения на основе MediaPipe.

Первая глава состоит из четырех основных подпунктов: Анализ травматизма в сфере спорта; Анализ методов предотвращения травматизма в спорте; Анализ программного обеспечения для предотвращения травматизма в спорте; Постановка задачи управления.

Вторая глава включает в себя: Оценка позы человека; Модели оценки позы человека; Сравнительный анализ моделей оценки позы человека; Анализ техники выполнения упражнений в фитнесе.

Третья глава имеет следующую структуру: Выявление требований к программному обеспечению; Используемые технологии и библиотеки для создания приложения; Разработка MVP программного обеспечения; Оценка экономической эффективности разработки и внедрения приложения.

Каждая глава имеет отдельный подпункт с выводами о главе.

1 АНАЛИЗ ТРАВМАТИЗМА В СПОРТЕ И МЕТОДЫ ЕГО ПРЕДОТВРАЩЕНИЯ

1.1 Анализ травматизма в сфере спорта

1.1.1 Классификация травм

«Травма — это анатомическое и физиологическое повреждение органов и тканей, вызванное внезапным воздействием на организм человека какого-либо неблагоприятного фактора внешней среды» [1, с.6].

В зависимости от повреждающего фактора существует шесть видов травм:

- механические;
- термические;
- химические;
- электрические;
- лучевые;
- психические [2].

Спортивная деятельность характеризуется абсолютным преобладанием механических травм.

По данным Г.А. Макаровой и С.А. Локтева, на спортивный травматизм приходится около 10% от общего травматизма [3]. Однако какой-либо спортивной деятельностью в России занимаются миллионы людей, а профессиональным спортом — сотни тысяч, что позволяет утверждать, что травматизм в спорте является актуальной проблемой. Травмы имеют отрицательное влияние на здоровье, а также снижают спортивные показатели. При этом, по мнению ведущих специалистов в области спортивной медицины, травмы — это то, чего можно избежать. Для этого только требуется правильная организация, оснащение тренировок, слаженная работа тренера, спортсмена и спортивного врача. В этом случае доля спортивного травматизма станет еще меньше.

Существует несколько классификаций травм в зависимости от разных критериев, которые брались за основу [4, 5]:

- а) в зависимости от механизма возникновения:

- 1) прямые — механическая сила приложена непосредственно к какому-либо участку тела (например, удар в область ключицы каким-либо предметом или при падении);
 - 2) не прямые — повреждающая сила приложена на некотором удалении от места повреждения (например, перелом ключицы возникает вследствие падения на отведенную руку, на локтевой, плечевой суставы, сжатие надплечий);
- б) в зависимости от глубины повреждения:
- 1) кожные (ушибы, раны, ссадины);
 - 2) подкожные (повреждения связок и мышц, переломы костей);
 - 3) полостные (повреждения суставов, органов груди и живота, сотрясения головного мозга);
- в) по количеству повреждений у одного пострадавшего:
- 1) одиночные (например, перелом одной кости);
 - 2) множественные (например, перелом нескольких костей);
 - 3) комбинированные (например, перелом нескольких сегментов конечностей, повреждение печени и селезенки, разрыв легкого и перелом ребер и т. д.);
- г) в зависимости от целостности покровов тела:
- 1) закрытые — кожные покровы человека остаются неповрежденными (например, закрытый перелом);
 - 2) открытые — кожные покровы повреждаются (например, открытый перелом или ссадины). При открытых травмах на поверхности тела всегда имеются раны, через которые область повреждения сообщается с внешней средой и служит входными воротами для проникновения инфекции;

В спорте в основном преобладают закрытые травмы. Открытые травмы, в среднем, составляют 18% от всех травм.

- д) в зависимости от степени тяжести:

- 1) легкие — такие травмы не влекут за собой потери общей и спортивной трудоспособности (например, ссадина, ушиб);
- 2) средние — такие травмы влекут за собой потерю общей и спортивной трудоспособности более чем на сутки, но госпитализация не требуется (например, вывих) [6];
- 3) тяжелые — такие травмы влекут за собой серьезное нарушение состояния здоровья и требуют госпитализации и длительного лечения (например, закрытое повреждение грудной клетки. При подобной травме происходит сотрясение, а иногда и разрыв жизненно важных органов, таких как легкие и сердце);

В спорте по степени тяжести количественно преобладают легкие травмы. Они составляют около 90 % всех спортивных травм. Травмы средней тяжести наблюдаются в среднем в 8 %, тяжелые — в 2 % случаев [1].

е) в зависимости от степени выраженности:

- 1) макротравмы – такие травмы, которые визуально определяются, то есть характеризуются разрушением кожного покрова (например, ссадины). На долю макротравм приходится $\frac{2}{3}$ всех спортивных травм [5];
- 2) микротравмы – такие травмы визуально не определяются и характеризуются минимальным, микроскопическим, анатомически незначительным разрушением кожного покрова (например, перенапряжение нервно-мышечного аппарата). На долю микротравм приходится $\frac{1}{3}$ всех спортивных травм [7];

ж) в зависимости от локализации повреждений выделяют:

- 1) травмы опорно-двигательного аппарата, которые, в свою очередь, включают травмы костей и травмы мягких тканей;
- 2) травмы внутренних органов, в том числе травмы нервной системы.

В спорте преобладают травмы мягких тканей, в особенности ушибы (в среднем до 40% от всех травм, в хоккее с шайбой — до 68%) и растяжения связок.

В свою очередь травмы ОДА имеют многочисленные виды повреждений.

Ушибы – механическое повреждение тканей, которое возникает после удара тупым предметом, целостность кожных покровов не нарушается. Ушибы являются самым частым видом травм в спорте [8].

Потертости – повреждение кожных покровов вследствие длительного трения о какую-либо поверхность (одежда, обувь, снаряжение и т. д.).

Ссадины – поверхностные повреждения кожных покровов вследствие резкого трения о какой-либо предмет (пол, снаряжение и т. д.).

В некоторых видах спорта доля ссадин и потертостей возрастает, например в велосипедном спорте — до 39% от всех травм [1].

Раны – нарушение целостности кожных покровов вследствие глубоко повреждающего воздействия механической силы. Помимо кожи могут быть повреждены глубже лежащие ткани и органы. Раны в спорте встречаются не так часто.

Раны у спортсменов встречаются редко, хотя в конькобежном спорте достигают 5% всех травм (порезы лезвием конька).

Повреждение связок – нарушение целостности связочного аппарата суставов разной степени тяжести. Повреждение связок занимает одно из первых мест по частоте травм в спорте [6, 9].

Повреждения связок чаще всего встречаются в спортивной гимнастике, где они составляют 87,6% всех травм.

Повреждение мышц – нарушение целостности мышц вследствие резкого напряжения в сочетании с растяжением. Различают разрывы полные (повреждены все волокна поперечного сечения мышцы) и неполные (повреждена лишь часть волокон). В спорте разрывы мышц составляют около 4% спортивных травм.

Повреждение сухожилий – нарушение целостности участка мышцы, лишённого мышечных волокон и состоящего из волокнистой соединительной ткани (например разрыв ахиллова сухожилия).

Вывихи – смещение костей за физиологические пределы. У спортсменов вывихи встречаются не слишком часто, примерно в 4% всех случаев травм.

Переломы – нарушение целостности костей вследствие влияния внешней механической силы. Различают переломы полные и неполные (трещины).

В спорте переломы наблюдаются нечасто, по данным разных авторов — от 4% до 10% случаев. Самым «переломным» в спортивной медицине считается горнолыжный спорт [7].

Соотношение вывихов и переломов в спортивном травматизме составляет в среднем 1:2, при этом в других видах травматизма это соотношение будет 1:10.

1.1.2 Причины травматизма при занятиях спортом

Причины травматизма можно разделить на объективные и субъективные. Объективные причины зависят от внешних факторов, в то время как субъективные – от личности занимающегося.

Объективные причины:

- недочёты и ошибки в методике проведения занятий (являются причиной травм в 30-60% случаев);
- недостатки в организации занятий и соревнований (4-8%);
- особенности техники выполнения упражнений (15-23%);
- неполноценное материально-техническое обеспечение занятий (15-25%);
- неблагоприятные гигиенические и метеорологические условия (2-6%);
- неправильное поведение спортсменов (5-15%);
- нарушение требований врачебного контроля (2-10%) [10].

Субъективные причины:

- отсутствие разминки перед тренировкой / недостаточная разминка;
- неправильная техника выполнения упражнений;
- отсутствие страховки;
- отсутствие внимательности при выполнении упражнения;
- неудовлетворительное физическое и эмоциональное состояние (например, недосып может негативно влиять на качество тренировки);
- несоблюдение правил безопасности, неадекватное использование тренажеров;
- неадекватная оценка собственных сил, неправильный выбор нагрузки / весов.

Помимо этого, существуют травмоопасные движения, которые, в зависимости от предела физиологических возможностей, при неоднократном повторении могут привести к травме.

К травмоопасным движениям относятся:

- резкие, быстрые движения позвоночником (повороты, наклоны);
- резкое сведение лопаток (заведение рук за линию спины);
- переразгибание локтевого и коленного суставов;
- круговые движения локтевым и коленным суставами под весом;
- наклоны корпуса в сторону без опоры руками более 30–40 градусов;
- переразгибание корпуса назад из положения стоя (в том числе круговые движения туловищем);
- подъем бедра в положении стоя выше 90 градусов;
- динамичные приседания (более 5–6 раз за 10 секунд);
- приседания, выпады и исходные положения с острым углом под опорным коленом (менее 90 градусов);
- шпагат из положения стоя до полного опускания на пол без опоры руками;
- упражнение «кобра» (положение лежа на животе с опорой на прямые руки);

- «березка» и перекаты на спине с отрывом лопаток;
- подъем туловища с прямыми ногами лежа на спине;
- подъем двух ног одновременно лежа на спине;
- опускание ног из положения вверх с отрывом поясницы лежа на спине;
- подъем верхней части тела с прямой спиной или отрывом ног от опоры лежа на спине;
- одновременный подъем двух рук и ног в быстром темпе или более 20 градусов;
- гиперэкстензия позвоночника с углом более 10 градусов лежа на животе;
- боковые выпады (для неподготовленных);
- подъем веса или преодоление упругого сопротивления в руках выше уровня плеч при отведении;
- положение головы ниже уровня таза в аэробных тренировках;
- отведение ноги в сторону на более чем 45 градусов;
- переразгибание бедра назад на более чем 30 градусов;
- прыжки с прямыми коленями;
- рывковые движения [11].

1.1.3 Анализ актуальности выбранной спортивной деятельности

По данным ЕМИСС [12], общий показатель количества людей, занимающихся спортом, в России по итогам апреля 2023 года составляет 52,97%. В апреле 2022 года данный показатель составлял 50%, а в 2021 году – 49,4%. Так за 12 месяцев значение выросло на 2,97%, а за 2 года – на 3,57%. Результаты опроса ВЦИОМ за 2021 год показали, что фитнес является вторым по популярности видом спорта после бега [13]. При этом согласно оценке федеральной службы статистики [14] по итогам 2022 года в России самостоятельно занимаются физической культурой и спортом 21,48% мужчин и 20,5% женщин. Это означает, что примерно 10% населения в течение

последнего года самостоятельно занимались какими-либо тренировками. Это выгодно обществу, учитывая преимущества, которые дает тренировка. Однако это увеличивает количество новичков, которым необходимо освоить правильную технику выполнения физических упражнений.

1.2 Анализ методов предотвращения травматизма в спорте

Детальный анализ причин спортивного травматизма позволяет выработать комплекс необходимых профилактических мероприятий по его предупреждению.

Основные профилактические мероприятия по предупреждению спортивного травматизма можно разделить на педагогические и медицинские профилактические мероприятия.

К медицинским профилактическим мероприятиям относятся:

- соблюдение принципа периодизации спортивной травмы;
- индивидуальные особенности;
- полноценное питание;
- профилактика повторного травматизма (тейпы и ортезы);
- полноценная лечебная и профилактическая база;
- профилактика очаговой хронической инфекции.

К педагогическим профилактическим мероприятиям относятся:

- правильная базовая предсезонная подготовка;
- полноценная разминка и заминка;
- соблюдение дидактических принципов тренировки;
- обучение правильной техники;
- высокий уровень соревновательности;
- сочетание тренировочных нагрузок с учёбой, личной жизнью и бытовыми проблемами;
- полноценная материально-техническая база;
- соблюдение спортивного режима;
- правильно подобранные и правильно надетые защитные средства;

- качественное судейство;
- соблюдение гигиенических условий проведения тренировок и соревнований.

Один из базовых принципов профилактики – профилактика дешевле лечения. Таким образом, важно предотвращать возникновение травм. Поэтому, с учетом того, что немалая часть спортивных травм связана с неправильным выполнением упражнений, был произведен поиск программных обеспечений, которые позволили бы человеку делать все правильно при минимальном участии тренера.

1.3 Анализ программного обеспечения для предотвращения травматизма в спорте

В рамках исследования был проведен поиск существующих программных обеспечений, а также исследовательских работ в данной области. Из спортивных дисциплин для анализа были выбраны: йога, фитнес, карате и кроссфит, так как в этих направлениях присутствует возможность контроля техники выполнения для уменьшения травматизма.

Если говорить о существующих продуктах, то на рынке есть всего один продукт, который подходит под описанную концепцию. Это приложение для занятий йогой Zenia [15]. С помощью компьютерного зрения приложение распознает движения пользователя и в режиме реального времени определяет, правильно ли он выполняет асану. Если нет — дает совет, как скорректировать технику. В конце каждой тренировки пользователь получает развёрнутый фидбэк и советы: он узнаёт, как прошло занятие и на что стоит обратить внимание в следующий раз. Весь прогресс сохраняется, чтобы пользователям было удобно его отслеживать. Алгоритмы компьютерного зрения, благодаря которым происходит распознавание движений, разрабатывались и улучшались на протяжении пяти лет. Дело в том, что йога — специфический вид активности. Для выполнения многих асан пользователи принимают позы, которые не встречаются в повседневной жизни. Поэтому разработчики

собрали собственный датасет, в котором было больше 300 тысяч изображений, и научили алгоритмы корректно распознавать специфические позы. Ещё одна особенность Zenia в том, что сервис придуман для домашних занятий йогой, поэтому пришлось учитывать целый набор факторов: от освещения до мебели на заднем плане. Чтобы исключить ошибки в распознавании, был написан отдельный алгоритм, который изменял изображения из основного датасета. Алгоритм добавлял на эти фотографии плохую освещённость, бытовые предметы, мебель — всё, что могло попасть в поле зрения камеры и сбить нейросети с толку. В итоге разработчики получили очень высокую точность.

В исследовании «AI-Based Yoga Pose Estimation for Android Application» [16] отмечается, что несмотря на то, что йога становится все более популярной, при занятиях йогой возникают проблемы, такие как неправильная техника выполнения, дороговизна занятий и нехватка времени в напряженной жизни. Методы глубокого обучения оказались чрезвычайно полезными для оценки позы по сравнению с любыми другими методами. Разнообразные области применения оценки позы привели к многочисленным достижениям в этой области, как с точки зрения скорости, так и точности. Авторы статьи пришли к выводу, что PoseNet является лучшей технологией для внедрения мобильных приложений, особенно для йоги. Этот метод может быть легко реализован с помощью фреймворка TensorFlow-Lite. Предварительно обученная модель может быть использована для получения 17 основных точек, которые использовались для вычисления углов и сравнения их с правильными углами позы, рассчитанными OpenCV. Таким образом, эта статья, по существу, дала представление о том, как методы оценки позы развивались на протяжении многих лет и как они могут быть эффективно использованы во многих приложениях, таких как коррекция позы йоги.

В исследовании «A Self Learning Yoga Monitoring System Based on Pose Estimation» [17] предлагается модель с минимальными инвестициями, которая поможет людям изучать и практиковать правильные позы йоги, не выходя из дома, легко и без стресса — просто используя камеру. Предложена модель

глубокого обучения, основанная на PoseNet, которая дает точность 96,77% в тестовом наборе данных. Также был проведен опрос, чтобы оценить удовлетворенность, эффективность и результативность системы. В целом, 81,8% участников почувствовали, что система помогла им лучше выучить и выполнять упражнения, и 52,2% из них оценили ее как “очень хорошую”.

Исследование «Infinity Yoga Tutor: Yoga Posture Detection and Correction System» [18] отмечает, что занятия йогой ненадлежащим образом или без надлежащего руководства приведут к серьезным проблемам со здоровьем, таким как инсульты, повреждение нервов и т.д. Поэтому соблюдение правильных поз йоги является важным фактором, который следует учитывать. Предлагаемая система способна идентифицировать позы, выполняемые пользователем, а также визуально направлять пользователя. Этот процесс необходимо выполнять в режиме реального времени, чтобы обеспечить взаимодействие с пользователем. В этой статье определение позы йоги было выполнено с использованием подхода, основанного на зрении. Приложение Infinity Yoga Tutor способно фиксировать движения пользователя с помощью мобильной камеры, которые затем передаются в систему обнаружения в разрешении 1280×720 со скоростью 30 кадров в секунду. Система состоит из двух основных модулей: модуля оценки позы, который использует OpenPose для идентификации 25 ключевых точек человеческого тела, используя набор данных BODY_25, и модуля определения позы, который состоит из модели глубокого обучения, которая использует распределенные по времени сверточные нейронные сети (CNN), долгую краткосрочную память (Long Short Term Memory) и регрессию SoftMax для анализа и прогнозирования пользовательской позы или асаны. Этот модуль был обучен классифицировать 6 различных асан, и выбранная модель, которая использует OpenPose для оценки поз, имеет точность 99,91%. Наконец, система уведомляет пользователей об их производительности визуально в пользовательском интерфейсе мобильного приложения.

Исследование «Pose Trainer: Correcting Exercise Posture using Pose Estimation» [19] работает с упражнениями в фитнесе. В отчете авторы представляют комплексное приложение для компьютерного зрения, которое использует оценку позы, визуальную геометрию и машинное обучение для предоставления персонализированной обратной связи по технике фитнес-упражнений. Они используют выходные данные оценки позы для оценки видеороликов с упражнениями по ключевым точкам позы человека. Для этого они работают с четырьмя различными упражнениями, записывая обучающие видеоролики для каждого, и используют как геометрические эвристические алгоритмы для предоставления персонализированной обратной связи по улучшению конкретных упражнений, так и алгоритмы машинного обучения для автоматического определения правильности осанки, используя только помеченные входные видеоролики.

В исследовании в области карате «PoseNet based Model for Estimation of Karate Poses» [20] предлагается модель для оценки и классификации поз каратэ, которая может быть использована в виртуальной коррекции осанки каратэ и тренировках. Предварительно обученная модель PoseNet использовалась для оценки поз, по результатам которой вычисляются углы между конкретными суставами и вводятся в классификатор K-nearest neighbors для классификации поз. Полученные результаты показывают, что точность модели достигает 98,75%.

В статье «Interpretable Classification of Human Exercise Videos Through Pose Estimation and Multivariate Time Series Analysis» [21] представлен подход к классификации и интерпретации движений человека на основе видеоданных. Работа основана на самых современных достижениях в области оценки позы человека для видео, а также классификации и интерпретации многомерных временных рядов. Недавняя работа в области спортивной науки сосредоточена на сборе данных с помощью сенсорных устройств с последующей обратной связью с пользователем. Например, участник выполняет упражнение, и приложение сообщает ему, было ли упражнение выполнено правильно или

нет, и какая часть движения была выполнена неправильно. Использование датчиков для сбора данных о движении сопряжено со своими проблемами, например, сенсорные устройства требуют тщательной калибровки, могут не отражать все богатство движения и с трудом воспринимаются пользователями. Вместо этого авторы работают с видеоданными, полученными с помощью мобильных камер, преобразуют видео во временные ряды с помощью оценки позы человека, обучают классификаторы временных рядов и предоставляют обратную связь пользователю на этапе классификации временных рядов и объяснения. Подход оценивается на основе набора данных о реальных тренировках по кроссфиту, собранных группой персонального восприятия в Центре анализа данных Insight при Университетском колледже Дублина, Ирландия. В статье показано, что, хотя сбор данных с помощью видео и оценки позы сопряжен с помехами, при таком подходе получаются обнадеживающие результаты, и можно предоставить полезную обратную связь пользователям.

Таким образом, можно отметить, что определенная часть исследований предлагает использовать задачу оценки позы человека для уменьшения травматизма и корректировки техники выполнения упражнений. Помимо этого, большое количество исследований относятся к йоге, и работать в данной области не совсем актуально, поэтому был выбран фитнес для дальнейшей работы.

1.4 Постановка задачи управления

1.4.1 Концептуальная модель

Цель:

- 1) снижение травматизма на единицу времени;
- 2) увеличение прибыли за счет сокращения расходов и увеличения эффективности работы фитнес-тренера.

Основная функция системы: автоматизация контроля качества выполнения упражнений за счет внедрения фитнес-приложения.

Путь реализации основной функции:

- 1) выявление требований к приложению;
- 2) описание алгоритмов упражнений с помощью тренеров и физиологов;
- 3) разработка приложения;
- 4) тестирование;
- 5) обучение персонала.

В добавление к существующему элементу системы управления (тренеру) добавляется дополнительный элемент системы управления (фитнес-приложение).

Элементы системы, необходимые для достижения цели: фитнес-центр, тренер, приложение, пользователи (рисунок 1).

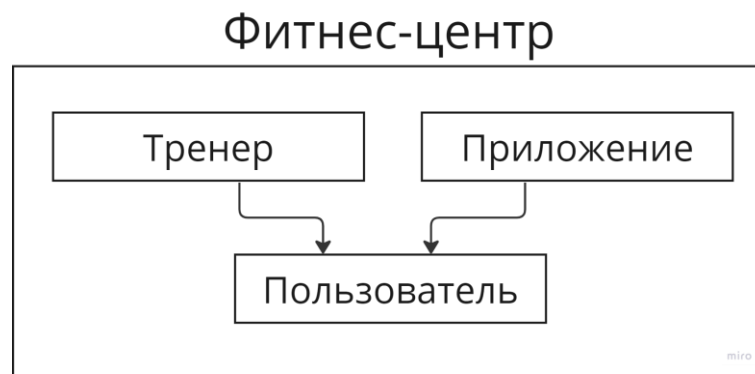


Рисунок 1 – Структура системы

Фитнес-центр – организация, которая предоставляет помещение и персонал для проведения тренировок.

Тренер – человек, занимающийся составлением программы тренировок, а также контролирующей правильности выполнения упражнений.

Приложение – выполняет функцию автоматического контроля правильности выполнения упражнений.

Пользователь – человек, пользующийся услугами фитнес-центра (занятие фитнесом).

1.4.2 Описание системы управления

Состояние системы формулируется по следующей формуле (1):

$$S_j = \{P_j^i\}, \quad (1)$$

где $i = 3$, по количеству параметров системы,

j = состояние системы (начальное и конечное).

Система управления будет иметь 3 ключевых параметра:

- 1) $P^1 = f_1(t)$, где f_1 – это травматизм на единицу времени;
- 2) $P^2 = f_2(t)$, где f_2 это количество объясненных, продемонстрированных и проконтролированных упражнений за 1 час рабочего времени (эффективность единицы труда работы тренера);
- 3) $P^3 = f_3(t)$ – расходы фитнес-центра.

Примем начальное состояние за 100%.

Таким образом, конечное состояние будет получаться из следующих соотношений:

- 1) $S_k^1 = \frac{P_0^1}{P_k^1} = 110\%$, то есть снижение травматизма на 10%;
- 2) $S_k^2 = \frac{P_0^2}{P_k^2} = 250\%$, то есть увеличение эффективности труда за счет автоматизации процесса на 150%;
- 3) $S_k^3 = \frac{P_0^3}{P_k^3} = 130\%$, то есть сокращение статьи расходов на 30%.

При этом должны быть учтены следующие ограничения:

- 1) количество травм в любой момент времени не должно увеличиваться относительно начального количества травм;
- 2) расходы не должны превышать 15% от прибыли.

Результаты и выводы первой главы

В первой главе была рассмотрена актуальность проводимого исследования. Также, изучив методы предотвращения травматизма и существующие программные обеспечения для этого, было выбрано направление исследования: сокращение травматизма в фитнесе за счет контроля правильности выполнения упражнений, используя модели оценки позы человека.

Помимо этого, была сформулирована задача управления.

Исследования, проводимые в рамках этой работы, будут полезны тем, кто хотел бы увеличить эффективность тренировок, а также тем, кому интересна данная область, ведь использование компьютерного зрения в фитнесе открывает новые возможности для науки. Работа иллюстрирует, каким образом можно использовать существующие решения оценки позы человека в фитнесе и при этом получить прибыль за счет сокращения времени проведения тренировки фитнес-инструкторами.

2 АНАЛИЗ МОДЕЛЕЙ ОЦЕНКИ ПОЗЫ ЧЕЛОВЕКА

2.1 Оценка позы человека

Оценка позы человека (Human Pose Estimation) – это задача компьютерного зрения, которая определяет и отслеживает расположение человеческих суставов (joints) и позу человека по изображению или видео. Чаще всего сначала определяется местоположение объекта, затем ключевые точки (key points) и их подключения к соответствующим конечностям объекта, однако, порядок выполнения данных шагов может отличаться.

Ключевые точки (рисунок 2) представляют собой основные суставы человеческого тела, которые полезны при описании действия или позы. Эти ключевые точки играют важную роль в понимании деятельности, выполняемой человеком. Они также играют важную роль в отображении выражения человеческого тела в таких приложениях как робототехника или анимация.



Рисунок 2 – Определение ключевых точек с помощью модели MoveNet

Система оценки позы человека может выдавать либо координаты (x, y) для двумерного представления, либо дополнительную координату z, чтобы сделать представление трехмерным. Хотя ключевые точки 3D более выгодны, они также требуют больших вычислительных затрат и инфраструктуры в виде нескольких или более усовершенствованных камер. Оценка позы в 3D также затруднена из-за того, что наборы данных, используемые для обучения и

тестирования, создаются с использованием систем захвата движения, которые подходят только для контролируемой внутренней среды, поэтому не подходят для применения во внешней среде. Тем не менее, можно оценить 3D-координаты с помощью одной RGB-камеры [22, 23], хотя точность определения ключевых точек значительно пострадает по сравнению с 2D-решениями, поскольку средняя погрешность евклидова расстояния (прямая линия между двумя точками с координатами (x, y)) колеблется от 40 мм до более чем 100 мм. В работе основное внимание будет уделено только координатам (x, y) , поскольку это наиболее надежный способ получения точных координат ключевых точек с использованием только одной RGB-камеры.

Человеческие тела изначально трудно обнаружить и оценить позу по нескольким причинам. Одна из них заключается в том, что человеческое тело динамично, и можно выполнять различные позы, которые модель должна будет учитывать. Люди также очень по-разному выражают себя в зависимости от того, какую одежду они носят. Это может оказать значительное влияние на производительность моделей оценки позы человека, поскольку затрудняет точное определение ключевых точек и соответствующих невидимых суставов. Кроме того, освещение, которое обычно влияет на проблемы с компьютерным зрением, может снизить точность получаемых ключевых точек. Во внешней среде, на ничем не ограниченном фоне это приводит к более непредсказуемым результатам, чем в контролируемой среде внутри помещения.

Модели оценки позы человека также могут быть разделены на модели оценки одной или нескольких поз. Оценка нескольких поз значительно сложнее, поскольку требует, чтобы система обнаруживала и дифференцировала каждого человека. Наложение каждого отдельного элемента также может привести к ложным ключевым точкам.

Человеческое тело динамично и может выражать себя самыми разными способами, это делает оценку позы человека очень полезной в качестве

входных данных для таких приложений, как анимация [24], игры, робототехника [25] и дополненная реальность [26].

Движения тела могут быть трудны для понимания, и оценка позы человека может быть использована в качестве инструмента для понимания того, как и почему люди двигаются именно так, как они это делаем. В спорте крайне важно анализировать, как люди двигаются, чтобы улучшить технику и избежать травм. Оценка позы нескольких людей является полезным инструментом для генерации данных, которые могут быть проанализированы в командных видах спорта [27, 28].

2.1.1 Методы оценки позы человека

Методы оценки местоположения ключевой точки на 2D-изображении кардинально изменились за последние десятилетия. Традиционные методы уже давно доказали свою полезность, но за последнее десятилетие их превзошли методы, включающие методы глубокого обучения.

Традиционный метод (Conventional Methods).

Оценка позы человека является важной областью исследований в области компьютерного зрения, демонстрирующей большой потенциал в нескольких приложениях. Графические структуры, разработанные Фишлером и Эльшлагером [29], привели к первым крупным прорывам в оценке артикуляции позы человека с использованием изображений RGB. Этот фреймворк основан на статистической модели объектов, которая позволяет распознавать объекты и связанные с ними аналоги. Это очень хорошо применимо к оценке позы человека, когда речь идет о суставах. Хотя этот метод показал многообещающие результаты, основным недостатком было то, что изображения не использовались как часть самой модели позы.

Помимо этого, модели, основанные на таком подходе, будут хорошо работать только тогда, когда на изображении будут четко видны части тела. Определить и смоделировать части тела, которые скрыты, модель не сможет, так как традиционному подходу не хватает точности и обобщения, чего не

скажешь о подходах на основе глубокого обучения, которые способны обобщать любую функцию.

Deep Learning.

Одним из основных препятствий в задачах компьютерного зрения является разнообразие ракурсов и сцен, из которых состоит изображение. Результаты, полученные классическими методами, сильно различаются от изображения к изображению, что затрудняет их адаптацию к новым условиям. Глубокое обучение показало, что оно превосходит все предыдущие современные методы в области компьютерного зрения. Люди обладают талантом распознавать и извлекать информацию из изображений, используя контролируемое машинное обучение и глубокие нейронные сети, можно имитировать человеческий мозг, чтобы делать то же самое.

Глубокие нейросети успешно определяют положение тела одного человека, но когда нужно определить положения тел нескольких людей, они сталкиваются с трудностями:

- 1) изображение может содержать несколько людей в разных положениях;
- 2) с увеличением количества людей степень взаимодействия между ними растёт, что приводит к сложности вычислений;
- 3) повышение сложности вычислений часто приводит к увеличению времени обработки в реальном времени.

Чтобы решить эти проблемы, исследователи предложили два подхода:

- сверху вниз (top-down) [30];
- снизу вверх (bottom-up) [31].

Подход «сверху вниз» сводится к выполнению обнаружения объекта для поиска ограничивающей рамки, содержащей человека на изображении, с последующей оценкой позы в каждой из этих рамок. Будучи эффективным решением, оно страдает низкой производительностью из-за необходимости выполнения оценки позы для каждого человека, изображенного на фото. Производительность напрямую зависит от количества людей на сцене, что

снижает производительность систем. Кроме того, если этап обнаружения объекта завершится неудачей, он приведет к получению плохих результатов по конвейеру. Поскольку подход "сверху вниз" использует детектор объектов, можно выбрать огромное разнообразие существующих моделей обнаружения объектов, такую как YOLOv7 [32], или создать новую, такую как HRNet [30]. Это делает подход "сверху вниз" гибким, позволяя разработчикам настраивать скорость и точность своих моделей оценки позы в соответствии со своими потребностями.

Оценка позы «снизу вверх» сначала определяет все человеческие суставы на изображении, а затем объединяет их в позу для каждого отдельного человека. Исследователи предложили несколько способов достичь этого:

1. Алгоритм DeepCut [33], разработанный Пищулиным и соавт., определяет возможные суставы, затем назначает их отдельным лицам с помощью целочисленного линейного программирования (integer linear programming – ILP). Однако это NP-трудная (недетерминированная полиномиальная трудность по времени) проблема, обработка которой требует много времени.
2. Алгоритм DeeperCut [34], разработанный Инсафудиновым и соавт., использует улучшенные детекторы суставов и попарные оценки для каждого изображения. Это повышает производительность, но все равно запуск каждого изображения занимает несколько минут.
3. Цао и соавт. [35] предложили метод прогнозирования тепловой карты ключевых точек человека и используют поля сходства частей тела (Part Affinity Fields – PAF) для идентификации лиц на изображении — PAF представляет собой набор полей потока, который кодирует неструктурированные взаимосвязи между частями тела. Затем алгоритм группирует суставы-кандидаты для каждого человека, используя жадный алгоритм (алгоритм, который на каждом шагу делает локально наилучший выбор в надежде, что итоговое решение будет оптимальным), который может обеспечить производительность в режиме реального времени.

Недостатком этого подхода является то, что он может быть неточным при группировании частей позы, принадлежащих каждому человеку на изображении.

4. Мяопенг Ли и соавт. [36] предложили новый метод, который сочетает в себе «сверху вниз» и «снизу вверх» подходы. Они используют сеть обратной связи для распознавания суставов «снизу вверх», а затем оценивают полученные позы, используя ограничивающие рамки из алгоритма «сверху вниз». В ходе тестирования алгоритм смог точно предсказать карты достоверности (confidence maps), взаимосвязи соединений и ограничивающие рамки для всех пользователей с лучшей производительностью по сравнению как с алгоритмами "снизу вверх", так и с алгоритмами "сверху вниз".

Большинство архитектур глубокого обучения для оценки позы человека в 2D начинаются с кодера, который использует изображения RGB в качестве входных данных и извлекает объекты с помощью нескольких сверток (convolutions). Некоторые модели нейронных сетей, такие как Mask R-CNN [37] используют архитектуру кодирования-декодирования, где выходные данные из кодера непосредственно подаются в декодер, который затем создает тепловую карту, представляющую вероятность того, где могут быть расположены ключевые точки. Затем можно определить точные ключевые точки, выбрав ключевые точки из тепловой карты с наибольшей вероятностью того, что они являются правильными. Недостатком этого подхода является то, что он может привести к получению выходных данных с низким разрешением, которые, в свою очередь, используются для создания репрезентативных ключевых точек с высоким разрешением. Использование изображений с более высоким разрешением в качестве входных данных может облегчить проблему, но снизит производительность.

2.1.2 Наборы данных (datasets)

Наборы данных являются важным аспектом машинного обучения. Для того чтобы модели машинного обучения могли выполнять задачу, которой в данном случае является оценка позы человека, их алгоритмы должны быть сначала обучены, а затем протестированы, чтобы убедиться, что они правильно интерпретируют данные для выполнения поставленной задачи. Это делается с помощью наборов данных, которые состоят из обучающих и тестовых данных. Существует несколько из них для каждого типа оценки позы человека, которые описаны ниже.

Наборы данных для оценки позы тела (Body Datasets):

1. СОСО: Это наиболее широко используемый набор 2D-данных, в первую очередь для оценки позы человека несколькими людьми. Несмотря на то, что он используется для обнаружения объектов и содержит изображения, помогающие в этом, он по-прежнему содержит более 330 тыс. изображений и 200 тыс. людей, помеченных ключевыми точками, до 17 из них по всему телу, что помогает оценить позу тела. Первый набор был выпущен в 2014 году, но с тех пор был изменен. Существует 2 версии наборов данных СОСО для оценки позы человека: ключевые точки СОСО 2016 и 2017 годов, разница заключается в разделении обучения, проверки и тестирования [38].
2. МРП: этот набор 2D-данных используется в основном для оценки позы одного человека. В нем около 25 тыс. изображений, содержащих 40 тыс. индивидуумов, на которых вручную отмечено до 16 суставов тела; это отличается от СОСО тем, что у него помечено 17 суставов тела. Изображения охватывают 410 различных видов человеческой деятельности, таких как танцы, бег и охота, и помечены этим видом деятельности. Каждое изображение было взято из видео на YouTube и содержало как предшествующие, так и последующие кадры, которые не были снабжены комментариями, что является еще одним отличием от СОСО. Кроме того, были помечены расширенные аннотации, такие как окклюзии частей тела (ситуация, в которой два объекта расположены

приблизительно на одной линии, и один более близкий к веб-камере объект частично закрывает видимость другого объекта) и трехмерная ориентация туловища и головы. Выпущен в 2014 году [39].

3. AI Challenger Human Keypoint Detection: этот набор 2D-данных является самым большим, когда дело доходит до оценки 2D-позы человека. Он содержит более 300 тыс. изображений с высоким разрешением, аннотированные изображения для определения ключевых точек (14 ключевых точек на человека) и более 600 тыс. тестовых изображений. Все изображения были собраны из поисковых систем Интернета и, подобно набору данных MPII, сосредоточены на повседневных действиях, которые люди выполняют в разных позах. Разница в том, что они не были взяты с YouTube, и у него есть две дополнительные функции: распознавание с нулевым кадром на основе атрибутов, при котором машина учится на основе описаний объектов на изображении, и субтитры на китайском языке, где китайские подписи иллюстрируют взаимосвязь между объектами на изображении. Выпущен в 2017 году [40].
4. PoseTrack: это набор данных на основе 2D-видео, который содержит около 1356 видеопоследовательностей, 46 тыс. видеок кадров с аннотациями и 276 тыс. аннотаций поз тела. В основном он используется для оценки позы тела нескольких человек, где у каждого человека есть уникальный идентификатор трека с аннотациями, который содержит до 15 ключевых точек тела. PoseTrack отличается от других наборов данных для оценки позы тела из-за использования видео вместо изображений и другого количества ключевых точек тела. Выпущен в 2017 году [41].
5. Human3.6M: это самый популярный и большой набор данных для оценки позы тела в помещении, используемый для 3D HPE. Он содержит 3,6 миллиона 3D-поз человека и использует 3 протокола с различным распределением данных для обучения и тестирования, а также 11 профессиональных актеров, выполняющих 17 действий с 4 различных ракурсов в лабораторных условиях в помещении. Они помечены 24

ключевыми точками тела, чем и отличаются от других наборов данных, в дополнение к тому, что содержат 3D-позы вместо 2D. Выпущен в 2014 году [42].

Наборы данных для оценки позы лица (Face Datasets):

1. 300W: этот набор 2D-данных представляет собой набор из нескольких других наборов данных, включая HELEN, AFW, LFPW и BUGS, которые были помечены 68 ориентирами (landmarks), что означает, что 300W помечает свои изображения также с использованием 68 ориентиров. В общей сложности он содержит около 4000 обучающих изображений и 600 тестовых изображений: 300 изображений лиц в помещении и 300 изображений на открытом воздухе в дикой природе. У всех них были разные условия съемки, такие как освещение и цвет, эмоции, прикус, размер лица, ракурсы и количество присутствующих лиц. Выпущен в 2013 году [43].
2. AFLW и связанные с ним наборы: этот набор 2D-данных содержит около 25 тыс. изображений лиц, различающихся по внешнему виду, таким как поза, пол, возраст, этническая принадлежность и выражение лица. Отличие этого набора в том, что он маркирован всего 21 ориентиром и имеет более высокий диапазон углов съемки лица по сравнению с 300W. Существует версия этого набора данных, которая повторно помечена 68 ориентирами, известными как AFLW-68, но используется нечасто. Аналогичным образом, набор данных, известный как MERI-RAV, также повторно пометил AFLW, используя 68 ориентиров, где каждый ориентир имеет дополнительную метку видимости, такую как видимость, самоокклюзия и перекрытие другими объектами. Выпущен в 2011 году [44].
3. COFW и связанный с ним набор: этот набор 2D-данных в первую очередь ориентирован на маркировку изображений лиц, которые частично закрыты другими объектами или самим человеком. Состоит примерно из 1,3 тыс. обучающих и 507 тестовых изображений, помеченных 29 ориентирами, чем и отличается от других наборов данных для оценки позы лица.

Подобно AFLW, тестовые изображения также были повторно помечены в набор данных с использованием 68 ориентиров, известных как COFW-68, который может быть использован для оценки качества обнаружения ориентиров, когда для обучения сети используются различные наборы данных. Выпущен в 2013 году [45].

4. WFLW: этот набор 2D-данных является одним из самых подробных наборов данных. Он состоит из множества 7,5 тыс. обучающих и 2,5 тыс. тестовых изображений; в частности, они имеют широкий спектр эмоций, поз, окклюзий, размытости и условий освещения. Кроме того, они помечены с использованием 98 плотно аннотированных ориентиров, что также отличает их от других наборов данных. Выпущен в 2018 году [46].

Наборы данных для оценки позы рук (Hand Datasets):

1. BigHand2.2M: этот набор 3D-данных является самым большим на сегодняшний день, поскольку он содержит 2,2 миллиона изображений отдельных рук с 21 аннотированной ключевой точкой с использованием 10 объектов. Изменение положения испытуемых и ориентации рук помогло создать разнообразный набор точек обзора кистей. Набор данных разбит на 3 части: 1,5 млн кадров схематичных поз, которые охватывают все артикуляции, которые может свободно принимать человеческая рука; 375 тыс. кадров случайных поз, которые охватывают испытуемых, использующих свои руки для исследования определенного пространства поз; 290 тысяч кадров поз, на которых изображены субъекты, выполняющие 32 экстремальные позы, которые представляют собой позы рук, в которых каждый палец принимает максимально согнутое или вытянутое положение в сочетании со случайными движениями. Кроме того, поскольку весь набор данных был аннотирован с помощью кинематических датчиков, в руках не было никаких объектов. Выпущен в 2017 году [47].
2. GANerated Hand Dataset: этот 2D- и 3D-набор данных содержит 330 тыс. кадров, которые представляют собой синтезированные формы рук и имеют

21 аннотированную ключевую точку. Как и в случае с BigHand2.2M, для фиксации положения рук использовались кинематические датчики. Однако то, что отличает их друг от друга, заключается в том, что искусственные предметы удерживаются руками для создания окклюзии кисти. Выпущен в 2018 году [48].

3. NYU Hand Dataset: этот набор 3D-данных содержит более 72 тыс. кадров в обучающем наборе от одного испытуемого и более 8 тыс. кадров от двух разных испытуемых в тестовом наборе. Что отличает этот набор данных по сравнению с другими наборами данных, полученными вручную, так это то, что он выполнен в формате RGB-D, снятый с видом от 3-го лица, в дополнение к маркировке изображений с использованием 36 ключевых точек. Выпущен в 2014 году [49].
4. HandNet Dataset: этот набор 3D-данных является одним из самых больших наборов глубинных данных. Он содержит 202 тыс. обучающих кадров и 10 тыс. тестовых кадров. Все это было сделано с использованием кинематических датчиков для 5 испытуемых мужского и 5 женского полов, чтобы набор данных содержал разные размеры рук. Изображения были помечены с использованием 6 ключевых точек. Выпущен в 2015 году [50].

Набор данных для оценки позы всего тела:

1. COCO-WholeBody: этот набор данных является расширением набора данных COCO с аннотациями для всего тела, что означает, что он содержит ручные аннотации ориентиров на всем теле, включая туловище, лицо, кисти и ступни, в общей сложности для 133 ключевых точек (17 для тела, 6 для ног, 42 для рук, 68 для лица). В нем около 130 тыс. полей с аннотациями для каждой из двух рук и лица, а также 800 тыс. ключевых точек для рук и 4 млн ключевых точек для лица. Набор также содержит 200 тыс. изображений и 250 тыс. экземпляров. Это первый набор данных с аннотациями всего тела, поскольку ранее их не существовало. Выпущен в 2020 году [51].

2.1.3 Распознавание действий и жестов

Человеческую деятельность можно разделить на четыре следующие подкатегории в зависимости от сложности и ключевых точек, активных в движении: жест, действие, взаимодействие и групповая деятельность [52]. Первые два учитывают только движения, выполняемые одним человеком, и являются основой для двух важных и интересных областей компьютерного зрения – распознавания действий человека и распознавания жестов человека. Эти задачи включают распознавание действий или движений на основе серии наблюдений и успешно применяются в таких приложениях, как наблюдение, анимация, игры и перевод на язык жестов. Различие между ними обычно заключается в том, какую часть тела они отслеживают. Распознавание жестов относится только к некоторым определенным частям тела, таким как лицо или рука, в то время как распознавание действий обычно отслеживает все тело. Однако эти два направления имеют много общего и могут быть исследованы совместно или достигнуты с использованием аналогичных подходов.

2.1.3.1 Подходы к распознаванию действий

Это задача обнаружения активности на основе данных от одного или нескольких датчиков. Этими датчиками могут быть камеры, носимые датчики или датчики в самой окружающей среде. Традиционная классификация заключается в различении распознавания активности на основе датчиков и распознавания активности на основе зрения. Там, где последнее использует камеру только для получения информации о движениях, первый может использовать и другие виды датчиков для фиксации действия. Модели могут быть построены с использованием двух методов и поэтому часто делятся также на распознавание деятельности, основанное на данных, и распознавание деятельности, основанное на знаниях [53].

В своем обзоре подходов, основанных на датчиках, Хуссейн, Шэн и Чжан разделяют их на три различных подполя: носимый, с метками объектов и плотное восприятие [54]. Датчик с метками объектов относится к датчику,

привязанному к устройству, а плотное восприятие – к датчику без устройства или окружающей среды. Последнее является популярной областью исследований в последние годы благодаря своему подходу без использования устройств, где RFID (Radio Frequency Identification – Радиочастотная идентификация) часто рассматривается как популярный выбор технологии.

Подходы, основанные на зрении, использующие только камеру в качестве датчика, предоставляют захватывающие возможности в таких областях, как наблюдение, взаимодействие человека и компьютера и безопасность. Но этот подход также сопряжен со своим собственным набором реальных жизненных проблем, вызванных неконтролируемой средой. Низкое качество данных, межклассовое сходство и внутриклассовая изменчивость, видео низкого качества, движения камеры и недостаточность данных – вот некоторые проблемы, с которыми сталкивается распознавание действий на основе зрения [55].

Задача классификации действий может быть решена с помощью нескольких методов. Подходы, основанные на шаблонах, при которых извлеченные данные сравниваются с существующими таблицами параметров, являются обычной процедурой для измерения сходства. Сопоставление шаблонов и динамическое искажение времени (dynamic time warping – DTW) – два популярных примера этого. Генеративные модели, такие как скрытые марковские модели (hidden markov models – HMM) и динамическая байесовская сеть, или дискретные модели, такие как поддерживаемые векторные машины (supported vector machines – SVM) и условные случайные поля (conditional random fields – CRF), являются распространенным альтернативным выбором реализации. Наконец, архитектуры глубокого обучения стали популярным выбором, где, в частности, сверточные нейронные сети (CNN) показали многообещающие результаты [56].

2.1.3.2 Подходы к распознаванию жестов

Распознавание жестов – это задача распознавания выражений движения отдельных частей тела, обычно руки, кистей, лица или головы. Применение этой технологии было популярно в таких областях, как перевод на язык жестов, робототехника, виртуальная реальность и видеонаблюдение [57]. Однако эта задача является сложной по ряду причин, включая различную окружающую среду, такую как сложный фон и разнообразные данные обучения, что приводит к небольшим или недостаточным наборам данных [58]. Область в основном разделена на две системы распознавания жестов: на основе устройств и на основе зрения. Подход, основанный на зрении, стал самым популярным выбором, поскольку за последние десятилетия произошли значительные изменения в области визуальных вычислений и технологий глубокого обучения. Этот метод, как и распознавание действий на основе зрения, заключается в распознавании паттернов движения на основе только данных с камеры как сенсора, либо в виде отдельного изображения, либо последовательности изображений. Для достижения распознавания жестов на основе зрения было использовано множество подходов. Подходы, основанные на моделях, такие как кинематические модели, основанные на представлениях, основанные на низкоуровневых функциях и основанные на шаблонах подходы, такие как динамическое искажение времени (DTW), являются одними из наиболее популярных подходов [59].

Популярным методом, используемым как при распознавании действий, так и жестов, является метод динамического искажения времени (DTW) на основе шаблонов. Это функция расстояния для временных рядов с, возможно, различными темпами прогресса. Цель состоит в том, чтобы найти оптимальное выравнивание двух временных рядов, и этот метод может быть использован для измерения сходства или проведения классификаций в наборах данных. Этот метод популярен при распознавании речи, но также был применен в таких приложениях, как робототехника и интеллектуальный анализ данных [60].

Метод имеет квадратичную временную сложность, что ограничивает его производительность на небольших наборах данных. Однако FastDTW [61] является приближением метода динамического искажения времени, который представляет собой подход с линейной временной и пространственной сложностью. Этот метод позволяет избежать подхода динамического программирования методом перебора и находит почти оптимальный путь искажения между двумя временными рядами.

Как уже упоминалось, динамическое искажение времени было популярным инструментом в распознавании действий и жестов. Распознавание простых действий с использованием оценки позы, применение динамического временного искажения с использованием данных скелета для распознавания жестов и дифференцированный эволюционный подход для оптимизации весов при динамическом временном искажении [62] – все это дало хорошие результаты. Шнайдер и др. представили метод, который использует динамическое временное искажение последовательностей изображений RGB. Конвейер обработки включал нормализацию, сглаживание и выбор размера, наряду с динамическим искажением во времени и оценкой позы для классификации жестов. Метод показал многообещающий результат при использовании в сотрудничестве с классификатором k -ближайших соседей.

2.1.4 Точность и метрики

Определение точности — это оценка моделей машинного обучения путем вычисления значения производительности их алгоритмов. Для выполнения этих вычислений используется множество оценочных показателей, которые описаны в этом разделе. Причина этого заключается в том, что существует множество функций и требований, которые необходимо учитывать при попытке оценить эффективность модели оценки позы человека. Другими словами, точность модели определяется с помощью метрик, что означает, что метрики – это способ количественной оценки точности моделей.

Как указывалось ранее, существует несколько показателей, используемых для оценки производительности моделей оценки позы человека:

1. Intersection Over Union (IoU): показатель, который определяет разницу между истинными аннотациями и прогнозируемыми ограничивающими рамками. Удаляет все ненужные поля на основе присвоенного порогового значения, которое обычно составляет 0,5.
2. Percentage of Correct Parts (PCP) и Percentage of Detected Joints (PDJ): показатель, который сейчас используется не так часто, но его целью было сообщить о точности локализации частей тела. Он определяется, когда расстояние между прогнозируемым и реальным суставами составляет менее доли длины части тела, которая составляет от 0,1 до 0,5. Если пороговое значение равно 0,5, то показатель PCP называется PCP@0.5. Более высокий показатель PCP означает более высокую производительность. Однако ограничением этого показателя является то, что он неточен для частей тела небольшой длины. Из-за этого был реализован PDJ, который следует той же логике, что и PCP; если расстояние между прогнозируемым и истинным суставами находится в пределах определенной доли диаметра туловища, считается, что сустав обнаружен правильно. Использование этого показателя означает, что точность определения всех соединений основана на этом пороговом значении.
3. Percentage of Correct Keypoints (PCK): показатель используется для измерения точности локализации различных ключевых точек в пределах определенного порога. Он установлен равным 50% длины головного сегмента каждого тестового изображения. Чем выше значение PCK, тем выше производительность.
4. Average Precision (AP): измеряет достоверность (accuracy) определения ключевой точки в соответствии с точность (precision), которая представляет собой отношение истинных положительных результатов к

общему количеству положительных результатов. Другими словами, насколько точны прогнозы. Следовательно, метрика AP — это средние значения точности по всем значениям отзыва в диапазоне от 0 до 1 при различных пороговых значениях IoU. Mean Average Precision (MAP): это среднее значение средней точности (Average Precision) по всем классам при нескольких пороговых значениях IoU по всей модели.

5. Average Recall (AR): измеряет точность определения ключевой точки в соответствии с полнотой (recall), которая представляет собой отношение истинно положительных результатов к общему числу достоверных срабатываний. Другими словами, сколько из всех истинных положительных моментов было обнаружено моделью. Следовательно, показатель AR — это средние значения полноты по всем значениям отзыва от 0 до 1 при различных пороговых значениях IoU. Mean Average Recall (MAR): это среднее значение средней полноты по всем классам при нескольких пороговых значениях IoU по всей модели.
6. Object Keypoint Similarity (OKS): показатель представляет собой среднее сходство ключевых точек по всем ключевым точкам объекта. Он рассчитывается на основе масштаба объекта и расстояния между прогнозируемыми и точками истинности. Константа масштаба и ключевой точки необходима для придания равной важности каждой ключевой точке. Каждой ключевой точке присваивается значение подобия от 0 до 1, а OKS — это среднее значение всех этих значений по всем ключевым точкам. Этот показатель также помогает при поиске AP и AR.
7. Mean Per Joint Position Error (MPJPE): наиболее широко используемый показатель для 3D HPE. Рассчитывается с использованием евклидова расстояния между расчетными трехмерными соединениями и истинными позициями следующим образом (формула (2)):

$$MPJPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|J_i - J_i^*\|_2, \quad (2)$$

где N – количество соединений,

J_i и J_i^* - исходное положение и расчетное положение i -го соединения соответственно.

2.2 Модели оценки позы человека

Прежде чем начать разработку приложения необходимо было провести анализ моделей для оценки позы человека. Поскольку каждый год представляются новые модели, вариантов множество, а возможностей для рассмотрения еще больше. Скорость, точность, ключевые точки – одни из важных аспектов, которые следует учитывать при выборе систем оценки позы, и будут рассмотрены далее в этом разделе.

Исследования в области оценки позы человека выявили несколько явных современных кандидатов. В этом разделе расскажем об основных моделях и их выдающихся преимуществах.

OpenPose это первая модель оценки позы в реальном времени, разработанная в Университете Карнеги-Меллона. Модель фокусируется на обнаружении ключевых точек тела, таких как кисти, лица и стопы нескольких людей, в режиме реального времени. OpenPose использует методика «снизу вверх», в которой сеть сначала определяет части тел или ключевые точки изображения, а затем сопоставляет ключевые точки для образования пар.

В общем случае изображение обрабатывается с помощью CNN для генерации карт признаков (feature maps) конкретного входного сигнала. Далее карта признаков обрабатывается на различных этапах конвейера CNN для получения карты достоверности (confidence map) и поля сходства частей тела (Part Affinity Fields) [63].

Карта достоверности — набор матриц для каждой ключевой точки. Каждая матрица отражает достоверность появления определённой ключевой точки в пикселе. Чем выше значение на карте, тем выше вероятность появления опорной точки в этой части изображения.

Поле сходства частей тела — набор матриц, которые отражает степень близости для найденных ранее опорных точек и отвечает за кодирование 2D-вектора положения, а также направления конечностей в области изображения.

Конвейер OpenPose на самом деле довольно прост и прямолинеен.

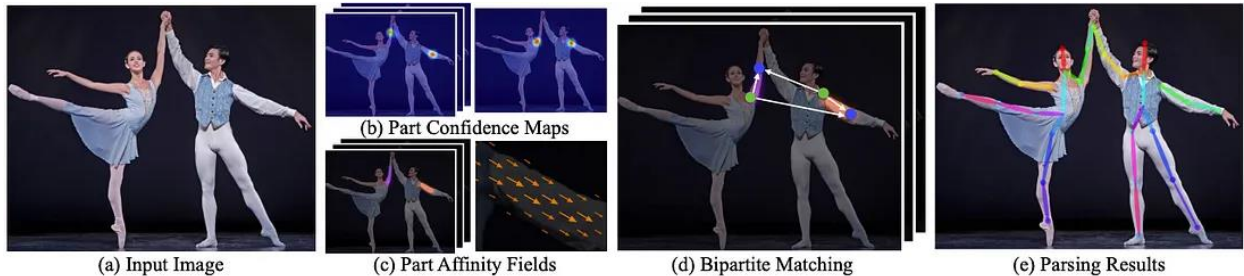


Рисунок 3 – Конвейер [64, с. 2]

Сначала входное RGB-изображение (рисунок 3а) подается в качестве входных данных в двухветвевую многоступенчатую (two-branch multi-stage) CNN. Две ветви означают, что CNN выдает два разных выходных сигнала. Многоступенчатость просто означает, что сети накладываются одна на другую на каждом этапе. Этот шаг аналогичен простому увеличению глубины нейронной сети, чтобы получать более точные выходные данные на последних этапах.

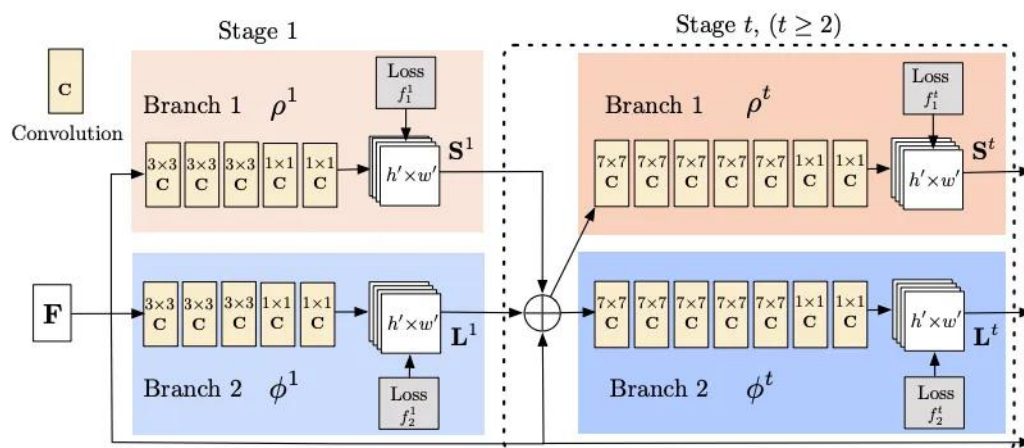


Рисунок 4 – Архитектура двухветвевой многоступенчатой CNN [64, с. 3]

Две ветви: верхняя ветвь (рисунок 4), показанная бежевым цветом, предсказывает карты достоверности (рисунок 3b) расположения различных частей тела, таких как правый глаз, левый глаз, правый локоть и другие.

Нижняя ветвь, показанная синим цветом, предсказывает поля сходства (рис. 1с), которые представляют степень ассоциации между различными частями тела.

Многоступенчатость: на первом этапе (левая половина рисунка 4) сеть создает начальный набор карт достоверности обнаружения S и набор полей сходства частей L . Затем, на каждом последующем этапе (правая половина рисунка 4), прогнозы из обеих ветвей на предыдущем этапе, а также с исходным изображением объекты F объединяются и используются для получения более точных прогнозов. В реализации OpenPose конечная стадия t выбрана равной 6.

Наконец, карты достоверности и поля сходства обрабатываются методом жадного вывода (greedy inference) (рисунок 3d) для вывода 2D ключевых точек для всех людей на изображении (рисунок 3е).

Возвращаясь к рисунку 4 верхняя ветвь нейронной сети создает набор карт достоверности обнаружения S . Формула (3) показывает, как это определяется математически:

$$\begin{aligned} S &= (S_1, S_2, S_3 \dots S_j) \\ S_j &\in \mathbb{R}^{w \times h} \\ j &\in \{1 \dots J\} \end{aligned} \tag{3}$$

J , общее количество частей тела, зависит от набора данных, с которым обучается OpenPose. Для набора данных COCO $J = 19$, поскольку существует 18 различных ключевых точек тела + 1 фон. На рисунке 5 показаны различные части тела с присвоенным им идентификатором для набора данных COCO.

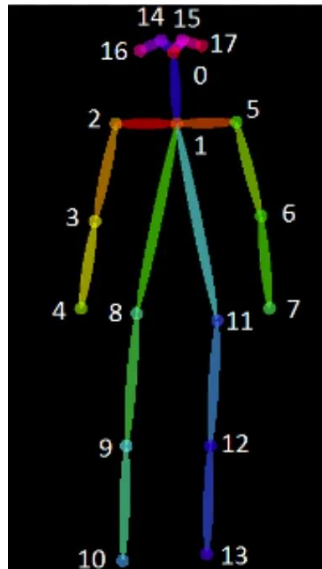


Рисунок 5 – идентификаторы ключевых точек для набора данных COCO

Нижняя ветвь нейронной сети (рисунок 4) создает набор карт полей сходства частей L . Формула (4) показывает, как это определяется математически:

$$\begin{aligned}
 L &= (L_1, L_2, L_3 \dots L_c) \\
 L_c &\in \mathbb{R}^{w \times h \times 2} \\
 c &\in \{1 \dots C\}
 \end{aligned}
 \tag{4}$$

C , общее количество конечностей, зависит от набора данных, с которым обучается OpenPose. Пары частей тела называются конечностями для ясности, несмотря на тот факт, что некоторые пары не являются конечностями. Для набора данных COCO $C = 19$. На рисунке 6 показаны различные пары частей тела.

```

CocoPairs = [
    (1, 2), (1, 5), (2, 3), (3, 4), (5, 6), (6, 7), (1, 8), (8, 9), (9, 10), (1, 11),
    (11, 12), (12, 13), (1, 0), (0, 14), (14, 16), (0, 15), (15, 17), (2, 16), (5, 17)
] # = 19

```

Рисунок 6 – Каждая пара кортежей представляет пары идентификаторов частей тела

Изображение сначала анализируется предварительно обученной сверточной нейронной сетью, такой как первые 10 слоев VGG-19, для получения набора карт объектов F. Этот выбор средства извлечения объектов для получения F не ограничивается VGG-19. Существуют и другие варианты OpenPose, которые используют Mobilenet или Resnet для извлечения объектов изображения перед передачей его остальной части нейронной сети, показанной на рисунке 4.

Этап 1 (Stage 1): сеть создает набор карт достоверности обнаружения S и набор полей сходства частей тела L. Символ ρ используется в качестве функциональной переменной, которая представляет CNN с входными данными F для получения выходной карты S (формула (5)). Символ ϕ используется в качестве функциональной переменной, которая представляет CNN с вводом F для получения выходной карты L (формула (6)). Аннотация “1” в верхней части каждого символа означает вывод на первом этапе.

$$S^1 = \rho^1(F) \quad (5)$$

$$L^1 = \phi^1(F) \quad (6)$$

Этап t (Stage t): предсказания из обеих ветвей на предыдущем этапе вместе с исходными элементами изображения F объединяются и используются для получения более точных предсказаний.

$$S^t = \rho^t(F, S^{t-1}, L^{t-1}), \forall t \geq 2, \quad (7)$$

$$L^t = \phi^t(F, S^{t-1}, L^{t-1}), \forall t \geq 2 \quad (7)$$

В документе OpenPose [64] значение t изменяется от 2 до 6. Запятая в формуле (7) и формуле (8) представляет собой объединение между картами.

Функция потерь (Loss Function): для того, чтобы сеть научилась генерировать наилучшие наборы S и L, авторы применяют две функции потерь

в конце каждого этапа, по одной в каждой ветви соответственно. В статье [64] используется стандартная потеря L2 между расчетными прогнозами и наземными картами истинности и полями. Более того, авторы добавили некоторый вес функциям потерь, чтобы решить практическую проблему, заключающуюся в том, что некоторые наборы данных не полностью маркируют всех людей. Функции потерь на определенном этапе t задаются следующим образом (формула (9), формула (10)):

$$f_S^t = \sum_{j=1}^J \sum_p W(p) \times \|S_j^t(p) - S_j^*(p)\|_2^2, \quad (9)$$

$$f_L^t = \sum_{c=1}^C \sum_p W(p) \times \|L_c^t(p) - L_c^*(p)\|_2^2, \quad (10)$$

где, p – местоположение в одном пикселе на изображении размером $w \times h$,
 $*$ рядом с множествами S и L означает, что это основная истина,
 $W(p)$ представляет весовую функцию. $W(p) = 0$, если аннотация отсутствует в местоположении изображения « p ». Маска используется для того, чтобы избежать «наказания» за истинные положительные прогнозы во время тренировки.

Результатом $S(p)$ является 1-мерный вектор, который состоит из доверительной оценки для конкретной части тела « j » в местоположении изображения « p ».

Выходные данные $L(p)$ представляют собой двумерный вектор, который состоит из вектора направления для этой конкретной конечности « c » в местоположении изображения « p ».

Общая функция потерь (Overall Loss Function): объединив две функции потерь, получается общую цель (формула (11)):

$$f = \sum_{t=1}^T (f_S^t + f_L^t) \quad (11)$$

MediaPipe — это фреймворк для построения конвейеров машинного обучения для обработки данных временных рядов, таких как видео, аудио и т.д. Этот кроссплатформенный фреймворк работает на компьютерах / серверах, Android, iOS и встроенных устройствах, таких как Raspberry Pi и Jetson Nano.

С 2012 года Google использует его внутри компании в нескольких продуктах и сервисах. Изначально он был разработан для анализа видео и аудио на YouTube в режиме реального времени. Постепенно она была интегрирована во многие другие продукты:

- система восприятия в NestCam;
- обнаружение объектов с помощью Google Lens;
- реклама в дополненной реальности;
- фотографии Google;
- Google Home – главная страница;
- Gmail;
- Cloud Vision API и т.д.

MediaPipe предоставляет революционные продукты и услуги, которыми люди пользуются ежедневно. В отличие от энергоемких фреймворков машинного обучения, MediaPipe требует минимальных ресурсов. Он настолько крошечный и эффективный, что его могут запускать даже встроенные устройства Интернета вещей (IoT devices). В 2019 году MediaPipe открыла новый мир возможностей для исследователей и разработчиков после своего публичного релиза [65].

Инструментарий MediaPipe включает в себя фреймворк и решения. На рисунке 7 показаны компоненты инструментария MediaPipe.

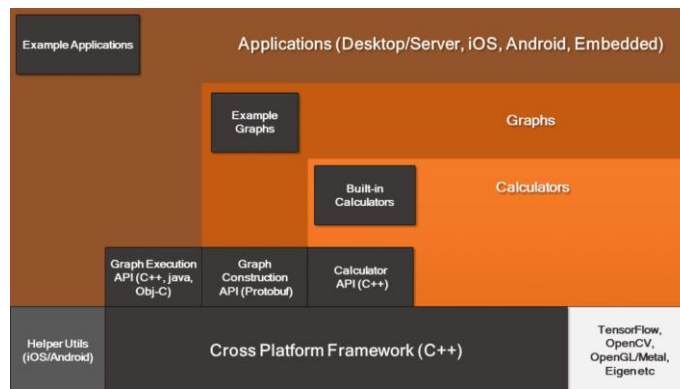


Рисунок 7 – Инструментарий MediaPipe

Конвейер восприятия MediaPipe называется графом (Graph). Подается поток изображений в качестве входных данных, который выводится с визуализированными на изображениях ориентирами. Внутри графа MediaPipe узлы называются калькуляторами (Calculators), а ребра – потоками (Streams).

С помощью потоков по графу перемещаются пакеты с данными. Поток может быть внутренний, входной (input) и исходящий (output). Внутренний поток соединяет два калькулятора, по входному потоку из внешнего кода в граф попадают данные, а с помощью исходящего потока граф отправляет данные наружу, в вызывающий код.

Калькуляторы MediaPipe (MediaPipe Calculators) – специальные вычислительные блоки, написанные на C++, с назначенными задачами для обработки. Пакеты данных (видеокадр или аудиосегмент) поступают и выходят через порты в калькуляторе. При инициализации калькулятора он объявляет тип полезной нагрузки пакета, который будет проходить через порт. Каждый раз, когда запускается график, фреймворк реализует методы Open, Process и Close в калькуляторах. Open запускает калькулятор; процесс повторяется при поступлении пакета. Процесс закрывается после выполнения всего графика целиком.

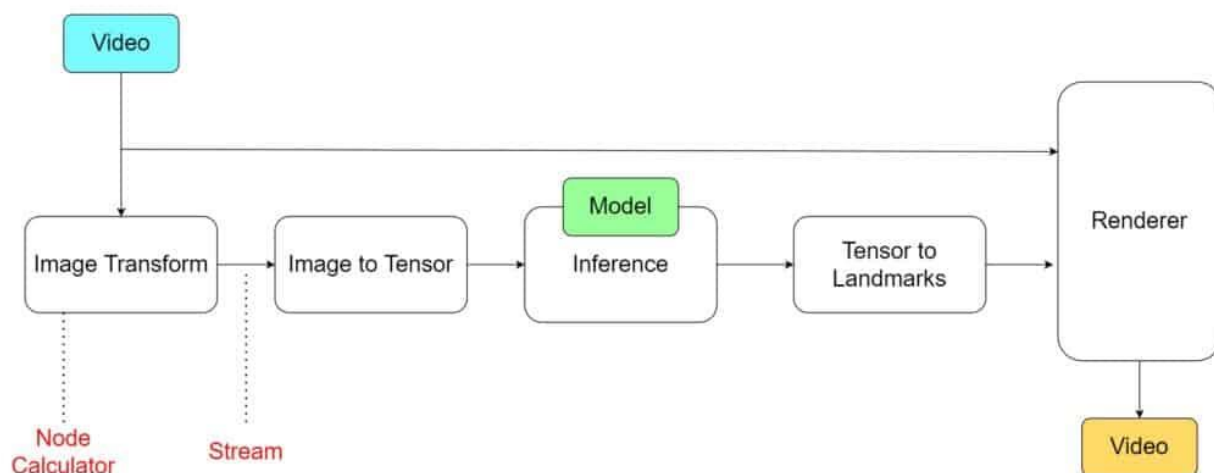


Рисунок 8 – Графы MediaPipe

Все калькуляторы можно сгруппировать по четырем категориям:

1. Калькуляторы предварительной обработки (Pre-processing calculators) — это семейство калькуляторов для обработки изображений и мультимедиа. Датчики ImageTransform и ImageToTensors на рисунке 8 относятся к этой категории.
2. Калькуляторы логического вывода (Inference calculators) обеспечивают встроенную интеграцию с Tensorflow и Tensorflow Lite для вывода с помощью машинного обучения.
3. Калькуляторы постобработки (Post-processing calculators) выполняют задачи постобработки машинного обучения, такие как обнаружение, сегментация и классификация. TensorToLandmark — это калькулятор постобработки.
4. Утилитарные калькуляторы (Utility calculators) — это семейство калькуляторов, выполняющих конечные задачи, такие как аннотирование изображений.

API-интерфейсы калькулятора позволяют написать свой собственный калькулятор.

Пакет (Packet) — единица данных, перемещаемая по потокам и обрабатываемая калькулятором. Каждый пакет несёт в себе данные определенного типа — это может быть строка, целое число, массив чисел с

плавающей запятой или пользовательский тип, описанный и сериализуемый в protobuf. Каждый пакет содержит в себе timestamp — отметку времени, ассоциированную с пакетом. Она необходима для того, чтобы отличать, какой пакет был раньше, какой позже, напрямую с реальным временем не связано.

Решения MediaPipe — это готовые примеры с открытым исходным кодом, основанные на конкретной предварительно обученной модели TensorFlow или TFLite:

- object detection — отслеживание и маркировка объектов на изображениях;
- image classification — идентификация содержимого на изображениях;
- image segmentation — нахождение объектов и создание маски изображений с маркировкой;
- interactive segmentation — сегментация интересующего объекта на изображении;
- gesture recognition — идентификация и распознавание жестов руки;
- hand landmark detection — обнаружение ориентиров руки;
- image embedding — преобразование изображений во встраиваемые векторы;
- face detection — распознавание лиц в режиме реального времени;
- face landmark detection — определение ориентиров лица и результатов смешивания форм в режиме реального времени;
- pose landmark detection — определение ключевых точек на теле в режиме реального времени;
- text classification — классификация текста в соответствующие теги;
- text embedding — преобразование текста во встраиваемый вектор;
- language detection — определение языка текста;
- audio classification — идентификация звуков в аудиоклипах [66].

Недавно TensorFlow запустил свою последнюю модель определения позы, MoveNet, с новым API определения позы в TensorFlow.js.

MoveNet — это очень быстрая и точная модель, которая определяет 17 ключевых точек тела. Модель предлагается в двух вариантах, называемых Lightning и Thunder. Lightning в основном предназначен для приложений, критичных к задержке. Thunder фокусируется на приложениях, требующих высокой точности [67].

Обе модели работают быстрее, чем в реальном времени (т. е. более 30 кадров в секунду) на большинстве современных компьютеров, ноутбуков и телефонов. Модели полностью запускаются на стороне клиента, в браузере с использованием TensorFlow.js без какого-либо вызова сервера, за исключением начальной страницы.

MoveNet основана на подходе «снизу вверх», который использует тепловые карты для локализации ключевых точек человека. Ее архитектура состоит из двух ключевых компонентов:

- 1) средство извлечения объектов (Feature extractor): это MobileNetV2 с подключенной сетью feature pyramid network (FPN), которая позволяет выводить семантически насыщенную карту объектов (feature map) с высоким разрешением;
- 2) набор голов прогнозирования (Set of prediction heads): четыре головы прогнозирования, подключенные к программе извлечения объектов, предсказывают тепловую карту центра человека, поле регрессии ключевых точек, тепловую карту ключевых точек человека и поле смещения 2D для каждой ключевой точки.

Работа модели осуществляется в соответствии с последовательностью операций (рисунок 9):

1. Тепловая карта центра человека: предсказание геометрического центра человека. Для дальнейших действий выбирается местоположение, набравшее наибольшее количество баллов.
2. Поле регрессии ключевых точек: прогнозирование полного набора ключевых точек для пользователя, чтобы сгруппировать критические ключевые точки по экземплярам. Выходные данные регрессии по

ключевым точкам (из пикселя, соответствующего центру объекта) нарезаются, чтобы сгенерировать начальный набор ключевых точек для человека.

3. Тепловая карта ключевых точек человека: прогнозирование местоположения всех ключевых точек независимо от экземпляров человека. Каждый пиксель умножается на вес (обратно пропорциональный расстоянию от соответствующей регрессированной ключевой точки), чтобы избежать рассмотрения ключевых точек людей на заднем фоне.
4. 2D-поле смещения для каждой ключевой точки: прогнозирование локальных смещений от каждого пикселя карты выходных объектов до точного субпиксельного местоположения каждой ключевой точки. Координаты самых высоких значений тепловой карты (в каждом канале ключевых точек) выбираются для прогнозирования окончательного набора прогнозов ключевых точек. Позже к ним добавляются прогнозы локального 2D-смещения, обеспечивающие уточненные оценки.

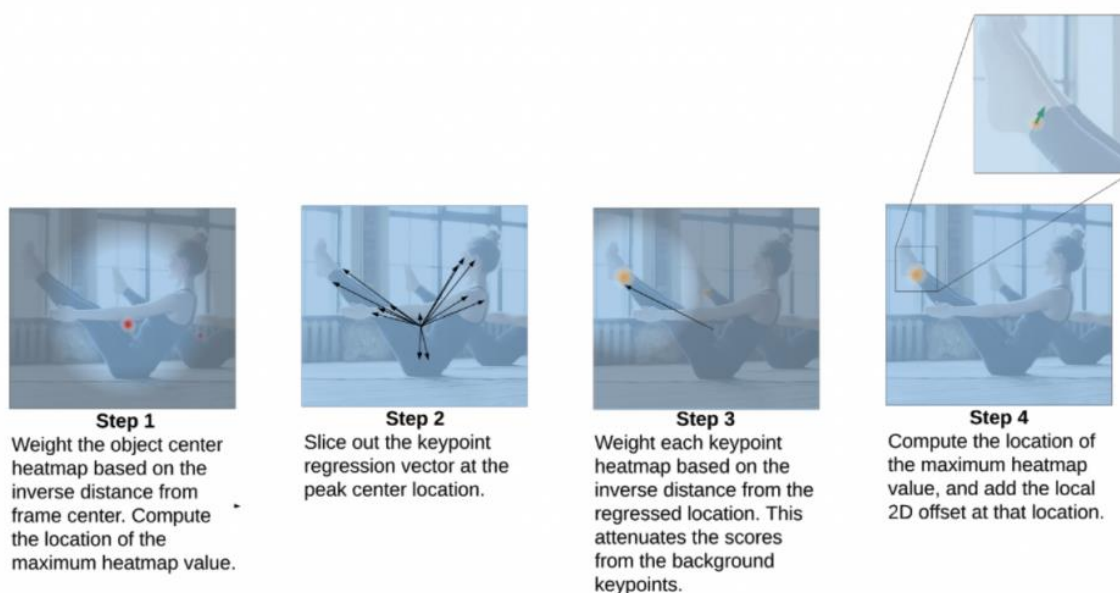


Рисунок 9 – Последовательность операций MoveNet [67]

Для обучения модели команда использовала наборы данных COCO и Active (внутренний набор данных Google). Хотя COCO является стандартным

эталонным набором данных, используемым для обнаружения, он не подходит для обнаружения сложных поз и значительного размытия при движении. Приняв стандартные 17 ключевых точек тела COCO, Active тренировалась, обозначая ключевые точки на видео по йоге, фитнесу и танцам с YouTube.

Результаты показывают, что модель, обученная на наборе Active, демонстрирует значительный прирост производительности по сравнению с аналогичными архитектурами, обученными только на COCO.

YOLOv7 — это одноступенчатый детектор объектов в режиме реального времени. Он был представлен в июле 2022 года. Согласно статье YOLOv7 [32], это самый быстрый и точный детектор объектов в режиме реального времени на сегодняшний день. YOLOv7 установил важный ориентир, подняв свою производительность на ступеньку выше.

Фреймворк YOLO состоит из трех основных компонентов.

- Backbone;
- Head;
- Neck.

Backbone в основном извлекает существенные черты изображения и передает их в Head через Neck. Neck собирает карты объектов, извлеченные из Backbone, и создает пирамиды объектов. Наконец, Head состоит из выходных слоев, которые имеют окончательные определения.

Архитектура YOLOv7 взята от YOLOv4, Scaled YOLOv4 и YOLO-R. Используя эти модели в качестве основы, были проведены дальнейшие эксперименты по разработке нового и улучшенного YOLOv7.

E-ELAN (Extended Efficient Layer Aggregation Network) - вычислительный блок в Backbone YOLOv7. Он черпает вдохновение из предыдущих исследований эффективности сети. Он был разработан на основе анализа следующих факторов, влияющих на скорость и точность:

- стоимость доступа к памяти (Memory access cost);
- соотношение каналов ввода-вывода (I/O channel ratio);
- поэлементная операция (Element wise operation);

- активации (Activations);
- градиентный путь (Gradient path).

Предлагаемый E-ELAN использует расширяемую, перемешиваемую и объединяемую мощность для достижения возможности непрерывного повышения обучаемости сети без разрушения исходного градиентного пути.

Для различных применений требуются разные модели. В то время как некоторым нужны высокоточные модели, некоторые отдают предпочтение скорости. Масштабирование модели выполняется в соответствии с этими требованиями и позволяет использовать ее в различных вычислительных устройствах.

При масштабировании размера модели учитываются следующие параметры:

- разрешение (размер входного изображения);
- ширина (количество каналов);
- глубина (количество слоев);
- стадия (количество характерных пирамид).

NAS (Network Architecture Search – поиск по сетевой архитектуре) — это широко используемый метод масштабирования модели. Он используется исследователями для перебора параметров, чтобы найти наилучшие коэффициенты масштабирования. Однако такие методы, как NAS, выполняют масштабирование по конкретным параметрам. Коэффициенты масштабирования в этом случае независимы.

Авторы статьи YOLOv7 показывают, что она может быть дополнительно оптимизирована с помощью подхода масштабирования составной модели (compound model scaling approach) [32]. Здесь ширина и глубина масштабируются согласованно для моделей, основанных на конкатенации.

Bag of Freebies (BoF) - это методы, которые повышают производительность модели без увеличения затрат на обучение. YOLOv7 внедрил следующие методы BoF:

1. Запланированная повторно параметризованная свертка (Planned Re-parameterized Convolution).

Повторная параметризация — это метод, используемый после обучения для улучшения модели. Это увеличивает время обучения, но улучшает результаты вывода. Для доработки моделей используются два типа повторной параметризации: на уровне модели и на уровне модуля.

Повторная параметризация на уровне модели может быть выполнена следующими двумя способами:

- обучение нескольких моделей, используя разные обучающие данные, но одни и те же настройки, и усреднение их веса, чтобы получить окончательную модель.
- взятие среднего значения весов моделей в разные эпохи.

В последнее время повторная параметризация на уровне модулей получила большое распространение в исследованиях. В этом методе процесс обучения модели разбит на несколько модулей. Выходные данные объединяются для получения окончательной модели. Авторы в статье YOLOv7 показывают наилучшие возможные способы выполнения на уровне модуля.

2. Coarse для вспомогательных целей (Auxiliary) и Fine для Lead Loss.

В YOLOv7 Head, ответственный за конечный результат, называется Lead Head. А Head, используемая для облегчения тренировки в средних слоях, называется Auxiliary Head.

С помощью вспомогательной потери (assistant loss) веса Auxiliary Head корректируются. Это позволяет осуществлять глубокий контроль (Deep Supervision), и модель лучше обучается. Эти концепции тесно связаны с Lead Head и средством присвоения меток (Label Assigner).

Средство присвоения меток — это механизм, который рассматривает результаты сетевого прогнозирования вместе с фундаментальной истиной (ground truth), а затем присваивает мягкие метки (soft labels – метки, к которым прикреплен оценка (вероятность или правдоподобие)). Важно

отметить, что средство присвоения меток генерирует мягкие и грубые (coarse – суперкласс, к которому принадлежит изображение) метки вместо жестких (hard – метка, присвоенная члену класса, где членство является двоичным: либо рассматриваемый элемент является членом класса (имеет метку), либо нет.).

3. Lead Head Guided Label Assigner и Coarse-to-Fine Lead Head Guided Label Assigner.

Lead Head Guided Label Assigner воплощает в себе следующие три концепции:

- Lead Head;
- Auxiliary Head;
- Soft Label Assigner.

Lead Head сети YOLOv7 предсказывает окончательные результаты. На основе этих конечных результатов генерируются мягкие метки. Важной частью является то, что потери (loss) рассчитываются как для Lead Head, так и для Auxiliary Head на основе одних и тех же сгенерированных мягких меток. В конечном счете обе головы (heads) проходят обучение с использованием мягких меток. Это показано на рисунок 10d.

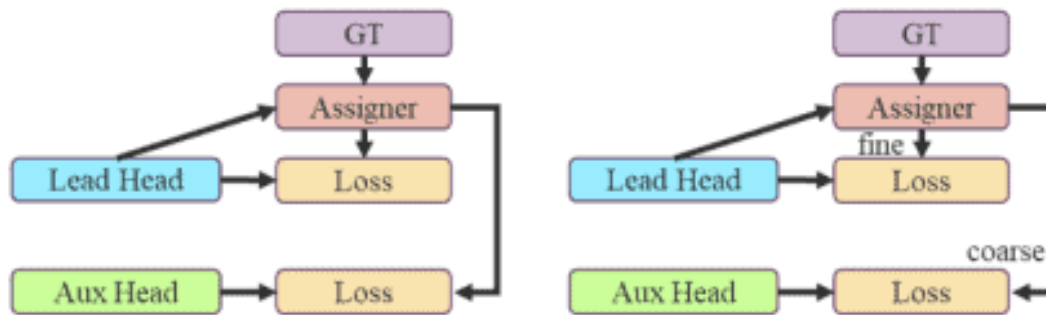
В статье автора отмечают, почему они используют именно мягкие метки: «Причина этого заключается в том, что Lead Head обладает относительно высокой способностью к обучению. Таким образом, сгенерированная на его основе мягкая метка должна быть более репрезентативной для распределения и корреляции между исходными данными и целевыми. Позволяя более мелкой Auxiliary Head непосредственно усваивать информацию, которую усвоила Lead Head, Lead Head сможет лучше сосредоточиться на изучении остаточной информации, которая еще не была усвоена» [32, с. 5].

Метки Coarse-to-Fine показаны на рисунок 10e. В описанном выше процессе генерируются два набора мягких меток:

- fine label для обучения lead head;

- набор грубых меток (coarse labels) для обучения auxiliary head.

Fine labels такие же, как и непосредственно сгенерированные мягкие метки. Однако большее количество сеток рассматривается как положительные цели для создания грубых меток. Это делается путем ослабления ограничений процесса присвоения положительной выборки.



(d) Lead guided assigner (e) Coarse-to-fine lead guided assigner

Рисунок 10 – YOLOv7 Label Assigner [32, с. 5]

Все модели YOLOv7 превосходят предыдущие детекторы объектов по скорости и точности в диапазоне от 5 до 160 кадров в секунду. Рисунок 11 дает довольно хорошее представление о средней точности (Average Precision – AP) и быстродействии моделей YOLOv7 по сравнению с другими.

Из рисунка 11 видно, что с YOLOv7 нет конкуренции с точки зрения скорости и точности.

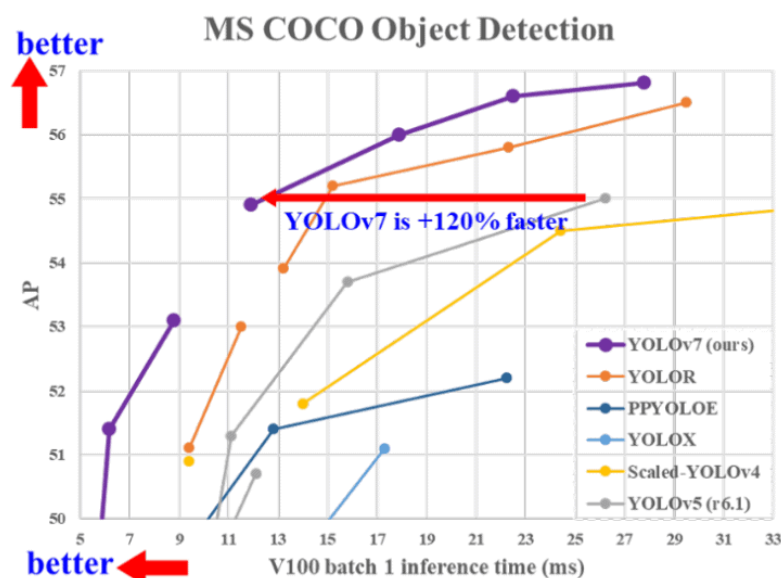


Рисунок 11 – Сравнение с другими детекторами объектов в реальном времени [32, с. 11]

2.3 Сравнительный анализ моделей оценки позы человека

В работе Тарасова представлен сравнительный анализ двух с качественной и временной точек зрения. Используемая операционная система: Manjaro Linux, GNOME 43.1. CPU: Intel® Core™ i5–8300H × 8. GPU: Mesa Intel® UHD Graphics 630 (CFL GT2).

Согласно его исследованию, все алгоритмы, с качественной точки зрения, справились с задачей почти одинаково отлично, чего нельзя сказать о временной составляющей: библиотека MediaPipe справилась с распознаванием позы за 0.311094 секунды, а OpenPose – за 4.617454 секунды, [68]. В целом многие исследовательские работы отмечают, что Medipipe обычно работает быстрее, так как использует более легковесную архитектуру и может работать на мобильных устройствах. OpenPose работают медленнее и требуют более мощных вычислительных ресурсов.

Помимо этого, в одной исследовательской работе, был проведен анализ OpenPose и Mediapipe сразу по нескольким критериям [69]:

а) требования к оборудованию:

1) OpenPose: требуется мощное оборудование;

- 2) MediaPipe: не требует каких-либо настроек платформы, быстрое интерфейсное решение, простота установки и применения;
- б) сложность модели:
 - 1) OpenPose: тяжелая модель;
 - 2) MediaPipe: легковесная модель;
- в) процесс обнаружения:
 - 1) OpenPose: должна распознавать позу в каждом кадре;
 - 2) MediaPipe: Pose Tracker сокращает время определения позы человека на следующих кадрах;
- г) расчет углов в суставе:
 - 1) OpenPose: не может точно определить углы некоторых суставов;
 - 2) MediaPipe: обеспечивает точные углы между суставами и отображает их на экране;
- д) время выполнения:
 - 1) OpenPose: уходит много времени на обучение;
 - 2) MediaPipe: меньше времени на выполнение;
- е) точность:
 - 1) OpenPose: более высокая точность;
 - 2) MediaPipe: менее высокая точность.

Обе модели имеют свои преимущества и недостатки. В случае модели OpenPose, хотя она очень сложна и тяжеловесна и требует специальных платформ для работы, точность высока благодаря возможности определения позы человека в каждом кадре сети. Кроме того, обучение заняло много времени по сравнению с моделью MediaPipe. Модель OpenPose выводит только 2D-точки, поэтому она не может точно определить углы некоторых соединений. Таким образом, OpenPose подходит для приложений, требующих высокой точности, когда не учитывается отслеживание в реальном времени.

С другой стороны, модель MediaPipe легкая и быстрая и не требует установки на какие-либо платформы. Хотя точность ниже, чем у OpenPose, потребовалось меньше времени для обучения и развертывания. Используя

детектор, конвейер сначала определяет местоположение интересующей области человека/позы (region of interest – ROI) в кадре. Впоследствии трекер прогнозирует ориентиры позы и маску сегментации в пределах ROI, используя в качестве входных данных обрезанный кадр ROI, поэтому модель работает очень быстро. Он выводит трехмерные точки, следовательно, он точно определяет углы между суставами и отображает их на экране. По этой причине MediaPipe подходит для тех случаев, когда требуются приложения реального времени.

В сравнительной статье Патрик Радски [70] так же представлен анализ MediaPipe и OpenPose. Модели тестировались в разных условиях.

Оба решения обладают хорошей точностью определения ориентиров (landmarks) человеческого тела при рендеринге статичных изображений: при плохом освещении или хорошем и независимо от того, находится ли человек лицом к камере.

Что касается окклюзии, ситуации, в которой два объекта расположены приблизительно на одной линии и один более близкий к веб-камере объект частично закрывает видимость другого объекта, MediaPipe и OpenPose работают удовлетворительно, но следует учитывать точность работы в случае перекрытия "рука-рука" или "рука-лицо", особенно при площади покрытия более 50%.

Самой большой проблемой обоих решений было размытие изображения при движении, которое, наряду с увеличением скорости движения, приводило к большим ошибкам в представлении положения ориентиров, вплоть до полной потери распознавания. В этой области MediaPipe оказалась гораздо более эффективной в борьбе со сбоями.

Результаты обнаружения ориентиров с использованием OpenPose в целом были хорошими и многообещающими, но неудовлетворительными из-за множества проблем, с которыми столкнулся подход: во-первых, работа с OpenPose потребовала просмотра старых доступных версий библиотеки из-за проблем совместимости с CUDA и cuDNN, а также ошибок в инструкциях по

установке OpenPose в контейнер. Во-вторых, работа с OpenPose была очень медленной по сравнению с MediaPipe. Обработка видео занимает относительно много времени и требует больших вычислительных мощностей даже на приличных компьютерах.

В статье Дивья представлен анализ уже 4 моделей: MediaPipe, MoveNet, OpenPose и YOLOv7 [71]. Модели сравнивались по 3 параметрам:

- количество людей, определяемых моделью;
- скорость;
- точность.

Инструменты с открытым исходным кодом, подобные упомянутым выше, служат разным целям, поэтому имеют разные реализации. Распознавание одного пользователя может быть необходимо в таких случаях, как приложение для тренировок и идентификация пользователя, где в любой момент времени необходимо идентифицировать и отслеживать только одного человека. В то время как приложения, которые требуют идентификации нескольких пользователей по видео, требуют многопользовательской идентификации.

MediaPipe позволяет оценивать позу одного человека, при этом изображение пользователя сопоставляется с 33 точками скелета в режиме реального времени. MoveNet — это также аналогичный инструмент, основанный на Google и созданный цифровой медицинской компанией IncludeHealth. С другой стороны, OpenPose — это инструмент с открытым исходным кодом в режиме реального времени для обнаружения нескольких пользователей в одном кадре и отображения их скелетных фигур. YOLOv7 — это модель оценки поз для нескольких человек. Поза YOLOv7 уникальна, поскольку отличается от обычных двухэтапных алгоритмов оценки позы.

В разделе «скорость и точность» рассказывается о том, как быстро модель может идентифицировать и отобразить структуру скелета пользователя или пользователей в кадре и насколько близко она может приблизиться к фактической позе, в которой пользователь или пользователи

находятся в данный момент. Точность не всегда желательна, поскольку это ставит под угрозу производительность / скорость приложения. MediaPipe работает намного лучше с точки зрения точности по сравнению с другими моделями. На изображениях с низкой интенсивностью освещения, в разных ориентациях, на разных расстояниях от камеры и в видеороликах с движением MediaPipe лучше оценивает позу, чем остальные модели (рисунок 12). Однако YOLOv7 работает лучше, когда на входном изображении есть помехи.

Params/Models	MediaPipe	MoveNet	OpenPose	YOLOv7
GPU Support	No	Yes	Yes	Yes
Speed	Low	High	High	Moderate
Low Light Intensity Detection	Good	Fairly Good	Bad	Fairly Good
Detection in presence of Occlusions	Good	Good	Bad	Bad
Overlapping	Fairly Good	Fairly Good	Good	Bad

Рисунок 12 – Сравнение моделей по скорости и точности [72, с. 86]

В другой исследовательской статье [72] сравнивается точность и частота кадров YOLOv7 и MediaPipe по следующим параметрам:

1. Размер входных данных модели по умолчанию.

YOLOv7 по умолчанию содержит изображения разрешением 960p в формате леттербоксинга. Он поддерживает соотношение сторон исходного изображения, сохраняя минимальную ширину или высоту 960p. С другой стороны, MediaPipe использует две модели для обнаружения и отслеживания. Модель обнаружения принимает входные данные размером 128×128, а модель отслеживания - 256×256.

MediaPipe в данном случае является победителем:

- YOLOv7: 0,82 кадра в секунду;
- MediaPipe: 29,2 кадра в секунду.

2. Фиксированный размер входных данных модели для вывода в реальном времени.

Чтобы уравновесить конкуренцию, авторы изменили код для YOLOv7, чтобы пересылать изображения размером 256×256 . Результаты получились следующие:

- YOLOv7: 8,1 кадра в секунду;
- MediaPipe: 29,2 кадра в секунду.

3. YOLOv7 vs MediaPipe в условиях низкой освещенности.

В первом примере результаты показали, что YOLOv7 и MediaPipe справляются с низкой освещенностью. Отмечается, что YOLOv7 работает немного лучше, чем MediaPipe, с точки зрения точности (рисунок 13).



Рисунок 13 – YOLOv7 vs MediaPipe в условиях низкой освещенности (1 пример) [72]

Во втором же примере MediaPipe дал несколько лучшие результаты с точки зрения точности (рисунок 14).



Рисунок 14 – YOLOv7 vs MediaPipe в условиях низкой освещенности (2 пример) [72]

4. YOLOv7 vs MediaPipe: обработка окклюзий.

С YOLOv7 предсказание позы работает достойно, даже когда определенные части тела закрыты. Скрытая нога человека хорошо предсказана YOLOv7. Однако MediaPipe считает, что это кентавр (рисунок 15). Частота кадров в секунду не сильно меняется по сравнению с экспериментами при слабом освещении.



Рисунок 15 – YOLOv7 vs MediaPipe: обработка окклюзий [72]

5. YOLOv7 vs MediaPipe: человек вдалеке.

YOLOv7 не смог обнаружить человека на всех кадрах. MediaPipe обнаружил человека на значительно маленьком масштабе (рисунок 16). Это может быть связано с методами оценки позы, используемыми фреймворками. MediaPipe отслеживает человека, как только обнаружение подтверждено. С другой стороны, YOLOv7 выполняет обнаружение для каждого кадра.



Рисунок 16 – YOLOv7 vs MediaPipe: человек вдалеке [72]

6. YOLOv7 vs MediaPipe при прыжках с парашютом.

В видео с прыжком с парашютом MediaPipe лучше распознал человека при различной ориентации и при далеком нахождении от камеры (рисунок 17).

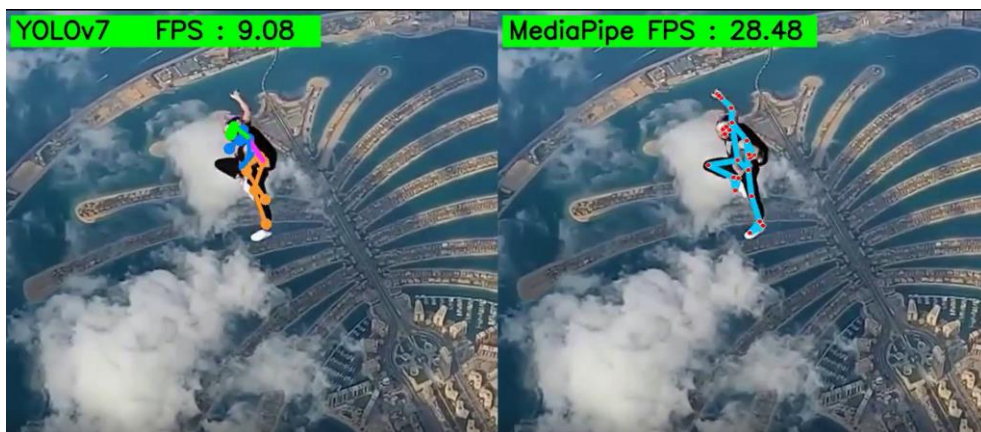


Рисунок 17 – YOLOv7 vs MediaPipe при прыжках с парашютом [72]

7. YOLOv7 vs MediaPipe: определение танцевальной позы.

Оба фреймворка способны распознавать человека. Однако YOLOv7 лучше оценивает позу. При быстрых перемещениях MediaPipe не в состоянии отслеживать их достаточно хорошо. Разница в кадрах в секунду аналогична приведенным выше примерам.

8. YOLOv7 vs MediaPipe: определение позы йоги.

При определении позы йоги YOLOv7 демонстрирует признаки «нервозности».

Таким образом, MediaPipe дает хорошие результаты на входных данных с низким разрешением по сравнению с YOLOv7. MediaPipe быстрее, чем YOLOv7 при выводе данных из процессора. MediaPipe также сравнительно хороша в обнаружении удаленных объектов. Однако, когда дело доходит до окклюзии, YOLOv7 выигрывает. В то время как MediaPipe предназначен только для одного человека, YOLOv7 может обнаруживать нескольких людей одновременно. YOLOv7 также лучше оценивает быстрые перемещения, учитывая, что размер входных данных соответствует высокому разрешению.

Более того, YOLOv7 может использовать мощь графического процессора, что делает его намного быстрее, чем MediaPipe.

В итоге несмотря на то, что OpenPose и YOLOv7 более точная модель в сравнении с MediaPipe, MediaPipe все же больше подходит под цель работы:

- она быстрее распознает позы;
- не требует мощного оборудования;
- легковесная модель;
- сравнительно хорошо обнаруживает удаленные объекты;
- лучше справляется при размытии изображения.

Все эти параметры являются важными при создании программы, которая будет в режиме реального времени контролировать правильность выполнения физических упражнений. Важно, чтобы программа была доступна каждому пользователю, а если она будет много висеть и долго распознавать позу, то никто не захочет ей пользоваться.

Минусами MediaPipe, которые отмечены в статьях, являются: обнаружение лишь одного человека и плохое распознавание позы при быстрых перемещениях. Однако, для приложения, которое будет контролировать правильность выполнения фитнес-упражнений, эти параметрами не являются значительными, во-первых, будет отслеживаться один человек, а во-вторых, при выполнении фитнес-упражнений не требуется быстрых перемещений. Также у MediaPipe нет ключевой точки, которая бы отображала шею, однако это уже вопрос дальнейшей разработки.

Таким образом, MediaPipe – идеальное решение для приложения, которое контролирует правильность выполнения фитнес-упражнений.

2.4 Анализ техники выполнения упражнений в фитнесе

Занятия спортом оказывают огромное влияние на здоровье человека. Даррен Э.Р. Уорбертон проанализировал литературу и обнаружил четкую корреляцию между физической активностью и снижением риска хронических заболеваний и преждевременной смерти [73]. К такому же выводу пришли

Фрэнк Пенедо и Джейсон Дан, но также добавили, что тренировки обеспечивают более высокое качество жизни и лучшее настроение [74].

Но несмотря на все это, одно особенно интересное открытие Даррена Э.Р. Уорбертона заключается в том, что группы, которые больше всего выигрывают от физической активности, являются наименее подготовленными. Следовательно, они имеют наименьший опыт тренировок и нуждаются в изучении правильной техники и формы, когда начинают заниматься. Поэтому, исследование как никогда актуально.

В этом разделе будут представлены упражнения, которые будут использоваться для демонстрации работы модели оценки позы человека в области оценки позы человека в фитнесе, и далее, какие аспекты техники следует учитывать для каждого выбранного упражнения.

2.4.1 Приседания

Приседания – это базовое физическое упражнение. Оно считается одним из важнейших в общефизической подготовке, а также включается в тренировочную программу при подготовке спортсменов практически всех спортивных дисциплин.

Упражнение представляет собой опускание тела за счет сгибания трех пар суставов: тазобедренных, коленных и голеностопных. Все три сустава обязательно должны работать с одинаковой нагрузкой.

Сгибание в тазобедренном суставе включает в работу большую ягодичную мышцу, расположенную выше малую ягодичную и среднюю ягодичную мышцы. Дополнительно также работают более мелкие мышцы, такие как напрягатель широкой фасции бедра и грушевидная мышца.

При выполнении приседания происходит движение вперед, при котором мышцы, крепящиеся к позвоночнику, и мышцы пресса получают свою долю нагрузки и, что особенно важно, тренируются мышцы поясницы. В глубоких приседаниях укрепляются прямая и поперечные мышцы живота, которые сжимаются во время упражнения и служат мышечным корсетом.

При сгибании коленей работают четырехглавые мышцы (квадрицепсы) передней части бедра. Четырехглавые мышцы бедра имеют четыре головки: латеральная широкая мышца бедра – мышца, которая занимает почти всю боковую поверхность бедра, промежуточная широкая мышца бедра – глубокая и проходящая по центру бедра мышца, прямая мышца бедра – ярко выделяющаяся мышца передней части бедра, медиальная широкая мышца – каплеобразная мышца над коленом. Нагрузка на каждую из головок зависит от глубины приседания. Но все четыре головки работают только при полных глубоких приседаниях.

В приседаниях также работают полуперепончатая мышца и двуглавая мышца бедра – группа мышц задней поверхности бедра, иногда их еще называют подколенным сухожилием. Приседания хорошо прорабатывают заднюю поверхность бедра.

Бедренная кость – самая длинная и крепкая кость человеческого тела. Во время приседания нижняя часть бедра движется вперед – большая и малая берцовые кости сгибаются относительно друг друга в коленном суставе. При этом автоматически сгибаются лодыжки, растягиваются икры и ахиллесово сухожилие, удлиняются мышцы голени (передняя большеберцовая мышца). При подъеме вверх лодыжки возвращаются в свое исходное положение. Это незначительное движение заставляет работать каждую мышцу нижней части ноги, причем не только икры (широкую толстую мышцу голени и икроножную мышцу), но и мелкие связки и мышцы лодыжки.

Все эти мышцы согласованно работают в приседаниях (рисунок 18). Самое важное – они взаимодействуют как единая система, созданная эволюцией, обеспечивая естественные движения, свойственные человеческому телу.



Рисунок 18 – Работающие мышцы во время приседания

Специалистами замечено, что интенсивная тренировка мышц ног, в особенности регулярное выполнение приседаний, укрепляет пресс эффективнее, чем традиционные упражнения для средней части тела. Кроме того, активное выполнение приседаний запускает в организме мощный метаболический процесс, который продолжается 24 часа после окончания тренировки.

Приседания имеют ряд важных преимуществ:

1. Укрепление мышц-стабилизаторов тела. Сильные стабилизирующие мышцы облегчают повседневные движения и могут избавить от некоторых проблем со здоровьем. Например, из-за слабых ягодичных мышц может болеть поясница. Если прокачать ягодичные мышцы, возможно, боли в пояснице пройдут. Крепкие мышцы торса помогут исправить осанку и снизят нагрузку на позвоночник. Исследование, проведенное в 2018 году The National Trust, показало, что приседания прорабатывают мышцы спины даже эффективнее планки.
2. Снижение риска бытовых травм. Приседания укрепляют мышцы, сухожилия и связки. Улучшают питание суставов и костей. Всё это снижает риск травм в повседневной жизни и улучшает подвижность.
3. Сжигание калорий и подтяжка мышц. Силовые упражнения одновременно сжигают калории и подтягивают мышцы, кожа становится гладкой и

упругой. В некоторых случаях, когда кажется, что нужно похудеть, проблема кроется в слабых мышцах. Особенно это касается стройности ног.

4. Улучшение результатов в большинстве видов спорта. Почти во всех видах спорта добавление приседаний в тренировочную программу ускорит прогресс. Прыжковые упражнения и приседания увеличивают взрывную силу и скорость, улучшают экономичность в видах спорта на выносливость. Поэтому приседания делают как спринтеры, так и марафонцы.
5. Необходимая нагрузка при сидячем образе жизни. Приседания — естественное упражнение для организма. Выполняя это простое и доступное упражнение, можно исключить все риски сидячего образа жизни. С помощью приседаний можно держать в тонусе мышечную, сердечно-сосудистую и гормональную системы.

В качестве тренировки нагружать ноги каждый день не нужно. Это не только не принесёт пользы, а может даже навредить. Эффект от любой тренировки появляется не во время выполнения упражнения, а во время восстановления. После нагрузок мышцам нужно время, чтобы восстановиться и адаптироваться. Адаптация — то, что делает мышцы сильными и подтянутыми, её и нужно добиваться. Поэтому оптимально делать приседания 2-3 раза в неделю. Ежедневные тренировки приседа перегрузят мышцы, и состояние организма будет «разбитым».

2.4.1.1 Техника выполнения

1. Исходное положение: встать прямо. Ноги находятся чуть ширине плеч¹, носки слегка развернуты в стороны. Найти комфортное положение для рук: можно поместить их за голову или держать перед собой. Чтобы

¹ Есть разные техники выполнения приседаний: ноги могут располагаться как на ширине плеч, так и уже, и шире. При разной постановке ног работают разные мышцы. Стандартная техника такая: ноги чуть шире плеч, угол в колене 90 градусов и бедро параллельно полу.

сохранить равновесие, руки лучше держать вытянутыми перед собой. Это позволяет одновременно «убить двух зайцев»: сохранять правильный баланс тела и давать одновременную нагрузку на руки, предупреждая дряблость их мышц. Плечевой пояс должен быть полностью расслаблен, спина прямая во время всех этапов (рисунок 19).



Рисунок 19 – Исходное положение [75]

2. Начать движение вертикально вниз. Бедра должны быть параллельны полу. Чтобы это сделать, нужно согнуть колени и не наклонять корпус вперед. Как будто садиться на невидимый стул.

Чтобы не нагружать вместо мышц суставы, нужно следить, чтобы колени всегда оставались на одной линии со ступнями или ближе к корпусу. Если они будут выступать — вся нагрузка уйдет на суставы, мышцы получат ее минимально, поэтому эффективность упражнения будет низкой. Все линии тела при приседании должны быть прямыми. Колени не уходят за плоскость носка при приседании, спина ровная (рисунок 20).



Рисунок 20 – Конечное положение [75]

3. Задержаться ненадолго в нижней точке и на выдохе за счет усилия мышц поднимитесь вверх в исходное положение.

Если при толчке вверх сделать акцент на пятку, лучше проработается задняя поверхность бедра. Но приседание – это комплексное упражнение, в него включены все мышцы ног. Важно подключать все 3 точки в стопе – в передней части стопы 2 точки – внутренняя и внешняя – и пятка.

Если опускать голову вниз при приседании, искривляется шея и спина. Плечи переходят вперед. Это создает отрицательный баланс и влияет на правильность выполнения упражнения. Смотреть нужно перед собой, подбородок параллелен полу.

Новичкам рекомендуется максимально медленно выполнять упражнение, желательно перед зеркалом, чтобы видеть, насколько верно выполняется упражнение. В каждой точке нужно зафиксировать положение на несколько секунд, чтобы мышечная память смогла запомнить корректное положение.

Если описать тело во время выполнения приседаний, можно сформулировать несколько тезисов:

- пятки находятся на полу;
- спина прямая;
- в любой точке — подбородок смотрит вперед;
- нет скругления в пояснице, плечах, шее;
- мышцы пресса напряжены;
- тело не заваливается в стороны;
- ноги чуть шире плеч;
- колени не уходят за плоскость носка;
- бедро параллельно полу;
- руки можно держать за головой, впереди вытянутыми, сложенными в замок или прижатыми к груди.

2.4.1.2 Ошибки и советы

Основные ошибки во время приседаний:

1. Неправильное положение стоп. В нижней точке не надо переносить вес тела на носки и заваливать назад на пятки, не надо отрывать их от пола.
2. Неестественные прогибы в пояснице. Этот пункт следует учитывать во всех упражнениях. Чрезмерный изгиб в пояснице или, наоборот, круглая спина могут привести к серьезной травме, поскольку в этих положениях на позвоночник приходится слишком большая нагрузка.
3. Резкие движения. Во избежание травм коленей никогда не надо опускаться и выпрямляться резко. Не стоит терять контроль над своими движениями.
4. Неправильное положение коленей. Не стоит сводить и разводить колени, надо следить, чтобы колени не выходили за линию стоп. Главное помнить, что спина и колени первыми подвергаются травмам при неправильной технике выполнения приседаний.

Советы для выполнения приседаний:

1. Смотреть вперёд. Может показаться естественным смотреть вниз во время приседаний, но правильно смотреть прямо. Можно выбрать точку перед собой, на которой нужно сосредоточиться. Это поможет держать шею в правильном положении.
2. Держать спину прямо, слегка прогнувшись в пояснице. Не надо сутулиться, особенно в нижней точке приседания. Надо сосредоточиться на том, чтобы позвоночник оставался прямым, а голова смотрела прямо.
3. Поднимать посильный вес. От приседаний будет больше пользы, если выполнять их правильно. Слишком большой вес ломает технику, что может привести к травме.
4. Держать мышцы торса напряженными. При выполнении упражнения вас не должно шатать, все движения должны быть четкие и ровные.
5. Колени должны смотреть в ту же сторону, что и пальцы ног. Во время приседаний направление коленей и стоп должно совпадать. Колени точно не должны быть направлены внутрь и не должны отклоняться наружу от направления стоп.
6. Если чувствуются боли в суставах и связках после приседаний, можно попробовать снизить нагрузку. Если боли продолжаются, нужно обратиться к врачу.

2.4.1.3 Виды приседаний

Когда техника классических приседаний освоена, можно усложнить тренировку или сделать разнообразной, чтобы проработать наибольшее количество мышц за одно занятие. Есть и другие вариации, которые помогут внести новшества в тренировки, но сохранить их эффективность. В этом разделе будут приведены только виды упражнений без техники, так как для демонстрации работы приложения они не понадобятся:

Для начинающих.

1. Приседания-сумо: это упражнение отлично подойдет тем, кто только начинает тренироваться или хочет разнообразить свои тренировки.

Приседания такого вида интересны тем, что благодаря биомеханике самого движения, помимо четырехглавой мышцы бедра, в упражнении задействованы приводящие и отводящие мышцы бедра. Работают и ягодичные мышцы вкупе с бицепсами бедер, а также мышца, выпрямляющая позвоночник и глубокие мышцы-вращатели позвоночника.

2. Приседание с опорой на стену лицом к стене: техника этого упражнения позволит новичкам на первых порах сохранять равновесие при выполнении приседания. Упражнение подходит тем, кто имеет проблемы с вестибулярным аппаратом или тем, кто учится приседать. В этом упражнении участвуют все мышцы, которые задействованы при обычном полном приседании.
3. Приседания с поддержкой «Складной нож»: еще одно упражнение, с помощью которого можно научиться держать баланс тела. Такие приседания укрепят мышцы и суставы, придадут большую гибкость ахиллесову сухожилию и подготовят новичка к более сложным техникам приседаний.
4. Приседания на стул: приседания на стул может выполнить каждый. Тем не менее это считается базовым упражнением, которое стоит освоить, прежде чем переходить к другим видам приседаний. Упражнение учит правильно использовать при выполнении приседаний и держать колени ровно, не допуская их сведения и разведения. Иными словами, освоив это упражнение, человек с меньшей вероятностью допустит ошибки, которые присутствуют у неопытных спортсменов в обычных приседаниях.
5. Приседания с широкой постановкой ног: разные положения ног по-разному задействуют мышцы во время приседания. Широкая постановка ног обычно дает нагрузку на ягодичы и внутреннюю сторону бедер. Такие приседания хорошо тренируют гибкость и растяжку. Выполняя это упражнение, важно соблюдать принципы, применимые к классическому приседанию: держать спину ровно, не уводить колени за линию стоп, не делать резких движений во время опускания и подъема.

Для подготовленных.

1. Приседания на скамью на одной ноге: это очень эффективное упражнение, позволяющее проработать каждую мышцу в отдельности и регулировать уровень сложности за счет изменения высоты скамьи.
2. Узкие приседания: основную нагрузку в узких приседаниях берут на себя квадрицепсы. Кроме того, нагружаются колени, голени и ягодичные мышцы. Это сложное упражнение с точки зрения сохранения баланса. Некоторым сложно приседать с плотно приставленными друг к другу ногами по причине особенностей организма.
3. Разновысокие приседания: это упражнение является подводящим к приседаниям на одной ноге. В данном случае основную нагрузку получает опорная нога, вторая (та, что находится на снаряде) – выполняет роль поддержки, т. е. помогает удержать равновесие. В качестве снаряда подойдет мяч или другой более устойчивый предмет (например, низкий стул или скамья). Упражнение требует определенной физической подготовки, помогает улучшить баланс и развивает координацию.
4. Приседания с прыжком: упражнение интересно тем, что сочетает в себе аэробную и анаэробную нагрузку, делает мышцы сильнее, а сердце – выносливее. Основные работающие группы мышц: квадрицепс, приводящие мышцы бедра, ягодичные мышцы. Дополнительную нагрузку получают разгибатели позвоночника, мышцы живота и бицепс бедра. Пульс в этом упражнении может достигать 140 – 160 ударов в минуту (как при хорошей кардиотренировке), поэтому при наличии проблем с сердечно-сосудистой системой выполнять такие приседания нужно с огромной осторожностью.

Для продвинутых.

1. Гавайские приседания: это упражнение требует значительной гибкости вращательных сухожилий и мышц бедер. Вместе с тем гавайские приседания хорошо тренируют растяжку. Его можно включать в

программу тренировок в качестве заключительного упражнения на проработку и растяжение мышц бедер.

2. Приседание на одной ноге с поддержкой: это еще одно подводящее упражнение к приседаниям на одной ноге. Оно разрабатывает коленные связки и сухожилия.
3. Приседания на одной ноге «Пистолет»: для выполнения приседаний на одной ноге необходима стабильности области таза и поясничного отдела позвоночника, а также сила мышц бедра и ягодиц, хорошая растяжка мышц и отличная координация движений. Однако при всей своей сложности упражнение тренирует мышцы позвоночника, бедер, таза и голеней, повышает выносливость, укрепляет суставы. Приседания на одной ноге, выполненные с правильной техникой, способны сделать ноги сильными и рельефными.
4. Приседания «Пистолет» на приподнятой поверхности: техника выполнения упражнения аналогична технике приседаний на одной ноге. Нюанс в том, что упражнение выполняется не на полу, а на скамье или другом устойчивом снаряде, что позволяет усложнить и разнообразить тренировку.
5. Приседания «Дракон»: упражнение для мастеров приседаний. Они требуют серьезной силы, равновесия и подвижности суставов. Упражнение напоминает стандартные приседания на одной ноге «Пистолет» с той лишь разницей, что теперь вытянутая нога пропущена под рабочую ногу.

2.4.2 Подъем гантелей на бицепс

Подъем гантелей на бицепс является основой построения впечатляющих рук. Его легко освоить и адаптировать под любой уровень подготовки, что делает его идеальным вариантом для тех, кто хочет добиться максимального рельефа бицепсов.

Подъемы на бицепс – базовое упражнение для двуглавой мышцы плеча, которое не только стимулирует бицепс, но и опосредованно воздействует на мышцы предплечий.

Группа мышц, работающая при подъеме на бицепс:

- 1) основная работающая мышца – бицепс;
- 2) синергисты – брахиалис (плечевая) и брахирадиалис (плечелучевая) – помогают движению; первая отвечает за размер предплечий в эстетике тела, вторая – приподнимает бицепс, если качественно гипертрофирована;
- 3) стабилизаторы – передняя дельта, верх/середина трапеций, леватор лопатки, сгибатели запястья; передняя дельта помогает выравнивать вес во время движения, и напрягаются статически; отчасти включаются как стабилизаторы трицепсы, если гантели опускаются достаточно медленно.

Это упражнение эффективно для спортсменов любого уровня подготовки. Оно может выполняться в двух вариациях постановки ладони (рисунок 21):

- с направлением ладони к животу;
- супинированный подъем, то есть ладони вверх.

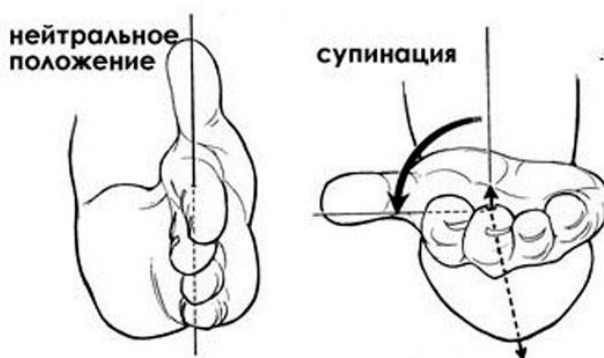


Рисунок 21 – Варианты постановки ладоней

Вариаций исходного положения тоже несколько:

- простой подъем стоя;

- движение с упором предплечья в бедро сидя (концентрированный подъем);
- подъем сидя на скамье;
- подъем сидя на наклонной скамье;
- подъем с гантелями «молот».

Преимущества выполнения подъема гантелей на бицепс:

1. Быстрый рост бицепсов: эти мышцы в значительной степени задействованы во всех «тяговых» упражнениях, таких как подтягивания на турнике, тяга штанги к поясу в наклоне или тяга верхнего блока к груди. Однако исследования говорят, что если вы хотите добиться максимального их развития, то выполнения только базовых тяговых упражнений недостаточно.

Необходимо также выполнять изолирующие упражнения для двуглавых мышц плеча. На это есть две причины:

- во-первых, изолирующие упражнения позволяют тренировать бицепсы разными способами — под разными углами и в разных диапазонах движения, а это обеспечивает более сбалансированный и полноценный рост, чем выполнение только 2-3 базовых тяговых упражнений;
 - во-вторых, изолирующие упражнения позволяют тренировать мышцы в тех случаях, когда это уже нецелесообразно делать с помощью базовых упражнений, например, когда широчайшие, трапециевидные и ромбовидные мышцы уже устали после нескольких сетов базовых упражнений, бицепсы при этом могут быть еще сравнительно свежими, тренируя их несколькими дополнительными подходами подъемов гантелей, вы обеспечите им адекватную стимуляцию, что крайне важно для максимального роста.
2. Тренирует каждую руку по отдельности: это одностороннее упражнение, то есть оно позволяет тренировать каждую сторону тела по очереди. Это важно, потому что односторонние упражнения:

- позволяют поднимать больший общий вес, чем при выполнении двусторонних упражнений, а это может помочь со временем набрать больше мышечной массы;
 - помогают развить более тесную связь «мозг-мышцы», так как нужно фокусироваться только на одной стороне тела;
 - исправляют мышечный дисбаланс, поскольку обе руки вынуждены поднимать одинаковый вес (ни одна сторона не может «взять на себя» больше или меньше нагрузки).
3. Высокая адаптивность: существует несколько вариаций с гантелями, в которых руки находятся в различных положениях относительно туловища. Например, при классическом выполнении руки располагаются по бокам, на скамье Скотта — перед туловищем, а на наклонной скамье — позади туловища. И это важный момент, поскольку исследования показывают, что тренировка двуглавых мышц с разным положением рук является одним из лучших способов построения пропорциональных бицепсов [76].

2.4.2.1 Техника выполнения

Выполнение этого упражнения лучше всего осваивать стоя или сидя. Первый вариант более простой и классический (рисунок 22). Начать надо с относительно легких гантелей, чтобы наработать сначала движение, а затем — выполнять его правильно и в нужном объеме.



Рисунок 22 – Техника выполнения подъема гантелей на бицепс

1. Исходное положение – стойка, стопы шире плеч, гантели вдоль корпуса в прямых вытянутых руках, предплечья прижимают к бокам. Локти не нужно упирать в бока или живот, но и двигать ими из стороны в сторону тоже нельзя.
2. Движение выполняется при сведенных лопатках и напряженном прессе. С выдохом гантели поднимают до уровня локтя, затем разворачивают руки ладонями вверх, и доводят гантели почти до плеч. Нужно остановиться за несколько сантиметров от плеча в точке, где бицепс сокращается в наибольшей степени.
3. Затем руки следует медленно разогнуть в локтях и опустить в исходное положение.

2.4.2.2 Ошибки и советы

Основные советы по выполнению подъема гантелей на бицепс:

- 1) во время подъема следует аккуратно приводить руки к плечам, не выполняя никаких лишних движений корпусом;
- 2) не нужно поворачивать гантели ниже, чем положение «гантель проецируется в сгиб локтя», иначе можно получить травмы связок локтевого сустава при слишком высоком весе;
- 3) надо сохранять напряжение в бицепсе на протяжении всего пути движения снаряда;
- 4) нельзя закидывать вверх (используя читинг (использование приемов, «ломающих» технику выполнения упражнения, но при этом позволяющих сделать больше повторений или поднять больший вес, например, при подъеме гантелей на бицепс он проявляется в работе корпусом (наклоны вперед и назад) и сильном выведении локтей вперед)) и кидать вниз гантель;
- 5) не надо наклоняться в сторону работающей руки и использовать инерцию;

- 6) держать локти следует близко к корпусу;
- 7) не стоит разгибать руку полностью, сохраняя постоянное напряжение;
- 8) в верхней точке траектории лучше проводить супинацию кисти;
- 9) после каждого подхода стоит делать растяжку на бицепс;
- 10) движение должно быть плавным, выдох на усилие.

2.4.2.3 Варианты упражнения

Все вариации так или иначе задействуют бицепс и брахиалис. Вопрос в «пропорциях». Вариант с упором в бедро больше изолирует бицепс, супинация – распределяет нагрузку поровну, а «молотки» и обратный хват акцентируют внимание на брахиалисе [76].

1. С упором в бедро – концентрированный подъем (рисунок 23): существует мнение, что концентрированный подъем нужно делать с большим весом, но это не так. Достаточно выполнять его чисто и с меньшим отягощением, чтобы получить существенный эффект. Это движение подойдет и для накачки пиков бицепсов. В этой технике есть тенденция заваливать спину в сторону работающей руки и горбиться. Нужно контролировать себя и не допускать изменений положения тела.



Рисунок 23 – Подъем гантелей на бицепс с упором в бедро

2. Лежа на наклонной скамье (рисунок 24): это упражнение из растянутого положения бицепса. Оно выполняется как с супинацией, так и «молотом», и предназначено для концентрированной проработки бицепса. Работа на

скамье с прямой спинкой используется теми атлетами, которые хотели бы избавиться от читинга спиной, и не могут выполнять упражнение, прижавшись к стене, так как в зале просто нет такой возможности. Опора спиной о стену имеет один технический нюанс – спина должна быть полностью прижатой, предплечья – к бокам, а вот стопы имеет смысл выдвинуть вперед так, чтобы положение тела было устойчивым в стойке.



Рисунок 24 – Подъем гантелей на бицепс с упором в бедро лежа на наклонной скамье

3. «Молот» с гантелями (рисунок 25): техника исключает супинацию, кисти и предплечья не разворачиваются, что увеличивает нагрузку на плечелучевую мышцу. Поэтому, данная техника применяется также и для проработки предплечий. «Молот» можно выполнять как одновременно двумя руками, так и попеременно.

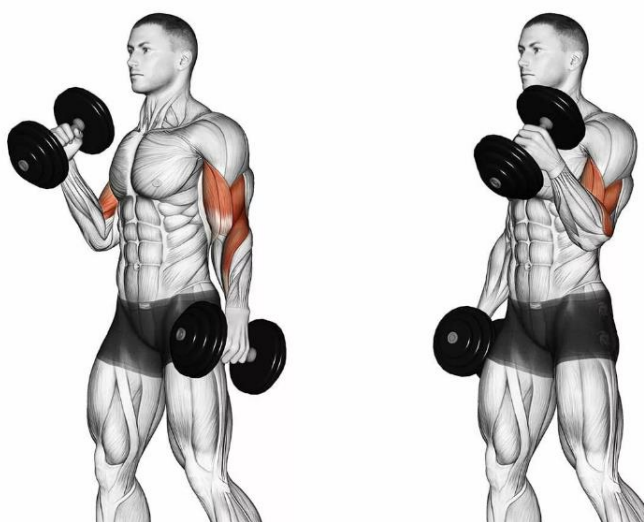


Рисунок 25 – «Молот» с гантелями

Результаты и выводы второй главы

Во второй главе была рассмотрена задача оценки позы человека, которая лежит в основе разработки приложения.

Изучив модели оценки позы человека и сравнив их, была выбрана модель MediaPipe, которая больше подходит для программного обеспечения, которым люди смогут пользоваться даже со своих телефонов: она легковесная, не требует настроек платформы, дает хорошие результаты на входных данных с низким разрешением, сравнительно хорошо обнаруживает удаленные объекты и лучше справляется при размытии изображения, чем другие модели.

Были описаны наиболее важные библиотеки, которые использовались при создании приложения: streamlit, streamlit_webrtc, OpenCV и NumPy.

Для демонстрации работы модели оценки позы и соответственно приложения было выбрано 2 упражнения: приседания (на нижнюю часть тела) и подъем гантелей на бицепс (на верхнюю часть тела).

3 РАЗРАБОТКА ФИТНЕС-ПРИЛОЖЕНИЯ НА ОСНОВЕ MEDIAPIPE

3.1 Выявление требований к ПО

Техническое задание разрабатывалось в соответствии с ГОСТ 34.602-89 [77].

3.1.1 Общие сведения

Наименование системы: SmartFIT.

Разработка выполняется в рамках задания на дипломную работу.

Заказчик: фитнес-центр.

Работы по созданию SmartFIT сдаются разработчиком поэтапно в соответствии с календарным планом.

3.1.2 Назначения и цели создания (развития) системы

SmartFIT предназначена для улучшения тренировочного процесса за счет корректировки выполнения упражнений с помощью интерактивных подсказок на экране. То есть в рамках проекта автоматизируется процесс контроля исполнения упражнений.

SmartFIT создается с целью:

- уменьшения травм во время тренировок;
- повышения результативности тренировок;
- улучшения техники выполнения упражнений.

В результате создания фитнес-приложения количество травм, возникающих вследствие неправильного выполнения упражнений, должно быть уменьшено минимум на 10%.

3.1.3 Характеристика объектов автоматизации

Применительно к данному техническому заданию объектом автоматизации будет являться процесс контроля выполнения упражнений.

3.1.4 Требования к системе

Все упражнения, занесенные в систему, должны быть заверены сертифицированными фитнес-инструкторами и специалистами физиологами.

Система не должна иметь высокие требования к оборудованию пользователя, то есть она должна функционировать при низком разрешении камеры, при плохом освещении.

Система должна обеспечивать корректное отображение данных в следующих браузерах:

- Internet Explorer (версия 7.0 и выше);
- Opera (последних версий);
- Firefox (последних версий);
- Chrome и Chromium-based браузеры (последних версий);
- Safari (последних версий).

Система должна поддерживать следующие режимы функционирования:

- 1) основной режим, в котором система выполняет все свои основные функции в штатном режиме;
- 2) профилактический режим, в котором система не выполняет свои функции.

В основном режиме функционирования SmartFIT должна обеспечивать:

- работу пользователей в режиме – 24 часов в день, 7 дней в неделю;
- выполнение своих функций – контроль за выполнением упражнений.

В профилактическом режиме система должна обеспечивать возможность проведения следующих работ:

- техническое обслуживание;
- модернизация аппаратно-программного комплекса;
- устранение аварийных ситуаций.

Общее время проведения профилактических работ не должно превышать 5% от общего времени работы системы в основном режиме.

В состав персонала, необходимого для обеспечения эксплуатации в рамках соответствующих подразделений Заказчика, необходимо выделить следующих ответственных лиц:

- руководитель фитнес-центра - 1 человек; следит за сроками выполнения работа за соот
- фитнес-инструктор / тренер - 3 человека;
- физиолог - 1 человек.

Данные лица должны выполнять следующие функциональные обязанности:

- руководитель фитнес-центра на всем протяжении функционирования системы обеспечивает общее руководство группой сопровождения;
- фитнес-инструктор / тренер на всем протяжении функционирования системы следит за корректным следованием рекомендациям системы;
- физиолог на всем протяжении функционирования системы следит, чтобы техника выполнения упражнений в системе соответствовала медицинским рекомендациям.

Персонал, работающий с системой и выполняющий функции её сопровождения и обслуживания, должен работать в следующих режимах:

- фитнес-инструктор / тренер – в соответствии с основным рабочим графиком;
- физиолог – по необходимости.

Обеспечение приспособляемости системы должно выполняться за счет:

- своевременности администрирования;
- модернизации процессов в соответствии с новыми требованиями, то есть модернизация за счет улучшения алгоритмов, основанных на полученной обратной связи;
- модификации процедур доступа и представления данных конечным пользователям;

Уровень надежности должен достигаться согласованным применением организационных, организационно-технических мероприятий и программно-аппаратных средств.

Надежность должна обеспечиваться за счет:

- применения технических средств, системного и базового программного обеспечения, соответствующих классу решаемых задач;
- своевременного выполнения процессов администрирования системы;
- соблюдения правил эксплуатации и технического обслуживания программных средств;
- предварительного обучения пользователей и обслуживающего персонала.

Проверка выполнения требований по надежности должна производиться на этапе проектирования расчетным путем, а на этапах испытаний и эксплуатации – по методике разработчика, согласованной с заказчиком.

Система должна обеспечивать удобный для конечного пользователя интерфейс, отвечающий следующим требованиям:

- интерфейс системы должен быть типизирован;
- должно быть обеспечено наличие локализованного интерфейса пользователя;
- для наиболее частых операций должны быть предусмотрены «горячие» клавиши;
- при возникновении ошибок в работе системы на экран должно выводиться сообщение с наименованием ошибки и с рекомендациями по ее устранению.

Обеспечение информационной безопасности системы должно удовлетворять следующим требованиям:

- защита системы должна обеспечиваться комплексом программно-технических средств и поддерживающих их организационных мер;
- защита системы должна обеспечиваться на всех технологических этапах обработки информации и во всех режимах функционирования, в том числе при проведении ремонтных и регламентных работ;
- программно-технические средства защиты не должны существенно ухудшать основные функциональные характеристики системы

- (надежность, быстродействие, возможность изменения конфигурации);
- разграничение прав доступа пользователей и администраторов
- системы должно строиться по принципу "что не разрешено, то запрещено".

При реализации системы должны применяться следующие языки высокого уровня: SQL, Python.

Должно выполняться следующее требование к кодированию и декодированию данных: utf-8 для системы в целом.

Для реализации алгоритмов манипулирования данными необходимо использовать стандартный язык запроса к данным SQL и его процедурное расширение.

3.1.5 Состав и содержание работ по созданию системы

Стадии и этапы работ представлены в таблице 1.

Таблица 1 – Scrum модель разработки системы

	Спринт 1 Разработка интерфейса	Спринт 2 Разработка функционала	Спринт 3 Наполнение приложения контентом, подключение основных модулей к сайту	Спринт 4 Размещение системы в сети
Суперсистема: фитнес-клуб	1. Составление бюджета на разработку веб-приложения. 2. Согласование пользовательского интерфейса.	1. Контроль за выполнением работ по созданию веб-приложения.	1. Предоставление разработчикам контента приложения (выбор упражнений).	1. Тестирование сайта. 2. Поиск домена и хостинга.

Продолжение таблицы 1 – Scrum модель разработки приложения

	Спринт 1 Разработка интерфейса	Спринт 2 Разработка функционала	Спринт 3 Наполнение приложения контентом, подключение основных модулей к сайту	Спринт 4 Размещение системы в сети
Система: фитнес- приложение	1. Разработка пользовательского интерфейса.	1. Разработка внутреннего функционала сайт.	1. Наполнение приложения контентом. 2. Предоставление доступа к системе.	1. Перенос системы на хостинг. 2. Покупка и установка доменного имени. 3. Тестирование основного функционала (нагрузочное тестирование, написание программных тестов). 4. Поддержка веб- приложений.
Подсистема 1: Frontend	1. Обозначение структуры сайта. 2. Разработка макета сайта.	1. Разработка основных категорий и возможности их просмотра. 2. Разработка пользовательских форм (форма регистрации, форма входа, форма обратной связи).	1. Разработка информационных разделов сайта (наполнение контентом). 2. Предоставление доступа к интерфейсу.	1. Перенос интерфейса на рабочий сервер. 2. Кроссбраузерное тестирование. 3. Тестирование адаптивности. 4. Проверка работоспособности дисплея.

Продолжение таблицы 1 – Scrum модель разработки приложения

	Спринт 1 Разработка интерфейса	Спринт 2 Разработка функционала	Спринт 3 Наполнение приложения контентом, подключение основных модулей к сайту	Спринт 4 Размещение системы в сети
Подсистема 2: база данных	-	1. Выбор модуля БД. 2. Изучения модулей SEO-оптимизации. 3. Создание ER-диаграммы. 4. Создание физической схемы. 5. Создание логической схемы.	1. Создание таблиц на основе шаблона. 2. Написание SQL-запросов для пользователей. 3. Подключение БД к системе. 4. Подключение модуля SEO-оптимизации.	1. Перенос БД на рабочий сервер. 2. Нагрузочное тестирование БД. 3. Написание тестовых запросов.
Подсистема 3: Backend	1. Разработка архитектуры приложения.	1. Разработка алгоритма работы приложения. 2. Разработка основного функционала.	1. Проверка и отладка работы взаимодействия пользователя с приложением. 2. Предоставление доступа к приложению.	1. Загрузка на рабочий сервер. 2. Тестирование логики работы сайта.

Окончание таблицы 1 – Scrum модель разработки приложения

Бэклог	Предоставление интерактивного прототипа – рабочую модель приложения. 1. Создание дизайна веб-приложения. 2. Разработка макета веб-приложения. 3. Разработка архитектуры вею-приложения.	Обеспечение функционирующего веб-приложения с веб-интерфейсом. 1. Разработка внутреннего функционала веб-приложения. 2. Разработка основных категория и возможность их просмотра.	Предоставление готовой программы, подключенной к базе данных. 1. Наполнение приложения контентом. 2. Предоставление доступа к системе. 3. Подключение БД к системе.	Предоставление протестированного и отлаженного веб-приложения, которое соответствует первоначально установленным требованиям и готово к внедрению. 1. Перенос на рабочий сервер. 2. Тестирование основного функционала, БД, логики сайта. 3. Исправление ошибок. 4. Поддержка веб-сайта.
--------	--	---	--	--

3.1.6 Порядок контроля и приемки системы

Система подвергается испытаниям следующих видов:

- предварительные испытания;
- опытная эксплуатация;
- приемочные испытания.

3.2 Используемые технологии и библиотеки для создания приложения

При создании приложения было использовано множество библиотек и внедрены различные технологии. Наиболее важные из них кратко описаны ниже. Технология, связанная с оценкой позы человека, была представлена в разделе 2.2.

Streamlit – библиотека Python с открытым кодом. Она позволяет с легкостью создавать разные веб-приложения для инженеров машинного обучения [78]. Всего за несколько минут и пару строк кода можно создать стильные приложения. Streamlit предлагает множество компонентов, таких как ползунки, кнопки и поля для ввода текста, которые позволяют взаимодействовать с приложением без записи лишнего кода. Библиотека имеет широкий функционал и позволяет создавать графики, дашборды и карты, а также красиво визуализировать DataFrame'ы. Streamlit поддерживает многие популярные библиотеки для работы с данными, такие как Matplotlib, Altair, deck.gl, Pandas и другие.

Библиотека streamlit предлагает простой и интуитивно понятный подход к созданию веб-приложений, который позволяет быстро превратить код и данные в интерактивное приложение. Благодаря этому студенты, специалисты в области данных и профессиональные разработчики могут быстро создавать и демонстрировать результаты своих исследований и проектов.

Streamlit_webrtc - это библиотека для Python, которая позволяет создавать веб-приложения с использованием видео- и аудиосвязи в реальном времени. Она использует WebRTC (Web Real-Time Communication) API для передачи потокового видео и аудио между браузерами [79].

С помощью streamlit_webrtc можно легко интегрировать функцию видео- и аудиосвязи в приложения на Streamlit, чтобы создавать различные приложения, например видеоконференции, приложения видео-мониторинга, средства обучения или игры с использованием видео- и аудиосвязи.

Библиотека предоставляет различные элементы управления, такие как видео-просмотр, кнопки управления аудио и видео, текстовые поля и другие

элементы пользовательского интерфейса [80]. Она также позволяет передавать данные между браузерами с использованием серверов Signal и STUN/TURN.

Streamlit_webrtc является полезной библиотекой для разработчиков, которые хотят создавать приложения с использованием видео- и аудиосвязи в реальном времени. Она облегчает взаимодействие между пользователями и обеспечивает высокое качество связи.

OpenCV - библиотека для обработки изображений, которая является одним из наиболее популярных инструментов в компьютерном зрении. Она позволяет загружать, изменять и сохранять изображения, а также выполнять такие операции, как нахождение контуров, изменение размера, фильтрацию, размытие и др. Она используется в различных областях, таких как машинное зрение, анализ изображений, робототехника и другие. Среди ее функций можно выделить нахождение объектов на изображении, распознавание лиц, определение цвета и текста, а также создание алгоритмов для компьютерного зрения [81].

NumPy — это библиотека для языка программирования Python, предназначенная для работы с многомерными массивами, матрицами и векторами, а также для выполнения разнообразных математических операций. Она предоставляет широкий набор функций для работы с различными типами данных, включая функции для математических вычислений, статистики, линейной алгебры, случайных чисел и других операций. NumPy является одной из наиболее популярных библиотек для научных вычислений в языке Python. Она используется в анализе данных, машинном обучении, научных и инженерных расчетах и многих других областях. Таким образом, она является важным инструментом при работе с большими массивами и матрицами, такими как данные оценки позы человека [82].

3.3 Разработка MVP программного обеспечения

Если внимательно посмотреть на позы в фитнесе, то можно заметить, что между отдельными частями тела четко вырисовываются определенные

углы. Если взять, к примеру, приседания, то легко заметить, что в коленях прослеживается угол в 90 градусов (рисунок 26).



Рисунок 26 – Углы в ключевых точках в приседаниях

Тем самым, определив координаты ключевых точек тела с помощью MediaPipe (рисунок 27), можно с легкостью найти необходимые углы в разных частях тела. К примеру, чтобы найти углы в колене, необходимо взять ключевые точки суставов — бедро, колено и лодыжка, а затем, зная их координаты, посчитать угол. Таким образом можно найти любой из нужных углов.

```
# Get coordinates (right)
right_ankle = [landmarks[mp_pose.PoseLandmark.RIGHT_ANKLE.value].x, landmarks[mp_pose.PoseLandmark.RIGHT_ANKLE.value].y]
```

Рисунок 27 – Пример извлечение координат

Найдя взаиморасположение между отдельными частями тела, необходимо вогнать их в некоторые рамки, которые будут соответствовать определенным позам. Так, если брать те же приседания, то угол в колене должен быть ни меньше 85 и ни больше 100 градусов. Конечно, рамки могут варьироваться, однако четкого равенства быть не должно по понятным причинам.

Для приседаний рассматривались углы бедро-колени-лодыжка и плечо-бедро-вертикаль, чтобы рассчитать состояния и вывести соответствующее сообщение обратной связи.

Для подъема гантелей на бицепс рассматривался угол плечо-локоть-бедро.

Для каждого из упражнений определено 2 состояния:

- верхняя позиция (up);
- нижняя позиция (down).

Функцию для оценки взаиморасположения ключевых точек, одна из которых является точкой отсчета, можно увидеть на рисунке 28.

```
def calculate_angle(a,b,c):  
    a = np.array(a) # First  
    b = np.array(b) # Mid  
    c = np.array(c) # End  
  
    radians = np.arctan2(c[1]-b[1], c[0]-b[0]) - np.arctan2(a[1]-b[1], a[0]-b[0])  
    angle = np.abs(radians*180.0/np.pi)  
  
    if angle >180.0:  
        angle = 360-angle  
  
    return angle
```

Рисунок 28 – Функция для расчета угла между 3 точками

Данная функция будет вычислять радианы (формула (12)) для конкретного сустава, а затем угол (формула (13)). Задача – преобразовать все в угол, который находится между 0 и 180, потому что части тела не будут поворачиваться на 360 градусов, поэтому максимальный угол равен 180 градусам. Таким образом, формула (14) для расчета угла от первого вектора (например, вектор плечо-локоть) до второго (например, вектор локоть-запястье) выглядит следующим образом:

$$radians = atan2(c_y - b_y, c_x - b_x) - atan2(a_y - b_y, a_x - b_x), \quad (12)$$

где a_x – координата первой точки на оси абсцисс (например, координата плеча),

a_y – координата первой точки на оси ординат,

b_x, b_y – координаты (x, y) для средней точки (например, локтя),

c_x, c_y – координаты (x, y) последней точки (например, запястья).

$$\alpha = \left| \frac{radians * 180}{\pi} \right| \quad (13)$$

Если угол получился больше 180° будет использоваться формула (14).

$$360 - \alpha \quad (14)$$

Приложение предоставляет пять сообщений обратной связи во время выполнения приседания:

- наклонитесь вперед (Bend Forward);
- наклонитесь назад (Bend Backwards);
- опуститесь ниже (Lower your hip);
- колени выходят за носки (Knee falling over toes);
- глубокие приседания (Deep squats).

Обратная связь 1 отображается, когда угол между бедром и вертикалью (т. е. угол плечо-бедро-вертикаль) падает ниже порогового значения, например, 30° (рисунок 29).



Рисунок 29 – Обратная связь «Наклонись вперед»

Обратная связь 2 отображается, когда угол между бедром и вертикалью превышает пороговое значение, например, 50° (рисунок 30).

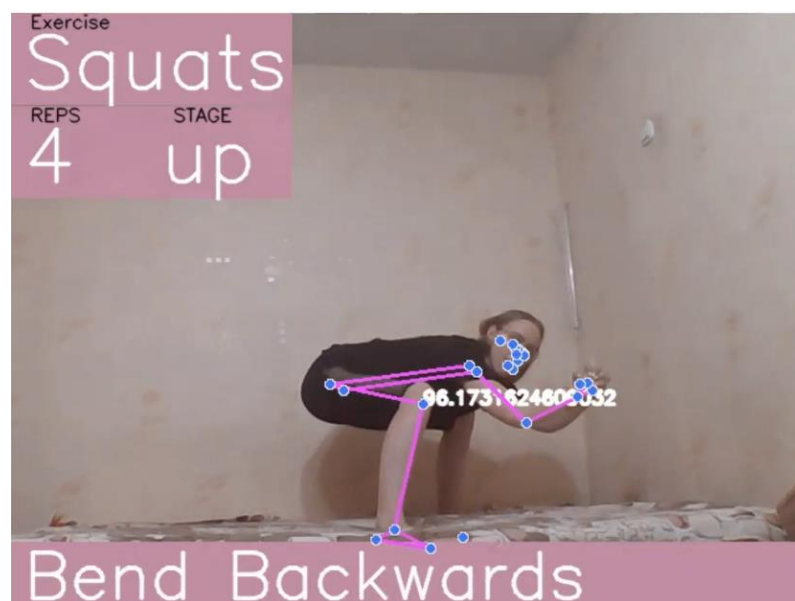


Рисунок 30 – Обратная связь «Наклонись назад»

Обратная связь 3 включается, когда угол между бедром, коленом и лодыжкой находится в пределах пороговых значений, скажем, между 95° и 120° (рисунок 31). Данная обратная связь отображается только тогда, когда происходит переход из состояния «up» в состояние «down», а не наоборот.



Рисунок 31 – Обратная связь «Опуститесь ниже»

Обратная связь 4 отображается, когда координата колена на оси абсцисс превышает координату носка на оси абсцисс (рисунок 32).



Рисунок 32 – Обратная связь «Колени выходят за носки»

Обратная связь 5 отображается, когда угол между бедром и вертикалью выходит за пороговое значения, например, 85° (рисунок 33).



Рисунок 33 – Обратная связь «Глубокие приседания»

Все пороговые значения были установлены на основе экспериментов.

Также приложение предоставляет три сообщения обратной связи во время подъема гантелей на бицепс:

- согните руку (Pull your arm);
- выпрямите руку (Straighten your arm);
- расставьте ноги шире (Legs wider).

Обратная связь 1 отображается, когда угол в локте находится в пределах пороговых значений: от 60° до 120° , а состояние: «down» (рисунок 34).



Рисунок 34 – Обратная связь «Согните руку»

Обратная связь 2 отображается, когда угол в локте находится в пределах пороговых значений: от 60° до 120°, а состояние: «up» (рисунок 35).



Рисунок 35 – Обратная связь «Выпрямите руку»

Обратная связь 3 отображается, когда координаты лодыжек, меньше, чем координаты плеч (рисунок 36).



Рисунок 36 – Обратная связь «Расставьте ноги шире»

На стартовой странице находится список упражнений, представленных в приложении, и краткая инструкция по использованию сайта (рисунок 37). В меню слева находится навигация по сайту.

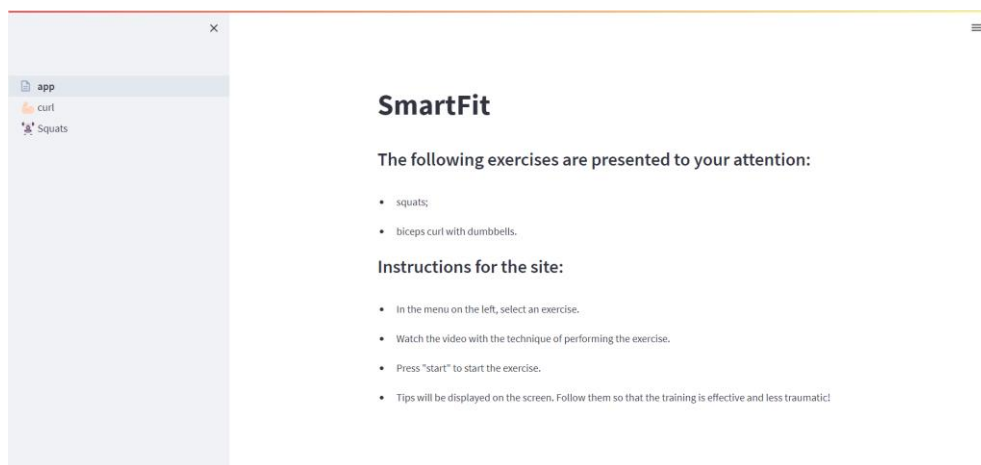


Рисунок 37 – Главная страница

На странице каждого упражнения находится видео-инструкция по выполнению упражнений (рисунок 38). Видео взяты из Интернета для демонстрации архитектуры сайта [83, 84]. Для внедрения приложения в работу потребуется запись авторской инструкции.

SmartFit



Рисунок 38 – Видео-инструкция

Ниже видео находится окно, где будет транслироваться изображение с веб-камеры и отображаться обратная связь (рисунок 39).

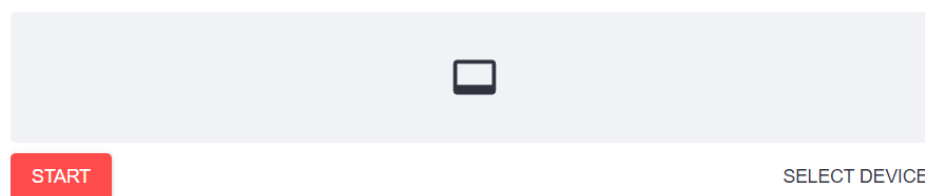


Рисунок 39 – Окно веб-камеры

3.4 Оценка экономической эффективности разработки и внедрения приложения

Экономический эффект проекта – это конечный результат, который возникает после реализации мероприятий в рамках проекта и приводит к улучшению деятельности организации.

Расчет экономического эффекта при инициации проекта дает возможность:

- понять необходимость реализации проекта;
- определить влияние проекта на финансовые результаты организации.

Навыки расчета экономического эффекта проектов по оптимизации деятельности, которые получены в процессе обучения, позволят эффективно реализовывать проекты, что позитивно повлияет на деятельность организации.

Оценим экономическую эффективность проекта при условии, что в нем присутствуют как минимум 80% из возможных упражнений, есть личный кабинет пользователя и есть база данных, в которой будут храниться результаты тренировок пользователей.

Внедрение приложения в фитнес-клуб может привести к значительной экономической эффективности.

Для начала такое приложение может помочь в улучшении качества тренировок у пользователей. Большинство людей, не имеющих опыта в фитнесе, могут выполнять упражнения неправильно, что может привести к травмам или неэффективным тренировкам. Приложение поможет пользователю правильно распределить нагрузку, следить за правильным положением тела и тем самым улучшить результаты тренировок.

Также, приложение может помочь в сокращении затрат на обучение инструкторов в клубе. Инструкторы будут иметь возможность уделять больше внимания каждому клиенту, а не заниматься корректировкой упражнений. Это также может привлечь новых клиентов, которые ищут наилучшее внимание и результаты от своих тренировок.

Кроме того, фитнес-клубы с приложением, основанным на искусственном интеллекте, имеют больше шансов привлечь в свои ряды молодежь, что приведет к увеличению прибыли.

В итоге можно предположить, что внедрение приложения, действительно, может привести к значительному увеличению прибыли в фитнес-клубе.

3.3.1 Модель жизненного цикла разработки и внедрения приложения

В разработке приложения будут задействованы веб-дизайнер, веб-разработчики, архитектор базы данных и разработчик базы данных. Для контроля за реализацией проекта будет привлечен менеджер, а для консультации по технике выполнения упражнений и их нюансам будет нанят сертифицированный фитнес-инструктор.

На этапе эксплуатации приложение будет активно функционировать, что потребует технической поддержки со стороны разработчика, обновления контента менеджером и фитнес-инструктором, и оплаты хостинга и домена.

При разработке веб-приложения будет использоваться методология Scrum.

Полная модель жизненного цикла разработки приложения, основанная на методологии Scrum представлена в таблице 1.

1.3.2 Инвестиции

Далее рассчитываются основные затраты при создании веб-приложения. В таблице 2 показаны затраты на ввод приложения в эксплуатацию.

Таблица 2 – Расчет затрат на запуск веб-приложения.

Этап разработки	Вид расходов	Стоимость (₽)	Общие затраты (₽)	Затраченное время
Требования (к приложению и упражнениям – техника и нюансы)	Оплата работы менеджера.	10 000	92 500	15 дней
	Зарплата разработчика за техническое задание.	12 500		
	Оплата работы фитнес-инструктора.	70 000		
Дизайн	Зарплата менеджеру.	10 000	310 000	25 дней
	Зарплата веб-дизайнеру.	180 000		
	Зарплата архитектору БД.	50 000		
	Зарплата серверному разработчику.	70 000		
Разработка	Зарплата менеджеру.	10 000	450 000	25 дней
	Зарплата frontend-разработчику.	170 000		
	Зарплата разработчику БД.	120 000		
	Зарплата backend-разработчику.	150 000		
Тестирование	Зарплата тестировщику.	120 000	120 000	5 дней
Интеграция	Домен + хостинг	5 000	5 000	1 день

Из таблицы 2 видно, что на внедрение веб-приложения потребуется около 2,5 месяцев (начиная с 3 месяца веб-приложение будет введено в эксплуатацию) и 977 500 рублей.

3.3.2 Затраты на выполнение бизнес-процесса до (AS IS) и после (TO BE) внедрения веб-приложения

В таблице 3 приведены расчеты затрат на выполнение бизнес-процесса (проведение тренировки) до и после внедрения веб-приложения, а в таблице 4 – постоянные издержки бизнес-процесса.

Таблица 3 – Переменные издержки

AS IS			TO BE		
Бизнес-процесс	Время (минуты)	Стоимость (₽)	Бизнес-процесс	Время (минуты)	Стоимость (₽)
Узнать с каким запросом пришел пользователь.	5	35	Показать клиенту, как использовать приложение	10	70
Провести разминку.	20	140	Клиент разминается, смотря видео в приложении. Тренер проверяет, что клиент понял, как использовать приложение.	2	14
Показать, как выполнять упражнение (на тренажере, с инвентарем или без).	10	70	Клиент смотрит, как выполнять упражнения в приложении. Если есть вопросы, тренер может на них ответить.	5	35
Следить за правильностью выполнения упражнений.	60	420	За правильностью техники следит приложение. Тренер может изредка проверять клиента, чтобы убедиться, что он не перетруждается и выполняет рекомендации приложения.	15	105
Переходы между тренажерами.	5	35	Отслеживание клиента.	5	35
Провести заминку.	20	140	Клиент делает заминку, смотря видео в приложении. Тренер может проверить, что у клиента все хорошо, узнать обратную связь.	10	70
Итого:	120	840	Итого:	47	329

Таким образом, из таблицы 3 видно, что при внедрении веб-приложения происходит значительная экономия временных и денежных затрат на 1 тренировку. При чем данные показатели удовлетворяют спрогнозированным параметрам системы управления и не выходят за рамки ограничений.

Таблица 4 – Постоянные издержки бизнес-процесса

	AS IS		TO BE	
Постоянные издержки	Время	Стоимость (₽)	Время	Стоимость (₽)
Wi-Fi	1 месяц	0	1 месяц	900
Поддержка веб-приложения		0		20 000
Использование сайта		0		500
Реклама приложения		0		50 000
Итого:	1 месяц	0	1 месяц	71400

3.3.4 Точка безубыточности (равновесия)

Формула (15) точки равновесия (V_0) выглядит следующим образом:

$$var_{ai} * V_0 + const_{ai} = var_{tb} * V_0 + const_{tb} , \quad (15)$$

где $var_{ai} = 840$ – переменные издержки на 1 тренировку AS IS,

$const_{ai} = 0$ – постоянные издержки AS IS,

$var_{tb} = 329$ – переменные издержки на 1 тренировку TO BE,

$const_{tb} = 71\,400$ – постоянные издержки TO BE,

Отсюда: $840 * V_0 + 0 = 329 * V_0 + 71400$

$$511 * V_0 = 71400$$

$V_0 = 139,73 = 140$ тренировок с использованием приложения в месяц.

При большем количестве использований в месяц приложение обеспечит прибыль, при меньшем – принесет убытки.

Для расчета дальнейших показателей рассматривалось 3 сценария:

1. Оптимистичный: количество использований каждый месяц будет увеличиваться сначала на 20%, потом на 15%, когда уже будет постоянный поток клиентов (рисунок 40).
2. Реалистичный: количество использований каждый месяц будет увеличиваться сначала на 15% потом на 10% (рисунок 41).
3. Пессимистичный: количество использований каждый месяц будет увеличиваться сначала на 10% потом на 5% (рисунок 42).

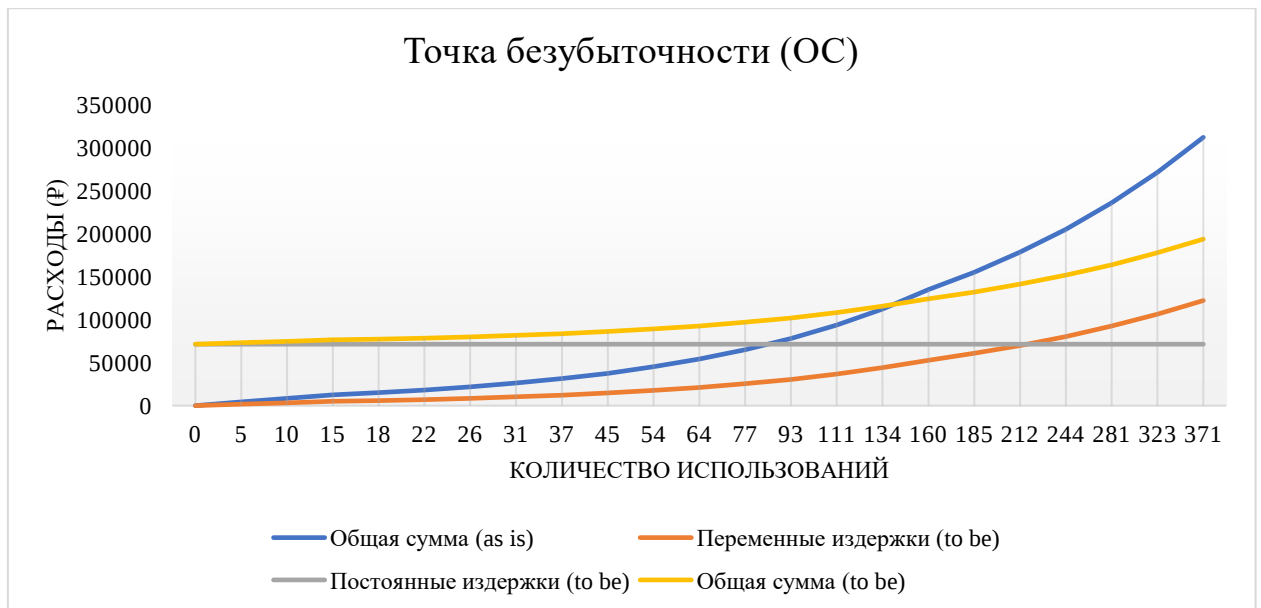


Рисунок 40 – Точка безубыточности (оптимистичный сценарий)

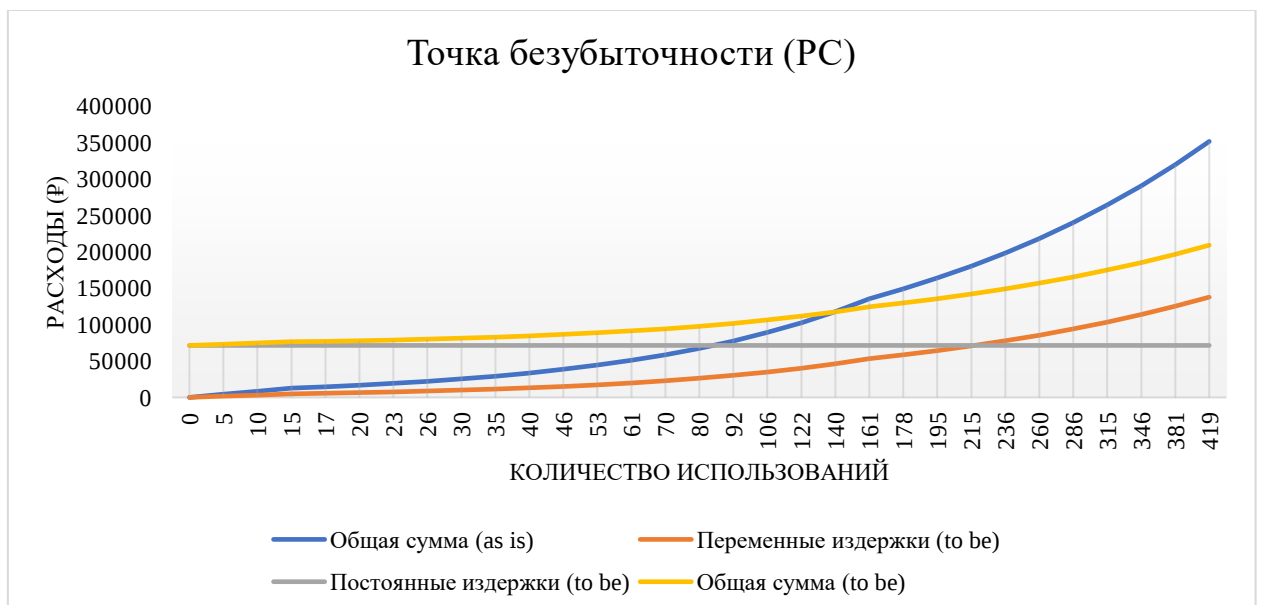


Рисунок 41 – Точка безубыточности (реалистичный сценарий)

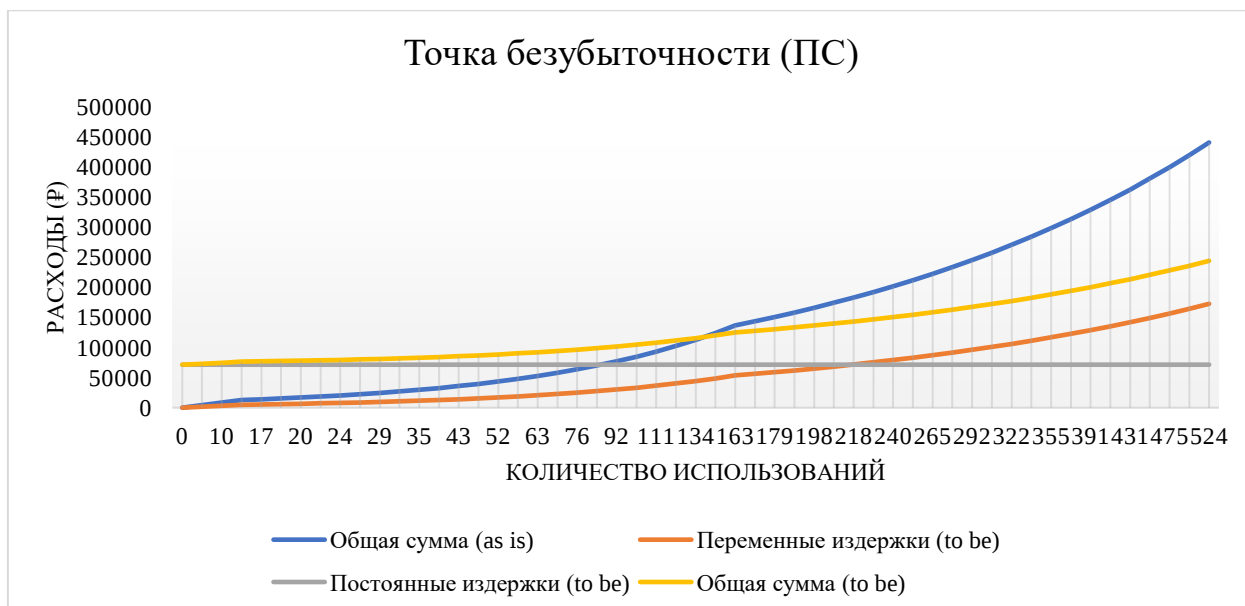


Рисунок 42 – Точка безубыточности (пессимистичный сценарий)

3.3.5 Количество использований

На рисунках 43, 44, 45 показано планируемое количество использований в месяц с момента реализации проекта (начиная с 3-го месяца) по оптимистичному, реалистичному и пессимистичному сценариям соответственно.

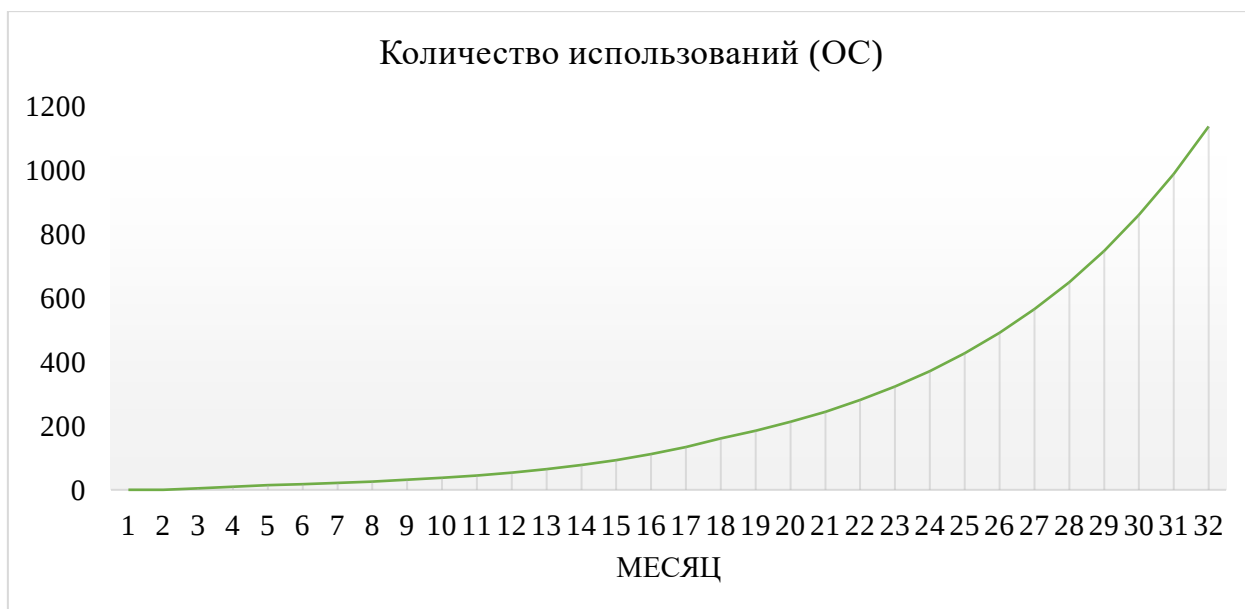


Рисунок 43 – Количество использований в месяц (оптимистичный сценарий)

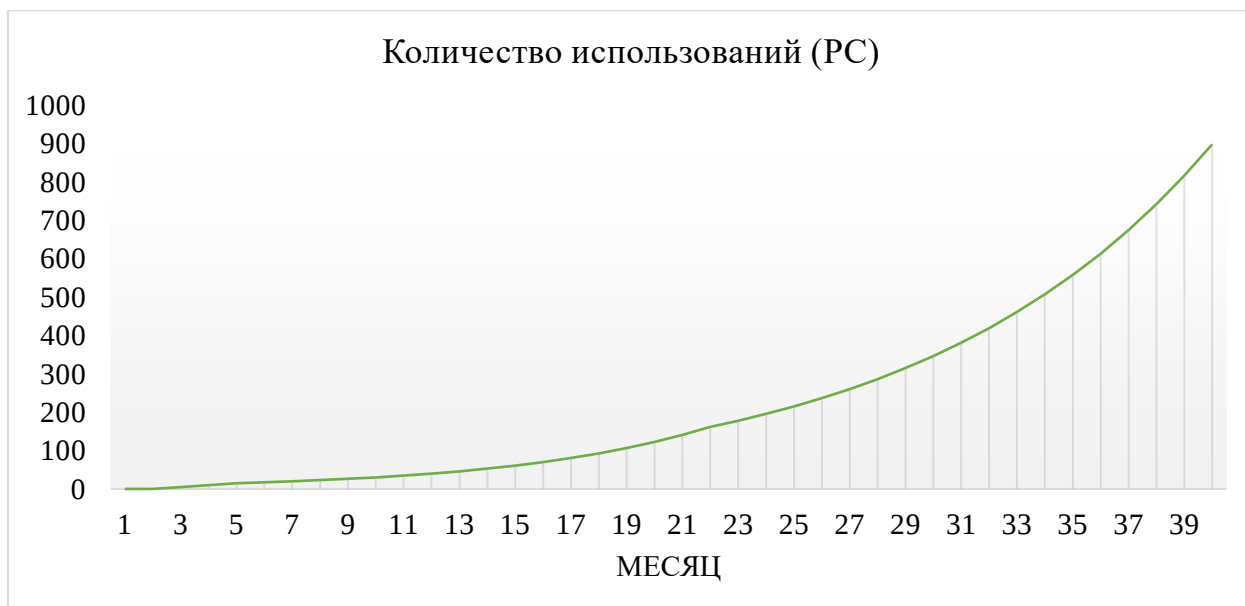


Рисунок 44 – Количество использований в месяц (реалистичный сценарий)

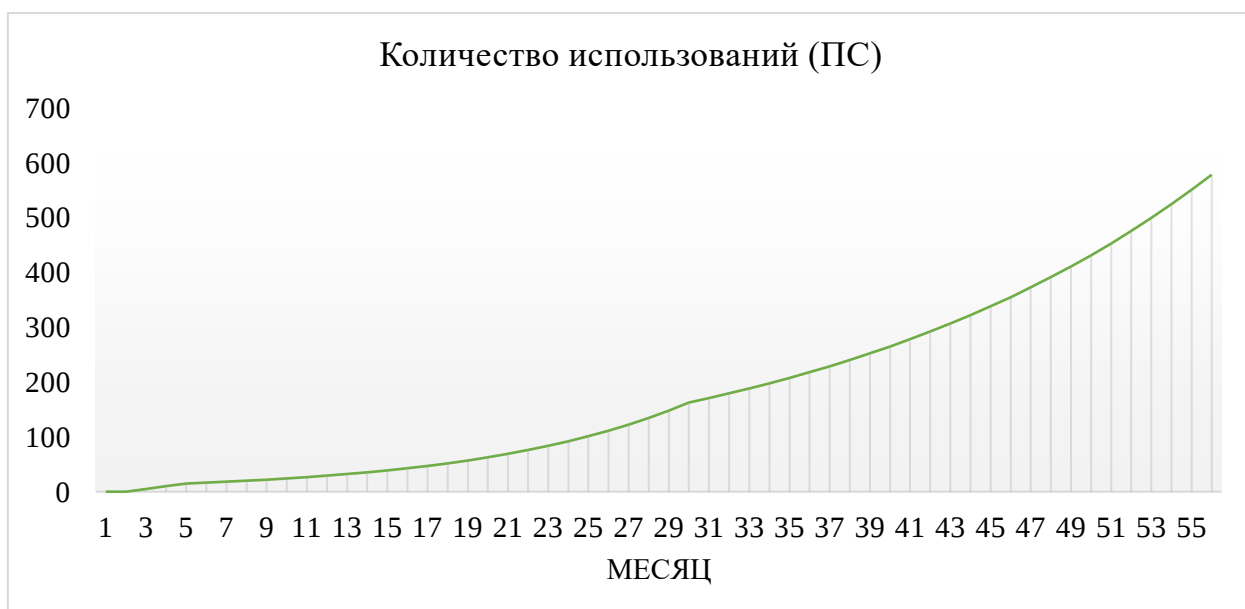


Рисунок 45 – Количество использований в месяц (пессимистичный сценарий)

3.3.6 Расходы без инвестиций

Рисунки 46, 47, 48 показывают затраты на проведение тренировок AS IS и TO BE, разница между которыми заключается в экономии / убытках от внедрения приложения на этапе эксплуатации (с 3 месяца), для оптимистичного, реалистичного и пессимистичного сценариев.

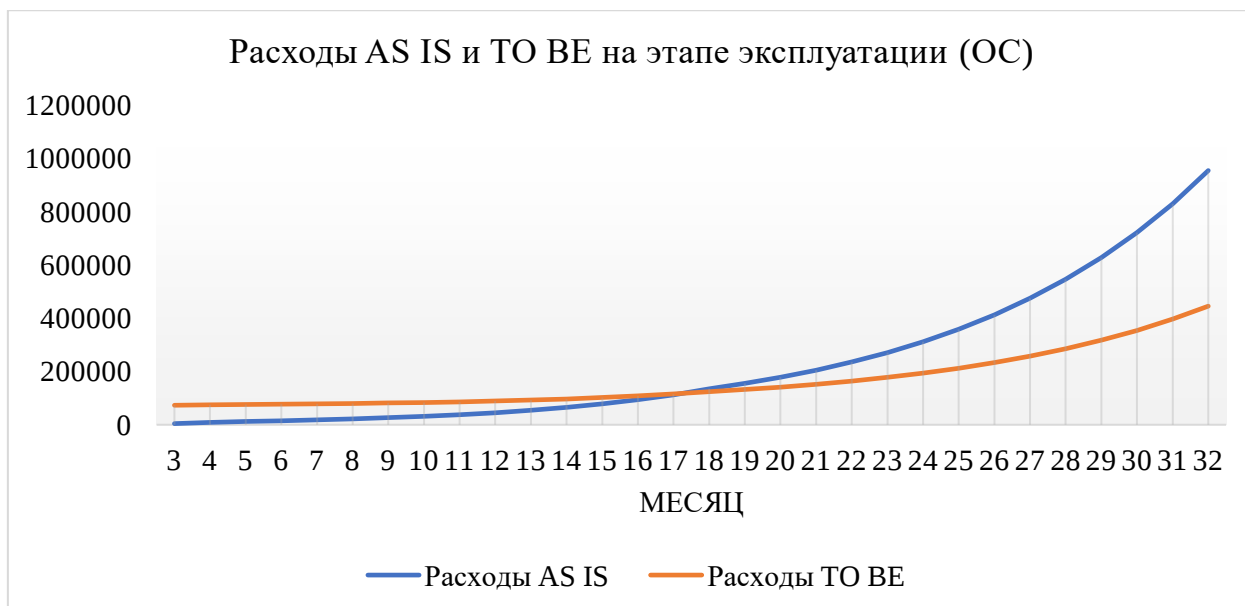


Рисунок 46 – Расходы AS IS и TO BE на этапе эксплуатации (оптимистичный сценарий)

Как видно на рисунке 46, расходы на проведение тренировки после внедрения приложения будут меньше, чем до внедрения, после 18 месяцев эксплуатации.

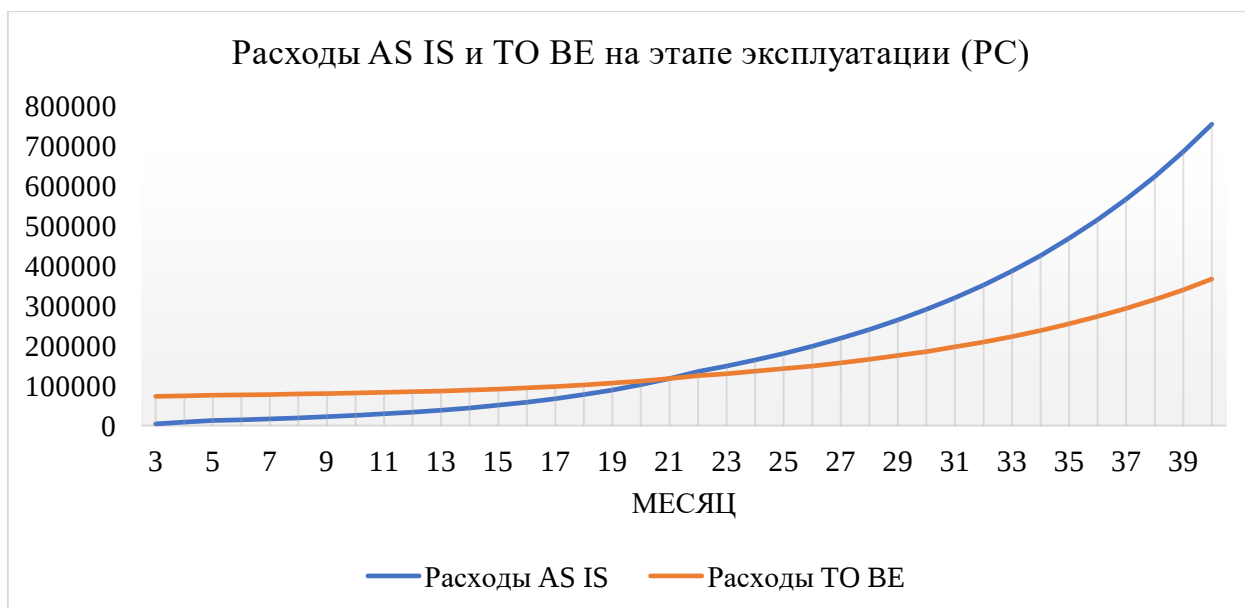


Рисунок 47 – Расходы AS IS и TO BE на этапе эксплуатации (реалистичный сценарий)

При реалистичном сценарии расходы на проведение тренировки после внедрения приложения будут меньше, чем до внедрения, после 21 месяца эксплуатации.

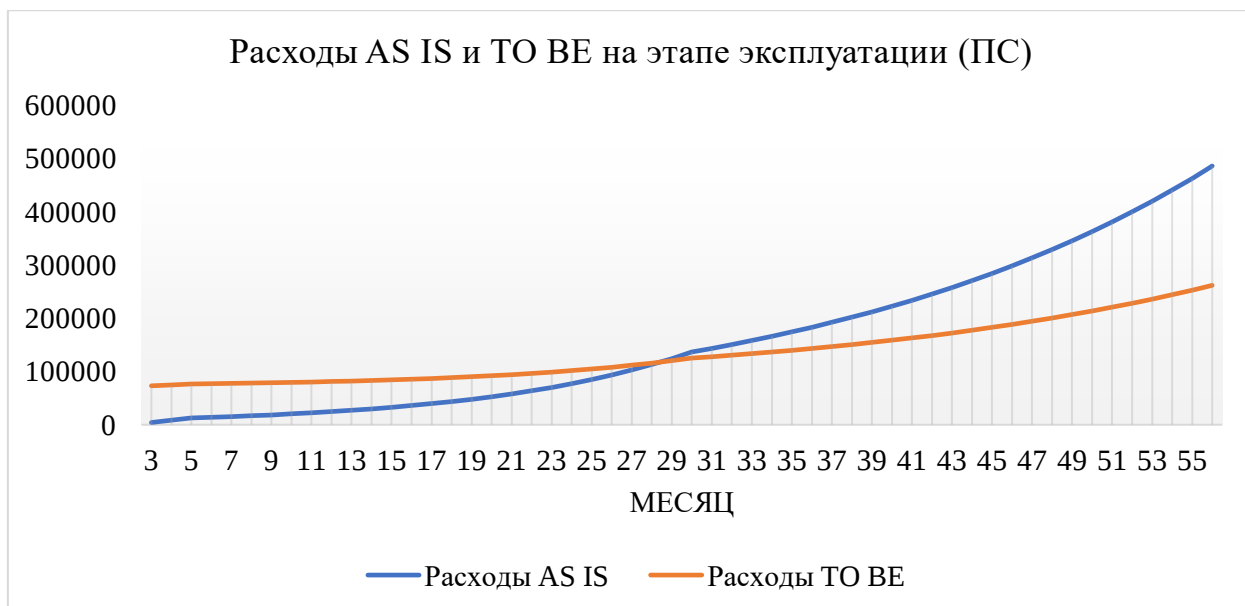


Рисунок 48 – Расходы AS IS и TO BE на этапе эксплуатации (пессимистичный сценарий)

При пессимистичном сценарии расходы на проведение тренировки после внедрения приложения будут меньше, чем до внедрения, после 29 месяцев эксплуатации.

3.3.7 Расходы с инвестициями

Рисунки 49-51 показывают план затрат на проведение тренировок, как на этапе эксплуатации, так и на этапе разработки приложения.

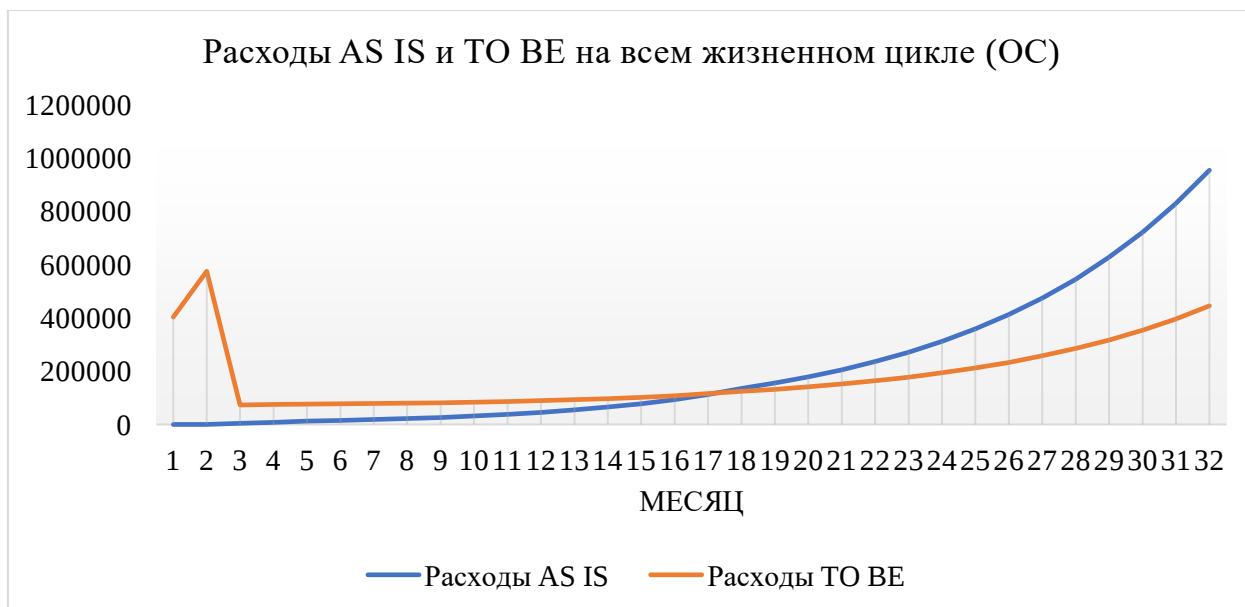


Рисунок 49 – Расходы AS IS и TO BE на всем жизненном цикле (оптимистичный сценарий)



Рисунок 50 – Расходы AS IS и TO BE на всем жизненном цикле (реалистичный сценарий)

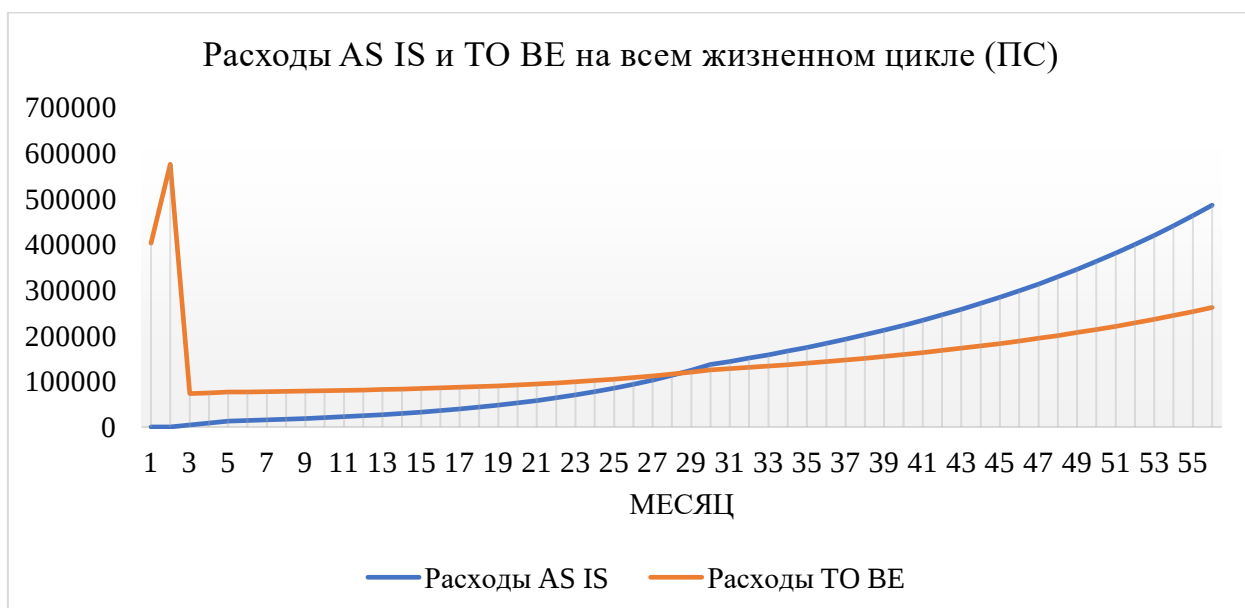


Рисунок 51 – Расходы AS IS и TO BE на всем жизненном цикле (пессимистичный сценарий)

Из данных графиков видно, что сокращение расходов также удовлетворяет поставленной задаче управления.

3.3.8 Экономический эффект

На рисунках 52, 53, 54 показан экономический эффект от внедрения приложения для оптимистичного, реалистичного и пессимистичного сценариев соответственно.

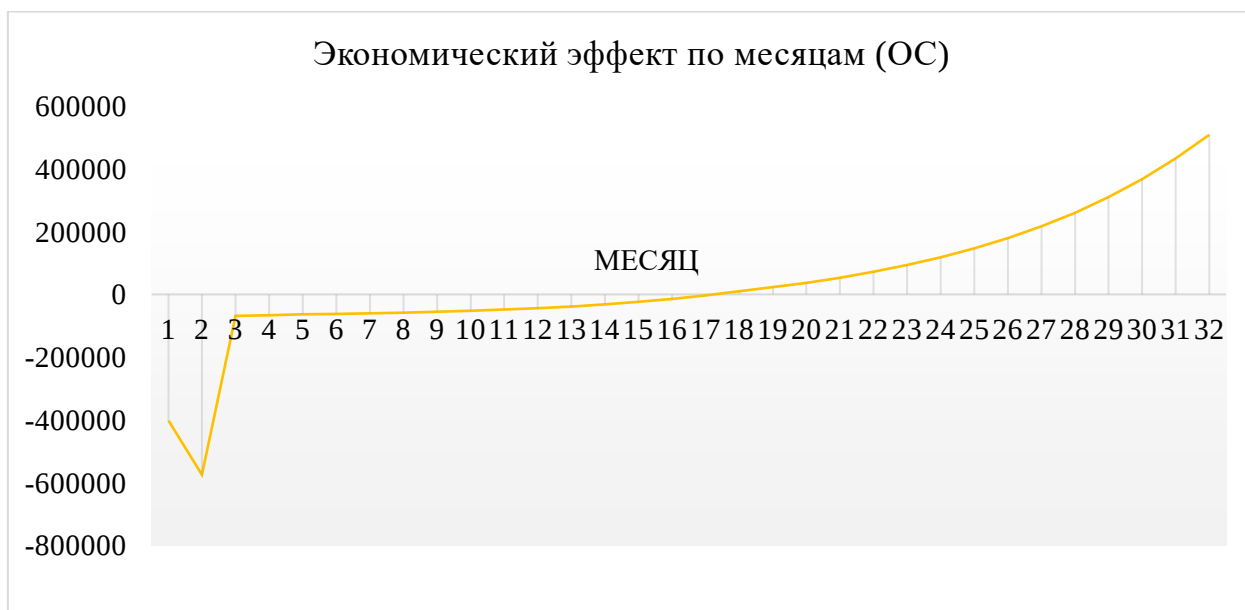


Рисунок 52 – Экономический эффект по месяцам (оптимистичный сценарий)



Рисунок 53 – Экономический эффект по месяцам (реалистичный сценарий)

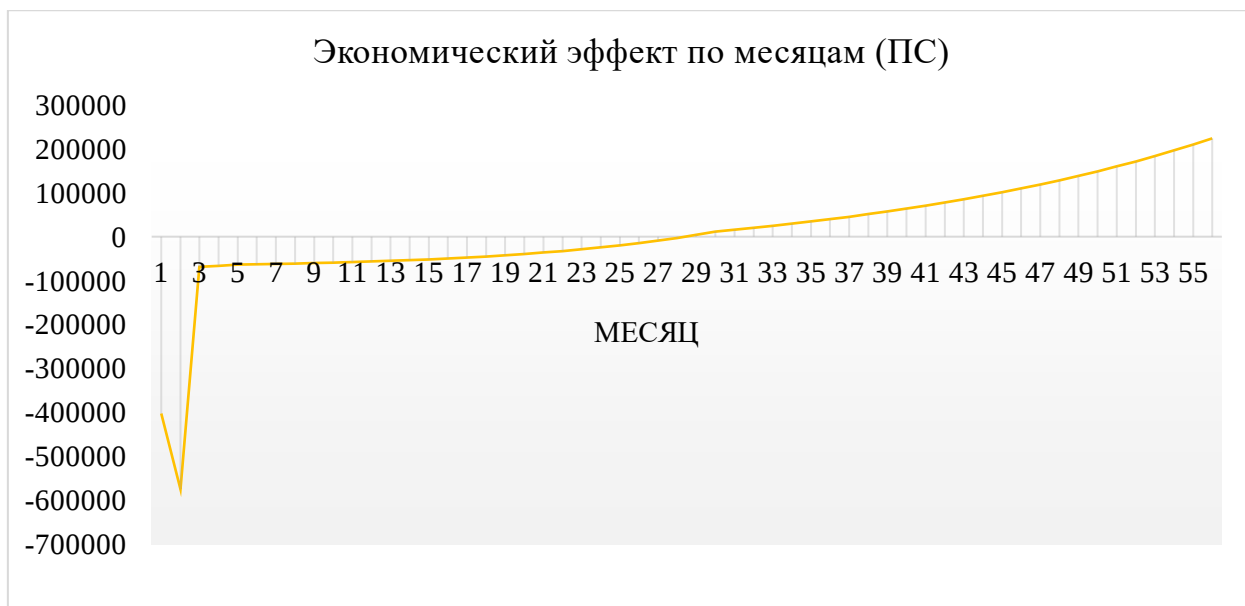


Рисунок 54 – Экономический эффект по месяцам (пессимистичный сценарий)

На рисунке 52 видно, что точка безубыточности при оптимистичном сценарии наступит на 18 месяце эксплуатации, при реалистичном (рисунок 53) – на 21 месяце, при пессимистичном (рисунок 54) – на 59.

На рисунках 55-57 показан общий экономический эффект от внедрения приложения.



Рисунок 55 – Совокупный экономический эффект (оптимистичный сценарий)



Рисунок 56 – Совокупный экономический эффект (реалистичный сценарий)



Рисунок 57 – Совокупный экономический эффект (пессимистичный сценарий)

Приведенные выше графики показывают, что веб-приложение:

1. окупится через 30 месяцев с момента начала проекта при оптимистичном сценарии (рисунок 55), через 38 месяцев – при реалистичном сценарии (рисунок 56) и через 54 месяца – при пессимистическом (рисунок 57);

2. общая стоимость проекта составит 1 669 109 рублей при оптимистичном сценарии, 1 827 961 рубля – при реалистичном, и 2 147 903

рубля – при пессимистичном, что больше инвестиционных затрат на создание и внедрение приложения (977 500 рублей), поскольку клиентам надо время, чтобы привыкнуть к подобному приложению, а также в принципе узнать о нем. Следовательно, поначалу приложение будет приносить убытки, и до тех пор, пока оно работает ниже точки равновесия, его необходимо поддерживать.

Таким образом, внедрение приложения в работу увеличит прибыль за счет сокращения затрат времени как минимум на ключевые бизнес-процессы. Проект можно считать перспективным и эффективным.

Результаты и выводы третьей главы

В третьей главе было представлено техническое задание на разработку и внедрение фитнес-приложения. Были проработаны следующие аспекты:

- общие сведения;
- назначение и цели создания (развития) системы;
- характеристика объектов автоматизации;
- требования к системе;
- состав и содержание работ по созданию системы;
- порядок контроля и приемки системы.

После были представлены ключевые моменты алгоритма, который позволяет контролировать правильность выполнения фитнес упражнений. В основе алгоритма лежит модель MediaPipe, позволяющая вычленять координаты необходимых ключевых точек, а также авторский алгоритм, который позволяет оценивать позу человеку, основываясь на взаимном расположении ключевых точек, полученных на предыдущем шаге.

Интерфейс приложения состоит из главной страницы с инструкциями и страниц с упражнениями.

Подтверждением эффективности проекта служит построенная модель AS IS, TO BE, которая позволяет детально рассмотреть изменения в компании при внедрении системы. Более того, подробно рассчитанная экономика позволила подтвердить тот факт, что компания, потратив определенные

средства на разработку и внедрение, сможет получить больше прибыли за счет увеличения эффективности работы тренера, что позволяет подтвердить правильность постановки задачи управления.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Тренировки и физическая активность уже давно рассматриваются как важный фактор, снижающий риск хронических заболеваний и преждевременной смерти, а также приносящий пользу психическому здоровью. Однако занятия спортом сопряжены с большим риском травм в результате неправильного выполнения и плохой техники. Это может быть связано с усталостью мышц, использованием слишком большого веса или отсутствием надлежащей технической подготовки и понимания. Многие сложные упражнения относятся к числу наиболее травмоопасных из-за большого веса и высокой нагрузки на мышцы и суставы.

Просмотр видео о том, как выполнять упражнения, или чтение статей помогают лучше понять движения, хотя для того, чтобы действительно исключить ошибки в технике, необходима обратная связь и практика. Это включает в себя либо наличие людей с опытом, либо оплату услуг личного тренера. Даже в этом случае нет никакой гарантии, что человек, который дает обратную связь, действительно понимает, как правильно выполнять упражнения и каких подводных камней следует избегать, чтобы оставаться здоровым.

В первой главе была рассмотрена актуальность проводимого исследования. Также, изучив методы предотвращения травматизма и существующие программные обеспечения для этого, было выбрано направление исследования: сокращение травматизма в фитнесе за счет контроля правильности выполнения упражнений, используя модели оценки позы человека. Помимо этого, была сформулирована задача управления

Во второй главе была рассмотрена задача оценки позы человека, которая лежит в основе разработки приложения. Изучив модели оценки позы человека и сравнив их, была выбрана модель MediaPipe, которая больше подходит для программного обеспечения, которым люди смогут пользоваться даже со своих телефонов: она легковесная, не требует настроек платформы, дает хорошие результаты на входных данных с низким разрешением, сравнительно хорошо

обнаруживает удаленные объекты и лучше справляется при размытии изображения, чем другие модели.

Были описаны наиболее важные библиотеки, которые использовались при создании приложения: streamlit, streamlit_webrtc, OpenCV и NumPy.

Для демонстрации работы модели оценки позы и соответственно приложения было выбрано 2 упражнения: приседания (на нижнюю часть тела) и подъем гантелей на бицепс (на верхнюю часть тела).

В третьей главе было представлено техническое задание на разработку и внедрение фитнес-приложения. Были проработаны следующие аспекты:

- общие сведения;
- назначение и цели создания (развития) системы;
- характеристика объектов автоматизации;
- требования к системе;
- состав и содержание работ по созданию системы;
- порядок контроля и приемки системы.

После были представлены ключевые моменты алгоритма, который позволяет контролировать правильность выполнения фитнес-упражнений. В основе алгоритма лежит модель MediaPipe, позволяющая вычленять координаты необходимых ключевых точек, а также авторский алгоритм, который позволяет оценивать позу человеку, основываясь на взаимном расположении ключевых точек, полученных на предыдущем шаге.

Интерфейс приложения состоит из главной страницы с инструкциями и страниц с упражнениями.

Подтверждением эффективности проекта служит построенная модель AS IS, TO BE, которая позволяет детально рассмотреть изменения в компании при внедрении системы. Более того, подробно рассчитанная экономика позволила подтвердить тот факт, что компания, потратив определенные средства на разработку и внедрение, сможет получить больше прибыли за счет увеличения эффективности работы тренера, что позволяет подтвердить правильность постановки задачи управления.

В результате было создано приложение, которое позволяет человеку правильно выполнять упражнения при минимальном участии тренера. Однако приложение требует дальнейшей разработки, а именно:

- добавить больше упражнений, проработанные совместно с сертифицированными фитнес-инструкторами / физиологами;
- сделать голосовые подсказки / советы;
- добавить личный кабинет с аналитикой по занятиям.

Подводя итог работы, можно сказать следующее: цель работы «анализ моделей оценки позы человека и разработка веб-приложения для уменьшения травматизма в фитнесе» достигнута, выполнены следующие поставленные в начале работы задачи:

- 1) проанализировать травматизм в сфере спорта;
- 2) проанализировать методы предотвращения травм в спорте;
- 3) проанализировать программные обеспечения, предотвращающие травматизм в спорте;
- 4) выявить сферу спорта, в которой будут минимизироваться вероятности получения травм;
- 5) изучить задачу оценки позы человека;
- 6) изучить модели оценки позы человека и выбрать наиболее подходящую из них для дальнейшей работы;
- 7) выбрать упражнения для приложения и проанализировать техники выполнения;
- 8) разработать техническое задание;
- 9) написать функцию для контроля правильности выполнения фитнес-упражнений;
- 10) разработать MVP;
- 11) описать экономическую эффективность проекта.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Шихов, А.В. Медико-педагогические аспекты спортивного травматизма: учебное пособие / А.В. Шихов, Г.И. Семёнова ; Мин-во науки и высшего образования РФ.— Екатеринбург : Изд-во Урал. ун-та, 2020.— 128 с.
2. Котельников Г.П., Миронов С.П., Мирошниченко В.Ф. К73 Травматология и ортопедия: учебник. — М.: ГЭОТАР-Медиа, 2009.— 400 с.: ил.
3. Системный подход к профилактике травматизма в спорте: зарубежный опыт: реферативный сборник аннотированных переводов / сост. Г.А. Макарова, С.А. Локтев. Краснодар: КГУФКСТ, 2012. — 82 с.
4. Травматология и ортопедия /Руководство для врачей: Т65 В 3 томах. Т. 1. Под ред. Ю. Г. Шапошникова. — М.: Медицина, 1997. — 656 с: ил.
5. Клинические аспекты спортивной медицины. Руководство / под ред. В.А. Маргазина. СПб.: СпецЛит, 2014. — 476 с. 4.
6. Спортивные травмы. Основные принципы профилактики и лечения: пер. с англ. / под ред. П.А.Ф.Х. Ренстрёма. Киев: Олимпийская литература, 2002. — 378 с.
7. Шихов А.В. Спортивная травматология: учеб. пособие. Екатеринбург: УГТУ–УПИ, 2006. — 150 с.
8. Макарова Г.А., Локтев С.А. Медицинский справочник тренера. 2-е изд., стер.М.: Советский спорт, 2006. 587 с.
9. Спортивные травмы. Клиническая практика предупреждения и лечения: пер. с англ. / под ред. П.А.Ф.Х. Ренстрёма. Киев: Олимпийская литература, 2003. 471 с.
10. Кабачкова А.В. Профилактика спортивного травматизма: учебно-методическое пособие / А.В. Кабачкова, М.Б. Ложкина; Мин-во науки и высшего образования РФ. — Томск : Изд-во Томского гос-го ун-та, 2020. — 35 с.

11. Избранные вопросы судебно-медицинской экспертизы. Вып. 15 / ФГБОУ ВО «Дальневост. гос. мед. ун-т» Минздрава России; Пятый фак. Повышения квалификации Ин-та повышения квалификации ФГКОУ ВО «Акад. Следствен. ком. Рос. Федерации»; под ред. А.И. Авдеева, И.В. Власюка, И.С. Трубчик. – Хабаровск: Ред.-изд. центр ИПКСЗ, 2016. – 172 с.
12. ЕМИСС. Доля граждан, систематически занимающихся физической культурой и спортом (P5). [Сайт] – URL: <https://www.fedstat.ru/indicator/61635> (дата обращения 08.06.2023).
13. ВЦИОМ Новости. Спортивная Россия. [Сайт] – URL: <https://wciom.ru/analytical-reviews/analiticheskii-obzor/sportivnaja-rossija> (дата обращения 08.06.2023).
14. Федеральная служба государственной статистики. Население, самостоятельно занимающееся физической культурой и спортом. [Сайт] – URL: <https://rosstat.gov.ru/opendata/7708234640-sport-2021> (дата обращения 08.06.2023).
15. Zenia App. [Сайт] – URL: <https://zenia.app/> (дата обращения 08.06.2023).
16. Chiddarwar, Girija G., Abhishek Ranjane, Mugdha Chindhe, Rachana Deodhar, Palash Gangamwar. AI-Based Yoga Pose Estimation for Android Application. 2020. [Сайт] – URL: <https://ijisrt.com/assets/upload/files/IJISRT20SEP704.pdf> (дата обращения 08.06.2023).
17. Movva, P., Pasupuleti, H., Sarma, H. A Self Learning Yoga Monitoring System Based on Pose Estimation. Human-Computer Interaction. Technological Innovation. HCII Lecture Notes in Computer Science. [Сайт] – URL: https://doi.org/10.1007/978-3-031-05409-9_7 (дата обращения 08.06.2023).
18. Rishan, Fazil & Silva, Binali & Alawathugoda, Sasmini & Nijabdeen, Shakeel & Rupasinghe, Prabath & Liyanapathirana, Chethana. Infinity Yoga Tutor: Yoga Posture Detection and Correction System. [Сайт] – URL:

https://www.researchgate.net/publication/350931097_Infinity_Yoga_Tutor_Yoga_Posture_Detection_and_Correction_System (дата обращения 08.06.2023).

19. Chen, Steven, Richard R. Yang. Pose Trainer: Correcting Exercise Posture using Pose Estimation. [Сайт] – URL: <https://arxiv.org/pdf/2006.11718.pdf> (дата обращения 08.06.2023).

20. Aju, Abin & Mathew, Christa & Prakasi, O. PoseNet based Model for Estimation of Karate Poses. Journal of Innovative Image Processing. 4, 2022. – 16-25 p.

21. Singh, Ashish & Le, Thanhbinh & Le Nguyen, Thach & Whelan, Darragh & O'Reilly, Martin & Caulfield, Brian & Ifrim, Georgiana. Interpretable Classification of Human Exercise Videos through Pose Estimation and Multivariate Time Series Analysis. [Сайт] – URL: https://www.researchgate.net/publication/348436597_Interpretable_Classification_of_Human_Exercise_Videos_through_Pose_Estimation_and_Multivariate_Time_Series_Analysis (дата обращения 08.06.2023).

22. Mehta, D., Sotnychenko, O., Mueller, F., Xu, W., Elgharib, M.A., Fua, P., Seidel, H., Rhodin, H., Pons-Moll, G., & Theobalt, C. XNect: Real-time Multi-person 3D Human Pose Estimation with a Single RGB Camera. [Сайт] – URL: <https://arxiv.org/pdf/1907.00837.pdf> (дата обращения 08.06.2023).

23. Chen, Ching-Hang, Deva Ramanan. 3D Human Pose Estimation = 2D Pose Estimation + Matching. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2016 – 5759-5767 p.

24. Kumarapu, Laxman, Prerana Mukherjee. AnimePose: Multi-person 3D pose estimation and animation. Pattern Recognit. Lett. 147, 2020 – 16-24 p.

25. Zimmermann, Christiane, Tim Welschhold, Christian Dornhege, Wolfram Burgard, Thomas Brox. 3D Human Pose Estimation in RGBD Images for Robotic Task Learning. 2018 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2018 – 1986-1992 p.

26. Marchand, Éric, Hideaki Uchiyama, Fabien Spindler. Pose Estimation for Augmented Reality: A Hands-On Survey. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics* 22, 2016 – 2633-2651 p.
27. Sangüesa, Adrià Arbués, Coloma Ballester, Gloria Haro. Single-Camera Basketball Tracker through Pose and Semantic Feature Fusion. [Сайт] – URL: <https://arxiv.org/pdf/1906.02042.pdf> (дата обращения 08.06.2023).
28. Bridgeman, Lewis, Marco Volino, Jean-Yves Guillemaut, Adrian Hilton. Multi-Person 3D Pose Estimation and Tracking in Sports. 2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW), 2019 – 2487-2496 p.
29. Fischler, Martin A., Robert A. Elschlager. The Representation and Matching of Pictorial Structures. *IEEE Transactions on Computers* C-22, 1973 – 67-92 p.
30. Sun, Ke, Bin Xiao, Dong Liu, Jingdong Wang. Deep High-Resolution Representation Learning for Human Pose Estimation. 2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2019 – 5686-5696 p.
31. Newell, Alejandro, Zhiao Huang, Jia Deng. Associative Embedding: End-to-End Learning for Joint Detection and Grouping. [Сайт] – URL: <https://arxiv.org/pdf/1611.05424.pdf> (дата обращения 08.06.2023).
32. Wang, Chien-Yao, Alexey Bochkovskiy, Hong-Yuan Mark Liao. YOLOv7: Trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors. [Сайт] – URL: <https://arxiv.org/pdf/2207.02696.pdf> (дата обращения 08.06.2023).
33. Rajchl, Martin, M. J. Lee, Ozan Oktay, Konstantinos Kamnitsas, Jonathan Passerat-Palmbach, Wenjia Bai, Bernhard Kainz, Daniel Rueckert. DeepCut: Object Segmentation From Bounding Box Annotations Using Convolutional Neural Networks. *IEEE Transactions on Medical Imaging* 36, 2016 – 674-683 p.

34. Insafutdinov, Eldar, Leonid Pishchulin, Bjoern Andres, Mykhaylo Andriluka, Bernt Schiele. DeeperCut: A Deeper, Stronger, and Faster Multi-person Pose Estimation Model. European Conference on Computer Vision, 2016.
35. Cao, Zhe, Tomas Simon, Shih-En Wei, Yaser Sheikh. Realtime Multi-person 2D Pose Estimation Using Part Affinity Fields. 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2016 – 1302-1310 p.
36. Li, Miaopeng, Zimeng Zhou, Jie Li, Xinguo Liu. Bottom-up Pose Estimation of Multiple Person with Bounding Box Constraint. 2018 24th International Conference on Pattern Recognition (ICPR), 2018 – 115-120 p.
37. He, Kaiming, Georgia Gkioxari, Piotr Dollár, Ross B. Girshick. Mask R-CNN. 2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), 2017 – 2980-2988 p.
38. Tsung-Yi Lin, Michael Maire, Serge Belongie, James Hays, Pietro Perona, Deva Ramanan, Piotr Dollar, C Lawrence Zitnick. Microsoft coco: Common objects in context. European conference on computer vision. 2014. – 740–755 p.
39. MPII Human Pose dataset. [Сайт] – URL: <https://paperswithcode.com/dataset/mpii> (дата обращения 08.06.2023).
40. AIChallenger. [Сайт] – URL: https://github.com/AIChallenger/AI_Challenger_2017 (дата обращения 08.06.2023).
41. Andriluka, Mykhaylo, Umar Iqbal, Anton Milan, Eldar Insafutdinov, Leonid Pishchulin, Juergen Gall, Bernt Schiele. PoseTrack: A Benchmark for Human Pose Estimation and Tracking. 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017. – 5167-5176 p.
42. Ionescu, Catalin, Dragos Papava, Vlad Olaru, Cristian Sminchisescu. Human3.6M: Large Scale Datasets and Predictive Methods for 3D Human Sensing in Natural Environments. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence 36, 2014. – 1325-1339 p.
43. Sagonas, Christos, Georgios Tzimiropoulos, Stefanos Zafeiriou, Maja Pantic. 300 Faces in-the-Wild Challenge: The First Facial Landmark Localization

Challenge. 2013 IEEE International Conference on Computer Vision Workshops, 2013. – 397-403 p.

44. Köstinger, Martin, Paul Wohlhart, Peter M. Roth, Horst Bischof. Annotated Facial Landmarks in the Wild: A large-scale, real-world database for facial landmark localization. 2011 IEEE International Conference on Computer Vision Workshops (ICCV Workshops), 2011. – 2144-2151 p.

45. Burgos-Artizzu, Xavier P., Pietro Perona, Piotr Dollár. Robust Face Landmark Estimation under Occlusion. 2013 IEEE International Conference on Computer Vision, 2013. – 1513-1520 p.

46. Wu, Wayne, Chen Qian, Shuo Yang, Quan Wang, Yici Cai, Qiang Zhou. Look at Boundary: A Boundary-Aware Face Alignment Algorithm. 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018. – 2129-2138 p.

47. Yuan, Shanxin, Qianru Ye, Björn Stenger, Siddhant Jain, Tae-Kyun Kim. BigHand2.2M Benchmark: Hand Pose Dataset and State of the Art Analysis. 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2017. – 2605-2613 p.

48. Mueller, Franziska, Florian Bernard, Oleksandr Sotnychenko, Dushyant Mehta, Srinath Sridhar, Dan Casas, Christian Theobalt. GANerated Hands for Real-Time 3D Hand Tracking from Monocular RGB. 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017. – 49-59 p.

49. Tompson, Jonathan, Murphy Stein, Yann LeCun, Ken Perlin. Real-Time Continuous Pose Recovery of Human Hands Using Convolutional Networks. ACM Transactions on Graphics (TOG) 33, 2014. – 1–10 p.

50. Wetzler Aaron, Slossberg Ron, Kimme, Ron. Rule Of Thumb: Deep derotation for improved fingertip detection. [Сайт] – URL: https://www.researchgate.net/publication/280038555_Rule_Of_Thumb_Deep_derotation_for_improved_fingertip_detection (дата обращения 08.06.2023).

51. Jin, Sheng, Lumin Xu, Jin Xu, Can Wang, Wentao Liu, Chen Qian, Wanli Ouyang, Ping Luo. ZoomNAS: Searching for Whole-Body Human Pose

Estimation in the Wild. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence 45, 2020. – 5296-5313 p.

52. Aggarwal, Jake K., Michael S. Ryoo. Human activity analysis. ACM Computing Surveys (CSUR) 43. 2011. – 1–43 p.

53. Chen, Liming Luke, Jesse Hoey, Chris D. Nugent, Diane Joyce Cook, Zhiwen Yu. Sensor-Based Activity Recognition. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews) 42, 2012. – 790-808 p.

54. Hussain, Zawar, Quan Z. Sheng and W. Zhang. Different Approaches for Human Activity Recognition: A Survey. [Сайт] – URL: https://www.researchgate.net/publication/333745638_Different_Approaches_for_Human_Activity_Recognition_A_Survey (дата обращения 08.06.2023).

55. Jegham, Imen, Anouar Ben Khalifa, Ihsen Alouani, Mohamed Ali Mahjoub. Vision-based human action recognition: An overview and real-world challenges. Digit. Investig. 32, 2020.

56. Zhang, Shugang, Zhiqiang Wei, Jie Nie, Lei Huang, Shuang Wang, Z. Li. A Review on Human Activity Recognition Using Vision-Based Method. Journal of Healthcare Engineering 2017. [Сайт] – URL: https://www.researchgate.net/publication/318577983_A_Review_on_Human_Activity_Recognition_Using_Vision-Based_Method (дата обращения 08.06.2023).

57. Mitra, Sunanda, T. Acharya. Gesture Recognition: A Survey. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews) 37, 2007. – 311-324 p.

58. Yassen, Mais, Shaidah Jusoh. A systematic review on hand gesture recognition techniques, challenges and applications. PeerJ Computer Science 5, 2019. [Сайт] – URL: https://www.researchgate.net/publication/335841135_A_systematic_review_on_hand_gesture_recognition_techniques_challenges_and_applications (дата обращения 08.06.2023).

59. Riofrío, Santiago, David Pozo, Jorge L. Rosero, Juan Vasquez. Gesture Recognition Using Dynamic Time Warping and Kinect: A Practical Approach. 2017

International Conference on Information Systems and Computer Science (INCISCOS), 2017. – 302-308 p.

60. Keogh, Eamonn J., Michael J. Pazzani. Derivative Dynamic Time Warping. SDM, 2001.

61. Salvador, Stan, Philip K. Chan. Toward accurate dynamic time warping in linear time and space. Intell. Data Anal. 11, 2007. – 561-580 p.

62. Rwigema James, Choi Hyo-rim, Kim Taeyong. A Differential Evolution Approach to Optimize Weights of Dynamic Time Warping for Multi-Sensor Based Gesture Recognition. Sensors, 19. [Сайт] – URL: https://www.researchgate.net/publication/331392502_A_Differential_Evolution_Approach_to_Optimize_Weights_of_Dynamic_Time_Warping_for_Multi-Sensor_Based_Gesture_Recognition (дата обращения 08.06.2023).

63. GitHub: OpenPose, [Сайт]. URL: <https://github.com/CMU-Perceptual-Computing-Lab/openpose> (дата обращения 08.06.2023).

64. Cao, Zhe, Tomas Simon, Shih-En Wei, Yaser Sheikh. Realtime Multi-person 2D Pose Estimation Using Part Affinity Fields. 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2016. – 1302-1310 p.

65. MediaPipe, [Сайт]. URL: <https://developers.google.com/mediapipe> (дата обращения 08.06.2023).

66. MediaPipe Studio. [Сайт]. URL: <https://mediapipe-studio.webapps.google.com/home> (дата обращения 08.06.2023).

67. Next-Generation Pose Detection with MoveNet and TensorFlow.js. [Сайт]. URL: <https://blog.tensorflow.org/2021/05/next-generation-pose-detection-with-movenet-and-tensorflowjs.html> (дата обращения 08.06.2023).

68. Тарасов, К. В. Распознавание позы человека / К. В. Тарасов. — Молодой ученый. — 2022. — № 51 (446). — 16-21 с.

69. Nguyen Phan Kien, Nguyen Anh, Doan Thanh, Trung Phu, Thi Nhung. Assessing Bicep Curl Exercises by Human Pose Application: A Preliminary Study. [Сайт]. URL: https://www.researchgate.net/publication/369566811_Assessing_Bicep_Curl_Exer

cises_by_Human_Pose_Application_A_Preliminary_Study (дата обращения 08.06.2023).

70. Detection of human body landmarks - MediaPipe and OpenPose comparison. [Сайт]. URL: <https://www.hearai.pl/post/14-openpose/> (дата обращения 08.06.2023).

71. Divya, J Vishnu Dulan Jban. A Comparative Study of Human Pose Estimation. [Сайт]. URL: https://www.researchgate.net/publication/366956503_A_Comparative_Study_of_Human_Pose_Estimation (дата обращения 08.06.2023).

72. YOLOv7 Pose vs MediaPipe in Human Pose Estimation [Сайт]. URL: <https://learnopencv.com/yolov7-pose-vs-mediapipe-in-human-pose-estimation/#YOLOv7-vs-MediaPipe-Pose-Features> (дата обращения 08.06.2023).

73. Warburton Darren, E. R. Crystal Whitney Nicol, Shannon S. D. Bredin. Health benefits of physical activity: the evidence. Canadian Medical Association Journal 174, 2006. – 801 – 809 p.

74. Penedo Frank J., Jason Dahn. Exercise and well-being: a review of mental and physical health benefits associated with physical activity. Current Opinion in Psychiatry 18, 2005. – 189–193 p.

75. Приседания. [Сайт]. URL: <https://workout-russia.ru/knowledgebase/prisedaniya> (дата обращения 08.06.2023).

76. Oliveira Liliam Fernandes de, Thiago Torres da Matta, Daniel de Souza Alves, Marco Antonio Cavalcanti Garcia, Taian Martins Vieira. Effect of the shoulder position on the biceps brachii emg in different dumbbell curls. Journal of sports science & medicine 8, 2009 – 24-29 p.

77. ГОСТ 34.602-89 «Комплекс стандартов на автоматизированные системы. Техническое задание на создание автоматизированной системы».

78. Streamlit. [Сайт]. URL: <https://streamlit.io/> (дата обращения 08.06.2023).

79. Streamlit WebRTC. [Сайт]. URL: <https://github.com/whitphx/streamlit-webrtc> (дата обращения 08.06.2023).

80. Developing a streamlit-webrtc component for real-time video processing. [Сайт]. URL: <https://blog.streamlit.io/how-to-build-the-streamlit-webrtc-component/> (дата обращения 08.06.2023).

81. OpenCV. [Сайт]. URL: <https://opencv.org/> (дата обращения 08.06.2023).

82. NumPy [Сайт]. URL: <https://numpy.org/> (дата обращения 08.06.2023).

83. Подъём гантелей на бицепс стоя. Техника выполнения. [Сайт]. URL: <https://www.youtube.com/watch?v=gi3lslo1hoI> (дата обращения 08.06.2023).

84. Классические приседания [Сайт]. URL: <https://www.youtube.com/watch?v=zpNe9hCqHao&t=33s> (дата обращения 08.06.2023).