

Федеральное государственное автономное образовательное учреждение  
высшего образования  
«Национальный исследовательский университет  
«Высшая школа экономики»

на правах рукописи

Черешнев Роман Игоревич

**СИСТЕМА УПРАВЛЕНИЯ ЧЕЛОВЕЧЕСКОЙ  
ПОХОДКОЙ МЕТОДАМИ МАШИННОГО  
ОБУЧЕНИЯ, ПОДХОДЯЩАЯ ДЛЯ  
РОБОТИЗИРОВАННЫХ ПРОТЕЗОВ В СЛУЧАЕ  
ДВОЙНОЙ ТРАНСФЕМОРАЛЬНОЙ АМПУТАЦИИ**

**РЕЗЮМЕ**

диссертации на соискание ученой степени  
кандидата компьютерных наук НИУ ВШЭ

Москва — 2019

Диссертационная работа выполнена в Национальном исследовательском университете «Высшая школа экономики».

Научный руководитель:      Аттила Кертес-Фаркаш, PhD,  
доцент, факультет компьютерных наук Национального исследовательского университета «Высшая школа экономики»

# Тема диссертации

В данной работе описывается система управления человеческой походкой методами машинного обучения, подходящая для роботизированных протезов в случае двойной трансфеморальной ампутации под названием GaIn (Gait Inference). Идея GaIn основана на наблюдении высокой нелинейной корреляции между движениями частей ног здоровых людей. Эта корреляция позволяет использовать методы машинного обучения для предсказания положения голеней на основании движения бедер. GaIn может использоваться для генерации траектории ампутированных участков ног в таких режимах передвижения, как ходьба, подъем по лестнице, спуск по лестнице, стояние, подъем из сидячего положения в стоячее и наоборот.

## Актуальность исследования

Методы машинного обучения (machine learning, ML) используются для адаптации алгоритмов к определенным задачам с использованием большого набора данных. Методы, основанные на ML, превосходно показали себя в решении множества задач, таких как распознавание изображений, распознавание речи и рекомендациях продуктов или услуг. В данной работе представлено применение методов машинного обучения для решения задач распознавания физической человеческой деятельности (human activity recognition, HAR).

HAR - это область машинного обучения, которая фокусируется на распознавании или анализе видов деятельности, выполняемых людьми [23]. HAR уже используется для наблюдения за общественным порядком, обнаружения падений людей, а также для распознавания жестов, в робототехнике, проектировании экзоскелетов, умных домов и т. д. Анализ человеческой деятельности может быть полезен и в здравоохранении, например, при наблюдении за восстановлением после операции, в системах контроля экзоскелетов или анализе техники атлетов в спорте и т. д.

Методы HAR основаны главным образом на двух типах данных: визуальных или сенсорных. К первой группе относятся методы HAR, базирующиеся главным образом на изображениях или видео. Ко второй группе относятся методы HAR, основанные на сенсорных данных, полученных от инерционных датчиков, таких как акселерометры и гироскопы мобильных телефонов, или же от датчиков на определенных частях человеческого тела. Данная диссертация относится ко второй категории и фокусируется на данных, полученных с нательных сенсоров.

Существует три основных области HAR: (1) распознавание жестов, (2) распознавание деятельности повседневной жизни и (3) анализ походки человека.

**Распознавание жестов** (gesture recognition, GR) в основном фокусируется на распознавании жестов в воздухе [12]. Распознаваемые паттерны могут включать в себя числа, круги, прямоугольники или буквы латинского алфавита. Распознавание обычно делается по данным, полученным с датчиков смартфона или специальных перчаток, снабженных инерциальными датчиками, и иногда датчиков электромиографии (electromyography, EMG) для измерения электрического потенциала мышечной активности.

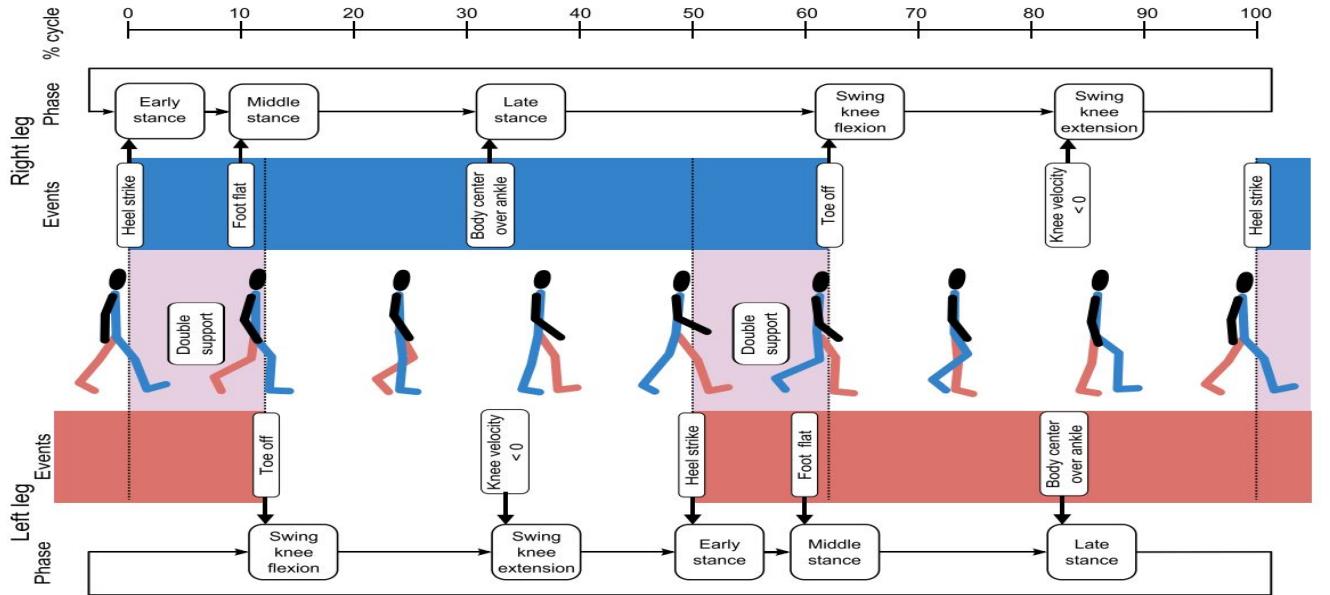


Рис. 1: Фазы полного цикла походки во время передвижения. Источник изображения: [35].

**Распознавание деятельности в повседневной жизни** (recognition of activity of daily living, ADL) направлено на распознавание повседневных действий человека [41]. Например, интересной темой исследования является распознавание действий на кухне, таких как приготовление пищи, загрузка посудомоечной или стиральной машины, взбивание яиц, открывание или закрывание ящиков или двери и так далее. Часто эти действия могут быть прерваны, например, ответом на телефонный звонок. В данных исследованиях инерционные датчики чаще всего располагаются на запястье, спине или лодыжке, однако могут использоваться также дополнительные датчики, такие как датчик температуры, датчик расхода воды, датчик частоты сердечных сокращений и т. д.

**Анализ походки человека** (human gait analysis, HGA) фокусируется не только на распознавании действий, но и на том, как именно эти действия выполняются [8]. Это может быть полезно в системах здравоохранения для наблюдения за пациентами, восстанавливающимися после операций, или для диагностики болезни Паркинсона. Необычный цикл походки может свидетельствовать о болезни, поэтому HGA важен при оценке нарушений опорно-двигательного аппарата и диагностике нейродегенеративных заболеваний, таких как рассеянный склероз, мозжечковая атаксия, опухоль головного мозга и т. д. Например, у пациентов с рассеянным склерозом наблюдаются изменения в длине шага и скорости ходьбы. Нательные датчики могут использоваться для выявления и измерения нарушений, связанных с походкой, для мониторинга выздоровления пациентов или улучшения спортивных результатов. Например, датчики EMG можно использовать для оценки силы сокращения мышц для улучшения производительности в беге и других видах спорта [9]. Также падения пожилых людей могут быть обнаружены с помощью трехосных акселерометров, прикрепленных к талии. Акселерометры, установленные на ногах людей с болезнью Паркинсона, могут использоваться для обнаружения замирания походки и предотвращения падения.

**Восстановление походки человека** (Human gait inference, HGI), также называемое

предсказанием траектории походки, имеет целью предсказать, какими будут движения ампутированных или поврежденных частей ноги (бедра, голени или ступни) для деятельностей, связанный с ходьбой [35]. Методы HGI часто являются иерархическими и состоят из трех уровней. Первый, называемый высокоуровневым контроллером, предназначен для распознавания текущей деятельности, выполняемой пользователем. Как только деятельность или намерение пользователя распознаются, высокоуровневый контроллер дает команду среднеуровневому контроллеру начать генерировать соответствующую походку. Необходимость в высокоуровневом контроллере объясняется тем фактом, что для генерации походки для разных задач передвижения в большинстве случаев требуется собственный среднеуровневый контроллер. Среднеуровневый контроллер генерируют траектории походки роботизированных протезов ног или экзоскелетов. Среднеуровневые контроллеры могут быть разделены на два типа: фазовые и нефазовые. Фазовые среднеуровневые контроллеры состоят из нескольких моделей, которые создают походки для определенной фазы походки. Фазы человеческой походки показаны на рисунке 1. После распознавания текущей фазы среднеуровневый контроллер выполняет соответствующие действия. Нефазовые среднеуровневые контроллеры непосредственно нацелены на прогнозирование желаемой траектории походки. Эти контроллеры, как правило, восстанавливают траекторию отсутствующей ноги на основании движения здоровой ноги с использованием линейных регрессионных моделей. Низкоуровневый контроллер осуществляет физическое управление роботизированными ногами на аппаратном уровне. Несмотря на то, что HGI тесно связан с HAR, продвинутые методы ML не часто используются в этой области, особенно при разработке среднеуровневых контроллеров.

*В данной работе описывается система управления человеческой походкой методами машинного обучения, подходящая для роботизированных протезов в случае двойной трансфеморальной ампутации под названием GaIn (Gait Inference). Концепция этой идеи проиллюстрирована на рисунке 2. Идея GaIn основана на наблюдении высокой нелинейной корреляции между движениями частей ног здоровых людей. На рисунке 3 показана нелинейная корреляция между углами бедра и голени (одной и той же ноги) в течение нескольких циклов походки, измеренных во время деятельности, связанных с ходьбой. Углы бедра и голени измеряются по отношению к горизонтали в сагиттальной плоскости. Следовательно, используя методы машинного обучения можно вывести движения обеих голеней на основе движений бедер. Система GaIn может быть установлена в микроконтроллер роботизированных протезов ног для предсказания движения голеней. Роботизированные протезы могут быть прикреплены бедрами пользователю неинвазивным путем. Концепция идеи представлена на рисунке 2. Таким образом, система GaIn может помочь пациентам с частичной или двойной ампутацией нижних конечностей.*

*Система GaIn состоит из двух контроллеров: (1) высокоуровневого контроллера, основанного на методе RapidHARe, для распознавания намерений пользователя и (2) нефазового среднеуровневого контроллера для генерации походки.*

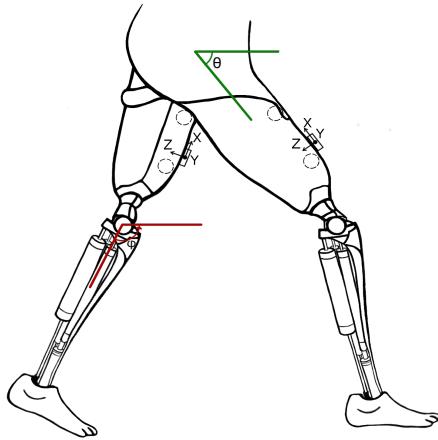


Рис. 2: Концепция роботизированных протезов ног для пациентов, перенесших двойную трансфеморальную ампутацию. Круги обозначает расположение датчиков EMG, а прямоугольники показывают расположение акселерометров и гироскопов.

*Оба контроллера были разработаны автором данной диссертации. Первый компонент основан на динамической байесовской сети и распознает, сидит ли пациент, стоит или движется. В сидячем положении GaIn не генерирует движение голеней, поэтому ноги остаются неподвижными. Однако, при обнаружении электрической активности в мышцах бедра с помощью электромиографических датчиков контроллер выполняет переход в положение стоя. Когда пользователь стоит и начинает движение бедром, GaIn активирует процедуру восстановления траектории движения голени. Если человек стоит и хочет перейти в сидячее положение, то высокоразвитый контроллер способен предсказать намерение на основе сигналов от мышц. Поскольку человеческое движение создается с помощью нейронных механизмов в моторной коре головного мозга или нервных цепях позвоночника [28], предполагается, что искусственные нейронные сети могут быть подходящими моделями для генерации походки. Поэтому GaIn использует рекуррентные нейронные сети в качестве среднеразвитого контроллера. Кроме того, GaIn разработан, чтобы быть быстрым и вычислительно недорогим, с низкой задержкой прогнозирования. Эти условия необходимы для того, чтобы систему управления можно было применять в мобильных устройствах, где потребление энергии имеет большое значение [7]. Следует отметить, что поворот во время ходьбы включает в себя вращение туловища и бедер в тазобедренных суставах, но не голени [15]; поэтому анализ, приведенный в данной работе, не включает в себя изучение поворотных стратегий. Следует также отметить, что методы, относящиеся к низкоразвитым контроллерам, и фактическая конструкции роботизированных протезов не являются частью этой диссертации.*

*Генерация положения голеней производится по положению (углу) и движению (угловой скорости) остаточных конечностей ноги, причем положение и движение определяются с использованием 3-осевого акселерометра и 3-осевого*

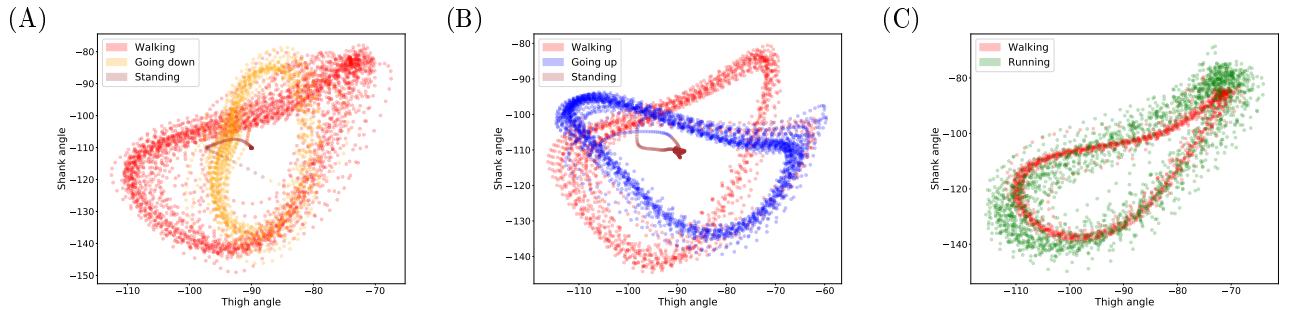


Рис. 3: Корреляция между положением голени и бедра в течение нескольких циклов походки, измеренных во время видов деятельности, связанных с ходьбой. Углы бедра и голени измеряются по отношению к горизонтали в сагиттальной плоскости.

*гироскопа. Как показано в экспериментах, система GaIn способна генерировать плавную походку во время изменения локомотивной деятельности для нескольких видов движения, включая ходьбу на различных скоростях, подъем и спуск по лестнице, стояние, а также бег. Следует заметить, что датчики EMG используются только для распознавания намерения пользователя перехода из сидячего положения в стоячее и наоборот, а не для контроля положения роботизированной ноги.*

## Цели и задачи исследования

Система GaIn потенциально может быть использована в роботизированных протезах ног, которые могут быть прикреплены к пациентам неинвазивным способом. Для того чтобы использовать GaIn в портативных системах в реальном времени, он должен отвечать следующим требованиям:

- А-1: **Низкая задержка предсказания.** GaIn должен быстро реагировать на внезапные изменения в поведении пользователя в режиме реального времени.
- А-2: **Быстрота и энергоэффективность.** Для того чтобы GaIn мог использоваться в мобильных и портативных системах, контроллер должен быть энергоэффективным и вычислительно недорогим.
- А-3: **Плавное распознавание.** GaIn должен обеспечивать непрерывное распознавание деятельности и осуществлять быстрый переход между видами деятельности.
- А-4: **Обобщение.** GaIn должен выполнять свои функции для новых пользователей, чьи данные не были использованы во время обучения модели.
- А-5: **Точность.** Систему GaIn следует разрабатывать с применением методов машинного обучения, поскольку эти методы продемонстрировали способность адаптироваться к конкретным задачам с высокой точностью.

Метод GaIn осуществляет генерацию положения голени при помощи акселерометров, гироскопов и датчиков EMG, установленных на обоих бедрах. Эти датчики недороги и широко доступны.

## Текущие подходы к разработке контроллеров роботизированных протезов

Ниже даны краткие описания работ, имеющих общие идеи с системой GaIn.

Первая система на основе искусственной нейронной сети (artificial neural networks, ANN) для помощи пациентам с повреждениями спинного мозга была разработана в 1995 году Франциско Сепульведой и Альберто Клике [31]. Было показано, что ANN являются подходящим инструментом для восстановления сигналов мышц на основании углов суставов бедра, колена и лодыжки. Кроме того, для переключения между режимами предлагаемая система использовала голосовое управление. Основными выводами статьи были: (1) необходимы две нейронные сети для фазы опоры и переноса, и (2) модель ANN требует калибровки для каждого отдельного пациента. В данной диссертации показывается, что эти выводы неверны. Во-первых, была построена единая нейронная сеть, которая способна генерировать походку как для фазы переноса, так и для фазы опоры. Тем не менее, следует подчеркнуть, что для одного и того же человека в фазе переноса наблюдалась более высокая дисперсия, чем в фазе опоры; однако нет необходимости в высокоточном предсказании траектории для фазы переноса, так как наиболее важная работа выполняется в фазе опоры [38]. Кроме того, следует обратить внимание, что голосовое управление не является обязательным для переключения между ходьбой и другими видами деятельности. Намерение встать или сесть можно определить по активности мышц бедра с помощью датчиков EMG. Что касается второго пункта, можно предположить, что в данной работе авторы использовали данные со слишком маленького числа пациентов, и поэтому их модель не смогла обобщить результат.

Возможно, наиболее известным нефазовым среднеуровневым контроллером является метод под названием “взаимосвязанный расчет движения конечности (complementary limb motion estimation, CLME)”, разработанный группой исследователей под руководством Мартина Бусса [36]. Идея CLME заключается в том, что траектория отсутствующей ноги может быть предсказана по движению и положению здоровой ноги с помощью линейных преобразований. CLME использует информацию о состоянии всей здоровой ноги и предоставляет метод генерации положения голени для пациентов, страдающих трансфеморальной ампутацией одной ноги. Этот подход, к сожалению, имеет серьезные ограничения. (1) Эта система была обучена и проверена на одном и том же пациенте, следовательно, обобщение системы для использования другими пациентами неизвестна. (2) Система была обучена и проверена только для ходьбы на беговой дорожке и подъеме по лестнице. (3) В данном исследовании не рассматривались переходы из сидячего положения в стоячее и наоборот. С другой стороны, в отличие от CLME, GaIn использует информацию только от движений бедер и может использоваться для пациентов с ампутацией обеих ног. GaIn был протестирован в

естественных условиях в нескольких режимах передвижения, связанных с ходьбой, включая переход между режимами. Также GaIn демонстрирует низкую ошибку обобщения для новых пользователей.

Группой под руководством Юэ Вена был представлен специальный метод обучения с подкреплением (reinforcement learning, RL) для генерации траектории движения роботизированной ноги [37]. Статья была опубликована в январе 2019 года, уже после того, как данный диссертационный проект завершился. Вен и его соавторы разделили полный цикл походки на четыре фазы. Каждая фаза управлялась своей собственной импедансной функцией. Авторы разработали специальный алгоритм для настройки 12 параметров функций контроля для каждой фазы передвижения. Авторы достигли среднеквадратичной ошибки  $3,99 \pm 0,62^\circ$  для двух участников (здорового человека и одностороннего трансфеморального ампутанта). К сожалению, авторы тестировали свою систему только в лабораторных условиях на беговой дорожке в заданном темпе и только на плоской поверхности. Одним из самых больших недостатков подхода, предложенного авторами статьи, является то, что реальные системы контроля должны быть обучены для выполнения нескольких задач, таких как хождение по траве, подъем и спуск по лестнице, остановка и начало ходьбы и так далее. Кроме того, этот подход требует наличия хорошего высокоровневого контроллера для изменения одной функции импеданса на другую во время смены видов передвижения.

В таблице 1 представлены результаты сравнения метода, предложенного Вэном, и результатов системы GaIn. Для сравнения была обучена специальная рекуррентная нейронная сеть, которая генерировала положение голени одной ноги на основании движения и положения бедра этой ноги и бедра и голени другой ноги. Обратите внимание, что, к сожалению, точное сравнение не может быть выполнено, так как методы были протестираны на разных данных. Вэн и его коллеги использовали одного пациента для калибровки и тестирования своей модели при ходьбе на беговой дорожке, и они получили среднеквадратическое отклонение (root-mean-square error, RMSE), равное  $3,99^\circ$ . Для проверки GaIn использовались данные нескольких участников в различных режимах передвижения в реальном окружении. GaIn был протестирован для задачи восстановления походки на субъекте, данные которого не были использованы во время обучения. В этом более сложном сценарии GaIn достиг RMSE  $4,75^\circ$ . Однако, когда GaIn обучился и тестировался на данных одного и того же субъекта, он достиг ошибки в  $3,58^\circ$  для ходьбы в среднем по нескольким субъектам. Следует отметить, что наименьшая ошибка, достигнутая GaIn, составила  $2,37^\circ$  для субъекта с  $ID = 6$ . Также следует отметить, что система GaIn использует одну модель нейронной сети для генерации траектории походки для нескольких режимов передвижения, включая начало и остановку ходьбы, в то время как метод, предложенный Веном, был протестирован только для сценария ходьбы.

Основываясь на обзоре Такера [35], можно назвать основные недостатки существующих среднеуровневых контроллеров:

В-1: Некоторые методы генерируют полностью периодическую походку. При этом походка не является полностью периодическим процессом [16].

Таблица 1: Сравнение метода, предложенного Веном [37], с системой GaIn для восстановления траектории голени во время ходьбы.

	Метод из [37]	Результат GaIn по новому субъекту <sup>1</sup>	GaIn по одному и тому же субъекту <sup>2</sup>
RMSE <sup>4</sup>	3.99	4.75	3.58

<sup>1</sup> GaIn был протестирован на субъекте, данные которого не были использованы во время обучения. <sup>2</sup> GaIn был обучен и протестирован на данных одного и того же субъекта. <sup>3</sup> Ошибка между истинным и предсказанным углом голени.

- B-2: Большинство методов генерации траектории создаются только для одного режима передвижения. Кроме того, эти методы не могут адаптироваться к изменениям поверхности. Не для всех методов описана процедура перехода от одного режима передвижения к другому, а также процедура начала или прекращения движения [22].
- B-3: Одна из главных сложностей при разработке методов генерации траектории ног роботизированных протезов заключается в обеспечении безопасного перехода между режимами передвижения во время смены фазы походки [35].
- B-4: Методы генерации походки часто требуют информации о субъекте, такой как длина конечностей, положение центра масс, направление таза и т. д. [18].
- B-5: Желаемая функция импеданса зависит от режима передвижения, так как динамика и кинематика суставов меняются в разных режимах [11].
- B-6: Современные контроллеры протезов нижних конечностей не могут автоматически и плавно переходить между режимами передвижения, такими как ходьба по ровной поверхности, подъем по лестнице и ходьба по наклонной поверхности [39].

## Практическая важность работы

Потери конечностей происходят из-за сосудистых заболеваний (54%), включая диабет и заболевания периферических артерий, травм (45%) и рака (менее 2%) [42]. До 55% людей с ампутацией нижней конечности вследствие диабета потребуется ампутация второй ноги в течение 2-3 лет. В США около 2 миллионов человек живут с потерей конечностей [42]. За последние 18 лет в Италии насчитывалось 4877 пациентов с артериопатическими заболеваниями, которым требовалась ампутация нижних конечностей вследствие их заболеваний. 66% пациентов требовалась крупная ампутация, из них 73% пациентов требовалась трансфеморальная ампутация, в то время как только 34% — частичная ампутации стопы или пальца ноги [10].

Предполагается, что протез станет полезным инструментом в борьбе с дискриминацией в отношении инвалидов, как это предусмотрено в нескольких резолюциях по правам человека, таких как Конвенция ООН о правах инвалидов, принятая Организацией Объединенных Наций [17], и Законами о равенстве [4] в юрисдикциях по всему миру. Ожидается, что GaIn будет эффективен, помогая пациентам справляться с общими препятствиями, такими как лестница, бордюр в городских районах и т. д.

Система GaIn потенциально также может быть полезна для контроля экзоскелета. Экзоскелеты могут предоставить дополнительную физическую силу или помочь в реабилитации походки. В первом случае экзоскелеты могут использоваться для помощи пожарным и спасателям в опасных условиях, медсестрам для перемещения тяжелых пациентов [19] или солдатам для перевозки тяжелых грузов. Реабилитационные экзоскелеты могут использоваться для обеспечения поддержки при ходьбе пожилым людям или для реабилитации после инсульта или травмы спинного мозга.

## **Новизна и основные положения, выносимые на защиту**

В данной диссертации описывается система контроля роботизированных протезов под названием GaIn. GaIn может использоваться для генерации траектории ампутированных участков ног в таких режимах передвижения, как ходьба, подъем по лестнице, спуск по лестнице, стояние, подъем из сидячего положения в стоячее и наоборот. Основные результаты данной диссертации описаны в трех статьях. Все статьи опубликованы в международных научных журналах. Ниже представлена научная новизна и результаты, выдвигаемые на защиту.

Система GaIn состоит из трех основных частей: (1) набор данных для обучения и тестирования моделей, (2) контроллер высокого уровня для распознавания режимов и намерений деятельности пользователя и (3) метод предсказания положения голеней для роботизированного протеза.

1. HuGaDB: набор данных для обучения системы GaIn [5]. К сожалению, существующие наборы данных HGA и HAR не подходили для целей данного исследовательского проекта, так как они не содержали подробную информацию о движениях частей ног. Поэтому был создан набор данных HuGaDB, со следующими характеристиками:
  - (a) Набор данных HuGaDB содержит подробную информацию о каждой части ноги человека во время нескольких видов деятельности, связанных с ходьбой. Шесть инерционных датчиков (каждый датчик состоял из одного 3-осевого акселерометра и одного 3-осевого гироскопа) были установлены на левом и правом бедре, голени и стопе соответственно, а пара датчиков EMG была установлена на левом и правом бедрах. На основании данных этих сенсоров в HuGaDB содержится подробная информация о том, как каждая часть ноги движется относительно друг друга.
  - (b) Набор данных HuGaDB содержит непрерывные записи нескольких человеческих деятельности. Все данные сегментированы и снабжены метками. Таким образом, этот набор данных подходит для анализа походки человека, а также для анализа перехода между различными деятельностями.
  - (c) Данные были собраны с 18 участников. Этими участниками были здоровые молодые люди: 4 женщины и 14 мужчин, средний возраст 23,67 (среднеквадратичное отклонение (STD): 3,69) лет, средний рост 179,06 (STD: 9,85) сантиметров и сред-

ний вес 73,44 (STD: 16,67) килограммов. В общей сложности было собрано около 10 часов данных.

- (d) Статья описывающая HuGaDB, была опубликована в Q2 журнале “Lecture Notes in Computer Science” издательства Springer: [5] и стала довольно популярной в HAR среде. HuGaDB цитируется в следующих статьях [32, 20, 34, 3, 2] по состоянию на апрель 2019 года.
2. RapidHARe: был разработан новый способ распознавания человеческой деятельности и намерений, используемый в контроллере высокого уровня GaIn, называемый RapidHARe [7]. Этот метод также был протестирован для решения задач классификации в HAR.
- (a) RapidHARe основан на динамической байесовской сети. Данный метод имеет низкую задержку прогнозирования (A-1)<sup>1</sup>, является быстрым и недорогим в вычислительном отношении (A-2), обеспечивает плавное распознавание (A-3) и хорошо обобщается для новых пользователей (A-4).
  - (b) RapidHARe по точности и скорости превосходит другие методы HAR (A-5). Тест RapidHARe показал уменьшение относительного процента ошибок по  $F_1$ -мере на 45, 65 и 63%, а также уменьшение относительного процента ошибок распознавания на 41, 55 и 62% по сравнению с искусственными нейронными сетями, рекуррентными нейронными сетями и скрытыми Марковскими моделями соответственно.
  - (c) RapidHARe используется в контроллере высокого уровня для прогнозирования намерения пациента встать и сесть в основном на основании данных, полученных с датчиков EMG, расположенных на коже над латеральными мышцами бедра. Контроллер достиг 99% точности (precision) и полноты (recall) при распознавании намерения встать, а также достиг 99% точности и 68% полноты при распознавании намерения сесть.
3. GaIn: система контроля походки, подходящая для управления роботизированными протезами ног [6].
- (a) GaIn может использоваться в протезах нижних конечностей для пациентов, перенесших двойную трансфеморальную ампутацию, а также для разработки экзоскелетов и т. д., в то время как большинство других методов подходят только для контроля одной роботизированной ногой.
  - (b) Идея GaIn основана на наблюдении высокой корреляции между движениями частей ног здоровых людей во время действий, связанных с ходьбой. Это показано на рисунке 3. Ни один другой метод не опирается на это предположение. Как правило, для предсказания движения ампутированной ноги используются данные со здоровой ноги.

---

<sup>1</sup> см. список в разделе “Цели и задачи исследования”.

- (c) GaIn генерирует положение голени на основе положения и движения бедер, используя рекуррентные нейронные сети с LSTM ячейками. Эта система достигает ошибки предсказания в среднем  $4,55^\circ$  на естественной поверхности и хорошо обобщается для новых пользователей. Напротив, другие методы часто калибруются и тестируются на одном и том же пациенте в лабораторных условиях на беговых дорожках.
- (d) Система GaIn не предполагает, что походка полностью периодическая (B-1)<sup>2</sup>. GaIn может определять походку для нескольких режимов передвижения (B-2, B-6). GaIn имеет небольшую погрешность в предсказании положения голени во время переходов между режимами (B-3). GaIn не полагается на информацию о пациентах, такую как длина конечностей, вес и т. д. (B-4), в отличие от многих других методов в данной области.
- (e) Один контроллер среднего уровня используется для нескольких режимов передвижения. В других подходах чаще всего используются разные контроллеры среднего уровня для разных фаз походки и режимов передвижения.
- (f) Статья, описывающая GaIn, была опубликована в журнале *Sensors*, ранжированная Scopus как Q2.

## **Публикации**

Соискатель диссертации является основным автором во всех статьях описываемых ниже. Все статьи были опубликованы в международных научных журналах на английском языке. Рейтинг основан на Scopus и Web of Science. Также посчитаны цитирование статей на состояния апреля 2019 года.

### Публикации повышенного уровня.

1. Chereshnev R., Kertész-Farkas A. HuGaDB: Human gait database for activity recognition from wearable inertial sensor networks // International Conference on Analysis of Images, Social Networks and Texts. – Springer, 2017. – с. 131-141. Журнал индексируется Web of Science (Q4) и Scopus (Q2). Статья цитируется пять раз. Статья была представлена на конференции The 6th International Conference on Analysis of Images, Social Networks, and Texts. Презентация данной статьи выиграла в номинации **best talk**.
2. Chereshnev R., Kertész-Farkas A. GaIn: Human Gait Inference for Lower Limbic Prostheses for Patients Suffering from Double Trans-Femoral Amputation // Sensors. – 2018. – Т. 18. – Ном. 12. – с. 4146. Журнал индексируется Web of Science (Q2) и Scopus (Q2). Статья не была цитирована, так как была опубликована недавно.

### Публикации стандартного уровня.

---

<sup>2</sup>см. список недостатков в разделе “Текущие подходы к разработке контроллеров роботизированных протезов”.

- Chereshnev R., Kertész-Farkas A. RapidHARe: A computationally inexpensive method for real-time human activity recognition from wearable sensors // Journal of Ambient Intelligence and Smart Environments. – 2018. – Т. 10. – Ном. 5. – с. 377-391. Журнал индексируется Web of Science (Q4) и Scopus (Q3). Одно цитирование.

#### Прочие публикации.

- Kertész-Farkas A., Sulimov P., Sukmanova E., Chereshnev R.: Guided Layer-wise Learning for Deep Models using Side Information, Annals of Mathematics and Artificial Intelligence. Данная статья находится в процессе рецензирования.

#### Доклады на конференциях и семинарах.

- Черешнев Роман: “Энергоэффективный метод распознавания деятельности человека в реальном времени с помощью инерциальных датчиков и динамических байесовских сетей”. Научно-исследовательский семинар аспирантской школы по компьютерным наукам, ФКН ВШЭ, 1 июня 2017 года.
- Черешнев Роман: “Использование скрытых Марковских моделей для распознавания активностей человека в реальном времени” Ежегодная межвузовская научно-техническая конференция студентов, аспирантов и молодых специалистов имени Е. В. Арменского, МИЭМ НИУ ВШЭ, 19 февраля 2018 года.

## **Содержание работы**

Диссертация организована следующим образом. Первая глава содержит введение, актуальность диссертационной работы, резюмирует текущее подходы к решению проблемы и показывает научную новизну диссертационной работы. Глава 2 дает подробный обзор предыдущих работ под данной тематике. В главе 3 представлены общие основные результаты и указаны цели и задачи исследования. Главы 4, 5 и 6 подробно описывают основные результаты. Полный объем диссертации составляет 119 страниц, включая 61 рисунок и 24 таблицы. Список литературы содержит 168 наименований. Диссертация содержит одно приложение. Далее дано описание каждой главы диссертации.

## **Глава 1: Введение**

Во данной главе обосновывается актуальность проводимых в данной диссертационной работе исследований, формулируются цель и задачи работы, описываются основные работы, схожие с данной диссертацией, излагается научная новизна работы и положения, выносимые на защиту, а также приводится практическая важность работы.

## Глава 2: Обзор литературы

Вторая глава носит обзорный характер и состоит из четырех частей. В первой части дается обзор развития HAR. Во второй части дается обзор наборов данных HAR. В третьей части подробно описываются работы, которые применяли методы машинного обучения для задач, схожих с задачей генерации траектории походки. И, наконец, в четвертой части дается обзор методов контроля роботизированных протезов. Описываются как высокоуровневые контроллеры, так и низкоуровневые.

## Глава 3: Описание системы GaIn

Данная глава начинает описание системы GaIn. В данном разделе дается общий обзор системы GaIn. Обсуждаются спецификация системы, цели, задачи и результаты. Система GaIn способна контролировать роботизированные протезы ног людей с двойной трансфеморальной ампутацией. Концепция GaIn проиллюстрирована на рисунке 2. Идея GaIn основана на наблюдении высокой нелинейной корреляции между движениями частей ног здоровых людей. Следовательно, используя методы машинного обучения, можно вывести движения обеих голеней на основе движений бедер. Для этой цели в системе GaIn используется рекуррентная нейронная сеть (recurrent neural network, RNN) с ячейками долгой краткосрочной памяти (long-short-memory, LSTM).

Однако намерения пользователя сесть или встать не могут быть распознаны по движениям бедер, так как бедра изменят свое положение уже в процессе выполнения этих действий. Поэтому GaIn использует датчики EMG, расположенные на коже над латеральными мышцами бедер, для распознавания намерений пользователя. Таким образом, пользователь может сигнализировать о своих намерениях, увеличивая мышечную активность в бедрах.

Система управления GaIn получает данные от трехосных акселерометров, трехосных гироскопов и датчиков EMG, расположенных на обоих бедрах. Система управления GaIn состоит из двух основных частей: (1) высокоуровневого контроллера, который распознает текущую деятельность или намерение пользователя, и (2) среднеуровневого контроллера, который выполняет следующие функции: генерация положение голени, процедура вставания из сидячего положения, переход из стоячего в сидячее положение.

Высокоуровневый контроллер управляет среднеуровневым контроллером по следующим правилам:

- Когда пользователь сидит, среднеуровневый контроллер не генерирует положение голени, и обе ноги остаются неподвижными. В это время высокоуровневый контроллер считывает информацию об электрической активности мышц, полученную с датчиков EMG бедер. При достаточном уровне электрической активности контроллер распознает намерение пользователя встать, и тогда среднеуровневый контроллер начинает выполнять процедуру перехода из сидячего положение в стоячее.
- Когда пользователь стоит, высокоуровневый контроллер может (1) удерживать поль-

зователя в положении стоя, (2) если одно бедро начинается двигаться, то использовать контроллер среднего уровня для предсказания походки или (3) использовать среднеуровневый контроллер для выполнения процедуры перехода из стоячего положения в сидячее, если электрическая активность мышц бедер внезапно становится высокой, и оба бедра находятся в одном положении.

- Когда пользователь идет, бежит или поднимается/спускается по лестнице, высокоуровневый контроллер использует среднеуровневый контроллер для предсказания положения голеней с помощью рекуррентной нейронной сети.
- Когда пользователь хочет остановиться, высокоуровневый контроллер дает команду среднеуровневому контроллеру выполнить остановку и удерживать пользователя в положении стоя.

На рисунке 4 показаны возможные переходы между различными состояниями системы. Например, если пользователь идет, то система не может выполнить процедуру перехода в сидячее положение. Сперва пользователь должен остановиться и перейти в стоячее положение. Когда пользователь сидит, GaIn не генерирует положение голени. Генерация начинается только после того момента, когда пользователь начал процедуру вставания.

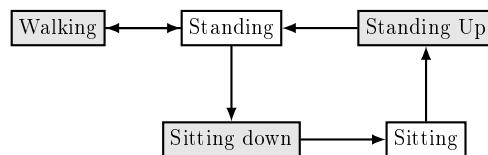


Рис. 4: Граф переходов состояний системы управления GaIn.

Неправильное распознавание состояния или неверное распознавание намерений могут создавать проблемы для безопасности пользователя. Если система GaIn во время сидячего положения неверно распознала намерение пользователя встать, тогда система просто начнет разгибать протезы, не причиняя вреда пользователю. Тем не менее, если система неверно предсказала намерение пользователя перейти в сидячее положение, в то время как пользователь просто стоит, тогда пользователь может упасть и получить серьезную травму. Поэтому для распознавания намерения перехода из стоячего положения в сидячее гораздо важнее достичнуть низкого уровня ложных срабатываний (precision), чем низкого уровня пропущенных срабатываний (recall). В связи с этим порог принятия решения был откалиброван таким образом, чтобы модуль распознавания активности достигал низкой частоты ложных срабатываний за счет более высокой ошибки пропускания предсказания намерения. Как следствие, пользователям может потребоваться больше времени для того, чтобы намерение садиться распозналось. Но благодаря этому ожидается, что это приведет к уменьшению травм в результате падения.

Система GaIn может быть установлена в микроконтроллер роботизированных протезов ног для предсказания движения голеней. Роботизированные протезы могут быть прикреплены бедрам пользователя неинвазивным путем. Концепция идеи представлена на рисунке 2.

Таким образом, система GaIn может помочь пациентам с частичной или двойной ампутацией нижних конечностей. Однако, чтобы использовать систему GaIn в портативных системах в реальном времени, она должна отвечать следующим требованиям:

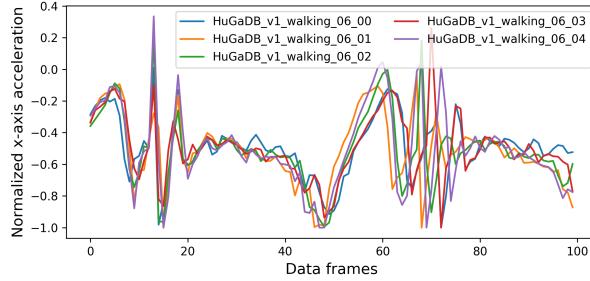
1. **Низкая задержка предсказания.** Система GaIn должна быстро реагировать на внезапные изменения в поведении пользователя в режиме реального времени.
2. **Быстрота и энергоэффективность.** Для того, чтобы система GaIn могла использоваться в мобильных и портативных системах, контроллер должен быть энергоэффективным и вычислительно недорогим.
3. **Плавное распознавание.** Система GaIn должна обеспечивать непрерывное распознавание деятельности и осуществлять быстрый переход между видами деятельности.
4. **Обобщение.** Система GaIn должна выполнять свои функции для новых пользователей, чьи данные не были использованы во время обучения модели.

**Низкая задержка предсказания.** Предсказание модели должно быть сделано в режиме реального времени на основе последних наблюдаемых данных. Поэтому двунаправленные модели, такие как двунаправленные рекуррентные нейронные сети [24] или алгоритмы динамической трансформации временной шкалы (dynamic time warping) [26], не подходят для целей данного проекта по двум основным причинам. Во-первых, для предсказания значений этим моделям требуется вся наблюдаемая последовательность. Данное ограничение сильно увеличивает задержку предсказания. Во-вторых, предсказанное значение текущего момента времени основано не только на текущих, но также и на последующих данных. Стандартные скрытые Марковские модели (hidden Markov models, HMM) являются стандартным подходом для распознавания человеческой деятельности [27]. Однако высокая точность распознавания достигается за счет увеличения задержки в прогнозировании. Это происходит из-за того, что для определения скрытых состояний алгоритм Витерби использует всю последовательность или, по крайней мере, некоторую ее часть. Поэтому HMM не подходят для прогнозирования в режиме реального времени.

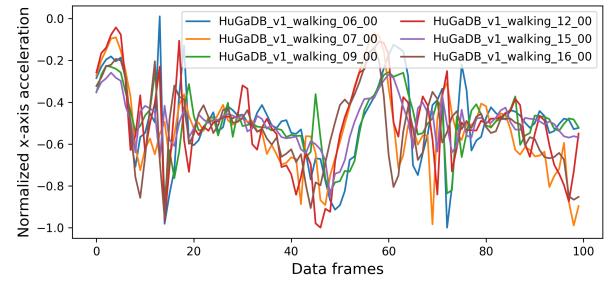
**Быстрота и энергоэффективность.** Непрерывное распознавание с интенсивным использованием центрального процессора может быстро истощить батарею мобильной системы. Следовательно, требуется, чтобы система была достаточно энергоэффективной для мобильных технологий. Несколько подходов были разработаны для решения данной проблемы. Некоторые подходы предусматривают снижение количества необходимых датчиков адаптивным выбором [40] или на основе видов деятельности [13]. Другие подходы направлены на снижение вычислительных затрат путем отбора признаков для предсказания [1], репрезентативного обучения [30] или же использования недорогих в вычислительном отношении моделей прогнозирования, таких как случайные леса или деревья решений [33].

**Плавное распознавание.** Данное требование должно гарантировать, что метод распознавания обеспечивает непрерывное распознавание деятельности и осуществляет быстрый переход между видами деятельности. Лестер и коллеги [25] указали, что методы однокадрового предсказания, такие как деревья решений или метод опорных векторов, склонны давать разрозненные прогнозы. Однако данные человеческой деятельности являются временными данными и последующие данные имеют высокую корреляцию с текущими. Этот огромный объем информации может быть использован последовательными моделями, такими как HMM и RNN, или путем включения метода скользящего окна в однокадровые методы. Фактически, Манини и его соавторы [27] указали, что последовательный классификатор на основе HMM работает систематически лучше, чем его простой аналог однокадровой модели гауссовой смеси (Gaussian mixture model, GMM) (99,1% против 92,2% точности). Предлагаемый последовательный классификатор также выигрывал у других протестированных однокадровых моделей (лучший однокадровый классификатор — в данном исследовании это метод ближайшего соседа, который достиг точности 98,5%).

**Обобщение.** Люди ходят по-разному, и циклы походки у людей различаются. Рисунок 5 показывает различие походок для одного и того же человека (A) и для разных людей (B). Следовательно, важно, чтобы системы машинного обучения были устойчивы к этой естественной дисперсии. Эффективность модели должна всесторонне оцениваться на новых пользователях, данные которых не были использованы во время обучения. К сожалению, многие работы в области HAR для оценки своих результатов не придерживались данной идеи. В большинстве работ наборы данных для обучения и тестирования были различны, но содержали данные от одних и тех же пользователей. Таким образом, эти оценки не подходят для оценивания того, как их системы будут работать с новыми пользователями. Производительность системы управления GaIn оценивалась с использованием метода контролированной перекрестной проверки (supervised cross-validation) [21]. При таком подходе данные от одного участника отбирались для тестирования. При этом остальные данные от других участников использовались для обучения. Таким образом, этот подход дает надежную оценку того, насколько хорошо система GaIn будет работать для нового пользователя, данные которого ранее не использовались системой. Система GaIn была оптимизирована таким образом, чтобы наилучшим образом работать с данными нового пользователя. Следует отметить, что, когда данные HuGaDB были записаны несколько лет назад, допускалась некоторая вариация и в расположении датчиков на человеческом теле. Расположение и ориентация датчиков специально не были точно отрегулированы. Это обеспечило некоторую разницу в данных, которая, скорее всего, сделает систему GaIn более устойчивой к реальному положению датчиков на практике и обеспечит лучшее обобщение для алгоритмов машинного обучения. Это также даст пользователям большие свободы при установке датчиков.



(A) Один пользователь



(Б) Различные пользователи

Рис. 5: Различия походки при ходьбе. А) Циклы походки производятся одним и тем же пользователем несколько раз. Б) Циклы походки различных пользователей. Легенда указывает на источник данных. Данные масштабированы в диапазон  $[-1; +1]$ . Данные взяты из набора данных HuGaDB [5].

В конце раздела приводятся общие результаты GaIn. Общие результаты по предсказанию походки можно увидеть в видео по ссылке <https://youtu.be/aTeYPGxncnA>. Два скриншота из видео представлены на рисунке 6. Было создано множество видеофайлов с результатами на основании разных данных и различных участников. На данных видео не было отмечено существенных различий. Причина, по которой этот конкретный пример был выбран, заключается в том, что эти данные содержат различные виды деятельности в течение относительно короткого времени.

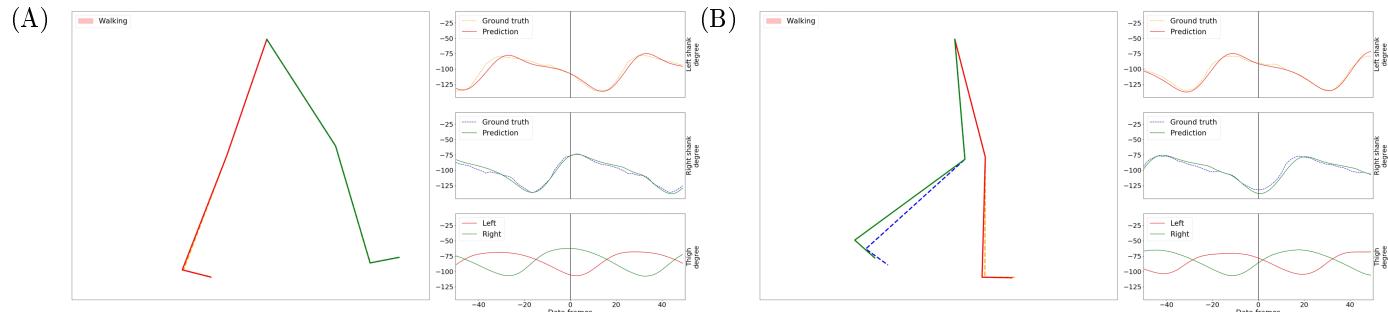


Рис. 6: Снимок экрана: GaIn во время походки. Полное видео можно увидеть по ссылке: <https://youtu.be/aTeYPGxncnA>

На рисунке 7 показано предсказание для непрерывной серии нескольких видов деятельности, таких как стояние, переход в сидячее состояние, переход из сидячего состояния в стоячее, и несколько видов деятельности, связанных с передвижением. Рисунок состоит из двух частей: первая часть (от 4,2 секунды до 20 секунды) показывает предсказание высокоровневым контроллером видов деятельности, связанных с сидением. Вторая часть (от 21 секунды) показывает предсказание положения голени среднеровневым контроллером для видов деятельности, связанных с передвижением. Истинная деятельность показана внизу, а прогнозируемая - вверху, соответствующим цветом фона. В данном случае режимы деятельности были верно распознаны, однако с задержкой распознавания в 1 секунду. Предсказание текущей деятельности базируется на стандартном отклонении в сигналах сенсорах EMG

(сплошные темные и светло-зеленые линии).

Вторая часть показывает предсказанную траекторию голени. Истинное движение голени обозначено черной пунктирной линией, предсказанная - черной сплошной линией. Предсказание движения голени основано на углах бедра (не показаны). Данные датчика EMG при предсказании положения голени игнорируются. Также цветом фона указана текущая деятельность. GaIn не учитывает эту информацию при предсказании положения голени.

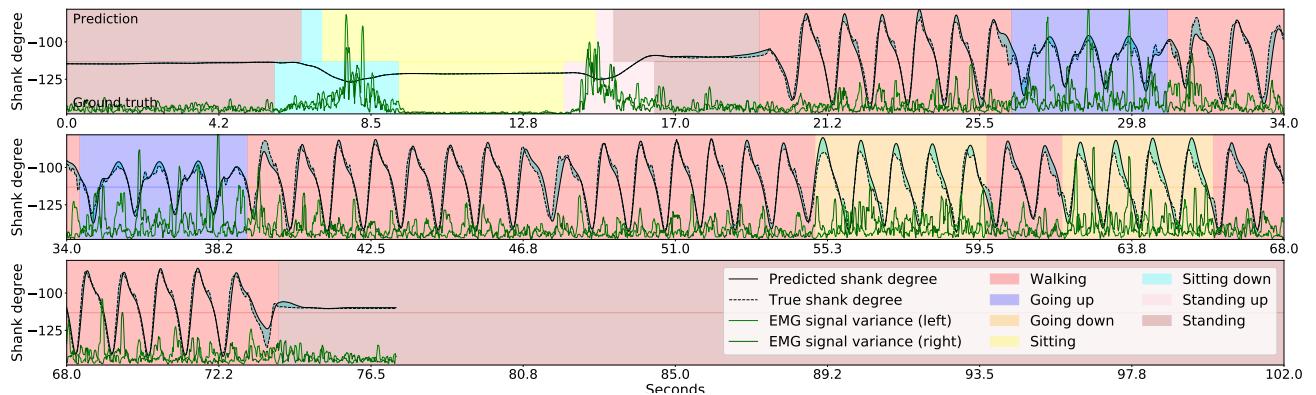


Рис. 7: Предсказание положения голени и распознавание деятельности с помощью GaIn.

## Глава 4: Набор данных для предсказания походки

В четвертой главе описывается набор данных, который был собран для данного диссертационного исследования. К сожалению, существующие наборы данных HGA и HAR не подходили для целей данной диссертации, так как они не содержали подробную информацию о движениях частей ног. Поэтому для обучения и тестирования моделей машинного обучения GaIn был собран HuGaDB (Human Gait DataBase).

HuGaDB - это набор данных о походке человека для анализа и предсказания видов деятельности, состоящий из непрерывных записей о комбинированных действиях, таких как ходьба, бег, подъем по лестнице вверх и вниз и т. д. Этот набор данных является уникальным в том смысле, что HuGaDB является первым набором данных, который подробно предоставляет данные о движении различных частей ног на основании информации с инерционных датчиков. Кроме того, этот набор данных содержит сегментированные аннотации для изучения перехода между различными видами деятельности.

Основная цель этого набора данных - предоставить подробные данные о походке для изучения того, как части ног движутся индивидуально и по отношению друг к другу во время таких видов деятельности, как ходьба, бег, вставание и т. д. Краткое описание набора данных можно найти в таблице 2. Этот набор данных содержит непрерывные записи комбинаций видов деятельности. Данные были сегментированы и снабжены метками о текущей деятельности. Таким образом, этот набор данных также подходит для анализа походки человека и деятельности между переходами видов деятельности.

При сборе данных использовались инерционные датчики MPU9250 и датчики EMG, созданные в Лаборатории прикладных кибернетических систем в лаборатории BiTronics ([www.btronics.com](http://www.btronics.com)).

Таблица 2: Характеристики HuGaDB

ID	Деятельность	Секунд (минут)	Процент	Кадров	Описание
1	Ходьба	11544 (192)	32.15	679073	Ходьба и повороты на разных скоростях на плоской поверхности
2	Бег	1218 (20)	3.39	71653	Бег с различными темпами
3	Подъем по лестнице	2237 (37)	6.23	131604	Подъем по лестнице на различных скоростях
4	Спуск по лестнице	1982 (33)	5.52	116637	Спуск по лестнице на различных скоростях
5	Сидение	4111 (68)	11.45	241849	Сидение на стуле
6	Переход из стоячего состояния в сидячее	409 (6)	1.14	24112	Опускание на стул
7	Переход из сидячего состояния в стоячее	380 (6)	1.06	22373	Вставание со стула
8	Стояние	5587 (93)	15.56	328655	Статическое положение на твердой поверхности
9	Езда на велосипеде	2661 (44)	7.41	156560	Обычная езда на велосипеде
10	Езда в лифте вверх	1515 (25)	4.22	89144	Стояние в лифте при движении вверх
11	Езда в лифте вниз	1185 (19)	3.30	69729	Стояние в лифте при движении вниз
12	Поездка в машине	3069 (51)	8.55	180573	Сидение во время путешествия на автомобиле в качестве пассажира
Всего		35903 (598)	100.00	2111962	

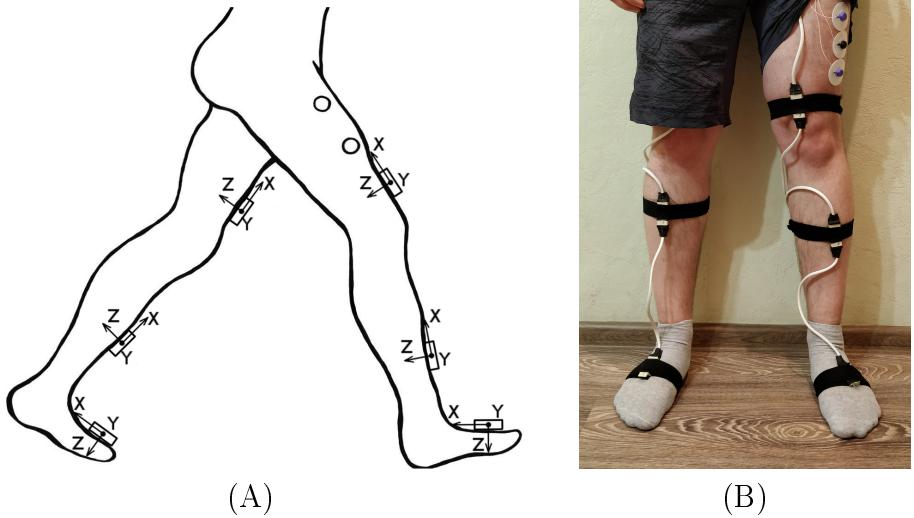


Рис. 8: Схема расположения датчиков. (А) Датчик ЭМГ показан в виде кружков, а прямоугольники представляют инерционные датчики. (В) Датчики установление на участнике. Черная сумка на талии содержит драйвер Arduio.

[bitronicslab.com](http://bitronicslab.com)), Московского физико-технического института.

В общей сложности три пары инерционных датчиков (датчик состоит из трехосного акселерометра и трехосного гироскопа) и одна пара датчиков EMG были установлены симмет-

рично на правой и левой ногах с помощью эластичных лент. Пара инерционных датчиков была установлена на прямой мышце бедра в 5 сантиметрах выше колена, пара датчиков на уровне середины голени, и пара на ступнях на плюсневых костях. Два датчика EMG были размещены на мышцах *vastus lateralis* и соединены с кожей тремя электродами. Расположение датчиков показано на рисунке 8. Всего было собрано 38 сигналов, 36 от инерционных датчиков и 2 от датчиков EMG.

## Глава 5: Высокоуровневый контроллер GaIn

В пятом разделе обсуждается высокоуровневый контроллер GaIn. Контроллер основан на модели RapidHARe, разработанной в рамках диссертации [7].

RapidHARe - это динамическая байесовская сеть, структура которой показана на рисунке 9. Вероятность состояния (или деятельности)  $s(t)$  в данный момент времени  $t$  относительно заданного наблюдаемого контекстного окна данных  $v(t), v(t-1), \dots, v(t-K)$  длины  $K$  формулируется как

$$P(s(t) | v(t), v(t-1), \dots, v(t-K)) = \frac{\prod_{k=0}^K P(v(t-k) | s(t))P(s(t))}{\sum_{n=1}^N \prod_{k=0}^K P(v(t-k) | s(t) = n)P(s(t) = n)}. \quad (1)$$

В начале, когда  $t < K$ , контекстное окно настраивается. RapidHARe не использует вероятность распределения классов  $P(s(t))$ . Дело в том, что во многих наборах данных распределение классов не является естественным. То есть распределение классов в наборе данных может не отражать реальное распределение классов в естественной среде, и может возникнуть перекос в распознавании. Таким образом, предсказание полностью основывается на наблюдаемых данных, и вероятности состояния  $P(s(t))$  могут быть опущены в уравнении 1.

Тогда состояние в момент времени  $t$  может быть предсказано следующим образом:

$$\hat{s}(t) = \operatorname{argmax}_{s(t)} \{P(s(t) | v(t), v(t-1), \dots, v(t-K))\}. \quad (2)$$

Поскольку максимум уравнения 2 инвариантен к нормализации, коэффициент нормализации может быть опущен из уравнения 1. Это дает нам очень простую модель для предсказания состояния:

$$\hat{s}(t) = \operatorname{argmax}_{s(t)} \left\{ \prod_{k=0}^K P(v(t-k) | s(t)) \right\}. \quad (3)$$

Модель использует метод скользящего окна для распознавания деятельности в реальном времени; таким образом, модель остается быстрой для больших  $K$ .

Распределение  $P(V | S)$  по данному состоянию моделируется с помощью GMM. Параметры GMM обучаются с использованием EM-алгоритма.

После описание модели RapidHARe даются детали реализации высокоуровневого контроллера GaIn. Высокоуровневый контроллер GaIn использует три модели RapidHARe для распознавания намерений встать и сесть.

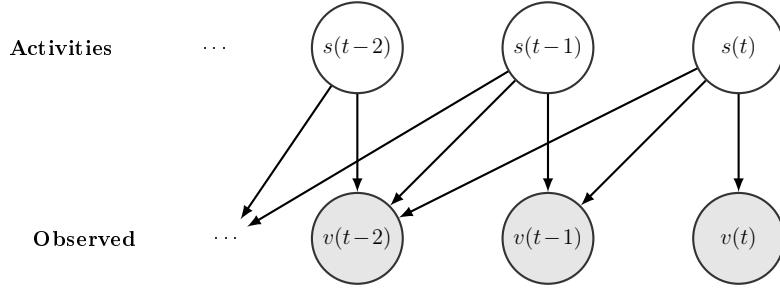


Рис. 9: Иллюстрация развернутой динамической байесовской сети RapidHARe для последовательности данных.

**Модуль сидения-стояния.** Первый модуль RapidHARe, обозначенный как  $\mathcal{C}_{ss}$ , предназначен для распознавания, положения (1) стоя, (2) положения сидя или выполнения (3) другие видов деятельности, связанные с ходьбой. Этот модуль использует одно распределение Гаусса для каждой активности. Распределение строится на основе четырех входных данных, а именно: необработанных данных акселерометра по осям x и z с левой и правой бедер. Длина контекстного окна  $K$  составила 20.

**Модуль распознавания намерения сесть.** Второй модуль, обозначенный как  $\mathcal{C}_{sd}$ , предназначен для распознавания намерения сесть по данным датчика EMG и разницы между данными акселерометров. Человек может сесть после стояния или же ходьбы. Намерение сесть было смоделировано с пяти распределений Гаусса, в то время как режимы стояния и ходьбы были смоделированы двумя распределениями Гаусса. Предсказание данного модуля основано на стандартном отклонении пяти производных от сигналов EMG ( $\gamma_5(t)$ ) и разности положения бедер. Разница в положении бедер используется для отличия намерения сесть от начала ходьбы. Длина контекстного окна  $K$  составила 20.

**Модуль распознавания намерения встать.** Наконец, третий модуль, обозначенный как  $\mathcal{C}_{su}$ , предназначен для распознавания намерения пользователя встать из сидячего положения на основе данных датчика EMG. Намерение было смоделировано 10 распределениями Гаусса, в то время как сидение было смоделировано одним распределением. На вход этого модуля подается стандартное отклонение пяти производных от сигналов EMG ( $\gamma_5(t)$ ). Длина контекстного окна  $K$  составила 20.

Распознавание намерений оценивалось с помощью метрик  $Precision = \frac{TP}{TP+FP}$  и  $Recall = \frac{TP}{TP+FN}$ , где  $TP$ ,  $FP$  и  $FN$  обозначают количество истинно положительных, ложноположительных и ложноотрицательных предсказаний соответственно. Также была рассчитана  $F_1$ -мера.

Главная цель высокоуровневого контроллера GaIn — распознать намерение пользователя сесть или встать. Тем не менее, распознавание намерения может быть не таким быстрым, как у здоровых пользователей. Однако в данной работе считается, что если система прогнозирует намерение с некоторым запаздыванием, то это считается  $TP$  результатом. Кроме того, все метрики контроллера высокого уровня были рассчитаны на основе подсчета

намерений/деятельности человека, а не на основании подсчетов результатов для каждого кадра данных. Таким образом,  $TP$  подсчитывается, когда система верно распознала намерение/деятельность пользователя.  $FP$  считается, когда система предсказала намерение, в то время как реальное намерение/деятельность пользователя было другим. И, наконец,  $FN$  считается, когда GaIn не распознал намерение/деятельность.

Таблица 3: Mean classification results

Метрика	Намерение сесть	Намерение встать	Стояние	Сидение
Recall	0.99	0.68	0.99	0.99
Precision	0.99	0.99	0.99	0.99
$F_1$	0.99	0.77	0.99	0.99

Результаты, представленные в таблице 3, показывают, что распознавание сидячего и стоячего положений достигается с высокой точностью. Тем не менее, как видно из таблицы, намерение встать имеет более высокую степень точности, чем намерение сесть. Система GaIn достигла 99% recall и 99% precision для распознавания намерения встать, но при этом она достигла только 68% recall и 99% precision для распознавания намерения сесть. Причина заключается в том, что в сидячем положении мышечная активность обоих бедер очень низка, поэтому легко распознать намерение вставать из-за внезапного увеличения мышечной активности. Тем не менее, в положении стоя мышцы не расслаблены, и в них присутствует некий электрический сигнал. Из-за этого становится сложнее отличить простую балансировку при стоянии или ходьбу от намерения сесть. Тем не менее, неправильное предсказание намерения может привести к различным последствиям. Когда система GaIn неправильно распознала намерение встать во время сидячего положения, она просто начнет разгибать роботизированные протезные ноги, не причиняя вреда пациенту. Тем не менее, когда предсказывается намерение сесть, в то время как пользователь просто стоит или идет, пациент может упасть и получить серьезную травму. Таким образом, для системы GaIn куда важнее достигнуть более низкой частоты ложных срабатываний (высокий precision), чем частоты предсказывания намерений (высокий recall) для намерения встать. Поэтому порог принятия решения был откалиброван так, чтобы модуль распознавания намерений достиг precision, равный 99%, за счет уменьшения recall до 68%.

Во второй части раздела описывается применение модели RapidHARe в общих задачах HAR. В целом RapidHARe - это простая и вычислительно дешевая модель. Модель RapidHARe была протестирована в задаче распознавания человеческой деятельности на основе набора данных HuGaDB [5]. В сравнительных тестах модель RapidHARe показала себя чрезвычайно быстрой, в полтора раза быстрее, чем искусственные нейронные сети, и более чем в восемь раз быстрее, чем рекуррентные нейронные сети и скрытые Марковские модели. Более того, RapidHARe достиг 94,27%  $F_1$  меры и 98,94% точности (accuracy), что по сравнению с ANN, RNN, HMM снижает частоту появления ошибок  $F_1$  меры на 45%, 65% и 63% и процент ошибок точности на 41%, 55% и 62% соответственно. Поэтому RapidHARe подходит для распознавания в реальном времени на мобильных устройствах [7].

## Глава 6: Среднеуровневый контроллер GaIn

В шестой части обсуждается среднеуровневый контроллер GaIn. Среднеуровневый контроллер GaIn был создан для генерации человеческой походки или предсказания положений голеней. Следует отметить, что GaIn имеет только один среднеуровневый контроллер для всех деятельности и фаз походки.

Для предсказания положения голеней используются рекуррентные нейронные сети (RNNs) с единицами долговременной памяти (LSTM). RNN являются универсальными математическими инструментами для моделирования отношений в последовательных данных. RNN состоит из одного скрытого слоя с 50 единицами LSTM. RNN обучалось с целью минимизировать среднюю квадратичную ошибку между предсказанным и истинным углом голени. Для обучения входные последовательные данные были разбиты на сегменты данных длиной 15 кадров. RNN использует 4-компонентный входной вектор, в котором каждый компонент соответствует углу и угловой скорости левого и правого бедра соответственно.

Необработанные данные, полученные с гироскопов и акселерометров, были отфильтрованы методом скользящих средних. Это было сделано для устранения ошибки дрейфа нулевого сигнала датчиков [14]. Предсказание положения голени основано на данных об угле бедра и угловой скорости в сагиттальной плоскости. Начальные углы для бедра и голени рассчитываются на основе данных акселерометра [29]. Таким образом, начальный угол левого бедра ( $\theta_{start}^L$ ) можно рассчитать по формуле

$$\theta_{start}^L = \arctan \left( \frac{a_{(l,t,y)}}{\sqrt{a_{(l,t,x)}^2 + a_{(l,t,z)}^2}} \right), \quad (4)$$

где  $a_{(l,t,y)}$ ,  $a_{(l,t,x)}$ , и  $a_{(l,t,z)}$  обозначают значения осей акселерометра расположенного на левом бедре. Точно так же начальный угол голени ( $\phi$ ) рассчитывается через

$$\phi_{start}^L = \arctan \left( \frac{a_{(l,s,y)}}{\sqrt{a_{(l,s,x)}^2 + a_{(l,s,z)}^2}} \right), \quad (5)$$

где  $a_{(l,s,x)}$ ,  $a_{(l,s,y)}$ , и  $a_{(l,s,z)}$  обозначают значения осей акселерометра, расположенного на левой голени. Угловые скорости взяты из данных гироскопа. Пусть  $\omega_{(l,t,y)}(t)$  и  $\omega_{(l,s,y)}(t)$  - угловые скорости левого бедра и голени в момент времени  $t$  соответственно. Углы левого бедра  $\theta^L(t)$  и голени  $\phi^L(t)$  в момент времени  $t$  можно рассчитать следующим образом [29]:

$$\theta^L(t) = \theta_{start}^L + \int_0^t \omega_{(l,t,y)}(t) dt, \quad (6)$$

$$\phi^L(t) = \phi_{start}^L + \int_0^t \omega_{(l,s,y)}(t) dt. \quad (7)$$

Углы  $\theta^R(t)$ ,  $\phi^R(t)$  рассчитываются аналогично, но с информацией, полученной с правой ноги.  $a_{(l,s,y)}$ ,  $a_{(l,s,x)}$ ,  $a_{(l,s,z)}$ ,  $\omega_{(l,t,y)}$ ,  $\omega_{(l,s,y)}$  в уравнениях 4-7 заменяются на  $a_{(r,s,y)}$ ,  $a_{(r,s,x)}$ ,  $a_{(r,s,z)}$ ,

$\omega_{(r,t,y)}$ ,  $\omega_{(r,s,y)}$ .

Таким образом, модуль предсказания походки может быть сформулирован как

$$y(t) = R(v(t)), \quad (8)$$

где  $v(t) = [\theta^L(t), \theta^R(t), \omega_{(l,t,y)}(t), \omega_{(r,t,y)}(t)]$  и  $y_t = [\phi^L(t), \phi^R(t)]$  содержит предсказание угла для правой и левой голени в момент времени  $t$ , а  $R$  обозначает рекуррентную нейронную сеть. Следует иметь ввиду, что индекс “ $t$ ” в переменных обозначающих ускорение и угловую скорость (например  $\omega_{(r,t,y)}$  или  $a_{(l,t,x)}$ ) обозначает положение датчика на бедре (thigh).

Результаты для предсказания походки для различных видов деятельности, связанных с ходьбой, таких как ходьба, бег, подъем и спуск по лестнице, показаны на рисунке 10. Пунктирная линия обозначают реальный угол голени, в то время как предсказанное значение голени представлено целой черной линией. Разница между истинным и предсказанным значением обозначена заштрихованной областью. Как видно из графика, большинство ошибок возникают на пиках и впадинах, которые примерно соответствуют точке перехода между фазами опоры и переноса. Цвет фона указывает на выполняемую деятельность. Следует обратить внимание, что метки видов деятельности не были включены в процедуру обучения и используются только в целях иллюстрации. Ошибки предсказания для различных видов деятельности представлены в таблице 4.

Ошибка была рассчитана для каждой активности каждого пользователя. Среднее значение ошибок предсказания углов голени для разных видов деятельности составляет 4,55 градуса. На рисунке 11 показаны реальные (красный) и предсказанные (синий) значения углов голеней относительно углов бедер. Этот график показывает, что предсказанные углы голени, в целом, соответствуют истинным углам голени. Однако в некоторых случаях предсказанные углы голени не охватывают диапазон истинных углов. Например, на графике С прогнозируемые углы голеней не достигают крайних значений истинных углов. Это ошибка, которая возникает на пиках и впадинах на рисунке 10.

Таблица 4: Ошибка предсказания положений голеней системой GaIn.

	Ходьба	Бег	Подъем по лестнице	Спуск по лестнице	Стояние	Среднее значение
Среднее значение	4,988	5,648	5,820	5,148	1,174	4,555
STD	0,910	2,212	1,299	1,158	0,457	1,207

Ошибка измерялась в абсолютной разнице между истинными и предсказанными углами голеней.

В данном разделе также уделяется внимание дисперсии в разных фазах походки. Люди ходят по-разному. Это приводит к дисперсии в походках [8]. Кроме того, походка варьируется в зависимости от цикла для одного и того же человека. Рисунок 3 показывает эту естественную дисперсию. Эта разница препятствует достижению 100% точности предсказания походки на основе данных о походке других людей. Также было замечено, что дисперсия в фазе переноса больше, чем в фазе опоры [38]. При этом фаза опоры более важна для стабильной ходьбы, в то время как ноги могут двигаться более свободно в фазе переноса [38]. Этот факт также наблюдается в данных, используемых в этой работе. На рисунке 12 на

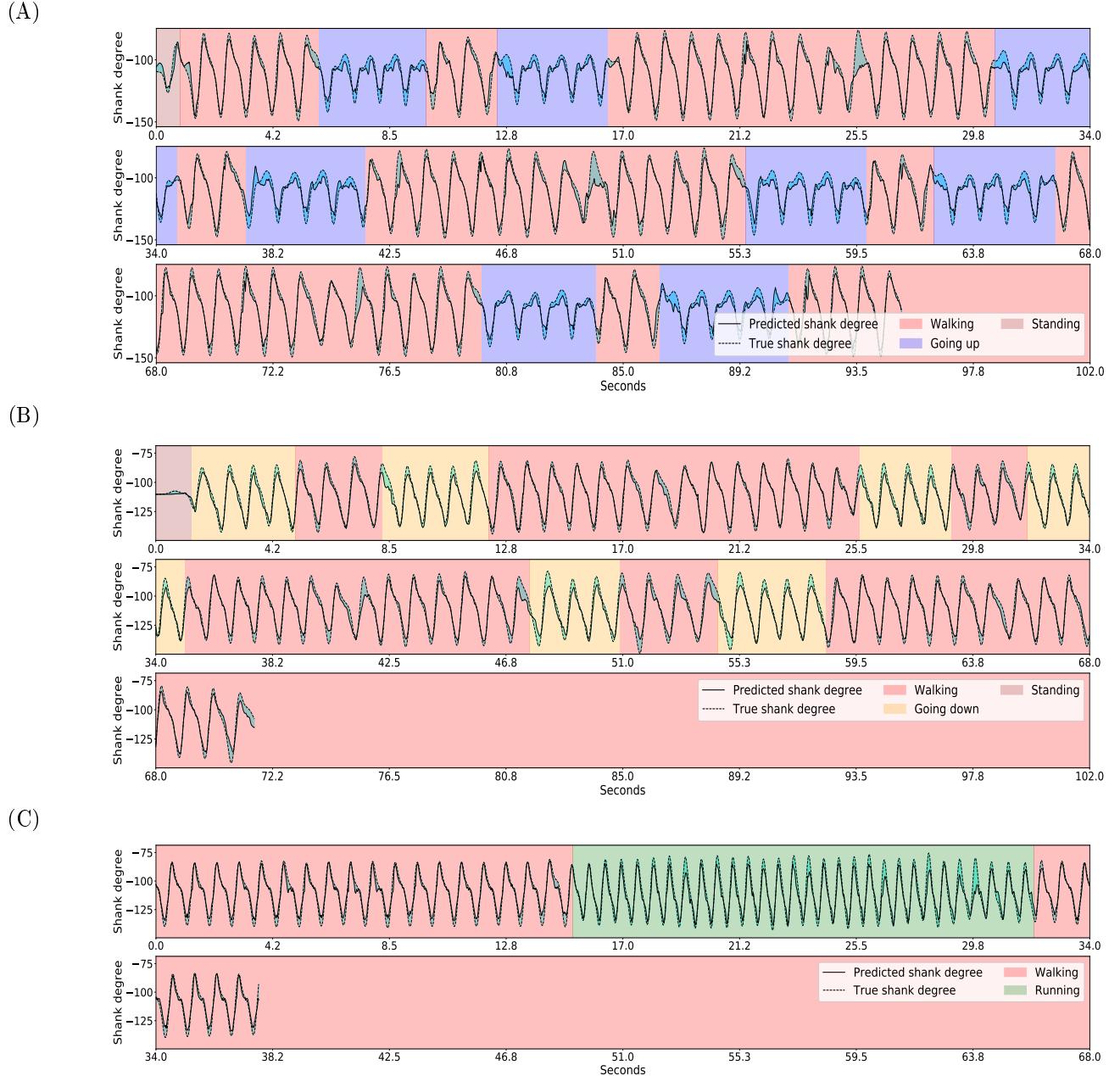


Рис. 10: Предсказанные системой GaIn положения правой голени. Деятельность обозначается цветом фона. Предсказание производится на основе углов бедра (на рисунке не показаны). Сплошная черная линия показывает предсказанное значение, пунктирная линия показывает истинные углы голени. Заштрихованная область между линиями указывает на ошибку прогнозирования.

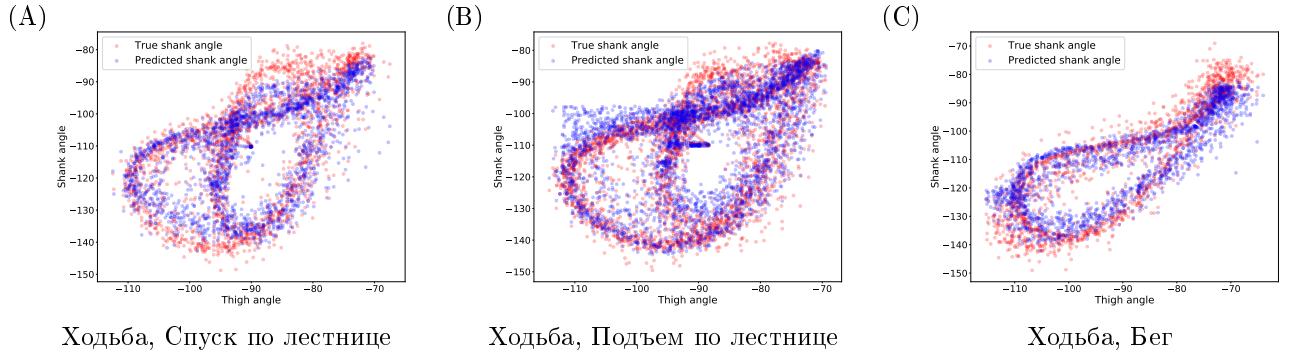


Рис. 11: Предсказанные и истинные углы голени относительно положения бедра в течение нескольких циклов походки в различных видах деятельности. Используемые входные данные были такими же, как на рисунке 3.

панели А показаны углы голени в фазе опоры (синие линии), а также их стандартное отклонение (красная линия). На панели В показана та же информация для фазы переноса. На графике видно, что стандартное отклонение выше в фазе переноса. Следовательно, для фазы переноса ожидается более высокая ошибка предсказания, чем для фазы опоры. Фактически, средняя ошибка предсказания составляет 4,783 (STD: 1,171) в фазе опоры и 6,182 (STD: 1,680) в фазе переноса. Таблица 5 показывает подробные ошибки предсказания для различных видов деятельности.

Таблица 5: Ошибка предсказания положений голеней системой GaIn в различных фазах.

	Ходьба	Бег	Подъем по лестнице	Спуск по лестнице	Среднее значение
<i>Фаза переноса</i>					
Среднее значение	5.826	6.420	6.738	5.744	6.182
STD	1.0817	2.750	1.437	1.452	1.680
<i>Фаза опоры</i>					
Среднее значение	4.268	4.967	5.140	4.758	4.783
STD	0.800	1.700	1.215	0.969	1.171

Ошибка измеряется в градусах.

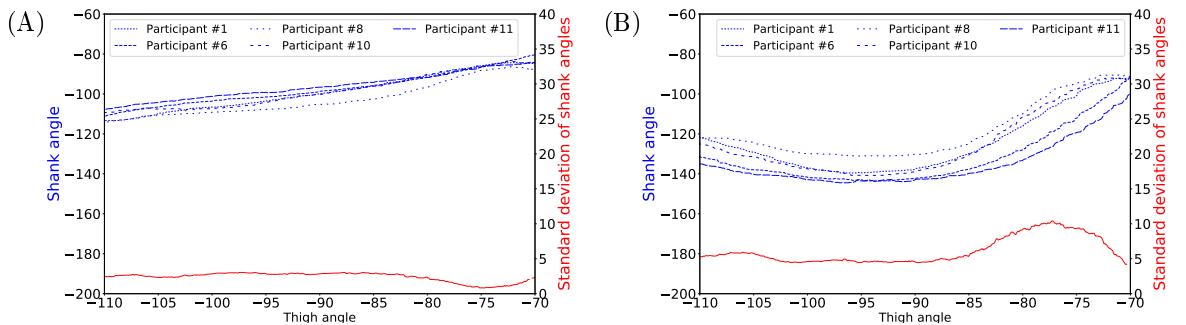


Рис. 12: Углы голени в фазе опоры (А) и в фазе переноса (Б).

Ошибки предсказания походки были рассмотрены в диапазоне  $\pm 15$  кадров данных (эквивалентно половине секунды) вокруг границы изменения деятельности. Было обнаружено,

что ошибка предсказания составляет  $5,44^\circ$ , что ненамного больше, чем общая ошибка. Подробные результаты для различных переходов показаны в таблице 6.

Таблица 6: Средняя ошибка предсказания углов голени при переходах между деятельностями.

Переход между деятельностями	Среднее значение	Стандартное отклонение
Ходьба → Бег	5.79	2.297
Ходьба → Подъем по лестнице	5.34	1.417
Ходьба → Спуск по лестнице	5.68	0.959
Ходьба → Стояние	4.50	0.742
Бег → Ходьба	5.31	2.352
Подъем по лестнице → Ходьба	5.15	1.661
Подъем по лестнице → Стояние	7.24	0.837
Спуск по лестнице → Подъем по лестнице	6.21	0.479
Спуск по лестнице → Ходьба	6.22	1.734
Стояние → Подъем по лестнице	5.75	1.331
Стояние → Ходьба	4.20	3.065
Стояние → Спуск по лестнице	6.11	2.242
Среднее значение	5.44	1.471

Ошибка была измерена в интервале выборки  $\pm 15$  (около полсекунды) на границе перехода деятельностей.

## Глава 7: Заключение

В последней подводятся итоги исследования. В этой части обобщаются основные результаты данной диссертации. Кроме того, рассматриваются вопросы, оставшиеся открытыми и требующие дальнейших исследований. Возможные направления будущих работ, развивающих результаты диссертации, также приводятся в этой части.

## Приложение А

В приложении приводятся дополнительные изображения восстановления движения голеней системой GaIn для различных деятельностей и пользователей.

## Список литературы

- [1] Davide Anguita, Alessandro Ghio, Luca Oneto, Xavier Parra, and Jorge L Reyes-Ortiz. Human activity recognition on smartphones using a multiclass hardware-friendly support vector machine. In *International Workshop on Ambient Assisted Living*, pages 216–223. Springer, 2012.
- [2] Abeer A Badawi, Ahmad Al-Kabbany, and Heba Shaban. Daily activity recognition using wearable sensors via machine learning and feature selection. In *2018 13th International Conference on Computer Engineering and Systems (ICCES)*, pages 75–79. IEEE, 2018.

- [3] Abeer A Badawi, Ahmad Al-Kabbany, and Heba Shaban. Multimodal human activity recognition from wearable inertial sensors using machine learning. In *2018 IEEE-EMBS Conference on Biomedical Engineering and Sciences (IECBES)*, pages 402–407. IEEE, 2018.
- [4] David Bell and Axel Heitmueller. The disability discrimination act in the uk: Helping or hindering employment among the disabled? *Journal of health economics*, 28(2):465–480, 2009.
- [5] Roman Chereshnev and Attila Kertész-Farkas. Hugadb: Human gait database for activity recognition from wearable inertial sensor networks. In *International Conference on Analysis of Images, Social Networks and Texts*, pages 131–141. Springer, 2017.
- [6] Roman Chereshnev and Attila Kertész-Farkas. Gain: Human gait inference for lower limbic prostheses for patients suffering from double trans-femoral amputation. *Sensors*, 18(12):4146, 2018.
- [7] Roman Chereshnev and Attila Kertész-Farkas. Rapidhare: A computationally inexpensive method for real-time human activity recognition from wearable sensors. *Journal of Ambient Intelligence and Smart Environments*, 10(5):377–391, 2018.
- [8] Prudhvi Tej Chinmilli, Sangram Redkar, Wenlong Zhang, and Tom Sugar. A review on wearable inertial tracking based human gait analysis and control strategies of lower-limb exoskeletons. *Int Rob Auto J*, 3(7):00080, 2017.
- [9] Buddhika de Silva, Anirudh Natarajan, Mehul Motani, and Kee-Chaing Chua. A real-time exercise feedback utility with body sensor networks. In *Medical Devices and Biosensors, 2008. ISSS-MDBS 2008. 5th International Summer School and Symposium on*, pages 49–52. IEEE, 2008.
- [10] Maurizio Falso, Silvia Zani, Eleonora Cattaneo, Marco Zucchini, and Franco Zucchini. Triamf protocol as an innovative tool in the comprehensive treatment and outcome evaluation of lower limb amputees before and after prosthesis use. *Journal of Novel Physiotherapy and Rehabilitation*, 3:1–24, 2019.
- [11] Woodie C Flowers and Robert W Mann. An electrohydraulic knee-torque controller for a prosthesis simulator. *Journal of biomechanical engineering*, 99(1):3–8, 1977.
- [12] Marcus Georgi, Christoph Amma, and Tanja Schultz. Recognizing hand and finger gestures with IMU based motion and EMG based muscle activity sensing. In *Proceedings of the International Conference on Bio-inspired Systems and Signal Processing*, pages 99–108, 2015.
- [13] Dawud Gordon, Jurgen Czerny, Takashi Miyaki, and Michael Beigl. Energy-efficient activity recognition using prediction. In *Wearable Computers (ISWC), 2012 16th International Symposium on*, pages 29–36. IEEE, 2012.

- [14] Farid Gulmammadov. Analysis, modeling and compensation of bias drift in mems inertial sensors. In *Recent Advances in Space Technologies, 2009. RAST'09. 4th International Conference on*, pages 591–596. IEEE, 2009.
- [15] Kazunori Hase and R.B. Stein. Turning strategies during human walking. *Journal of Neurophysiology*, 81(6):2914–2922, 1999.
- [16] Jeffrey M Hausdorff, CK Peng, ZVI Ladin, Jeanne Y Wei, and Ary L Goldberger. Is walking a random walk? evidence for long-range correlations in stride interval of human gait. *Journal of Applied Physiology*, 78(1):349–358, 1995.
- [17] Aart Hendricks. Un convention on the rights of persons with disabilities. *Eur. J. Health L.*, 14:273, 2007.
- [18] Shuji Kajita, Fumio Kanehiro, Kenji Kaneko, Kiyoshi Fujiwara, Kensuke Harada, Kazuhito Yokoi, and Hirohisa Hirukawa. Biped walking pattern generation by using preview control of zero-moment point. In *ICRA*, volume 3, pages 1620–1626, 2003.
- [19] Hiroaki Kawamoto, Stefan Taal, Hafid Niniss, Tomohiro Hayashi, Kiyotaka Kamibayashi, Kiyoshi Eguchi, and Yoshiyuki Sankai. Voluntary motion support control of robot suit hal triggered by bioelectrical signal for hemiplegia. In *Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2010 Annual International Conference of the IEEE*, pages 462–466. IEEE, 2010.
- [20] A Keçeci, A Yıldırak, K Özyczici, G AyluÇtarhan, O Ağbulut, and i Zincir. Gait recognition via machine learning. In *International Conference on Cyber Security and Computer Science (ICONCS'18)*, 2018.
- [21] Attila Kertész-Farkas, Somdutta Dhir, Paolo Sonego, Mircea Pacurar, Sergiu Netoteia, Harm Nijveen, Arnold Kuzniar, Jack AM Leunissen, András Kocsor, and Sándor Pongor. Benchmarking protein classification algorithms via supervised cross-validation. *Journal of biochemical and biophysical methods*, 70(6):1215–1223, 2008.
- [22] Taisuke Kobayashi, Kosuke Sekiyama, Yasuhisa Hasegawa, Tadayoshi Aoyama, and Toshio Fukuda. Unified bipedal gait for autonomous transition between walking and running in pursuit of energy minimization. *Robotics and Autonomous Systems*, 103:27–41, 2018.
- [23] Óscar D Lara and Miguel A Labrador. A survey on human activity recognition using wearable sensors. *Communications Surveys & Tutorials, IEEE*, 15(3):1192–1209, 2013.
- [24] Grégoire Lefebvre, Samuel Berlemont, Franck Mamalet, and Christophe Garcia. Inertial gesture recognition with blstm-rnn. In *Artificial Neural Networks*, pages 393–410. Springer, 2015.

- [25] Jonathan Lester, Tanzeem Choudhury, Nicky Kern, Gaetano Borriello, and Blake Hannaford. A hybrid discriminative/generative approach for modeling human activities. In *IJCAI*, volume 5, pages 766–772, 2005.
- [26] Jiayang Liu, Lin Zhong, Jehan Wickramasuriya, and Venu Vasudevan. uwave: Accelerometer-based personalized gesture recognition and its applications. *Pervasive and Mobile Computing*, 5(6):657–675, 2009.
- [27] Andrea Mannini and Angelo Maria Sabatini. Machine learning methods for classifying human physical activity from on-body accelerometers. *Sensors*, 10(2):1154–1175, 2010.
- [28] Kimitaka Nakazawa, Hiroki Obata, and Shun Sasagawa. Neural control of human gait and posture. *The Journal of Physical Fitness and Sports Medicine*, 1(2):263–269, 2012.
- [29] Mark Pedley. Tilt sensing using a three-axis accelerometer. *Freescale semiconductor application note*, 1:2012–2013, 2013.
- [30] Thomas Plötz, Nils Y Hammerla, and Patrick Olivier. Feature learning for activity recognition in ubiquitous computing. In *IJCAI Proceedings-International Joint Conference on Artificial Intelligence*, 2011.
- [31] Francisco Sepulveda and Alberto Cliquet Jr. An artificial neural system for closed loop control of locomotion produced via neuromuscular electrical stimulation. *Artificial organs*, 19(3):231–237, 1995.
- [32] Pekka Siirtola, Heli Koskimäki, and Juha Röning. Openhar: A matlab toolbox for easy access to publicly open human activity data sets. In *Proceedings of the 2018 ACM International Joint Conference and 2018 International Symposium on Pervasive and Ubiquitous Computing and Wearable Computers*, pages 1396–1403. ACM, 2018.
- [33] Jørgen Skotte, Mette Korshøj, Jesper Kristiansen, Christiana Hanisch, and Andreas Holtermann. Detection of physical activity types using triaxial accelerometers. *Journal of Physical Activity and Health*, 11(1):76–84, 2014.
- [34] Yingnan Sun, G Yang, and Benny Lo. An artificial neural network framework for lower limb motion signal estimation with foot-mounted inertial sensors. 2018.
- [35] Michael R Tucker, Jeremy Olivier, Anna Pagel, Hannes Bleuler, Mohamed Bouri, Olivier Lambercy, José del R Millán, Robert Riener, Heike Vallery, and Roger Gassert. Control strategies for active lower extremity prosthetics and orthotics: a review. *Journal of neuroengineering and rehabilitation*, 12(1):1, 2015.
- [36] Heike Vallery and Martin Buss. Complementary limb motion estimation based on interjoint coordination using principal components analysis. In *2006 IEEE Conference on Computer Aided Control System Design, 2006 IEEE International Conference on Control Applications, 2006 IEEE International Symposium on Intelligent Control*, pages 933–938. IEEE, 2006.

- [37] Yue Wen, Jennie Si, Andrea Brandt, Xiang Gao, and He Huang. Online reinforcement learning control for the personalization of a robotic knee prosthesis. *IEEE transactions on cybernetics*, 2019.
- [38] David A Winter. The biomechanics and motor control of human gait: normal, elderly and pathological. 2. *University of Waterloo, Waterloo*, 1991.
- [39] Aaron J Young, Ann M Simon, Nicholas P Fey, and Levi J Hargrove. Intent recognition in a powered lower limb prosthesis using time history information. *Annals of biomedical engineering*, 42(3):631–641, 2014.
- [40] Piero Zappi, Clemens Lombriser, Thomas Stiefmeier, Elisabetta Farella, Daniel Roggen, Luca Benini, and Gerhard Tröster. Activity recognition from on-body sensors: accuracy-power trade-off by dynamic sensor selection. In *Wireless sensor networks*, pages 17–33. Springer, 2008.
- [41] Mi Zhang and Alexander A Sawchuk. Human daily activity recognition with sparse representation using wearable sensors. *IEEE journal of Biomedical and Health Informatics*, 17(3):553–560, 2013.
- [42] Kathryn Ziegler-Graham, Ellen J MacKenzie, Patti L Ephraim, Thomas G Travison, and Ron Brookmeyer. Estimating the prevalence of limb loss in the united states: 2005 to 2050. *Archives of physical medicine and rehabilitation*, 89(3):422–429, 2008.