Минобрнауки России

Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования   
«Национальный исследовательский университет   
«Московский институт электронной техники»

Институт cистемной и программной инженерии и информационных технологий

(СПИНТех)

Артамонова Анастасия Юрьевна

Магистерская диссертация   
по направлению 09.04.04 «Программная инженерия»

Исследование и разработка методики и алгоритма составления тренировок для реабилитации после травм на основе математической модели движения человека

Студент Артамонова А.Ю.

Руководитель,   
Доцент, к.т.н. Федоров А.Р.

Москва 2024

ОГЛАВЛЕНИЕ

[ВВЕДЕНИЕ 3](#_Toc178676456)

[ГЛАВА 1. АНАЛИЗ МЕТОДОВ И СРЕДСТВ 5](#_Toc178676457)

[1.1. Анализ методов моделирования движений человека 5](#_Toc178676458)

[1.2. Анализ средств моделирования движений человека 13](#_Toc178676459)

[1.3. Обоснование метода решения 18](#_Toc178676460)

[Выводы по главе 1 19](#_Toc178676461)

[ГЛАВА 2. ФОРМАЛИЗОВАННОЕ ПРЕДСТАВЛЕНИЕ ПРОЦЕССА МОДЕЛИРОВАНИЯ ДВИЖЕНИЙ ЧЕЛОВЕКА 20](#_Toc178676462)

[2.1. Формализованное представление задачи математического моделирования движений 20](#_Toc178676463)

[2.2. Разработка методики моделирования движений человека 22](#_Toc178676464)

[2.3. Разработка алгоритма моделирования движений человека 22](#_Toc178676465)

[Выводы по главе 2 22](#_Toc178676466)

ВВЕДЕНИЕ

В современном обществе вопросы реабилитации после травм и восстановления двигательной активности становятся все более актуальными и значимыми. Увеличение числа случаев травм, особенно в области спорта и повседневной жизни, подчеркивает неотложность не только качественного и эффективного лечения, но и индивидуализированных программ реабилитации.

**Актуальность исследования.** Одним из ключевых моментов в данном контексте является создание методики и алгоритма, основанных на математической модели движения человека, для составления персонализированных тренировочных программ. В настоящее время существует явная потребность в разработке систем, способных учесть индивидуальные особенности пациентов и обеспечить оптимальный путь восстановления после полученных травм.

Научное исследование, направленное на создание математической модели движения человека и разработку алгоритма для составления тренировок, обосновывается стремлением к повышению эффективности реабилитации и улучшению результатов лечения. Предполагаемый результат – инновационный подход к реабилитации, учитывающий не только физиологические аспекты, но и индивидуальные особенности пациента.

Новизна данного исследования заключается в том, что оно стремится заполнить существующий пробел в знаниях, предлагая интегрированный и математически обоснованный метод составления тренировок для реабилитации. Проработанность направления подтверждается предшествующими исследованиями, которые рассматривают биомеханику, кинематику и динамику движений человека, но до сих пор остаются недостаточно ориентированными на создание персонализированных тренировок.

Результаты данного исследования обладают высокой значимостью для области медицины и спорта. Разработка инновационного подхода к реабилитации после травм не только улучшит качество жизни пациентов, но также окажет влияние на развитие методологии тренировок в области физической подготовки и спортивной медицины.

**Проблемная ситуация.** Существующие методики реабилитации часто не учитывают индивидуальные физиологические особенности пациентов, оставляя важные нюансы восстановления без должного внимания. Математически обоснованные методики могут предоставить инструменты для создания персонализированных программ, адаптированных к конкретным потребностям пациентов.

**Объектом исследования** является процесс реабилитации после травм с использованием математических уравнений для моделирования движений человека и разработке алгоритма для составления индивидуализированных тренировок.

**Предмет исследования** является математическое моделирование движений человека в контексте реабилитации после травм, с особым вниманием к разработке алгоритма для индивидуализированных тренировок. В рамках этого исследования рассматриваются методы оптимизации процесса восстановления, учет индивидуальных особенностей пациентов, а также разработка критериев эффективности программ реабилитации.

**Цель и задачи исследования.** Разработка и реализация математической модели движений человека в контексте реабилитации после травм для создания эффективного алгоритма индивидуализированных тренировок.В соответствии с целью и предметом исследования в диссертации необходиморешить следующие задачи:

* аналитический обзор существующих средств и методов моделирования движений человека;
* формализация задачи моделирования движений человека;
* разработка методики моделирования движений человека;
* программная реализация разработанной методики;
* оценка достоверности полученных результатов.

**Научная новизна исследования.** Успешно решена новая задача разработки математической модели движений человека с учетом специфики реабилитации, представляя важный вклад в область медицинского моделирования.

**Обоснованность и достоверность результатов.** Реальность использованных исходных данных при расчетах подтверждает их соответствие физиологическим и биомеханическим характеристикам пациентов, обеспечивая тем самым доверенность результатов.

**Практическая значимость результатов,** полученных в диссертационной работе, заключается в их применимости в медицинской сфере деятельности для оптимизации программ восстановления после травм.

ГЛАВА 1. АНАЛИЗ МЕТОДОВ И СРЕДСТВ

* 1. Анализ методов моделирования движений человека

Существуют несколько численных методов, которые можно использовать для решения задачи инверсной кинематики.

Метод Ньютона-Рафсона – это итерационный численный метод для приближенного нахождения корней уравнения f(x) = 0. Он основан на последовательных линейных приближениях функции и использовании касательных для нахождения лучшего приближения к корню.

Алгоритм метода Ньютона-Рафсона:

1. Начальная аппроксимация x0 выбирается достаточно близко к истинному корню.
2. Следующее приближение xn+1 вычисляется по формуле:

где – значение функции в точке ,– значение производной в точке .

1. Процесс повторяется, пока не достигнется заданная точность или пока изменения между последовательными приближениями не станут достаточно малы.

Основное преимущество метода Ньютона-Рафсона — это квадратичная сходимость при достаточно хорошем начальном приближении. Это означает, что при каждом шаге ошибка уменьшается пропорционально квадрату предыдущей ошибки, что делает метод очень быстрым по сравнению с другими численными методами, такими как метод бисекции или секущих.

Метод легко применим к уравнениям, где производную функции можно вычислить аналитически или численно, что позволяет быстро приближаться к решению.

Метод Ньютона-Рафсона используется не только для нахождения корней уравнений, но и для задач оптимизации, где необходимо находить экстремумы функций, решать системы нелинейных уравнений и выполнять другие сложные вычислительные задачи.

Метод можно расширить для решения систем нелинейных уравнений с помощью матрицы Якоби, что делает его мощным инструментом для многомерных задач.

К недостаткам метода Ньютона-Рафсона относится качество и скорость сходимости сильно зависят от выбора начальной точки 𝑥0. Если начальное приближение выбрано неудачно, метод может сходиться медленно, застрять в локальном минимуме или не сойтись вовсе.

Метод не гарантирует сходимость для всех функций. Вблизи точек перегиба, разрывов производной или для функций с несколькими корнями метод может давать ошибочные или расходящиеся решения. Например, если производная 𝑓′(𝑥) = 0, то следующая итерация метода не определена.

Метод требует, чтобы функция была дифференцируемой, и её производная была вычислима во всех точках. Если производная не существует или трудно вычисляется, метод может оказаться неприменимым.

Для каждой итерации необходимо вычислять производную функции, что может быть вычислительно дорого или затруднительно, особенно для сложных функций или систем уравнений.

Метод может сходиться к разным корням в зависимости от начального приближения. Это создает трудности при решении уравнений с несколькими корнями, так как нельзя точно знать, к какому корню метод будет стремиться.

Если производная функции в точке приближения очень мала, это может привести к большим шагам в направлении поиска, что может нарушить сходимость или сделать метод нестабильным.

Метод градиентного спуска – это один из основных численных методов оптимизации, используемый для минимизации (или максимизации) функции, обычно называемой функцией потерь. Он основывается на идее, что значение функции уменьшается быстрее всего, если двигаться в направлении, противоположном градиенту функции в данной точке.

Алгоритм метода градиентного спуска:

1. Выбирается начальная точка x0 (начальная аппроксимация).
2. На каждом шаге вычисляется градиент функции ∇f(xn) в текущей точке xn, который указывает направление наибольшего роста функции. Градиент – это вектор, который указывает направление наибольшего увеличения функции. Для многомерной функции f(x1, x2, …, xn) градиентом будет вектор частных производных:
3. Следующее приближение вычисляется по формуле:

где α – шаг обучения, который определяет, насколько сильно изменится точка на каждом шаге, – градиент функции в точке xn, который показывает направление наибольшего роста функции.

1. Процесс повторяется, пока не достигнется минимальное значение функции или изменение функции станет достаточно малым.

Главное достоинство метода градиентного спуска состоит в том, что он обеспечивает эффективный поиск минимумов функции, особенно в тех случаях, когда другие подходы требуют значительных вычислительных мощностей. Метод градиентного спуска отлично справляется с большими объемами данных и многомерными функциями, где аналитическое решение задачи может быть либо слишком сложным, либо недоступным.

Тем не менее, у данного метода имеются свои недостатки. Во-первых, он зависит от выбора величины шага обучения. Если шаг слишком мал, оптимизация будет происходить очень медленно, а если он слишком велик, метод может не достичь оптимального решения и даже привести к дивергенции. Кроме того, градиентный спуск может "застревать" в локальных минимумах, особенно в задачах с сильно нелинейными функциями. В таких ситуациях метод может не обнаружить глобальный минимум и остановиться на одном из локальных решений.

Еще одной сложностью является необходимость вычисления градиента, что может быть затруднительно для сложных моделей или больших объемов данных. В заключение, градиентный спуск может демонстрировать медленное сходимость на плоских участках функции потерь, где градиенты практически равны нулю. Это может потребовать применения дополнительных методов, таких как адаптивные алгоритмы изменения шага.

Матрица Якоби — это матрица частных производных векторной функции f(x), которая описывает локальные линейные зависимости между функцией и её переменными. Для функции , векторная функция имеет матрицу Якоби Jf(x) следующего вида:

Задачи, связанные с матрицей Якоби, включают решение систем нелинейных уравнений вида f(x) = 0, где f(x) – векторная функция.

Матрица Якоби описывает локальное поведение нелинейной функции, что позволяет использовать её для приближенного решения систем уравнений. Матрица Якоби является основным инструментом в методах оптимизации, таких как метод Ньютона и другие градиентные методы. Она позволяет проводить анализ устойчивости динамических систем. Матрица Якоби легко обобщается на многомерные функции, что делает её полезной для работы с многими переменными.

Вычисление матрицы Якоби для сложных функций может быть трудоемким и требовать значительных вычислительных ресурсов. Для сильно нелинейных функций матрица может изменяться значительно между итерациями, что усложняет процесс оптимизации. В задачах с шумными данными матрица Якоби может быть нестабильной и не давать адекватных результатов. Для корректного вычисления требуется, чтобы функция была непрерывной и дифференцируемой.

Когда матрица Якоби не является квадратной или не обратима, вместо обычной обратной матрицы используется **псевдообратная матрица Мура-Пенроуза**. Псевдообратная матрица позволяет решить систему уравнений в смысле минимизации ошибок или нахождения наилучшего приближения решения.

Для вычисления псевдообратной матрицы Якоби используют различные методы, но один из самых распространенных – метод сингулярного разложения матрицы Jf(x).

Если матрица Jf(x) представлена в виде Jf(x) = U∑VT, где U и V – ортогональные матрицы, ∑ - диагональная матрица сингулярных чисел, то псевдообратная матрица определяется как:

где - псевдообратная матрица диагольной матрицы ∑, которая вычисляется путем обращения всех ненулевых элементов на диагонали, а все нулевые элементы остаются на месте.

Одним из ключевых достоинств псевдообратной матрицы Якоби является её способность справляться с переопределёнными системами, в которых количество уравнений превышает количество неизвестных, а также с недоопределёнными системами. В таких случаях традиционная обратная матрица не может быть использована, и псевдообратная матрица позволяет находить оптимальные решения в контексте метода наименьших квадратов. Кроме того, ещё одним её преимуществом является возможность стабилизации численных решений, особенно в ситуациях, когда матрица Якоби имеет плохую обусловленность (то есть её определитель близок к нулю).

Тем не менее, у данного метода имеются и свои недостатки. Прежде всего, вычисление псевдообратной матрицы может потребовать значительных ресурсов при работе с большими матрицами, так как включает в себя процесс сингулярного разложения (SVD). Этот этап довольно медленный по сравнению с обычным обращением матриц, особенно в случае крупных систем. Кроме того, псевдообратная матрица может оказаться чувствительной к шумам в данных, что может привести к нестабильным результатам. Это связано с тем, что небольшие сингулярные значения в процессе SVD могут значительно увеличиваться при обращении, что, в свою очередь, приводит к усилению ошибок.

Метод экспоненциального сглаживания – это метод анализа временных рядов, используемая для уменьшения шума и колебаний в данных, что позволяет получить более плавные и предсказуемые результаты. Этот методосновывается на применении экспоненциальных весов к наблюдениям временного ряда. Более свежие данные получают больший вес, а старые данные — меньший. Таким образом, сглаженные значения реагируют на изменения в данных, но менее подвержены случайным колебаниям и шуму.

Сглаженное значение St для момента времени t вычисляется как:

где Yt – наблюдаемое значение временного ряда в момент времени t, St-1 – сглаженное значение в предыдущий момент времени, α – коэффициент сглаживания (0 < α < 1), который определяет, насколько сильно новое значение влияет на сглаженное значение.

Одним из ключевых преимуществ является его простота и легкость в применении. Он не требует сложных расчетов или больших объемов информации, что делает его идеальным для быстрого использования в условиях ограниченных ресурсов. Кроме того, данный метод акцентирует внимание на более свежих данных, что особенно полезно для прогнозирования, так как актуальная информация чаще всего лучше отражает текущие тенденции. Еще одним плюсом является гибкость метода: различные варианты экспоненциального сглаживания, такие как метод Хольта или Хольта-Винтерса, позволяют учитывать как тренды, так и сезонные изменения.

Тем не менее, у данного метода имеются и свои недостатки. Один из них заключается в его ограниченной способности обрабатывать временные ряды со сложными, нерегулярными паттернами или резкими изменениями. Экспоненциальное сглаживание эффективно работает с плавными трендами, но может оказаться неэффективным в случаях, когда данные содержат значительный шум или внезапные скачки. Кроме того, существует проблема правильного выбора параметра сглаживания (альфа). Неправильный выбор этого параметра может привести как к избыточному сглаживанию и утрате важных деталей, так и к высокой чувствительности прогноза к случайным колебаниям в данных.

Генетические алгоритмы — это класс эвристических методов оптимизации, которые имитируют процесс естественного отбора, свойственный биологической эволюции. Генетические алгоритмы основаны на таких концепциях, как наследственность, мутация, селекция и скрещивание (кроссовер), и применяются для поиска глобальных оптимумов в сложных многомерных задачах.

Генетический алгоритм представляет возможные решения задачи как "особи" или "хромосомы" и эволюционирует их популяцию через несколько поколений, чтобы найти наилучшее решение. Алгоритм использует принципы естественного отбора для сохранения лучших решений и модифицирует их для получения еще лучших результатов в следующих поколениях.

Этапы работы генетического алгоритма:

1. Генерация начальной популяции возможных решений. Каждое решение кодируется в виде хромосомы — последовательности чисел или битов, представляющих переменные задачи.
2. Для каждой особи (решения) вычисляется значение функции приспособленности (fitness function), которая оценивает, насколько это решение приближает к оптимуму задачи. Цель состоит в том, чтобы максимизировать или минимизировать значение этой функции.
3. Выбор особей, которые будут участвовать в создании следующего поколения. Наиболее приспособленные особи имеют больше шансов быть выбраны для размножения. Один из популярных методов селекции — турнирный отбор, при котором несколько случайных особей сравниваются, и лучшая из них выбирается для скрещивания.
4. Скрещивание, процесс, в ходе которого две родительские хромосомы комбинируются для создания новых потомков. Кроссовер может быть одноточечным (разделение родительских хромосом в одной точке) или многоточечным (разделение в нескольких точках), что позволяет передавать часть информации от каждого родителя потомку.
5. Для поддержания разнообразия в популяции некоторые потомки подвергаются случайным изменениям. Мутации помогают избежать преждевременного застревания алгоритма в локальных оптимумах.
6. После скрещивания и мутаций потомки добавляются в популяцию, и процесс продолжается. На каждом этапе слабые особи могут быть исключены из популяции.
7. Алгоритм продолжает эволюцию, пока не достигнет критерия остановки, например: максимальное количество поколений, достижение заданной точности решения, стабильность популяции (отсутствие значительного улучшения в течение нескольких поколений).

Одним из ключевых достоинств данного подхода является его умение находить качественные приближённые решения для задач с множеством локальных минимумов, где традиционные методы, такие как градиентный спуск, могут "застревать". Генетический алгоритм не требует, чтобы оптимизируемая функция была непрерывной или дифференцируемой, что делает его универсальным инструментом для различных задач. Используя операторы мутации, кроссинговера и селекции, этот метод охватывает обширные области пространства решений и эффективно их исследует, избегая преждевременной сходимости.

Еще одним достоинством является параллельный характер генетического метода: он одновременно анализирует множество вариантов (популяцию), что повышает шансы на нахождение глобального оптимума. Это качество особенно актуально при работе с обширными параметрическими пространствами или сложными нелинейными функциями. Кроме того, метод легко настраивается для решения различных типов задач, как дискретных, так и непрерывных, и может быть объединен с другими алгоритмами для повышения своей эффективности.

Тем не менее, у генетического метода имеются и серьезные недостатки. Во-первых, он может быть достаточно медленным, поскольку требует множество итераций с различными возможными решениями. Это приводит к значительным затратам вычислительных ресурсов, особенно при решении сложных задач с большим количеством параметров. Во-вторых, генетический метод не всегда обеспечивает нахождение точного глобального оптимума, особенно если параметры алгоритма (размер популяции, вероятность мутаций и кроссинговера) настроены неправильно. В таких ситуациях метод может привести к субоптимальным решениям.

Еще одним минусом является высокая чувствительность к настройке параметров. К примеру, слишком высокая вероятность мутации может привести к беспорядочному поиску без какой-либо структуры, в то время как слишком низкая вероятность может вызвать недостаток разнообразия в решениях. Кроме того, данный метод может оказаться неэффективным для задач, где требуется точное решение, так как он предоставляет скорее приближенные результаты.

**Метод роя частиц** (PSO, Particle Swarm Optimization) — это алгоритм оптимизации, основанный на имитации коллективного поведения (роевого интеллекта), наблюдаемого в природе, например, у стай птиц или косяков рыб. Алгоритм был предложен в 1995 году Джеймсом Кеннеди и Расселом Эберхартом и используется для решения задач глобальной оптимизации в многомерных пространствах.

Алгоритм PSO представляет собой поиск глобального оптимума функции с помощью группы "частиц", каждая из которых представляет собой возможное решение. Частицы перемещаются по пространству решений в поисках оптимального решения, ориентируясь на собственный опыт и на лучшее найденное решение среди всех частиц в рое. Каждая частица имеет **позицию** и **скорость,** которые обновляются на каждом шаге алгоритма.

Алгоритм применим к широкому классу задач оптимизации, включая задачи с нелинейными, неявными и многомодальными функциями.

Частицы можно обрабатывать параллельно, что ускоряет вычисления.

При сложных функциях PSO может застрять в локальных минимумах, не найдя глобального оптимума.

Настройка параметров, таких как коэффициенты инерции и обучения, может существенно повлиять на сходимость алгоритма.

Алгоритм PSO:

1. Создается начальная популяция частиц с случайными позициями xi и скоростями в пространстве поиска. Каждая частица начинает со случайного места.
2. Для каждой частицы вычисляется значение целевой функции в текущей позиции xi.
3. Если текущее положение частицы xi лучше ее предыдущего лучшего положения , оно обновляется. Если текущее положение любой частицы лучше глобального лучшего , то оно становится новым глобальным лучшим решением.
4. Для каждой частицы обновляются ее скорость и положение по следующим формулам:

где – скорость частицы в момент времени t, – текущее положение частицы, – коэффициент инерции, который регулирует влияние предыдущей скорости, – коэффициенты обучения, которые определяют влияние личного и глобального опыта, и – случайные значения из диапазона [0, 1], которые вводят случайность в движение частицы.

1. Алгоритм продолжается до тех пор, пока не будет достигнуто одно из условий остановки, таких как достижение максимального числа итераций или достижение нужной точности решения.

Одним из ключевых преимуществ PSO является его способность эффективно находить качественные решения в задачах с множеством локальных минимумов. Как и генетический алгоритм, он исследует пространство решений, опираясь на множество возможных решений (частиц), что увеличивает шансы на нахождение глобального оптимума. Однако, в отличие от генетического алгоритма, PSO не использует сложные операторы, такие как кроссинговер или мутации, что делает его более простым в реализации и быстрее в работе. Кроме того, алгоритм не требует вычисления градиентов, что делает его подходящим для задач, где функция оптимизации может быть сложной или не дифференцируемой.

Метод роя частиц демонстрирует быструю сходимость на ранних стадиях, так как частицы активно стремятся к наиболее оптимальным решениям. Это особенно актуально для задач, где требуется оперативная оценка решений. Кроме того, PSO может успешно функционировать в условиях шумных или неполных данных, поскольку перемещение частиц опирается на общее знание роя.

Тем не менее, метод роя частиц обладает и некоторыми недостатками. Одним из основных является угроза преждевременной сходимости, особенно в задачах с множеством локальных минимумов. Частицы могут "концентрироваться" вокруг субоптимального решения и прекратить исследование пространства, что может привести к нахождению только локального оптимума, а не глобального. Кроме того, данный метод чувствителен к настройке таких параметров, как инерция частиц и коэффициенты, влияющие на движение к личному и глобальному оптимуму. Неправильный выбор этих параметров может либо замедлить процесс сходимости, либо вызвать нестабильные результаты.

Еще одним минусом PSO является трудность нахождения решений в задачах с пространствами очень высокой размерности. В таких случаях частицы могут "потеряться" в пространстве, что уменьшает эффективность алгоритма. Кроме того, метод может медленно приближаться к точному решению, когда необходима высокая степень точности.

* 1. Анализ средств моделирования движений человека

AnyBody Modeling System (ABMS) – это программное обеспечение для биомеханического моделирования, которое позволяет создавать подробные виртуальные модели человеческого тела и анализировать их движения. Его используют в различных областях, в том числе в медицине, спорте, эргономике и других.

Основная идея ABMS – предоставить инструмент для создания анатомически точных моделей скелета, мышц и других тканей человеческого тела. Пользователи могут варьировать параметры модели, такие как длина и мышечная масса, и анализировать, как эти изменения влияют на движения тела.

Система работает на основе принципов обратной динамики, что означает, что она может рассчитывать силы, вызывающие движения, и то, как эти силы влияют на структуры тела. Это особенно полезно при моделировании движений при различных физических нагрузках или при решении реабилитационных задач.

ABMS также интегрируется с данными измерения трафика из систем проверки трафика (таких как Vicon или Motion Analysis), чтобы повысить точность моделей и результатов анализа.

Это программное обеспечение широко используется в исследованиях и разработках, связанных с биомеханикой человеческого тела, и дает возможность более глубокого понимания движения и его влияния на физиологию.

Software for Interactive Musculoskeletal Modeling (SIMM) – программное обеспечение, предназначенное для интерактивного биомеханического моделирования мышц и скелета. Разработан в Институте нейронаук в Сан-Диего. Программа позволяет исследователям создавать подробные компьютерные модели человеческого тела с целью анализа и моделирования движений.

SIMM основан на концепции создания виртуальных 3D-моделей анатомии, включая кости, суставы и мышцы. Пользователи могут взаимодействовать с моделями, чтобы изменять параметры мышц, исследуя, как эти изменения влияют на движения и динамику тела.

Одним из ключевых элементов SIMM является его способность предоставлять подробные данные о моментах силы и требованиях к силе в различных суставах. Это полезно для анализа биомеханики движения и понимания того, как различные факторы влияют на нагрузку на мышцы и суставы.

SIMM также предоставляет инструменты интеграции с данными о движении, позволяя пользователям комбинировать биомеханические модели с экспериментальными данными для более точного анализа. Программа может быть использована в медицинских исследованиях, реабилитационной медицине и создании протезно-ортопедических изделий.

В целом SIMM предоставляет ученым и инженерам мощный инструмент для изучения биомеханики человеческого тела и его движений, а также для разработки улучшенных методов лечения и реабилитации.

Open Simulation for Musculoskeletal Systems (OpenSim) – открытая система моделирования опорно-двигательного аппарата, предоставляющая инструменты для создания детальных вычислительных моделей человеческого тела. Разработан Национальными институтами здравоохранения (NIH) и Стэнфордским университетом.

Основная цель OpenSim – предоставить исследователям и инженерам инструменты для анализа биомеханики движений человека и понимания взаимодействия мышц, костей и суставов. Система позволяет создавать трехмерные модели анатомии, включая скелет, мышцы и другие ткани.

Одним из главных преимуществ OpenSim является его открытость и доступность для научного сообщества. Это позволяет исследователям вносить свой вклад, улучшать систему и обмениваться моделями и данными. OpenSim активно используется в медицинских исследованиях, биомеханике и разработке протезно-ортопедических изделий.

Система позволяет проводить виртуальные эксперименты с моделями, изменять параметры мышц и суставов, чтобы анализировать, как эти изменения влияют на движение и нагрузку на организм. OpenSim также интегрируется с данными движения, позволяя пользователям сравнивать моделирование с реальными данными.

Открытость и гибкость OpenSim делают его важным инструментом для тех, кто занимается биомеханическими и реабилитационными исследованиями. Система поощряет коллективное участие и обмен знаниями, способствуя развитию этой области науки и применению полученных знаний в практике здравоохранения.

Blender — мощное бесплатное программное обеспечение для 3D-моделирования, анимации, рендеринга, композитинга, создания игр и многого другого. Среди его многочисленных возможностей важное место занимает возможность имитировать движения человека.

Одна из лучших особенностей Blender — это то, что он бесплатный и имеет открытый исходный код, что делает его доступным для широкого круга пользователей. Blender предоставляет инструменты для создания персонажей, анимации и 3D-сцен, что делает его полезным инструментом для моделирования движений человека в контексте реабилитации.

В Blender вы можете создавать гуманоидных персонажей, размещать их в разных позах и анимировать их движения. Поддерживая различные форматы данных, Blender может взаимодействовать с данными о движении, полученными из различных источников, таких как системы захвата движения.

Для анализа движений в Blender можно использовать инструменты, позволяющие изменять параметры скелета персонажа, настраивать анимацию и даже проводить виртуальные эксперименты по анализу влияния различных факторов на движения.

Важным аспектом Blender является сообщество пользователей и большое количество обучающих программ. Это облегчает изучение программы и обмен опытом с другими специалистами в области 3D-моделирования и анимации. Таким образом, Blender предоставляет среду, в которой исследователи и практики могут создавать и анализировать движения человека, применяя их в контексте реабилитации.

Vicon Nexus — это программное обеспечение, предназначенное для захвата движения и анализа данных о движении. Это приложение, разработанное компанией Vicon, широко используется в области биомеханики, реабилитации и спорта для детального изучения движений человека.

Одной из основных особенностей Vicon Nexus является возможность захвата движения с использованием систем захвата движения, таких как Vicon Motion Capture Systems. Эти системы позволяют с высокой точностью фиксировать движения, фиксируя движения многих точек на теле человека.

Vicon Nexus предоставляет удобный пользовательский интерфейс, который предоставляет пользователям простой и интуитивно понятный доступ к данным движения. С его помощью исследователи и реабилитологи могут анализировать параметры движения, такие как углы суставов, скорость, ускорение и другие биомеханические параметры.

Программное обеспечение также обеспечивает возможность синхронизации данных о движении с другими данными, такими как данные о силе, электромиографии (ЭМГ) и другими параметрами, обеспечивая полное понимание движений человека.

Vicon Nexus поддерживает широкий спектр форматов данных, обеспечивая совместимость с различными инструментами и позволяя исследователям и специалистам по реабилитации интегрировать различные данные для более комплексного анализа движений.

С помощью Vicon Nexus исследователи и специалисты по реабилитации могут проводить качественный анализ движений, оптимизировать программы реабилитации и лучше понимать биомеханические аспекты движений человека.

LabVIEW (Laboratory Virtual Instrument Engineering Workbench) — программная платформа, разработанная National Instruments для создания виртуальных приборов (ВИ), используемых в системах измерения, автоматизации и управления. LabVIEW предоставляет среду графического программирования, в которой разработка осуществляется путем объединения графических блоков, представляющих различные функции и операции.

Одной из ключевых особенностей LabVIEW является интуитивно понятный интерфейс, который позволяет пользователям, в том числе непрограммистам, создавать сложные системы управления и измерения. Программирование в LabVIEW осуществляется путем размещения и соединения графических элементов, называемых блок-диаграммами.

LabVIEW широко используется в научных исследованиях, инженерных приложениях, автоматизации испытаний и измерениях. Платформа поддерживает несколько инструментов и модулей, которые позволяют интегрировать различные типы измерительных приборов и датчиков.

Одной из сильных сторон LabVIEW является возможность создавать собственные ВИ, что позволяет разработчикам адаптировать программное обеспечение к конкретным потребностям и задачам. Это также делает LabVIEW мощным инструментом для моделирования и анализа различных процессов, включая движение человека.

LabVIEW также предоставляет функциональные возможности для обработки данных, визуализации результатов и взаимодействия с внешними устройствами, что делает его полезным инструментом в контексте моделирования движений человека и биомеханического анализа.

MATLAB/Simulink — это мощные инструменты численного моделирования и симуляции, разработанные MathWorks. MATLAB, являясь интерактивной вычислительной средой, предоставляет язык программирования высокого уровня, а Simulink предоставляет среду моделирования визуальных систем.

MATLAB предоставляет обширные математические функции и возможности для работы с матрицами, графиками, статистикой и другими областями. Этот инструмент часто используется для выполнения сложных вычислений, анализа данных и создания алгоритмов. В контексте моделирования движения человека MATLAB может использоваться для математико-биомеханического анализа, оптимизации и решения уравнений движения.

Simulink предоставляет графическую среду, в которой разработчики могут моделировать и симулировать динамические системы, включая многие области – от автоматического управления до биомеханики. Визуальное моделирование в Simulink выполняется с использованием блоков для представления различных элементов системы и линий для представления потока сигналов между этими элементами.

Интеграция MATLAB и Simulink позволяет создавать и анализировать модели сложных систем, включая модели движения человека. Разработчики могут запускать моделирование, оптимизировать параметры модели, а также визуализировать и анализировать результаты, используя богатые графические возможности MATLAB.

Эти инструменты часто используются в областях исследований, связанных с биомеханикой, управлением движением и других областях, требующих анализа и моделирования динамических процессов.

Robot Operating System (ROS) — это фреймворк для разработки программного обеспечения для роботов. Имеет множество библиотек для работы с ИК, таких как MoveIt.

ROS широко используется в робототехнике, поддерживает интеграцию с физическими роботами, моделирование в реальном времени.

Unity – мощная среда для разработки игр, которая поддерживает инверсную кинематику через встроенные системы анимации.

* 1. Обоснование метода решения

Для решения задач инверсной кинематики в системах с высоким числом степеней свободы, таких как моделирование движений человека, необходимо использовать эффективные методы, которые могут адекватно моделировать сложные движения. В частности, классический метод Ньютона-Рафсона, хотя и обеспечивает точные результаты, становится трудным для применения в ситуациях с большим количеством степеней свободы. Это связано с тем, что для каждой итерации требуется вычисление и обращение матрицы Якоби, что становится вычислительно затратным и неустойчивым, особенно когда матрица плохо обусловлена или система находится в вырожденных состояниях.

В данном случае необходимо воспользоваться псевдообратной матрицей Якоби. Главным достоинством этой матрицы является то, что она позволяет решать задачи инверсной кинематики даже в случаях, когда система имеет избыточные или недоопределённые параметры. Это означает, что количество степеней свободы может быть как больше, так и меньше, чем требуется для достижения заданного положения. Данный метод обеспечивает оптимальное приближение в рамках метода наименьших квадратов и может быть использован, когда стандартная матрица Якоби не имеет обратной. Таким образом, псевдообратная матрица Якоби позволяет эффективно распределять движения между степенями свободы, что способствует достижению целевого положения с минимальными отклонениями.

Тем не менее, применение псевдообратной матрицы Якоби имеет свои недостатки. Одним из них является шум, который может возникать во время итерационных процессов. Этот шум возникает из-за того, что небольшие изменения в исходных данных могут вызывать значительные колебания в движениях, особенно если система подвержена числовым ошибкам или если сингулярные значения в разложении матрицы Якоби находятся близко к нулю. Это приводит к тому, что движения становятся резкими и нестабильными, что критично для задач, где важны плавность анимации и точность управления.

Для решения этой задачи часто применяется метод сглаживания, который помогает снизить влияние шумов и стабилизировать движения. Экспоненциальное сглаживание считается одним из самых эффективных методов, так как оно фокусируется на последних изменениях и уменьшает значимость более старых данных. Это позволяет системе оставаться чувствительной к изменениям в исходных параметрах, одновременно смягчая резкие колебания, вызванные ошибками в расчетах. В результате метод сглаживания помогает уменьшить резкие скачки в управлении, делая движения более предсказуемыми и плавными.

В конечном итоге, использование псевдообратной матрицы Якоби в сочетании с методом сглаживания представляет собой эффективный инструмент для решения задач инверсной кинематики. Псевдообратная матрица гарантирует точность и адаптивность в сложных системах с избыточными или недоопределёнными степенями свободы, в то время как метод сглаживания способствует стабилизации движений, делая их более плавными и предсказуемыми.

Выводы по главе 1

В ходе исследования были произведены следующие работы:

* поставлена цель и задачи исследования;
* определен объект исследования;
* произведен аналитический обзор существующих решений;
* проанализированы основные направления разработки.

ГЛАВА 2. ФОРМАЛИЗОВАННОЕ ПРЕДСТАВЛЕНИЕ ПРОЦЕССА МОДЕЛИРОВАНИЯ ДВИЖЕНИЙ ЧЕЛОВЕКА

2.1. Формализованное представление задачи математического моделирования движений

Для задачи математического моделирования движений объектом движения является человеческое тело. Анатомически оно состоит из различных частей, включая конечности (руки и ноги), туловище, голову и шею, каждая из которых имеет свои особенности и суставы. Суставы, которые учитываются в моделировании представлены на рис. 2.1.

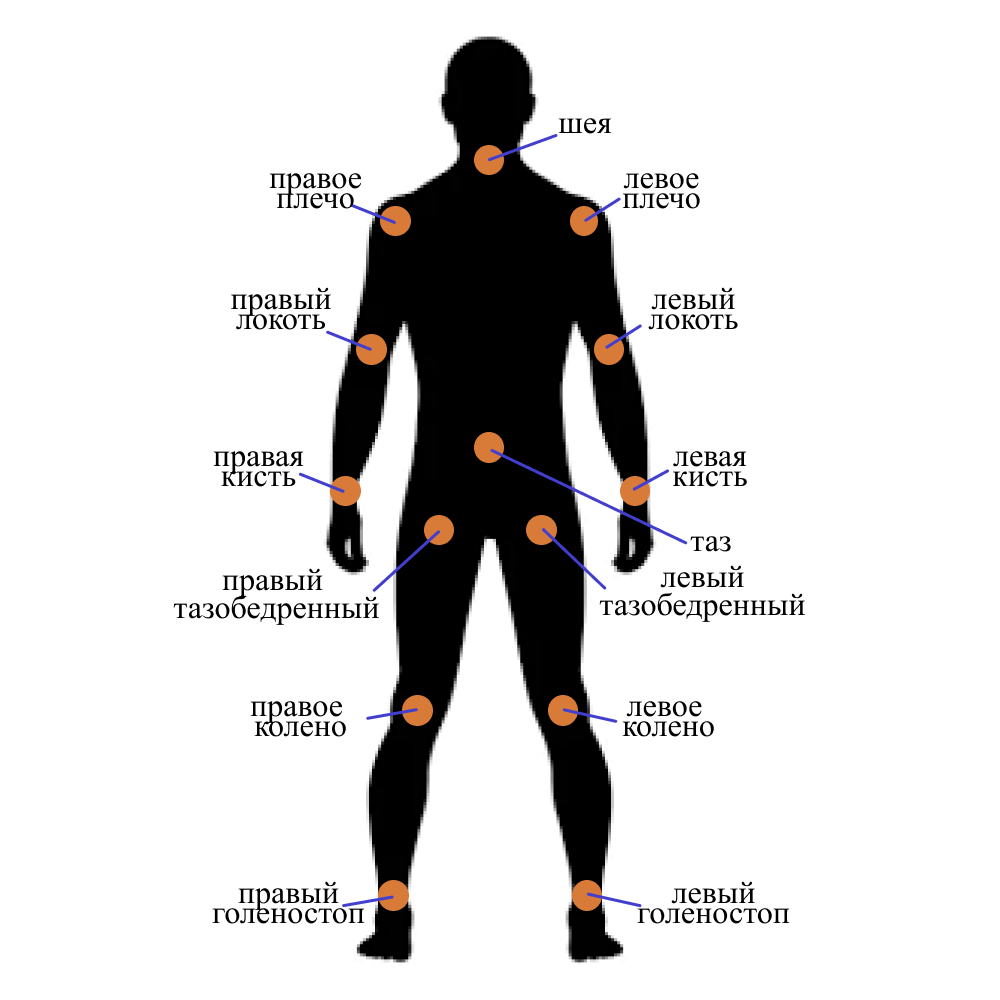


Рис 2.1. – Суставы для моделирования

Также для моделирования необходимы расстояния между суставами (рисунок 2.2).

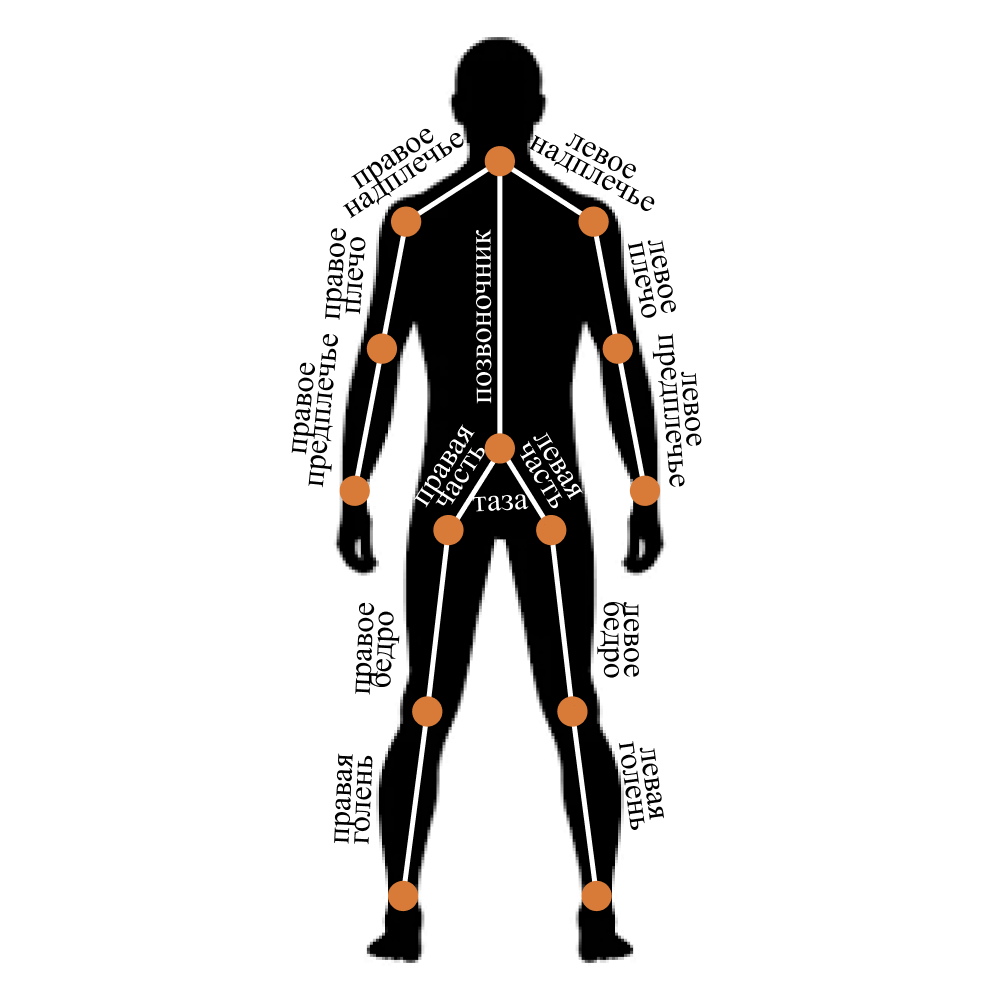


Рис 2.2. – Расстояния от одного сустава до другого

Задача инверсной кинематики заключается в том, чтобы по заданным координатам и ориентации конечного сустава, необходимо найти углы поворота всех остальных суставов.

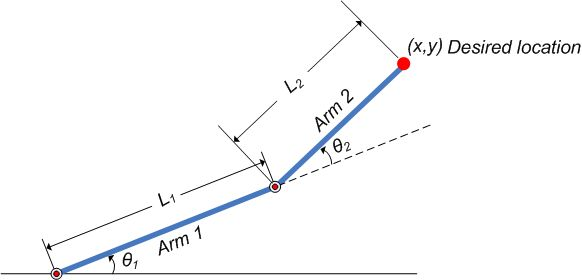


Рис 2.3. – Задача инверсной кинематики

На примере трех суставов рассмотрим алгоритм моделирования плавных движений (рисунок 2.3).

Для начала определим текущее положение конечного сустава (xcurr, ycurr). Позиция, к которой стремится конечный сустав – (xtarget, ytarget).

Затем составим матрицу Якоби, которая описывает, как изменение углов θ1 и θ2 влияет на изменение положения конца манипулятора:

Определяем ошибку между текущим положением конца манипулятора и целевой точкой:

Воспользуемся псевдообратной матрицей Якоби для улучшение устойчивости вблизи сингулярных конфигураций. Для этого введем параметр сглаживания λ. Это изменяет стандартную форму псевдообратной матрицы:

где – транспонированная матрица Якоби, I – единичная матрица, λ – коэффициент сглаживания, обычно выбирается малым (0,01 или 0,001).

После нахождения сглаженной псевдообртной матрицы , находим изменения в углах сутавов.

где – изменения углов суставов.

Углы суставов обновляются с учетом найденных именений:

Процесс повторяется до тех пор, пока величина ошибки не станет достаточно малой, или пока не будет достигнуто максимальное количество итераций.

2.2. Разработка методики моделирования движений человека

2.3. Разработка алгоритма моделирования движений человека

Выводы по главе 2

В ходе исследования произведены следующие работы:

* выполнена формализация задачи математического моделирования движений;
* описана разработка методики ….;
* описана разработка алгоритма составления тренировок.