

ՀԱՅԱՍՏԱՆԻ ՀԱՆՐԱՊԵՏՈՒԹՅԱՆ
ԿՐԹՈՒԹՅԱՆ, ԳԻՏՈՒԹՅԱՆ, ՄՇԱԿՈՒՅԹԻ ԵՎ ՍՊՈՐՏԻ
ՆԱԽԱՐԱՐՈՒԹՅՈՒՆ

ՀԱՅԱՍՏԱՆԻ ԱԶԳԱՅԻՆ ՊՈԼԻՏԵԽՆԻԿԱԿԱՆ ՀԱՄԱԼՍԱՐԱՆ

ԽԱՆԱՄԻՐՅԱՆ ԶԱՎԵՆ ԳԵՂԱՄԻ

**ԱՐՀԵՏՏԱԿԱՆ ԲԱՆԱԿԱՆՈՒԹՅԱՆ ԿԻՐԱՌՄԱՄԲ ԷԿՉՈԿՄԱԽՔԻ
ԲԱԶՄԱԶԱՓ ՈՉ ԳԾԱՅԻՆ ԿԱՌԱՎԱՐՄԱՆ ՀԱՄԱԿԱՐԳԻ ՄՇԱԿՈՒՄԸ ԵՎ
ՀԵՏԱԶՈՏՈՒՄԸ**

ՍԵՂՄԱԳԻՐ

Ե.13.01 – «Կառավարում, կառավարման համակարգեր և դրանց տարրերը»
մասնագիտությամբ տեխնիկական գիտությունների թեկնածուի գիտական
աստիճանի հայցման ատենախոսության

Երևան-2026

МИНИСТЕРСТВО ОБРАЗОВАНИЯ, НАУКИ, КУЛЬТУРЫ И СПОРТА
РЕСПУБЛИКИ АРМЕНИЯ

НАЦИОНАЛЬНЫЙ ПОЛИТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ АРМЕНИИ

ХАНАМИРЯН ЗАВЕН ГЕГАМОВИЧ

**РАЗРАБОТКА И ИССЛЕДОВАНИЕ МНОГОМЕРНОЙ НЕЛИНЕЙНОЙ
СИСТЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ ЭКЗОСКЕЛЕТОМ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ
ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА**

АВТОРЕФЕРАТ

диссертации на соискание учёной степени кандидата технических наук по
специальности 05.13.01 – “Управление, системы управления и их элементы”

Ереван-2026

Ատենախոսության թեման հաստատվել է Հայաստանի ազգային պոլիտեխնիկական համալսարանում (ՀԱՊՀ):

Գիտական ղեկավար՝

տ.գ.թ. Ա.Թ. Ուլիկյան

Պաշտոնական ընդդիմախոսներ՝

տ.գ.դ. Օ.Ն. Գասպարյան

տ.գ.թ. Ա.Հ. Բաղիյան

Առաջատար կազմակերպություն՝

ՀՀ ԳԱԱ մեխանիկայի ինստիտուտ

Ատենախոսության պաշտպանությունը տեղի կունենա 2026թ. օգոստոսի 25-ին, ժամը 11⁰⁰-ին Հայաստանի ազգային պոլիտեխնիկական համալսարանում գործող «Կառավարում և ավտոմատացում» 032 մասնագիտական խորհրդի նիստում (հասցեն՝ 0009, Երևան, Տերյան 105, 17 մասնաշենք):

Ատենախոսությանը կարելի է ծանոթանալ ՀԱՊՀ-ի գրադարանում:
Սեղմագիրն առաքված է 2026 թ. հունիսի 24-ին:

032 Մասնագիտական խորհրդի
գիտական քարտուղար, տ.գ.թ.



Ա.Վ. Մելիքյան

Тема диссертации утверждена в Национальном политехническом университете Армении (НПУА)

Научный руководитель:

к.т.н. А.Т. Уликян

Официальные оппоненты:

д.т.н. О. Н. Гаспарян

к.т.н. А. А. Багиян

Ведущая организация:

Институт механики НАН РА

Защита диссертации состоится 25 августа 2026 г. в 11:00 ч. на заседании Специализированного совета 032 - “Управления и автоматизации”, действующего при Национальном политехническом университете Армении (НПУА) (адрес: 0009, г. Ереван, ул. Теряна, 105, корпус 17).

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке НПУА.

Автореферат разослан 24 июня 2026 г.

Ученый секретарь

Специализированного совета 032,
к.т.н.



А.В. Меликян

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность темы. Современные системы управления сталкиваются с множеством нерешённых задач, связанных с нелинейными, многомерными и динамическими (с параметрической неопределённостью) автоматическими системами управления. Носимые роботы и вспомогательные устройства, такие как экзоскелеты, протезы верхних и нижних конечностей и др., могут быть отнесены к подобным системам. Экзоскелеты и различные управляемые искусственные конечности предназначены для повышения качества жизни людей с особыми потребностями (в том числе с инвалидностью), способствуют их самостоятельности и снижают зависимость от опекуна. Кроме того, экзоскелеты предотвращают развитие ряда заболеваний, вызванных малоподвижным состоянием пациента. Они также широко применяются в военных целях как вспомогательные носимые устройства, которые позволяют усилить силу и выносливость конечностей пользователя, помогая поднимать, удерживать и транспортировать тяжёлые объекты.

В таких системах изменения внешних параметров являются непредсказуемыми, а проектирование новой системы управления для каждого пользователя является неэффективным. Классические системы управления не могут обеспечить устойчивость таких реабилитационных экзоскелетов нижних конечностей (РЭНК), поэтому одним из предлагаемых решений является применение современных систем управления, частным случаем которых являются системы управления с использованием искусственного интеллекта. Последние на сегодняшний день представляют собой одно из самых актуальных и быстроразвивающихся направлений теории управления. По этой причине разработка и исследование многомерной нелинейной системы управления экзоскелетом с применением искусственного интеллекта является актуальной как с теоретической точки зрения - для изучения нового метода, так и с прикладной - для решения практических задач.

Цель диссертационной работы. Целью работы является разработка и исследование новых алгоритмов управления на основе синтеза современных методов теории управления и искусственного интеллекта (ИИ, AI-Artificial Intelligence), способствующих повышению быстродействия проектирования и эксплуатации, а также реализуемости систем управления на реальных устройствах.

Для достижения вышеуказанной цели были рассмотрены и решены следующие задачи:

1. Исследование современных систем и методов управления экзоскелетом.
2. Изучение кинематических и динамических уравнений экзоскелета, разработка и верификация математических моделей, компьютерное моделирование системы.
3. Исследование многомерной нелинейной системы экзоскелета. Проектирование классической системы управления ходьбой и сравнительный анализ.
4. Разработка системы управления верхнего уровня экзоскелета с классификацией движений с использованием электромиографических датчиков и элементов искусственного интеллекта.
5. Формулировка и разработка задачи современной системы управления экзоскелетом с элементами искусственного интеллекта.

6. Тестирование разработанной системы управления ходьбой экзоскелета.
7. Проектирование и сборка опытного прототипа экзоскелета на основе сравнительного анализа разработанных методов управления.

Методы исследования. В работе применялись методы робототехники, теоретической механики, теории классических и современных автоматических систем управления, методы ИИ и машинного обучения. Использовались программная среда MATLAB, включая графическую среду Simulink, модули Simscape, PID Tuner, Reinforcement Learning Designer, а также среда программирования NI LabVIEW, инструментальный NI Real-Time, микроконтроллер NI myRIO и электромиографические датчики myoWare EMG.

Научная новизна. В ходе диссертационной работы были получены следующие научные результаты:

1. Разработана полная динамическая модель РЭНК, учитывающая взаимодействие между человеком и экзоскелетом, а также равновесие экзоскелета.
2. На основе полученных уравнений динамики РЭНК в среде MATLAB/Simulink разработана новая система автоматического управления с использованием искусственного интеллекта и нейронного регулятора, решающая задачи динамической параметрической неопределённости и адаптивности в РЭНК.
3. Разработан алгоритм предсказания намерений движения пользователя с использованием методов машинного обучения, реализуемый в режиме реального времени.
4. Разработан адаптивный регулятор с эталонной моделью (АРЭМ, MRAC - Model Reference Adaptive Control) с добавлением алгоритма глубокой детерминированной политики градиентного (ГДПГ, DDPG - Deep Deterministic Policy Gradient) типа, обозначенный как DAM (DDPG - Augmented MRAC), и проведён сравнительный анализ его эффективности, точности и адаптивных свойств.

Практическая ценность работы. Результаты диссертационной работы являются практически применимыми для разработки и проектирования адаптивных систем управления РЭНК. В качестве основы выступают разработанные для экзоскелета математические и экспериментальные модели с применением методов и регуляторов искусственного интеллекта, а также созданное программное обеспечение.

Результаты диссертационной работы используются в следующих направлениях:

1. В рамках выполнения проекта №21DP-2B003, финансируемого Комитетом по науке Республики Армения.
2. В компании ООО “КАЙЛТЕК”, в системах управления реабилитационных экзоскелетов нижних конечностей.
3. В образовательных программах кафедры “Системы управления” и базовой кафедры “Электронные устройства и измерительные системы” института ИТЭ, ИПА.

Основные положения, выносимые на защиту.

1. Полная динамическая модель РЭНК, учитывающая связи взаимодействия человек–экзоскелет и равновесие экзоскелета.

2. Разработанный для РЭНК адаптивный регулятор с эталонной моделью, спроектированный на основе алгоритмов обучения с подкреплением с использованием инструментария MATLAB Reinforcement Learning Designer и дополненный алгоритмом ГДП типа, обозначаемый как DAM (DDPG - Augmented MRAC).
3. Новая автоматическая система управления с использованием искусственного интеллекта и нейронного регулятора, разработанная в средах MATLAB/Simulink на основе полученных уравнений динамики экзоскелета, решающая задачи динамической параметрической неопределённости и адаптивности.
4. Алгоритм прогнозирования двигательных намерений пользователя на основе машинного обучения, реализуемый в режиме реального времени.

Апробация результатов работы.

Основные теоретические и практические результаты работы докладывались на:

- В научных семинарах кафедры “Системы управления” НПУА ИТТЭ (2022-2024г.),
- На ежегодных научных конференциях Национального политехнического университета Армении (2022-2024г.).

Публикации.

Основные научно-практические результаты диссертации опубликованы в 10 научных работах, список которых представлен в конце автореферата.

Структура и объем диссертации.

Диссертация состоит из введения, 4 глав, заключения, списка литературы, включающего 102 наименования, и приложения. Общий объем диссертации составляет 126 страниц, а вместе с приложением - 133 страницы.

ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во введении сформулирована постановка задачи, представлены актуальность темы, цель работы, научная новизна, практическое значение и основные положения диссертационной работы, выносимые на защиту.

В первой главе “Классификация экзоскелетов и анализ методов их автоматических систем управления” Представлены основные типы экзоскелетов, выполнен их анализ и классификация, с выделением конструктивных особенностей различных видов. Проведена классификация уровней систем управления РЭНК (верхний, средний, нижний) с анализом применяемых на каждом уровне методов. На основе проведённого анализа обоснована актуальность применения алгоритмов управления на основе искусственного интеллекта, в частности методов обучения с подкреплением. Первая глава включает три подраздела, постановку задачи и заключение.

В п. 1.1 рассмотрены экзоскелеты с точки зрения конструкции и применения. Приведена их классификация по области воздействия (верхние, нижние конечности, всё тело), типу конструкции (жёсткие и мягкие), типу привода (электрические, пневматические, механические и др.) и назначению (реабилитационные,

поддерживающие, промышленные, гражданские). Показано, что выбор типа экзоскелета зависит от условий использования. Отдельно подчеркнута роль экзоскелетов в восстановительной медицине и профилактике перегрузок в промышленности.

В п. 1.2 рассмотрены РЭНК, приведена их классификация, описаны конструктивные особенности и принципы работы. Проанализированы типы РЭНК по поддерживаемым суставам (тазобедренный, коленный, голеностопный), а также устройства для полной реабилитации походки и повседневной поддержки. Особое внимание уделено системам с управлением на основе электромиографических (ЭМГ) сигналов. Рассмотрена архитектура таких устройств, включая блоки обработки ЭМГ, типы датчиков, размещение электродов и этапы алгоритма управления. Показано, что применение ЭМГ-сенсоров позволяет распознавать двигательную интенцию пользователя и адаптировать работу экзоскелета к фазам походки.

В п. 1.3 рассмотрены архитектура и уровни РЭНК, включая высокоуровневое, среднеуровневое и низкоуровневое управление. Проанализированы подходы к распознаванию двигательных намерений пользователя: ручной ввод, интерфейс мозг-компьютер (ИМК, BCI - Brain-Computer Interface), методы распознавания движений и идентификация рельефа. Рассмотрены типовые алгоритмы для среднеуровневых систем, включая методы распознавания фазы шага и генерации управляющих сигналов (профили положения и момента). Особое внимание уделено применению машинного обучения и ИИ-методов в высоко и среднеуровневом управлении, обеспечивающих адаптацию под пользователя. Показано, что классические регуляторы остаются актуальными на нижнем уровне, тогда как ИИ применяется для принятия решений и адаптивного управления. В конце главы сформулирована постановка задачи диссертационного исследования.

Во второй главе “Описание математической модели РЭНК” представлена математическая модель РЭНК. Проведен анализ кинематики устройства, сформированы матрицы кинематических преобразований, описывающие движение суставов. На основе полученных зависимостей выведены уравнения динамики движения с использованием подхода Эйлера–Лагранжа. Полученные модели и аналитические выражения служат теоретической основой для дальнейшей разработки системы управления и проектирования регуляторов.

Для анализа кинематики РЭНК сначала была рассмотрена его физическая конструкция. На рис. 1 а) представлена модель экзоскелета, включающая четыре привода и шесть вращательных суставов. Приводы размещены в тазобедренных и коленных суставах, а в области голеностопа установлен пассивный сустав, соединённый с пневматическим демпфером. Каждая нога экзоскелета имеет две степени свободы, поскольку голеностопный сустав является пассивным. Учитывая конструктивные особенности, показанные на рис. 1 а), была разработана кинематическая схема и выведены соответствующие уравнения кинематики.

На рис. 1 б) представлена полная кинематическая схема РЭНК. Схема включает правую и левую ноги с шестью вращательными суставами, из которых голеностопные являются пассивными (без приводов), а коленные и тазобедренные активными. Для каждого сустава указаны локальные системы координат и направления осей. При построении кинематических уравнений учтено, что в процессе движения одна нога выполняет опорную функцию.

С использованием параметров Денавита-Хартенберга получены для РЭНК следующие однородные матрица преобразований координат:

$$T_i(q_i) = \begin{bmatrix} \cos(q_i) & -\sin(q_i) & 0 & a_i \\ \cos(\alpha_i) * \sin(q_i) & \cos(\alpha_i) * \cos(q_i) & -\sin(\alpha_i) & 0 \\ \sin(\alpha_i) * \sin(q_i) & \cos(\alpha_i) * \sin(q_i) & \cos(\alpha_i) & d_i \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (1)$$

произведение которых, начиная с первой, дает положение каждой системы координат относительно первой. Таким образом, полная матрица преобразования реабилитационного экзоскелета нижней конечности будет:

$$T_0^6 = \begin{bmatrix} n_x & o_x & a_x & p_x \\ n_y & o_y & a_y & p_y \\ n_z & o_z & a_z & p_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (2)$$

где,

$$\begin{cases} n_x = \cos(\theta_1 + \theta_2 + \theta_3) \\ n_y = \sin(\theta_1 + \theta_2 + \theta_3) \\ n_z = 0 \\ o_x = \sin(\theta_1 + \theta_2 + \theta_3) \\ o_y = \cos(\theta_1 + \theta_2 + \theta_3) \\ o_z = 0 \\ a_x = 0 \\ a_y = 0 \\ a_z = 1 \\ p_x = L_3 + L_5 \cos(\theta_1 + \theta_2) + L_4 \cos \theta_1 \\ p_y = L_1 - L_5 \sin(\theta_1 + \theta_2) - L_4 \sin \theta_1 \\ p_z = -L_2 \end{cases}. \quad (3)$$

Для вывода уравнений динамики экзоскелета была применена механика Эйлера-Лагранжа. Кинетическая энергия системы представлена следующим уравнением:

$$T = \frac{1}{2} (m_1 + m_2) L_1^2 \dot{\theta}_1^2 + \frac{1}{2} m_2 L_2^2 \dot{\theta}_2^2 + m_2 L_1 L_2 \dot{\theta}_1 \dot{\theta}_2 \cos(\theta_2 - \theta_1). \quad (4)$$

Потенциальную энергию можно представить следующим образом:

$$P = -(m_1 + m_2) g L_1 \cos(\theta_1) - m_2 g L_2 \cos(\theta_2). \quad (5)$$

Отсюда можно представить обобщённую динамическую модель экзоскелета нижней конечности. В данном случае силы трения и реакции опоры не учитываются, поэтому уравнение для экзоскелета примет следующий вид:

$$M(q)\ddot{q} + V(q, \dot{q})\dot{q} + G(q) = \tau, \text{ где } q = [\theta_1, \theta_1]^T. \quad (6)$$

В (6) матрица $M(q)$ представляет собой тензор инерции, $V(q, \dot{q})$ - матрицу связи скоростей, а $G(q)$ - вектор силы тяжести, которые будут иметь следующий вид:

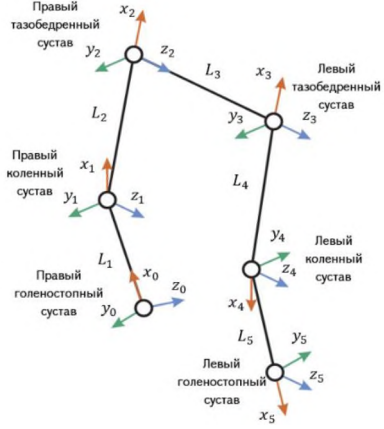
$$M(q) = \begin{bmatrix} (m_1 + m_2)l_1^2 & m_2l_1l_2\cos(\theta_2 - \theta_1) \\ m_2l_1l_2\cos(\theta_2 - \theta_1) & m_2l_2^2 \end{bmatrix}, \quad (7)$$

$$V(q, \dot{q}) = \begin{bmatrix} m_2l_1l_2\dot{\theta}_2^2 (\dot{\theta}_2 - \dot{\theta}_1)\sin(\theta_2 - \theta_1) \\ -m_2l_1l_2\dot{\theta}_1^2 \sin(\theta_2 - \theta_1) \end{bmatrix}, \quad (8)$$

$$G(q) = \begin{bmatrix} (m_1 + m_2)gl_1\sin(\theta_1) \\ m_2gl_2\sin(\theta_2) \end{bmatrix}. \quad (9)$$



а)



б)

Рис. 1. Внешний вид и кинематическая схема РЭНК

В уравнениях динамики РЭНК необходимо также учитывать взаимодействие человек–экзоскелет, обобщённое динамическое уравнение которого имеет следующий вид:

$$\begin{cases} M_h(q_h)\ddot{q}_h + V_h(q_h, \dot{q}_h)\dot{q}_h + G_h(q_h) = \tau_h - \tau_{int} \\ M_e(q_e)\ddot{q}_e + V_e(q_e, \dot{q}_e)\dot{q}_e + G_e(q_e) = \tau_e + \tau_{int} \end{cases}. \quad (10)$$

$$\sum T_O = I \ddot{\theta}, \quad (11)$$

Также был рассмотрен математический модель РЭНК:

$$\begin{aligned} & T_{dist} + m_{Lg}(d \cos \theta + r \sin \theta) - m_{B2g}(a \cos \theta + r \sin \theta) - \\ & m_{B1g}(d_s \cos \theta + r \sin \theta) + m_{B2}\ddot{a}r - c\dot{\theta} - k\theta = \\ & \ddot{\theta} (m_L(r^2 + d^2) + m_{B2}(r^2 + a^2) + m_{B1}(d_s^2 + r^2)). \end{aligned} \quad (12)$$

Таким образом, уравнение (12) описывает модель равновесия экзоскелета при ходьбе и в положении стоя, с учётом механических и кинематических особенностей

системы. Данная модель может быть использована при проектировании системы управления, обеспечивающей устойчивость экзоскелета.

В третьей главе “Проектирование и исследование системы управления РЭНК” представлены структурные схемы систем управления ходьбой РЭНК, реализованные с использованием различных методов. На основе анализа ранее полученных схем и уравнений динамики были спроектированы системы управления с применением классических пропорционально-интегрально-дифференцирующих (ПИД) регуляторов, а также адаптивных регуляторов с эталонной моделью (АРЭМ), включая модификацию с планированием коэффициентов. С учётом уравнений баланса спроектирована система управления с каскадной структурой ПИД-регуляторов для поддержания равновесия. Используя кинематические и динамические модели, построенные во второй главе, была разработана компьютерная модель РЭНК в среде MATLAB/Simulink. Кроме моделирования, также был создан физический прототип экзоскелета для экспериментальной проверки и оценки эффективности разработанных систем управления.

Была разработана система управления нижнего уровня с использованием различных классических методов и регуляторов. Обобщённая функциональная блок-схема системы управления ходьбой РЭНК представлена на рис. 2, где T_p блок планирования, C регулятор углов суставов, K_B обратная матрица кинематики, W_m блок динамики приводов, E блок динамики движения экзоскелета, H блок динамики движения пользователя (человека). S_r рабочий режим экзоскелета, выбираемый пользователем.

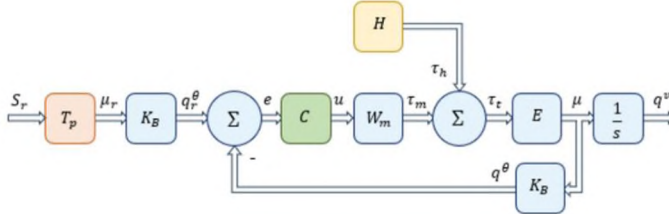


Рис. 2. Функциональная блок-схема системы управления ходьбой РЭНК

Вектор μ_r определяется алгоритмом планирования траектории ноги, и его компонентами являются обобщённые координаты ноги.

$$\mu_r = [x_r \quad y_r \quad z_r]^T. \quad (13)$$

Компонентами вектора q^θ являются углы суставов ноги экзоскелета, а вектора q_r^θ - задающие (опорные) углы:

$$q^\theta = [\theta_1 \quad \theta_2]^T, \quad (14)$$

$$q_r^\theta = [\theta_r^1 \quad \theta_r^2]^T. \quad (15)$$

В качестве регулятора выбран стандартный параллельный ПИД-регулятор - пропорциональный, интегральный и дифференциальный:

$$u(t) = K_p e(t) + K_i \int e(t) dt + K_d \frac{de(t)}{dt}, \quad (16)$$

где $e(t)$ называется сигналом ошибки и определяется следующим выражением:

$$e(t) = q_r^\theta - q^\theta. \quad (17)$$

K_p, K_i, K_d называются соответственно коэффициентами пропорциональной, интегральной и дифференциальной составляющих. Представив выражение (16) в форме преобразования Лапласа, получим:

$$u(s) = K_p e(s) + \frac{K_i e(s)}{s} + K_d s e(s). \quad (18)$$

Из уравнения (18) можно получить передаточную функцию:

$$W_{PID}(s) = \frac{u(s)}{e(s)} = K_p + K_i \frac{1}{s} + K_d s. \quad (19)$$

Учитывая тот факт, что динамическая система является нелинейной, применение ПИД-регулятора становится нецелесообразным, поскольку из-за нелинейности, линейный ПИД-регулятор может вызывать отклонения и ошибки в работе системы. Одним из подходов является использование систем нелинейного управления. Для компенсации нелинейностей динамической модели предлагается применить метод планирования коэффициентов, функциональная блочная схема которого представлена на рис. 3, где W_{PID} это передаточная функция ПИД-регулятора, а GS планировщик коэффициентов [1, 2].

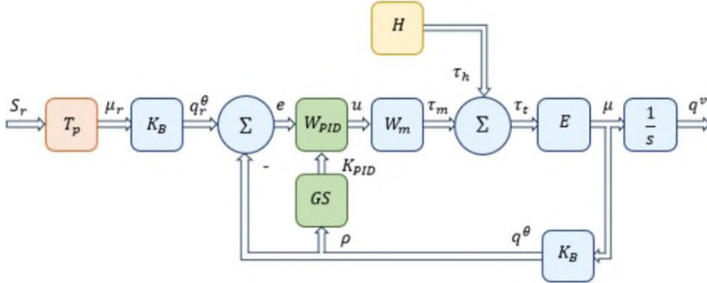


Рис. 3. Функциональная блок-схема системы управления ходьбой РЭНК с ПИД-регуляторами и планированием коэффициентов.

При использовании метода планирования коэффициентов необходимо выбрать параметры наблюдения, которые в случае экзоскелета являются углами суставов и представляются следующим вектором:

$$\rho = [\theta_1 \quad \theta_2]^T. \quad (20)$$

В этом методе управляющее воздействие представляется в следующем виде:

$$u(t) = f_p(\rho)e(t) + f_i(\rho)\int e(t)dt + f_d(\rho)\frac{de(t)}{dt}, \quad (21)$$

где $f_p(\rho), f_i(\rho)$ и $f_d(\rho)$ - нелинейные функции, описывающие зависимость коэффициентов ПИД-регулятора от наблюдаемых параметров, и представляются в виде таблиц подстановки или регрессионных моделей. Этот метод, в отличие от

предыдущего, адаптируется к определённым изменениям системы и обеспечивает высокую точность в случае нелинейных систем. Однако он требует значительных вычислительных затрат, точного выбора наблюдаемых параметров и их диапазонов. Метод планирования коэффициентов позволяет решить данную проблему, рассматривая эти параметры в качестве наблюдаемых, однако это требует установки дополнительных датчиков и усложняет всю систему. Поэтому для решения подобных задач целесообразно применять адаптивные регуляторы. Наиболее известным среди них является АРЭМ. Основной проблемой при применении данного регулятора является выбор точной эталонной модели, от которой существенно зависят устойчивость всей системы и качество регулирования. Если эталонная модель не отражает желаемое динамическое поведение или значительно отличается от реального объекта, механизм адаптации может изменить параметры регулятора в неправильном направлении, что приведёт к дестабилизации системы. Следующая возможная проблема в адаптивных регуляторах связана с диапазонами колебаний неопределённых или динамических параметров. Как правило, если диапазон колебаний этих параметров слишком велик, то один и тот же механизм адаптации становится неприменимым и может вызвать потерю устойчивости системы. Для смягчения данной проблемы предлагается комбинировать адаптивный регулятор с методом планирования коэффициентов. Подобное сочетание может обеспечить более стабильное и точное поведение в условиях неопределённости в нелинейных системах, таких как РЭНК. На рис. 4 представлена функциональная блок-схема системы управления хольбой с АРЭМ и планированием коэффициентов [3].

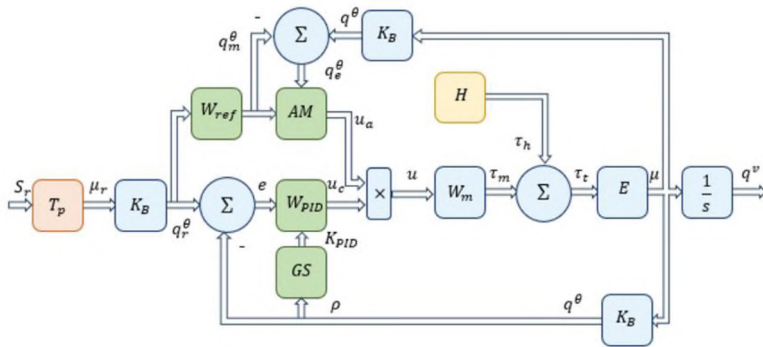


Рис. 4. Функциональная блок-схема системы управления хольбой РЭНК с АРЭМ и планированием коэффициентов

В системе управления хольбой РЭНК выход эталонной модели q_m^θ представляет собой желаемый выход системы, тогда как фактический выход обозначается как q^θ . В этом случае ошибку системы можно записать в следующем виде:

$$q_e^\theta = q^\theta - q_m^\theta. \quad (22)$$

Целевая функция системы можно представить следующим образом:

$$J(\vartheta) = \frac{1}{2} (q_e^\theta(t))^2, \quad (23)$$

где ϑ параметр регулятора или коэффициент адаптации. Цель адаптивного регулятора - минимизировать функцию стоимости так, чтобы она стремилась к нулю. Поэтому параметр ϑ необходимо изменять в направлении, противоположном градиенту функции стоимости:

$$\frac{d\vartheta}{dt} = -\gamma \frac{\partial J(\vartheta)}{\partial \vartheta} = -\gamma q_e^\vartheta(t) \frac{\partial q_e^\vartheta(t)}{\partial \vartheta}, \quad (24)$$

где γ положительное число, называемое коэффициентом адаптации. Итоговое выражение для общего выходного сигнала регулятора будет следующим:

$$u(t) = (\vartheta^T(t)\varphi(t)) \times \left(f_p(\rho)e(t) + f_i(\rho)\int e(t)dt + f_d(\rho)\frac{de(t)}{dt} \right), \quad (25)$$

где $\varphi(t)$ - вектор, описывающий входы и выходы системы [4, 3, 5].

Затем в среде MATLAB/Simulink было реализовано проектирование различных систем управления с последующим сравнительным анализом. В частности, с использованием среды MATLAB/Simulink Simscape Multibody была разработана компьютерная модель РЭНК. Модель включает две ноги с тремя вращательными суставами - тазобедренным, коленным и голеностопным, каждый из которых приводится в движение отдельным двигателем постоянного тока. Дополнительно реализованы датчики углового положения и скорости. Трёхмерная механическая часть модели спроектирована в SolidWorks, а визуализация выполнена с использованием MATLAB Mechanics Explorer. На основе симуляционной модели был изготовлен физический прототип экзоскелета, представленный на рис. 6. В конструкции применены бесщёточные двигатели АК80-64 с моментом до 120 Н·м и встроенными датчиками. Управление реализовано с помощью платформы NI myRIO в среде NI LabVIEW [6, 7]. Разработан программный модуль, обеспечивающий управление моментом, скоростью и положением. Для удобства пользователя созданы мобильное приложение и интерфейс ручного управления. Также разработан автономный блок питания, обеспечивающий до 3 часов бесперебойной работы устройства при нагрузке до 60 кг.

Создание как симуляционной, так и физической моделей стало основой для разработки и тестирования полноценных систем управления экзоскелетом. На первом этапе для построения регуляторов была выполнена линеаризация динамической модели с последующим получением передаточных функций на основе уравнений нелинейной динамики. Линеаризованная модель была преобразована по Лапласу, что позволило построить структурную схему открытой системы:

$$\begin{cases} \theta_1(s) = \frac{c}{ca - b^2} M_1(s) - \frac{b}{ca - b^2} M_2(s) \\ \theta_2(s) = \frac{a}{ca - b^2} M_2(s) - \frac{b}{ca - b^2} M_1(s) \end{cases}, \quad (26)$$

где:

$$a = (m_1 + m_2)l_1^2 s^2 + (m_1 + m_2)gl_1, \quad (27)$$

$$b = m_2 l_1 l_2 s^2, \quad (28)$$

$$c = m_2 l_2^2 s^2 + m_2 g l_2. \quad (29)$$

Данная система представляет собой многомерную, где входами являются моменты M_1 и M_2 , а выходами - углы вращения суставов θ_1 и θ_2 . На основе этих уравнений была сформирована передаточная функция экзоскелета:

$$W_\Theta = \frac{\theta(s)}{M(s)} = \frac{1}{ca - b^2} \cdot \begin{bmatrix} m_2 l_2^2 s^2 + m_2 g l_2 & -m_2 l_1 l_2 s^2 \\ -m_2 l_1 l_2 s^2 & (m_1 + m_2) l_1^2 s^2 + (m_1 + m_2) g l_1 \end{bmatrix}. \quad (30)$$

Полученная передаточная функция позволила провести дальнейшее проектирование систем управления. Все предложенные алгоритмы были протестированы как в симуляционной среде, так и на физическом прототипе экзоскелета.

Следующим этапом стало проектирование механизма балансировки, обеспечивающего устойчивость РЭНК при внешних возмущениях. Система состоит из двигателя постоянного тока и тросово-шкивного механизма с подвижным противовесом. Первоначальное моделирование выявило наличие перерегулирования и колебаний, что потребовало внедрения системы управления на основе трёх ПИД-регуляторов. Первый регулятор отвечает за управление моментом двигателя, второй обеспечивает точность позиционирования противовеса, а третий контролирует угол наклона корпуса экзоскелета, стремясь удерживать его в вертикальном положении. Оптимизированные параметры ПИД регуляторов обеспечили устойчивость с временем установления 0.125 секунды и перерегулированием на уровне 2.2 %. При внешнем импульсном возмущении противовес смещается на ± 19 см, что позволяет компенсировать отклонение корпуса, достигающее приблизительно 1.5° , и вернуть экзоскелет в исходное вертикальное положение в течение 1.5 секунд. Система стабилизации была интегрирована в общую архитектуру управления экзоскелетом и функционирует параллельно с системой управления ходьбой.

В четвёртой главе “Проектирование системы управления РЭНК на основе искусственного интеллекта” рассмотрена разработка системы управления для РЭНК с применением методов искусственного интеллекта (ИИ), в частности - обучения с подкреплением (ОП, RL – Reinforcement Learning). Рассмотрены теоретические основы ОП, включая алгоритм глубокой детерминированной стратегии градиента (ГДПГ), реализованный на архитектуре актор–критик с соответствующими нейронными сетями. Система управления РЭНК, основанная на алгоритме ГДПГ, была разработана и обучена в среде MATLAB Reinforcement Learning Designer. Предложен новый гибридный контроллер - DAM (DDPG-Augmented MRAC), представляющий собой комбинацию адаптивного регулятора с эталонной моделью (АРЭМ) и алгоритма ГДПГ. Проведён сравнительный анализ эффективности с классическими регуляторами. Результаты показали, что регулятор DAM обеспечивает высокую адаптивность в условиях параметрической неопределённости и изменяющихся динамических характеристик РЭНК. Также была разработана нейросетевая модель, осуществляющая предсказание

двигательных намерений пользователя на основе ЭМГ-сигналов, что позволило повысить интеллектуальный уровень отклика системы управления РЭНК.

В диссертационной работе был рассмотрен алгоритм ГДПГ. Это независимый от модели алгоритм обучения с подкреплением, и его агент называется актор-критиком, который пытается максимизировать ожидаемую награду путем поиска оптимальной стратегии. Агент актор-критик содержит нейронные сети. Актор (действующий) нейронной сети получает на входе состояние системы s и возвращает на выходе действие a в соответствии с стратегией π . Критик нейронной сети получает на входе состояние системы и действие, выполненное нейронной сетью актор, а на выходе возвращает значение $q(s, a)$, т.е. дает оценку качества действия нейронной сети актора в состоянии s . В случае РЭНК среда представляет собой совокупность кинематики, динамики, электроники и электромеханики экзоскелета, его трёхмерной модели, а также внешней среды, в которой должен функционировать экзоскелет. Математические уравнения РЭНК, выведенные в главе 2, были использованы для проектирования обучающей среды в MATLAB/Simulink.

В целом функциональная схема системы управления РЭНК с применением искусственного интеллекта может быть представлена, как показано на рис. 5.

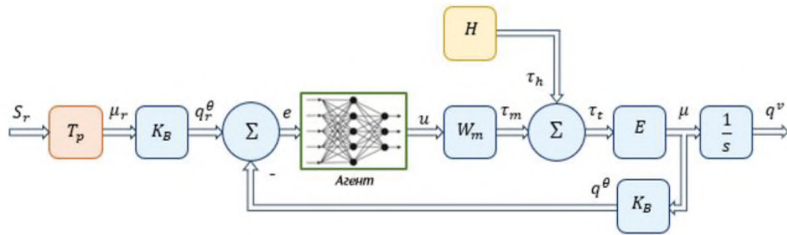


Рис. 5. Функциональная блок-схема системы управления ходьбой РЭНК с использованием искусственного интеллекта

Если сравнить представленную на рисунке 5 систему управления с использованием искусственного интеллекта с обобщённой системой управления, приведённой в главе 3, можно увидеть, что единственным отличием является замена регулятора C на нейронную сеть, обучение которой будет осуществляться с применением обучения с подкреплением.

Для решения поставленной в диссертации задачи была предложена следующая функция наград:

$$R = 2 - |q_r^{\theta} - q^{\theta}| - 1, \quad (31)$$

где q_r^{θ} — желаемые углы суставов экзоскелета, q^{θ} — реальные углы суставов экзоскелета, а выражение $(q_r^{\theta} - q^{\theta})$ представляет собой ошибку углов суставов экзоскелета. Функция вознаграждения выбрана таким образом, чтобы экспоненциально уменьшаться и стремиться к предельному значению -1 при больших значениях ошибки системы. При отсутствии ошибки вознаграждение принимает значение 0. Таким образом, данная функция используется агентом во

время обучения для выбора такой совокупности управляющих сигналов, при которой накопленное вознаграждение достигает максимального значения.

Для проверки работы системы при различных входных углах на сустав экзоскелета был подан синусоидальный сигнал. В случае синусоидального сигнала ошибка управления углом составила 0.03 радиана, что является достаточно хорошим результатом. Для оценки работы разработанного регулятора в условиях параметрической неопределенности на вход системы снова подается синусоидальный сигнал, но при этом изменяются физические параметры пользователя, например, масса тела. На рисунке 6 показано, что при разных значениях массы отклик системы различается, что было предсказуемо, так как неопределенности не учитывались на этапе обучения.

Для решения данной проблемы предлагается провести дообучение агента ИИ, случайным образом изменяя физические параметры пользователя во время обучения. Хотя этот подход может повысить устойчивость при изменяющейся динамике, он является крайне времязатратным и ресурсоемким, так как требует накопления большого объема опыта в различных динамических условиях. Если в случае статического динамического моделирования экзоскелета, то есть без учёта параметрических неопределённостей, общее время обучения нейросетевого регулятора составило 4 часа, то динамическое изменение даже одного параметра приведёт к прогрессивному увеличению времени обучения.

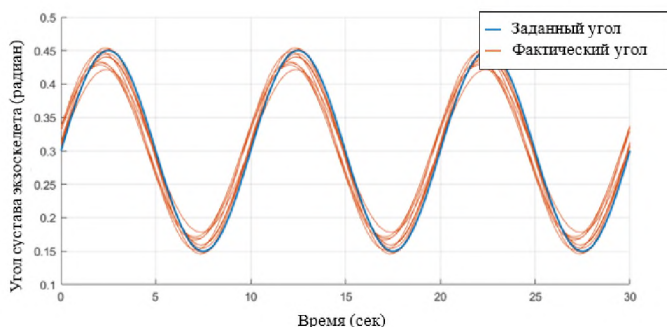


Рис. 6. Отклик нейросетевого регулятора при различных физических параметрах пользователя

Для избежания подобных проблем предлагается рассмотреть новую систему управления с использованием ИИ которая сочетает в себе алгоритм глубокой детерминированной политики градиента (ГДПГ, DDPG - Deep Deterministic Policy Gradient) и адаптивный регулятор с эталонной моделью (АРЭМ, MRAC - Model Reference Adaptive Control). Такое сочетание позволяет один раз разработать нейросетевой регулятор для объекта с фиксированными параметрами, который в процессе эксплуатации способен адаптироваться к параметрическим неопределёностям объекта. Предлагается обозначить данный гибридный метод управления как ГДПГ-усиленный АРЭМ, или регулятор DAM (DDPG-Augmented MRAC) [8]. Функциональная блок-схема системы управления ходьбой РЭНК, реализованной с использованием предлагаемого регулятора, представлена на рисунке 7. Для оценки эффективности предлагаемого регулятора DAM в условиях

параметрических неопределенностей объекта на вход системы подаётся синусоидальный сигнал, при этом, как и ранее в системе управления только с ИИ, изменяются физические параметры пользователя, например масса тела. На рисунке 8 видно, что в отличие от управления только с ИИ, в системе DAM отклонения отклика при разных массах пользователя незначительны. Максимальное амплитудное отклонение составляет 3%, а фазовое - 3.18%.

Следует отметить, что в системе управления только с ИИ амплитудное отклонение достигает почти 15%, а фазовое - 5%. Таким образом, уже можно сделать вывод, что предложенный новый регулятор по сравнению с системой управления, основанной только на усиленном обучении, демонстрирует в несколько раз лучшие результаты в условиях параметрической неопределенности.

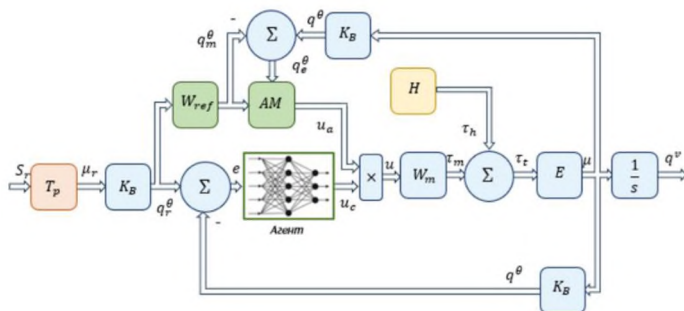


Рис. 7. Функциональная блочная схема системы управления ходьбой РЭНК с адаптивным регулятором на основе эталонной модели, дополненным алгоритмом глубокой детерминированной градиентной политики (DAM)

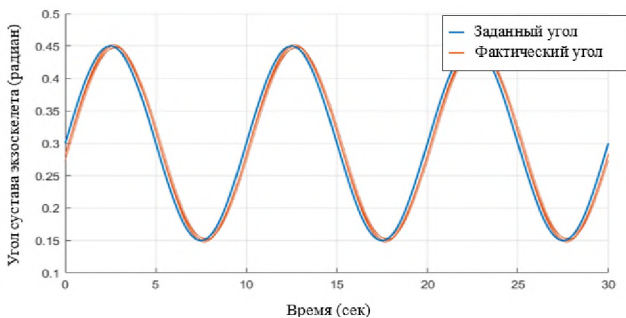


Рис. 8. Отклик DAM регулятора при различных физических параметрах пользователя

Однако необходимо также сравнить его с классическими регуляторами, которые были рассмотрены в предыдущей главе. Для оценки работы регуляторов были рассмотрены два случая. В первом случае все разработанные регуляторы применялись на физической модели экзоскелета без внешней нагрузки. Во втором случае те же регуляторы работали уже при наличии внешней нагрузки в 50 кг. Для

оценки регуляторов в одном и том же временном интервале были рассчитаны их интегральные абсолютные ошибки, представленные в таблице 1.

Таблица 1 Интегральные абсолютные ошибки разработанных регуляторов

N	Тип регулятора	Абсолютная интегральная ошибка	
		Без нагрузки	При наличии нагрузки
1.	ПИД	21.0	26.0
2.	ПИД с планированием коэффициентов	12.0	13.0
3.	Адаптивный с эталонной моделью (АРЭМ)	19.1	19.9
4.	АРЭМ с планированием коэффициентов	11.9	12.7
5.	Агент с ГДПГ	10.2	14.3
6.	Агент ГДПГ с АРЭМ (DAM)	8.2	8.5

Из таблицы видно, что при отсутствии нагрузки большинство регуляторов демонстрируют сопоставимые значения абсолютной интегральной ошибки. Однако даже в этих условиях предложенный регулятор DAM превосходит остальные: его ошибка составляет всего 8,2, что на 60,9 % меньше, чем у классического ПИД-регулятора (21,0). При наличии нагрузки различия становятся ещё более выраженными. Ошибка ПИД-регулятора увеличивается до 26,0, тогда как у DAM - лишь до 8,5, что на 67,3 % ниже. Таким образом, DAM демонстрирует наименьшую чувствительность к изменению условий и высокую адаптивность. Среди остальных методов, ПИД с планированием коэффициентов и адаптивный регулятор с планированием показывают лучшие результаты по сравнению с их классическими аналогами (уменьшение ошибки до 50 %). Агент ГДПГ также показывает неплохую устойчивость, но уступает DAM как по точности, так и по стабильности при изменении нагрузки. В целом, регулятор DAM обеспечивает наилучшие показатели точности и устойчивости как в симуляционных, так и в реальных условиях, что делает его наиболее эффективным решением для управления экзоскелетом при параметрической неопределённости.

В рамках разработки полной системы управления РЭНК были реализованы не только алгоритмы управления ходьбой, но и построена модель предсказания двигательной активности пользователя на основе сигналов электромиографии (ЭМГ). Для этой цели использован ЭМГ-датчик MyoWare, закреплённый на икроножной мышце, а сбор данных осуществлялся через NI myRIO с частотой 100 Гц. построена четырёхслойная классификационная нейронная сеть, реализованная в NI LabVIEW, с логистической функцией активации. Обучение проводилось с точностью 0.0001, и достигнута классификационная точность 92%. Таким образом, в составе общей системы управления экзоскелетом разработан модуль предсказания намерений движения пользователя в реальном времени, что позволяет адаптировать поведение РЭНК в соответствии с действиями человека [9,10].

В заключении сформулированы основные результаты диссертационной работы.

В приложении приведены таблицы сокращений и символов, использованных в работе, отрывки программных кодов разработанной системы управления РЭНК в средах MATLAB и Simulink.

ОСНОВНЫЕ ВЫВОДЫ И РЕЗУЛЬТАТЫ ДИССЕРТАЦИОННОЙ РАБОТЫ

В ходе диссертационной работы была выполнена разработка и исследование системы управления для реабилитационного экзоскелета нижней конечности с применением методов искусственного интеллекта. На основе полученных уравнений динамики экзоскелета была спроектирована новая автоматическая система управления с использованием искусственного интеллекта и нейронного регулятора, которая решает задачи динамической параметрической неопределённости и адаптивности в управлении экзоскелетом.

Для экзоскелета были разработаны системы управления с применением как классических, так и современных методов, включая нейронный регулятор на основе искусственного интеллекта. Для взаимодействия пользователя с экзоскелетом была создана система предсказания двигательных намерений пользователя на основе сигналов, полученных от электромиографических датчиков. Разработанные системы управления были протестированы и подвергнуты сравнительному анализу как на компьютерной модели, так и на реальном экспериментальном прототипе.

В процессе диссертационной работы были получены следующие научные результаты:

1. Разработана полная динамическая модель реабилитационного экзоскелета нижней конечности, учитывающая взаимодействие человек–экзоскелет и обеспечение равновесия экзоскелета.
2. На основе полученных уравнений динамики экзоскелета в среде MATLAB/Simulink была спроектирована новая система автоматического управления с использованием искусственного интеллекта и нейронного регулятора, обеспечивающая решение задач параметрической неопределённости и адаптивности.
3. Разработан алгоритм предсказания двигательных намерений пользователя на основе методов машинного обучения, реализуемый в реальном времени.
4. Разработан адаптивный регулятор с эталонной моделью (АРЭМ, MRAC - Model Reference Adaptive Control) с добавлением алгоритма глубокой детерминированной политики градиентного (ГДПГ) типа, обозначенный как DAM (DDPG -Augmented MRAC), и проведён сравнительный анализ его эффективности, точности и адаптивных свойств.

Результаты диссертационной работы имеют практическое применение в разработке и проектировании адаптивных систем управления для реабилитационных экзоскелетов нижней конечности. Основу для этого составляют разработанные математические и экспериментальные модели, а также программное обеспечение с применением методов искусственного интеллекта и регуляторов.

Полученные результаты подтверждают, что разработка и исследование многомерной нелинейной системы управления экзоскелетом с применением искусственного интеллекта является актуальной как с теоретической точки зрения - для изучения новых методов, так и с практической - для решения прикладных задач.

Основные результаты диссертации опубликованы в следующих работах:

1. Ulikyan A., Mkhitarian A., **Khanamiryan Z.** Design of Nonlinear Exoskeleton Control System by Gain Scheduling Method // The Scientific Heritage. Budapest, Hungary, 2022, №88, pp. 74–81. DOI: 10.5281/zenodo.6532724.
2. Ulikyan A.T., Mkhitarian A.L., Muradyan S.T., **Khanamiryan Z.G.** Design of a Two-Link Robot Manipulator Adaptive Control System by the Gain Scheduling Method // Proceedings of NPUA: Information Technologies, Electronics, Radio Engineering. Yerevan, 2022, №1, pp. 64–75. DOI:10.53297/18293336-2022.1-64.
3. Ուիկյան Ա.Թ., Մխիթարյան Ա.Լ., **Խանամիրյան Ջ.Գ.** Էկզոսկելետի ոտքի ոչ գծային կառավարման համակարգի նախագծումը գործակցի պլանավորման մեթոդով // ՀԱՊՀ Լրաբեր. Գիտական հոդվածների ժողովածու, մաս 1. Երևան, Ճարտարագետ, 2022, էջ 122–129:
4. Ուիկյան Ա.Թ., Մխիթարյան Ա.Լ., **Խանամիրյան Ջ.Գ.** Վերին վերջույթի բիոնիկական պրոթեզի կառավարման համակարգի հետազոտումը // ՀԱՊՀ Լրաբեր. Գիտական հոդվածների ժողովածու, մաս 1. Երևան, Ճարտարագետ, 2022, էջ 130–136:
5. Ulikyan A.T., **Khanamiryan Z.G.** A Comparative Analysis of Lower Limb Exoskeleton Gait Control System // Proceedings of NPUA: Information Technologies, Electronics, Radio Engineering. Yerevan, 2024, №1, pp. 27–36. DOI: 10.53297/18293336-2024.1-27.
6. Ուիկյան Ա.Թ., **Խանամիրյան Ջ.Գ.** Ստորին վերջույթի էկզոսկելետի քայլքի կառավարումը՝ մկանից ստացված ազդակներով արհեստական բանականության կիրառմամբ // ՀԱՊՀ Լրաբեր. Գիտական հոդվածների ժողովածու, մաս 1. Երևան, Ճարտարագետ, 2024, էջ 131–137:
7. **Խանամիրյան Ջ.Գ.**, Տերտերյան Ե.Ս. Ռոբոտ-մանիպուլյատորի մոդելավորումը LabVIEW ծրագրային միջավայրում // ՀԱՊՀ Լրաբեր. Գիտական հոդվածների ժողովածու, մաս 1. Երևան, Ճարտարագետ, 2024, էջ 158–164:
8. **Khanamiryan Z.G.** Model Predictive Control of Exoskeleton Joint Angles // Proceedings of NPUA: Electrical Engineering, Energetics. Yerevan, 2024, №1, pp. 46–58. DOI: 10.53297/18293328-2024.1-46.
9. Babayan H., Matevosyan A., Babayan V., **Khanamiryan Z.**, Matevosyan M. A Machine Learning-Based Optimization Technique of Internal Controls in Credit Institutions // Engineering, Technology & Applied Science Research. 2025, Volume 15, Issue 4, pp. 24667–24671. DOI: 10.48084/etasr.11405.
10. **Khanamiryan Z.**, Sargsyan L. Design of a DDPG-Augmented MRAC (DAM Controller) for a Differential Drive Mobile Robot // Mechanical Engineering Solutions: Design, Simulation, Testing, Manufacturing. MES 2025. Mechanisms and Machine Science, Vol. 191, pp. 309–318. DOI: 10.1007/978-3-032-02352-0_30.

ԱՄՓՈՓԱԳԻՐ
ԱՐՀԵՍՏԱԿԱՆ ԲԱՆԱԿԱՆՈՒԹՅԱՆ ԿԻՐԱՌՄԱՄԲ ԷԿԶՈԿՄԱՆԲԻ
ԲԱԶՄԱԶԱՓ ՈՉ ԳԾԱՅԻՆ ԿԱՌԱՎԱՐՄԱՆ ՀԱՄԱԿԱՐԳԻ ՄՇԱԿՈՒՄԸ ԵՎ
ՀԵՏԱԶՈՏՈՒՄԸ

Առաջին գլխում իրականացվել է գրականության ակնարկ՝ էկզոկմախքների ուսումնասիրություն, վերլուծություն, դասակարգում, որի արդյունքում առանձնացվել են առանձին տեսակների կառուցվածքային առանձնահատկությունները: Վերլուծվել են մարդու քայլքի առանձնահատկությունները և փուլերը: Վերլուծվել են ՍՎՎԷ-ների կառավարման համակարգերի մակարդակների դասակարգումը՝ բարձր, միջին և ստորին, և ուսումնասիրվել են յուրաքանչյուր մակարդակում կիրառվող մեթոդները: Ուսումնասիրությունների և դրանց վերլուծության արդյունքում պարզ է դարձել, որ ՍՎՎԷ-ի համար կայուն և արդյունավետ կառավարման համակարգի ունենալու նպատակով նպատակահարմար է կիրառել արհեստական բանականության:

Երկրորդ գլխում իրականացվել է ՍՎՎԷ-ի մաթեմատիկական մոդելի մշակում և նախագծում: Դուրս է բերվել ՍՎՎԷ-ի կինեմատիկ սխեման: Դենսավիթ-Հարթենբերգի մեթոդի կիրառմամբ, ձևակերպվել են յուրաքանչյուր հոդային միացման համապատասխան պարամետրերը և կառուցվել են համասեռ ձևափոխության մատրիցները, որոնք ամբողջությամբ նկարագրում են ՍՎՎԷ-ի շարժումները: Հենվելով ստացված կինեմատիկ հավասարումների վրա՝ Էյլեր-Լագրանժի մեթոդով դուրս են բերվել ՍՎՎԷ-ի դինամիկայի հավասարումները՝ հաշվի առնելով մարդ-էկզոկմախք համակարգի փոխազդեցությունները: Բացի այդ, իրականացվել է էկզոկմախքի հավասարակշռության մոդելի ձևակերպում՝ հետագա կառավարման համակարգերի նախագծման և վերլուծության համար:

Երրորդ գլխում ներկայացվել են տարբեր մեթոդների կիրառմամբ ՍՎՎԷ-ի քայլքի կառավարման համակարգի կառուցվածքային սխեմաները: Ստացված կառուցվածքային սխեմաների համար կատարվել են ուսումնասիրություններ և համեմատական վերլուծություններ, որի արդյունքում նախորդ գլուխներում ստացված դինամիկայի հավասարումների հիման վրա իրականացվել է կառավարման համակարգերի նախագծում՝ ՀԻԴ կարգավորիչների կիրառմամբ: Բացի դասական ՀԻԴ կարգավորիչներից, նախագծվել են նաև գործակիցների պլանավորմամբ ՀԻԴ կարգավորիչներ, նմուշային մոդելով ադապտիվ կարգավորիչներ, գործակիցների պլանավորմամբ ադապտիվ կարգավորիչներ, ինչպես նաև կանխորոշիչ մոդելով կարգավորիչներ: Հաշվի առնելով էկզոկմախքի հավասարակշռության դինամիկ հավասարումները, իրականացվել է հավասարակշռության պահպանման կասկադային ՀԻԴ կարգավորիչներով կառավարման համակարգի նախագծում: Հիմք ընդունելով երկրորդ գլխում ստացված կինեմատիկ և դինամիկ մոդելները՝ մշակվել է ՍՎՎԷ-

ի համակարգչային մոդելը «MATLAB/Simulink» միջավայրում: Բացի համակարգչային մոդելավորումից, իրականացվել է նաև ՄՎՎԷ-ի փորձանմուշային մոդելի նախագծումն ստացում, որի նպատակն է եղել ստանալ իրական սարք մշակված կառավարման համակարգերի արդյունավետության փորձարկման և արդյունավետության գնահատման համար:

Չորրորդ գլխում իրականացվել է արհեստական բանականության վրա հիմնված կառավարման համակարգի մշակում՝ ամրապնդման ուսուցման մեթոդների կիրառմամբ: Ներկայացվել են ամրապնդման ուսուցման տեսական դրույթները, դիտարկվել է խորը դետերմինացված քաղաքականության գրադիենտի (Deep Deterministic Policy Gradient – DDPG) ալգորիթմը՝ իր իրագործող-քննադատ (actor-critic) կառուցվածքով և համապատասխան նեյրոնային ցանցերով: ՄՎՎԷ-ի համար նախագծվել է խորը դետերմինացված քաղաքականությամբ գործող կառավարման համակարգ: Որպես ուսուցման միջավայր ընտրվել է «MATLAB Reinforcement Learning Designer» գործիքը, որի միջոցով իրականացվել է նեյրոնային ցանցի ուսուցումը: Առաջարկվել և մշակվել է հիբրիդային կառավարման համակարգ՝ որը համադրում է նմուշային մոդելով ադապտիվ կարգավորիչը և խորը դետերմինացված քաղաքականության գրադիենտի ալգորիթմը: Նոր կառավարման մոտեցումը անվանվել է «DDPG-Augmented MRAC» կամ «DAM» կարգավորիչ: Իրականացվել է մշակված հիբրիդային կառավարման համակարգի համեմատական գնահատում և վերլուծություն դասական կարգավորիչների հետ: Հետազոտությունների արդյունքում ցույց է տրվել, որ «DAM» կարգավորիչը ապահովում է ավելի լավ արձագանք համակարգի քայլի դինամիկ պայմաններում, հատկապես երբ առկա են օգտագործողի պարամետրական անորոշություններ: Բացի այդ, մշակվել է նեյրոնային ցանց, որը կարողանում է կանխատեսել օգտագործողի շարժման մտադրությունը՝ բարձրացնելով կառավարման համակարգի ինտելեկտուալ արձագանքման կարողությունները:

ZAVEN KHANAMIRYAN GEGHAM DEVELOPMENT AND RESEARCH OF A MULTIDIMENSIONAL NONLINEAR CONTROL SYSTEM FOR AN EXOSKELETON USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE

In Chapter 1, it presents a literature review on exoskeletons, including their study, analysis, and classification, highlighting the structural features of various types. The characteristics and phases of human gait are analyzed. The classification of control system levels for lower limb rehabilitation exoskeletons (LLRE) high, mid, and low - is reviewed, along with the methods applied at each level. Based on the conducted studies and their analysis, it was concluded that to ensure a stable and efficient control system for LLREs, it is advisable to apply artificial intelligence methods.

In Chapter 2, the mathematical modeling and design of the lower limb rehabilitation exoskeleton (LLRE) were carried out. The kinematic scheme of the LLRE was developed. Using the Denavit–Hartenberg method, the relevant parameters for each joint connection were defined, and the homogeneous transformation matrices were constructed to fully describe the movements of the LLRE. Based on the obtained kinematic equations, the dynamic equations of the LLRE were derived using the Euler–Lagrange method, taking into account the interactions within the human–exoskeleton system. Additionally, a balance model of the exoskeleton was formulated for the subsequent design and analysis of control systems.

In Chapter 3, structural diagrams of LLRE gait control systems based on various methods were presented. For the obtained structural schemes, studies and comparative analyses were conducted. As a result, control systems were designed based on the dynamic equations derived in the previous chapters, using PID controllers. In addition to classical PID controllers, PID controllers with gain scheduling, model reference adaptive controllers (MRAC), adaptive controllers with gain scheduling, and predictive model controllers were also designed. Taking into account the dynamic equations related to exoskeleton balance, a control system based on cascade PID controllers was developed to maintain balance. Based on the kinematic and dynamic models obtained in Chapter Two, a computer model of the LLRE was developed in the “MATLAB/Simulink” environment. In addition to computer simulation, a prototype of the LLRE was also designed and built, aimed at creating a real device for testing and evaluating the effectiveness of the developed control systems.

In Chapter 4, a control system based on artificial intelligence was developed using reinforcement learning methods. The theoretical principles of reinforcement learning were presented, and the Deep Deterministic Policy Gradient (DDPG) algorithm was examined, along with its actor-critic architecture and corresponding neural networks. A control system based on deep deterministic policy was designed for the lower limb rehabilitation exoskeleton (LLRE). The “MATLAB Reinforcement Learning Designer” tool was selected as the training environment, through which the neural network was trained. A hybrid control system was proposed and developed, combining a Model Reference Adaptive Controller (MRAC) with the DDPG algorithm. This new control approach was named the “DDPG-Augmented MRAC” or “DAM” controller. A comparative evaluation and analysis of the developed hybrid control system was carried out against classical controllers. The research showed that the DAM controller provides better performance under dynamic gait conditions, especially in the presence of user-specific parametric uncertainties. Additionally, a neural network was developed capable of predicting the user’s movement intention, thereby enhancing the intelligent responsiveness of the control system.

