

ПРИНЦИПЫ И АЛГОРИТМЫ ПОСТРОЕНИЯ НЕЙРОСЕТЕВЫХ СИСТЕМ УПРАВЛЕНИЯ КООРДИНАТАМИ НИЖНЕГО УРОВНЯ В МОБИЛЬНОЙ РОБОТОТЕХНИКЕ



А. А. Радкевич

*Младший научный сотрудник лаборатории робототехнических систем,
ГНУ «Объединённый институт проблем информатики
Национальной академии наук Беларуси»
a_radkevich@newman.bas-net.by*

А.А. Радкевич

Младший научный сотрудник лаборатории робототехнических систем ГНУ «Объединённый институт проблем информатики Национальной академии наук Беларуси». Область научных интересов связана с разработкой методов и алгоритмов управления мобильными роботами колёсного типа и системами управления электроприводов в мобильной робототехнике.

Аннотация. В статье представлена систематизация нейросетевых подходов к управлению координатами нижнего уровня в мобильной робототехнике. На основе анализа литературных источников разработана иерархическая классификация, учитывающая тип колёсной базы (классические и всенаправленные колёса), тип двигателя (коллекторный ДПТ, вентильный БДПТ/СДПМ, асинхронный) и регулируемую координату. Для каждого сочетания факторов определены предпочтительные архитектуры нейросетей, методы обучения и типы контроллеров. Сформулированы рекомендации по выбору подходов в гибридных структурах, где нейросетевые регуляторы сочетаются с гибридными подходами.

Ключевые слова: мобильная робототехника, нейросетевые системы управления, нижний уровень управления, классические колёса, всенаправленные колёса, дифференциальный привод, механум-колёса, омни-колёса, гибридные системы управления, нейро-ПИД-регулятор, скользящий режим, адаптивное управление, рекуррентные нейронные сети, радиально-базисные функции.

Введение. Точность и быстродействие мобильных роботов, их устойчивость к изменениям внешней среды и энергетическая эффективность в значительной степени определяются характеристиками системы управления его ходовой части. В иерархической структуре управления мобильными роботами выделяется нижний уровень, который представляет собой совокупность локальных регуляторов, непосредственно формирующих управляющие сигналы для электродвигателей и обеспечивающих поддержание регулируемых координат: угловой скорости, вращательного момента, угла положения вала. Качество отработки этих внутренних координат определяет возможность реализации задающих воздействий траектории, поступающих от верхних (навигационных) уровней [1, 2].

Конструктивные требования ходовой части мобильных платформ накладывают определенные требования на системы управления координатами нижнего уровня. В мобильных роботах выделяется два основных типа колёсных движителей: классические колёса и всенаправленные колёса (меканум-колёса и омни-колёса) [3, 4]. Оба типа колёс реализуются на основе дифференциального привода, однако кинематика всенаправленных платформ сложнее и требует учёта перекрёстных связей. Для классических колёс критически важна синхронизация ведущих колёс и компенсация нелинейностей (сухое и вязкое трение, упругие деформации трансмиссии) [5, 6]. Всенаправленные платформы, способные перемещаться в любом направлении без изменения ориентации, требуют согласованного управления всеми колёсами с учётом перекрёстных кинематических связей и высокой точности позиционирования каждого привода [7, 8]. Дополнительным фактором, определяющим сложность построения систем нижнего уровня, является тип используемого электродвигателя колёс: коллекторные электродвигатели постоянного тока (ДПТ) относительно просты в управлении, но имеют ограниченный ресурс эксплуатации, вентильные электродвигатели – бесколлекторные электродвигатели постоянного тока (БДПТ) и синхронные электродвигатели с постоянными магнитами (СДПМ) – обладают нелинейными электромагнитными характеристиками и перекрёстными связями между осями управления, асинхронные электродвигатели (АД) требуют управления потокосцеплением и также обладают выраженными нелинейностями [2, 9].

Классические методы управления координатами электродвигателей – ПИД-регулирование, управление скользющим режимом (SMC), модельное прогнозирующее управление (MPC) – хорошо изучены и находят широкое применение благодаря простоте реализации и возможности аналитического расчёта параметров [10, 11]. Однако их эффективность снижается в условиях, характерных для мобильных роботов: нелинейности (сухое трение, насыщение, упругие связи), параметрическая неопределённость (изменение момента инерции, проскальзывание колёс), многосвязность (взаимное влияние приводов). Регуляторы, настроенные на заданный режим, при отклонении от расчётных условий теряют качество или становятся неустойчивыми [1, 5, 12]. Линейное MPC требует точной модели, а нелинейное MPC – значительных вычислительных ресурсов, что ограничивает его применение на контроллерах систем управления [2].

Альтернативой классическим методам управления выступают алгоритмы, основанные на применении искусственных нейронных сетей. В отличие от классических подходов, они не требуют явного аналитического описания объекта, аппроксимируя сложные нелинейные зависимости на основе обучающих данных [13]. Среди их преимуществ – способность адаптироваться к изменяющимся условиям, компенсировать нелинейности и работать с многомерными системами без настройки взаимных связей [1, 2, 14]. Для платформ с колёсами всенаправленного типа нейросетевые регуляторы эффективно компенсируют перекрёстные кинематические связи [7, 8]. Вместе с тем нейросетевые методы имеют ограничения: потребность в больших объёмах данных, высокую вычислительную сложность, сложности с обеспечением устойчивости и интерпретацией результатов [14, 15]. Кроме того, большинство исследований

сосредоточено на регулировании частоты вращения вентильных и асинхронных электродвигателей, тогда как нейросетевое управление их током и потокосцеплением остаётся малоизученным [9].

Компромиссным подходом являются гибридные структуры, сочетающие сильные стороны классических и нейросетевых принципов управления. В таких системах нейросетевые компоненты активируются только при необходимости, а в стационарных режимах управление осуществляется традиционными регуляторами [1]. Это позволяет сохранить гарантии устойчивости классического контура и одновременно адаптироваться к неопределённостям. Примерами таких систем выступают: комбинация сети на радиально-базисных функциях (RBF) со скользящим режимом (SMC) [6, 10]; каскадное соединение модельного прогнозирующего управления (MPC) и скользящего режима с нейронаблюдателем на основе экстремального машинного обучения (ELM) [8]; нейро-нечёткий пропорционально-дифференциальный (ПД) регулятор [4]; нейро-ПИД с адаптивной настройкой коэффициентов [16, 17].

Исходя из изложенного, в данной статье решается задача систематизации существующих нейросетевых и гибридных подходов к управлению координатами нижнего уровня (угловая скорость, угловое положение, ток статора) в мобильной робототехнике с учётом трёх ключевых факторов: типа движителя (классические либо всенаправленные колёса), типа электродвигателя (коллекторный ДПТ, вентильный БДПТ/СДПМ, АД) и регулируемой координаты. В отличие от обзорных работ, рассматривающих нейросетевые методы управления электроприводами в общем виде [1, 2, 14], в данном исследовании акцентируется внимание на специфике мобильных роботов, а также на конкретных архитектурах нейросетей, методах обучения и их привязке к кинематическим схемам. На основе анализа литературных источников формулируются рекомендации по выбору подходов и определяются направления для дальнейших исследований.

Существующие подходы к проектированию систем регулирования координат нижнего уровня на основе методов искусственных нейронных сетей.

Базовые подходы к нейросетевому управлению электроприводами

Исследования в области нейросетевого управления электродвигателями условно можно разделить на две группы: работы, ориентированные на общие задачи регулирования без привязки к конкретной кинематике мобильных роботов, и работы, учитывающие особенности колёсных платформ. Фундаментальные разработки первой группы заложили основу для последующего применения в мобильной робототехнике.

Одним из ранних направлений стало использование нейросетевых регуляторов с предсказанием. В работе [10] предложен нейросетевой регулятор с предсказанием NARMA-L2 для двухмассной системы привода подачи токарного станка с асинхронным двигателем. Регулятор обучен офлайн по алгоритму Левенберга–Марквардта и обеспечивает стабилизацию угловой скорости с компенсацией упругих колебаний. В структуре управления используется одноконтурная схема, где нейросеть напрямую формирует управляющее напряжение, а классические регуляторы отсутствуют.

В работе [12] предложен комбинированный подход, в котором нейросеть обучается имитировать поведение синергетического регулятора. Обучение выполняется офлайн на гармонических сигналах, после чего обученная сеть (многослойный перцептрон, MLP) используется как прямой регулятор скорости двигателя постоянного тока (ДПТ). В этом случае нейросеть полностью заменяет аналитический закон управления, а классические регуляторы не применяются.

Гибридные структуры, сочетающие нейросети с классическими методами, представлены в работе [5], где разработан регулятор на основе сети радиально-базисных функций (RBF) и скользящего режима (SMC) для коллекторного двигателя постоянного тока. RBF-сеть аппроксимирует неизвестную нелинейную динамику, а закон скользящего режима обеспечивает робастность. Адаптация весов сети выполняется онлайн по закону,

выведенному из условия устойчивости по Ляпунову. Регулируемой координатой является угловое положение вала; классические регуляторы не используются, управление формируется гибридным контроллером. В работе [11] аналогичный гибридный подход применён для СДПМ. Здесь многослойный перцептрон (MLP) обучается онлайн по теории переменной структуры и выступает в качестве регулятора угловой скорости. Внутренние контуры тока остаются классическими (ПИ-регуляторы), что позволяет сочетать адаптивность нейросети с быстродействием традиционных регуляторов.

Альтернативой нейросетевым подходам служит адаптивный регулятор на рядах Тейлора, предложенный в работе [6] для двигателя постоянного тока в составе неголономного колёсного робота. Регулятор построен по двухконтурной схеме: внешний контур (скорость и положение) реализован на рядах Тейлора, а внутренний контур тока – классический ПИ-регулятор. Координаты – скорость и положение – обрабатываются адаптивным аналитическим регулятором без использования нейросетей.

В работе [8] предложен квазинейрорегулятор – структура выходного нейрона, веса которого вычисляются аналитически, без итерационного обучения. Объектом является двухмассная электромеханическая система (тип двигателя не конкретизирован, но используется модель с упругой связью). Регулируется скорость второй массы. Классические регуляторы не применяются, управление строится на основе аналитически рассчитанных весов.

Новый подход с использованием физико-информированных нейронных сетей (PINNs) представлен в работе [9] для обобщённой модели двухзвенного манипулятора и системы «масса–пружина–демпфер» (тип двигателя не указан). PINNs обучаются офлайн, а затем на их основе осуществляется адаптивная настройка коэффициентов ПИД-регулятора в реальном времени. Таким образом, нейросеть выполняет функцию идентификации, а управление реализуется классическим регулятором (гибридная структура).

Обзорные работы [1, 2, 14, 15] систематизируют эти подходы, подчёркивая, что для линейных систем предпочтительны традиционные регуляторы, а нейросетевые методы эффективны в условиях неопределённости. Особо выделяются гибридные структуры, в которых нейросети выполняют вспомогательные функции (идентификация, адаптивная настройка, компенсация), а базовое управление остаётся за классическими регуляторами.

Значительный вклад в развитие систем управления для мобильных роботов внесли работы Е. О. Мешковского [7, 8], в которых разработана математическая модель четырёхколёсного робота с двумя дифференциальными приводными блоками на основе метода Ньютона–Эйлера, синтезированы нечёткий регулятор стабилизации положения приводного блока и нелинейная система согласованного управления.

Систематизация подходов по типам движителей, двигателей и регулируемых координат

Анализ литературы позволяет выделить устойчивые закономерности в применении нейросетевых методов для нижнего уровня в зависимости от кинематической схемы робота, типа двигателя и регулируемой координаты. В рамках гибридных структур часто наблюдается разделение: нейросетевые регуляторы отвечают за одну координату (чаще скорость), а другие координаты (ток, потокосцепление) регулируются классическими методами.

Для платформ с классическими колёсами основное внимание уделяется регулированию угловой скорости ведущих колёс. В работах [13] и [16] для коллекторных двигателей постоянного тока предложены нейро-ПИД-регуляторы. В первом случае используется многослойный перцептрон (MLP), обученный офлайн, который полностью заменяет традиционный регулятор (одноконтурная структура). Во втором – однейронная сеть с онлайн-обучением по правилу Хебба, также выполняющая функции прямого регулятора скорости. В обеих работах управление током не рассматривается.

Для компенсации упругих колебаний в двухмассных системах в работе [12] применены рекуррентные нейронные сети (Элман) в качестве наблюдателя состояния. Объектом служит асинхронный двигатель (в составе привода оптико-механического комплекса). Нейросетевой наблюдатель оценивает упругий момент и скорость нагрузки, которые затем используются в классическом ПИД-регуляторе положения. Здесь нейросеть выполняет вспомогательную функцию (оценка), а управление остаётся за традиционным регулятором (гибридная структура).

Специализированный прямой нейроконтроллер NETMORC [17] предназначен для коллекторных двигателей дифференциального привода. Регулятор обучается без учителя и непосредственно формирует управляющие сигналы скорости колёс. Классические регуляторы отсутствуют.

Гибридный подход RBF+SMC [5, 11] применительно к коллекторному ДПТ позволяет регулировать как угловую скорость, так и угловое положение. В этой структуре RBF-сеть аппроксимирует нелинейную динамику, а скользящий режим обеспечивает робастность. Классические регуляторы не используются.

Для вентильных двигателей (БДПТ/СДПМ) в составе классических колёс в работе [11] предложен адаптивный нейрорегулятор на основе MLP с онлайн-обучением по теории переменной структуры. Регулируется угловая скорость; внутренние контуры тока реализованы классическими ПИ-регуляторами (гибридная структура). В работе [18] для бесколлекторного двигателя постоянного тока (BLDC) разработан нейро-ПИД с ВР-нейросетью, также ориентированный на регулирование скорости. Нейросеть полностью заменяет ПИД-регулятор (одноконтурная схема).

Для асинхронных двигателей в классической колёсной базе единственным примером служит нейросетевой регулятор с предсказанием NARMA-L2 [10], регулирующий угловую скорость. Внутренние контуры тока и потока остаются классическими, что позволяет отнести эту схему к гибридным.

Регулирование углового положения для классических колёс рассматривалось в работах [5, 6]. В первом случае используется адаптивный регулятор на рядах Тейлора (аналитический, без нейросетей), во втором – гибридный RBF+SMC, оба для коллекторных ДПТ.

Регулирование тока для классических колёс в проанализированных источниках отсутствует; токовые контуры, как правило, реализованы классическими ПИ-регуляторами, даже если нейросеть управляет скоростью (гибридные структуры). Это объясняется высокими требованиями к быстродействию контура тока и сложностью обеспечения устойчивости при нейросетевом управлении.

Для всенаправленных платформ в проанализированной литературе используются исключительно вентильные двигатели (БДПТ/СДПМ). Регулируемой координатой является угловая скорость колёс, причём регуляторы строятся по двухуровневой схеме: верхний кинематический уровень формирует желаемые скорости колёс, нижний уровень – нейросетевые регуляторы отслеживают эти задания.

В работах [19, 20, 21] разработаны адаптивные нейросетевые регуляторы скорости с онлайн-обучением по методу фильтрованной ошибки. Архитектуры – MLP, RBF и ELM соответственно. Внутренние контуры тока реализованы классическими ПИ-регуляторами (гибридные структуры). В работе [21] предложена каскадная структура: верхний уровень – модельное прогнозирующее управление (MPC), нижний уровень – скользящий режим с нейронаблюдателем на основе ELM (Extreme Learning Machine). Нейронаблюдатель оценивает неопределённости, а управление током и скоростью осуществляется классическими методами (гибрид). В работе [21] используется MLP в качестве прямого регулятора скорости, без внутренних классических контуров. В работе [21] применён нейро-нечёткий ПД-регулятор с однослойной сетью; веса настраиваются онлайн. Регулируется угловая скорость, токовые контуры классические (гибрид).

Таким образом, для всенаправленных платформ характерно преимущественное использование гибридных структур, где нейросеть отвечает за регулятор скорости или наблюдатель, а токовые контуры остаются классическими. Прямые нейроконтроллеры (без внутренних классических контуров) встречаются реже.

В таблице 1 представлены наиболее репрезентативные работы, в которых реализовано нейросетевое или гибридное управление координатами нижнего уровня. В таблице учтены тип колёсной базы, тип двигателя, регулируемая координата, тип контроллера, архитектура нейросети и метод обучения.

Таблица 1. Сравнительный анализ нейросетевых подходов к управлению координатами нижнего уровня в мобильных роботах

Тип колёс	Тип двигателя	Регулируемая координата	Тип контроллера	Архитектура нейросети	Метод обучения	Источник
Классические	ДПТ	Угловая скорость	Нейро-ПИД-регулятор	Однонейронная сеть	Онлайн	[16]
Классические	ДПТ	Угловая скорость	Прямой нейроконтроллер	NETMORC	Обучение без учителя	[17]
Классические	ДПТ	Угловая скорость, угловое положение	Гибридный (RBF+SMC)	RBF	Онлайн	[5, 11]
Классические	ДПТ	Угловое положение	Адаптивный регулятор	-	Онлайн	[6]
Классические	БДПТ/СДПМ	Угловая скорость	Адаптивный нейрорегулятор	MLP	Онлайн	[11]
Классические	БДПТ/СДПМ	Угловая скорость	Нейро-ПИД-регулятор	MLP	Офлайн (обратное распространение)	[18]
Классические	АД	Угловая скорость	Нейросетевой регулятор с предсказанием	NARMA-L2	Офлайн	[10]
Всенаправленные	БДПТ/СДПМ	Угловая скорость	Адаптивный нейрорегулятор	MLP, RBF, ELM	Онлайн	[19, 20, 21]
Всенаправленные	БДПТ/СДПМ	Угловая скорость	Нейро-нечёткий ПД-регулятор	Нейро-нечёткая сеть	Онлайн	[19]
Всенаправленные	БДПТ/СДПМ	Угловая скорость	MPC+SMC+нейронаблюдатель	ELM	Онлайн	[21]

Выбор методов и архитектур систем управления координатами нижнего уровня на основе нейросетевых алгоритмов в зависимости от типа объекта регулирования. Результаты анализа литературы показывают, что эффективность нейросетевого управления координатами нижнего уровня в мобильной робототехнике определяется согласованным учётом трёх ключевых факторов: типа колёсной базы (классические или всенаправленные колёса), типа электродвигателя (коллекторный ДПТ, вентильный БДПТ/СДПМ, АД) и регулируемой координаты (скорость, положение, ток, момент). На основе обобщения проанализированных работ на рисунке 1 предложена иерархическая схема выбора, которая позволяет систематизировать существующие подходы и обосновать предпочтительные архитектуры и методы обучения.

Для платформ с классическими колёсами, где движение обеспечивается разностью скоростей двух или четырёх ведущих колёс, выбор конкретного нейросетевого подхода зависит от типа двигателя и требований к адаптивности. Для коллекторных ДПТ широко применяются нейро-ПИД-регуляторы, которые могут быть реализованы как в офлайн (MLP, обучение по алгоритму Левенберга–Марквардта), так и в онлайн (однонейронная сеть с правилом Хебба) модификациях [13, 16]. Офлайн-обучение целесообразно при наличии достаточного объёма предварительных данных и стабильных условий эксплуатации; онлайн-адаптация предпочтительна при переменных нагрузках или износе механических частей. Альтернативой выступает прямой нейроконтроллер NETMORC, обучаемый без учителя, который особенно эффективен при необходимости автономной настройки под конкретный робот без участия эксперта. Гибридная структура RBF+SMC рекомендуется при наличии выраженных нелинейностей (сухое трение, упругие связи) и требует онлайн-адаптации весов по закону Ляпунова, что гарантирует устойчивость [5, 11].

Для двухмассовых систем с упругими элементами предпочтительны рекуррентные нейросети в качестве наблюдателей состояния: они оценивают ненаблюдаемые переменные (упругий момент, скорость нагрузки), после чего классический ПИД-регулятор обеспечивает стабилизацию положения. В этом случае нейросеть играет вспомогательную роль, а управление остаётся традиционным [6].

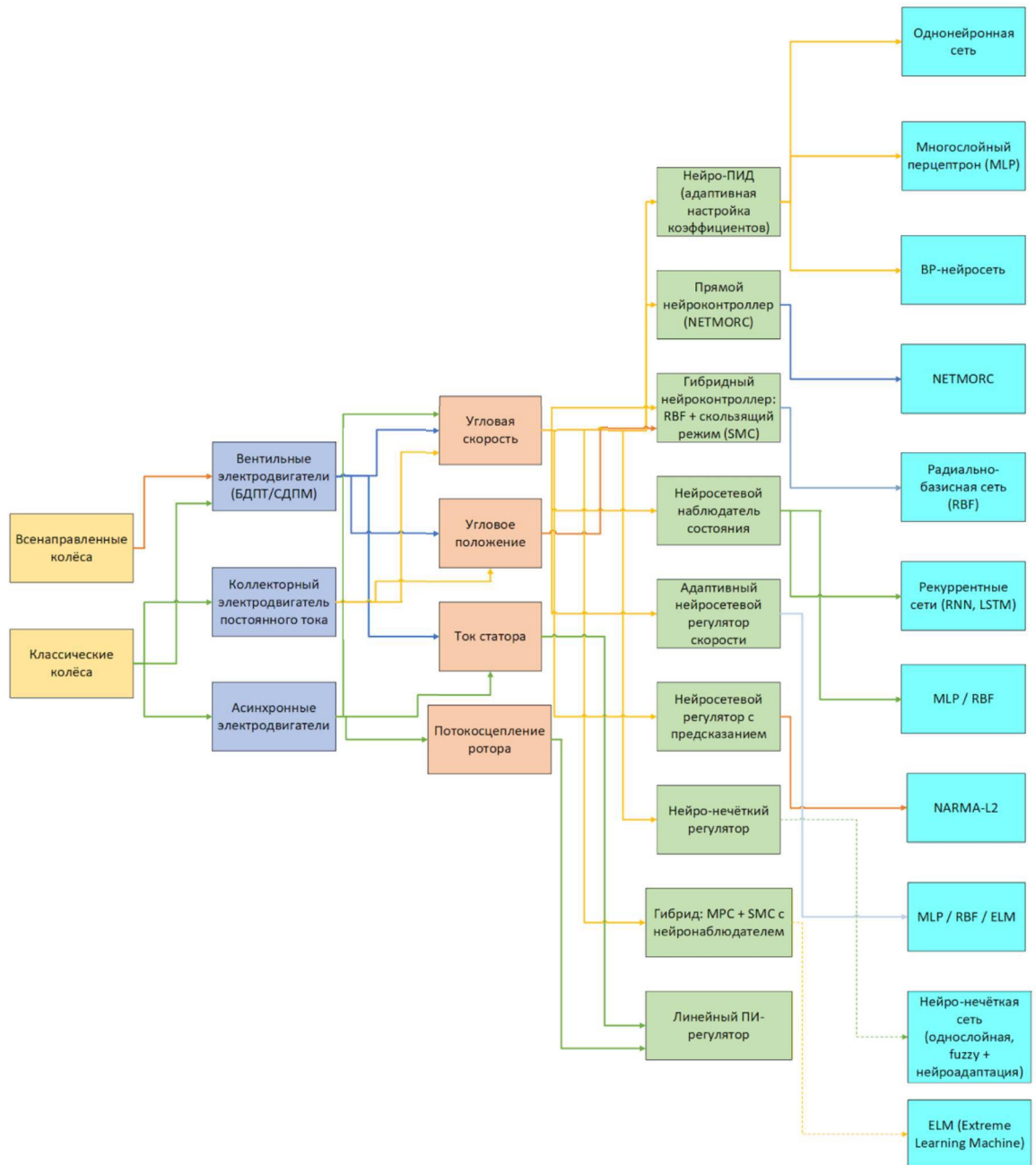


Рисунок 1. Блок-схема выбора методов и архитектур систем управления координатами нижнего уровня на основе нейросетевых алгоритмов в зависимости от типа объекта регулирования

Для вентильных электродвигателей в составе классических колёс доминируют гибридные структуры, в которых нейросеть управляет скоростью, а токовые контуры остаются классическими ПИ-регуляторами. Адаптивный нейрорегулятор на основе MLP с онлайн-обучением по теории переменной структуры обеспечивает высокую робастность и быструю адаптацию к изменению нагрузки без предварительной настройки. Нейро-ПИД с офлайн-обученным MLP может быть использован, если условия эксплуатации близки к

расчётным [18]. В обоих случаях внутренний контур тока реализован классически, что позволяет сохранить быстродействие и простоту реализации.

Для асинхронных электродвигателей в классической колёсной базе наиболее обоснованным является применение нейросетевого регулятора с предсказанием NARMA-L2, обученного офлайн.

Данный подход хорошо зарекомендовал себя для стабилизации скорости при компенсации упругих колебаний. Внутренние контуры тока и потокосцепления остаются классическими, что соответствует типичной промышленной практике [10].

Регулирование тока для классических колёс в проанализированных источниках не реализуется нейросетевыми методами; токовые контуры традиционно остаются классическими (ПИ), что связано с высокими требованиями к быстродействию и сложностью обеспечения устойчивости нейросетевого регулятора тока в реальном времени.

Платформы со всенаправленными колёсами отличаются более сложной кинематикой: движение по любой траектории требует согласованного вращения всех колёс с учётом перекрёстных связей. В проанализированных работах все такие системы используют вентильные двигатели (БДПТ/СДПМ), а регулируемой координатой нижнего уровня является угловая скорость каждого колеса.

Для всенаправленных платформ наиболее распространены адаптивные нейрорегуляторы скорости с онлайн-обучением по методу фильтрованной ошибки. Архитектуры MLP, RBF или ELM (Extreme Learning Machine) обеспечивают высокую скорость обучения и компенсацию кинематических перекрёстных связей.

При этом внутренние контуры тока традиционно реализованы классическими ПИ-регуляторами, что позволяет сохранить быстродействие и упростить реализацию. Такой гибридный подход сочетает адаптивность нейросети на уровне скорости с надёжностью классического регулирования тока.

В качестве альтернативы может использоваться каскадная структура, где верхний уровень реализован модельным прогнозирующим управлением (МРС), а нижний – скользящим режимом с нейронаблюдателем на основе ELM. Нейронаблюдатель оценивает неопределённости и перекрёстные связи, что позволяет снизить вычислительную нагрузку МРС и повысить робастность. Эта схема особенно эффективна при работе с высокими динамическими нагрузками и изменяющимися условиями сцепления.

Нейро-нечёткий ПД-регулятор представляет собой компромиссный вариант, сочетающий интерпретируемость нечёткой логики с обучаемостью нейросетей. Он может быть использован, когда требуется простота настройки и наглядность правил управления.

Прямые нейроконтроллеры (MLP без внутренних классических контуров) также встречаются, но реже, так как они требуют более тщательного обеспечения устойчивости и больших вычислительных ресурсов.

Заключение. На основе систематизации проанализированных литературных источников сформулированы следующие закономерности и рекомендации по выбору нейросетевых методов и архитектур для управления координатами нижнего уровня в мобильной робототехнике:

1. Для классических колёс (дифференциальный привод) с коллекторными двигателями постоянного тока для регулирования угловой скорости целесообразно применение нейро-ПИД-регуляторов (офлайн-обучение MLP при стабильных условиях [13] или онлайн-обучение однейронной сети по правилу Хебба при переменных нагрузках [16]), прямого нейроконтроллера NETMORC с самообучением [17] либо гибридной структуры RBF+SMC при выраженных нелинейностях [5, 11]. для двухмассных систем с упругими связями рекомендуется использование рекуррентных нейросетей (Элман) в качестве наблюдателей состояния [12]. Для регулирования положения – адаптивный регулятор на рядах Тейлора [6] или гибридный RBF+SMC [5]. Регулирование тока во всех случаях реализуется классическими ПИ-регуляторами.

2. Для классических колёс с вентильными двигателями (БДПТ/СДПМ). основным подходом к регулированию угловой скорости являются гибридные структуры: адаптивный нейрорегулятор на основе MLP с онлайн-обучением по теории переменной структуры (VSS) [11] или нейро-ПИД с офлайн-обученным MLP [18]. Токовые контуры реализованы классическими ПИ-регуляторами, что обеспечивает высокое быстродействие и устойчивость.

3. Для классических колёс с асинхронными двигателями наиболее обоснованным методом регулирования угловой скорости является нейросетевой регулятор с предсказанием NARMA-L2, обученный офлайн [10]. Управление током и потокосцеплением традиционно осуществляется классическими регуляторами.

4. Для всенаправленных колёс с вентильными двигателями регулирование угловой скорости каждого колеса рекомендуется выполнять адаптивными нейрорегуляторами (MLP, RBF, ELM) с онлайн-обучением по методу фильтрованной ошибки в гибридных структурах, где токовые контуры реализованы классическими ПИ-регуляторами [19, 20, 21]. При высоких требованиях к робастности и наличии вычислительных ресурсов эффективны каскадные схемы MPC+SMC с нейронаблюдателем на основе ELM [21]. В качестве более простой альтернативы может применяться нейро-нечёткий ПД-регулятор [21].

Перспективными направлениями дальнейших исследований являются разработка нейросетевых методов для регулирования тока и потокосцепления, а также адаптация рассмотренных подходов к иным кинематическим схемам и типам движителей.

Список литературы

- [1] Татауров, А. И. Анализ традиционных и нейросетевых методов управления электроприводами в робототехнике и перспективы гибридных подходов / А. И. Татауров, В. Е. Вавилов // Известия Южного федерального университета. Технические науки. – 2026. – № 1. – С. 1–12.
- [2] Kaminski, M. Neural Network Applications in Electrical Drives–Trends in Control, Estimation, Diagnostics, and Construction / M. Kaminski, T. Tarczewski // *Energies*. – 2023. – Vol. 16, no. 11. – Art. 4441. – 25 p.
- [3] Meshkovskiy, E. O. Nonlinear control of electric drive system of four-wheel mobile robot with two differential drive units / E. O. Meshkovskiy, V. Ya. Frolov, A. D. Kurmashev // *Journal of Physics: Conference Series*. – 2021. – Vol. 1753. – Art. 012031. – 8 p.
- [4] Cruz, J. Neuro-fuzzy trajectory tracking control for the nexus 4-wheeled omnidirectional mobile robot / J. Cruz, S. López, M. Llama // 2024 XXVI Robotics Mexican Congress (COMRob). – IEEE, 2024. – С. 33-38.
- [5] Беззубов, Н. А. Синтез нейрорегулятора устойчивого по замкнутому контуру следящего электропривода на основе адаптивного скользящего режима с применением сетей радиально-базисных функций / Н. А. Беззубов, С. В. Феофилов // Известия Тульского государственного университета. Технические науки. – 2025. – № 1. – С. 61–66.
- [6] Haqshenas, A. R. Adaptive control of electrically-driven nonholonomic wheeled mobile robots: Taylor series-based approach with guaranteed asymptotic stability / A. R. Haqshenas, M. M. Fateh, S. M. Ahmadi // *Nonlinear Dynamics*. – 2024. – Vol. 112. – P. 12345–12360.
- [7] Мешковский, Е. О. Построение математической модели четырёхколёсного мобильного робота с двумя дифференциальными приводными блоками / Е. О. Мешковский, А. Д. Курмашев, В. Я. Фролов // *Инновации и инвестиции*. – 2020. – № 2. – С. 113–118.
- [8] Мешковский, Е. О. Проектирование нечёткого регулятора стабилизации движения корпуса колёсного робота с двумя дифференциальными приводными блоками / Е. О. Мешковский // *Приоритетные направления инновационной деятельности в промышленности : Сборник научных статей по итогам пятой международной научной конференции, Казань, 30–31 мая 2020 года. Том Часть 1. – Казань: Общество с ограниченной ответственностью "КОНВЕРТ", 2020. – С. 150-154.*
- [9] Ito, J. Data-Driven Adaptive PID Control Based on Physics-Informed Neural Networks / J. Ito, Y. Wasa // *arXiv*. – 2025. – 2510.04591v2. – 13 p.
- [10] Белов, М. П. Синтез нейросетевого регулятора для двухмассовой электромеханической системы привода подачи токарного станка / М. П. Белов, И. С. Носиров, А. М. Белов // *Известия СПбГЭТУ ЛЭТИ*. – 2018. – № 8. – С. 70-76.
- [11] Topalov, A. V. Sliding Mode Neuro-Adaptive Control of Electric Drives / A. V. Topalov, G. L. Cascella, V. Giordano, F. Cupertino, O. Kaynak // *IEEE Transactions on Industrial Electronics*. – 2007. – Vol. 54, no. 2. – P. 671–679.

[12] Белов, М. П. Разработка нейросетевого наблюдателя для оценки координат системы управления электроприводом оптико-механического комплекса / М. П. Белов, Н. В. Лань // Известия Санкт-Петербургского государственного электротехнического университета «ЛЭТИ». – 2021. – № 3. – С. 65–72.

[13] Cerkala, J. Application of neural models as controllers in mobile robot velocity control loop / J. Cerkala, A. Jadlovska // Journal of Electrical Engineering. – 2017. – Vol. 68. – № 1. – P. 39.

[14] Шевчук, О. С. Побудова енергоефективної системи автоматичного керування мобільного промислового робота / О. С. Шевчук, В. А. Войтенко, В. А. Водічев, О. Г. Калінін // Електротехнічні та комп'ютерні системи. – 2024. – № 39 (115). – С. 6–13.

[15] Цвенгер, И. Г. Применение нейросетевых регуляторов в системах управления электроприводами / И. Г. Цвенгер, И. Р. Низамов // Вестник Казанского технологического университета. – 2017. – Т. 20, № 8. – С. 111–114.

[16] Le Tieu Nien. Toi uu hieu suat toc do dong co Servo DC su dung bo dieu khien PID ket hop mang no-ron / Le Tieu Nien, et al. // REV-ECIT. – 2024. – Vol. 8, no. 2. – P. 45–52.

[17] Gaudiano P. An unsupervised neural network for low-level control of a wheeled mobile robot: noise resistance, stability, and hardware implementation / P. Gaudiano, E. Zalama, J. L. Coronado // IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics). – 1996. – Vol. 26. – № 3. – P. 485–496.

[18] Вельченко, А. А. Энергоэффективное нейросетевое управление бесколлекторным двигателем постоянного тока / А. А. Вельченко, С. А. Павлюковец, А. А. Радкевич, А. К. Ибрагим // Энергетика: Известия вузов и энергетических объединений СНГ. – 2025. – № 1. – С. 45–53.

[19] López, S. Two-Layer Neuro-Adaptive Compensation Control Applied to a 4-Wheeled Omnidirectional Mobile Robot / S. López, M. Llama // IEEE Latin America Transactions. – 2025. – Vol. 23. – № 12. – P. 1318–1324.

[20] Burrola, G. Adaptive Neural Network-Based Control for Velocity Regulation in a Four-Wheeled Omnidirectional Mobile Robot with Mecanum Wheels / G. Burrola, S. Lopez, M. A. Leal, J. Mijares // Proceedings of IEEE COMRob. – 2025. – P. 1–7.

[21] Shengping, W. Design of a Cascade Controller of Trajectory Tracking for Omnidirectional AGV Driven by Mecanum Wheels / W. Shengping, S. Yilong, Q. Hongyi // Journal of South China University of Technology. – 2025. – Vol. 53, no. 1. – P. 49–61.

Благодарность

Работа выполнена за счет гранта Белорусского республиканского фонда фундаментальных исследований (договор T25ИИ М-032, № регистрации 20251198).

PRINCIPLES AND ALGORITHMS FOR CONSTRUCTING NEURAL NETWORK CONTROL SYSTEMS FOR LOWER-LEVEL COORDINATES IN MOBILE ROBOTICS

A.A. Radkevich

Junior Researcher, Laboratory of robotic systems, The United Institute of Informatics Problems of the National Academy of Sciences of Belarus

Abstract. The article presents a systematization of neural network approaches to controlling lower-level coordinates in mobile robotics. Based on an analysis of literature sources, a hierarchical classification is developed that takes into account the type of wheelbase (conventional and omnidirectional wheels), the type of motor (brushed DC motor, brushless DC/permanent magnet synchronous motor, induction motor), and the controlled variable. For each combination of factors, preferred neural network architectures, training methods, and controller types are identified. Recommendations are formulated for the selection of approaches in hybrid structures where neural network controllers are combined with classical methods.

Keywords: mobile robotics, neural network control systems, low-level control, conventional wheels, omnidirectional wheels, differential drive, mecanum wheels, omni wheels, hybrid control systems, neuro-PID controller, sliding mode, adaptive control, recurrent neural networks, radial basis functions.