

вышению качества товарного молока, что напрямую влияет на общую эффективность и рентабельность молочного производства [1].

### **Список использованной литературы**

1. Эххорутмовен, О. Т. Причины, частота мастита у коров и их молочная продуктивность / О. Т. Эххорутмовен, Г. Ф. Медведев, А. И. Стукина // Животноводство и ветеринарная медицина. – 2022. – № 1(44). – С. 7–11.

2. Ракевич, Ю. А. Физиологическая оценка работы доильного аппарата методом термографии молочной железы лактирующих коров / Ю. А. Ракевич // Зоотехническая наука Беларуси. – 2023. – Т. 58, № 2. – С. 221–227.

3. Богуш, Р. П. Обнаружение и анализ объектов на изображениях в системах видеонаблюдения : специальность 05.13.01 "Системный анализ, управление и обработка информации (по отраслям)" : автореферат диссертации на соискание ученой степени доктора технических наук / Р. П. Богуш. – Минск, 2022. – 47 с.

4. Гируцкий, И. И. Статистический алгоритм обработки термографических снимков вымени коровы для диагностики мастита с использованием критерия Байесса / И. И. Гируцкий, А. Г. Сеньков, Ю. А. Ракевич // Системный анализ и прикладная информатика. – 2023. – № 1. – С. 42–46.

**УДК 631.171:004.85**

**Баймуханов<sup>1</sup> Б.Е., магистрант,**

**Абдуллаев<sup>2</sup> И.М., магистрант**

*<sup>1</sup>Бостонский университет, Бостон*

*<sup>2</sup>Казахский агротехнический исследовательский университет  
имени Сакена Сейфуллина, Астана*

## **ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ СИСТЕМА ЭНЕРГОЭФФЕКТИВНОГО УПРАВЛЕНИЯ МОБИЛЬНОЙ РОБОТИЗИРОВАННОЙ ПЛАТФОРМЫ НА ОСНОВЕ ГЛУБОКОГО ОБУЧЕНИЯ С ПОДКРЕПЛЕНИЕМ**

Развитие автономных мобильных платформ для аграрного сектора требует создания программного обеспечения, гарантирующего не только высокую точность навигации, но и минимальное энергопотребление, что особенно важно при эксплуатации на больших площадях. Современные методы глубокого обучения с подкреплением позволяют моделировать сложное поведение робота, осно-

ванное на визуальной информации и адаптации к окружающей среде. Исследования последних лет показывают, что визуально-ориентированные агенты глубокого обучения могут достигать высокой устойчивости при работе в реальном мире [1], что делает их перспективными для аграрной робототехники.

В предлагаемой архитектуре функции навигации разделяются на глобальный и локальный уровни. Глобальная навигация, использующая GNSS-данные, определяет общую траекторию движения, позволяя учитывать границы территории и оптимизировать маршрут без постоянной визуальной обработки данных. Локальное управление, напротив, выполняется агентом, обученным по алгоритму Proximal Policy Optimization (PPO). Выбор PPO обусловлен его устойчивостью и эффективностью при обучении в непрерывных средах, что подтверждено работами, посвященными локомотии и навигации по неровным поверхностям [2].

Основой восприятия локального модуля служит камера, предоставляющая последовательность RGB-изображений в реальном времени, а также технология LiDAR (Light Detection and Ranging), строящая детальную 3D-карту окружения и определяющая геометрические данные о препятствиях [3]. Сверточная нейронная сеть, предварительно обученная или обучаемая в реальном времени, извлекает из визуального потока признаки, важные для безопасного и энергоэффективного перемещения: неровности, перепады высоты, водные участки, рыхлые зоны и потенциальные препятствия. Такой подход опирается на современные достижения визуального обучения с подкреплением, где было показано, что обработка изображений позволяет агенту строить более информативные представления окружающей среды [1].

Система управления роботом стремится минимизировать энергетические затраты, которые формально описываются через суммарную мощность  $P_{\Sigma}$ :

$$P_{\Sigma} = \sum_{i=1}^4 (M_i \cdot \omega_i) . \quad (1)$$

$M_i$  и  $\omega_i$  обозначают крутящий момент и угловую скорость каждого электропривода. Поскольку именно передвижение по неров-

ной поверхности является основным источником потерь энергии, агент PPO обучается формировать стратегию поведения, адаптирующуюся к типу поверхности, плотности почвы и рельефу местности, чтобы избегать маневров, приводящих к пробуксовке или резкому увеличению мощности. Обученная стратегия поведения позволит эффективно снижать суммарные энергетические затраты мобильной платформы даже в условиях изменяющегося рельефа и неоднородной структуры почвы [2].

Связь между глобальным GPS-модулем и локальным PPO-агентом обеспечивает баланс между точностью следования маршруту и энергоэффективностью каждого локального манёвра. Глобальный уровень определяет направление движения и основные контрольные точки, а PPO-агент обеспечивает выполнение этого перемещения, выбирая скорость, угол поворота и распределение мощности между колёсами. Такое разделение позволяет платформе сохранять курс даже в условиях слабого визуального контраста или частичной потери камеры, но при этом использовать локальную модель для тонкой адаптации к среде.

Функционирование локального модуля реализуется через циклическое взаимодействие камеры, LiDAR, нейронной сети и микроконтроллера, который преобразует решения агента в управляющие ШИМ-сигналы. Благодаря быстрому циклу восприятия и принятия решений удаётся осуществлять плавное движение даже в условиях непрерывно меняющегося рельефа.

Для наглядности архитектура системы представлена в виде диаграммы на рисунке 1.



Рисунок 1. Блочная диаграмма архитектуры системы

Разработанная архитектура представляет собой основу для создания энергоэффективных автономных аграрных роботов. Исполь-

зование алгоритмов PPO даёт возможность не только значительно снизить расход энергии, но и повысить стабильность хода, улучшить приспособляемость к сложному рельефу и минимизировать риск аварийных ситуаций. Кроме того, визуально-ориентированный подход позволяет внедрять дополнительные функции, такие как анализ состояния растений, обнаружение сорняков, мониторинг влажности почвы, без изменения базовой структуры системы.

#### **Список использованной литературы**

1. Laskin A., Srinivas A., Abbeel P. Reinforcement Learning with Augmented Data // NeurIPS. 2020.
2. Chen Y., Luo X., Zhang Q. PPO-Based Terrain-Adaptive Locomotion for Mobile Robots // IEEE Robotics and Automation Letters. 2023.
3. Урваев И. Н. Навигация мобильного робота на основе методов лазерной дальнометрии // Измерения. Мониторинг. Управление. Контроль. 2021. № 1. С. 44–51.

**УДК 62-83**

**Беляцкая А.П., магистр**

*Белорусский национальный технический университет, г. Минск*

### **ПЕРСПЕКТИВНЫЕ ЭЛЕКТРОПРИВОДЫ ДЛЯ ПРИМЕНЕНИЯ В РОБОТОТЕХНИКЕ**

Робототехнические механизмы представляют собой сложные динамические системы с особыми требованиями к электроприводам. Многочисленные звенья манипуляторов, работающие в условиях переменных моментов инерции и значительных динамических нагрузок, требуют от приводных систем исключительных характеристик по точности, быстродействию и надежности. Особую сложность добавляет необходимость обеспечения минимальных массогабаритных показателей при максимальной удельной мощности [2].

Электроприводы робототехнических систем должны соответствовать ряду специфических требований, обусловленных особенностями их функционирования. Критически важными для робототехнических применений являются следующие характеристики электроприводов: