

УДК 621

ОБЗОР РЕЗУЛЬТАТОВ РАБОТЫ АЛГОРИТМА МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ С ПОДКРЕПЛЕНИЕМ ДЛЯ УПРАВЛЕНИЯ УСТРОЙСТВОМ КОМПЕНСАЦИИ РЕАКТИВНОЙ МОЩНОСТИ

Федоренко А.Г. студент гр. ЭАм-251, I курс
Научный руководитель Дабаров В.В., к. т. н., доцент
Кузбасский государственный технический университет
имени Т.Ф. Горбачева г. Кемерово

В современных электроэнергетических системах одной из актуальных задач является повышение эффективности передачи и распределения электрической энергии. Существенную роль в этом процессе играет компенсация реактивной мощности, позволяющая снизить потери в сетях, повысить коэффициент мощности и улучшить качество электроэнергии. Традиционные методы управления устройствами компенсации реактивной мощности, как правило, основаны на заранее заданных алгоритмах и не всегда способны адаптироваться к быстро меняющимся режимам нагрузки.

В связи с этим перспективным направлением является применение методов машинного обучения, в частности обучения с подкреплением (Reinforcement Learning, RL), для разработки адаптивных систем управления. Данный подход позволяет формировать стратегию управления на основе взаимодействия с окружающей средой, без необходимости явного задания всех правил.

Обучение с подкреплением основывается на модели «агент–среда», где агент (алгоритм управления) принимает решения, воздействуя на систему, и получает обратную связь в виде награды. В контексте управления устройством компенсации реактивной мощности агентом выступает интеллектуальный контроллер, а средой — электроэнергетическая система с изменяющимися параметрами нагрузки.

Ключевыми элементами данной модели являются входные данные (состояния системы), действия агента и функция награды. Входные данные формируют текущее состояние системы и включали такие параметры, как активная и реактивная мощность, напряжение и ток в узле сети, $\cos \varphi$ (коэффициент мощности). Корректный выбор и нормализация этих данных является важным этапом, влияющим на эффективность обучения. Блок-схема обучения агента представлена на рисунке 1.



Рисунок 1 – Блок-схема обучения агента

Действия агента представляют собой управляющие воздействия на устройство компенсации реактивной мощности. Конкретно в моём случае воздействием являлось изменение количества ступеней ёмкости компенсирующего устройства.

Функция награды играет определяющую роль в процессе обучения, так как именно она задаёт критерий оптимальности поведения агента. Суть этой функции заключается в оценке воздействия агента на состояние системы по заданным пользователем параметрам. Алгоритм стремится к оптимальной стратегии управления, которая максимизирует вознаграждение, то есть если правильно выбрать коэффициенты входящие в функцию вознаграждения, которые будут учитывать стабильность и эффективность работы системы, то алгоритм стремится выработать лучшую, возможно, не очевидную для человека стратегию, исходя из учитываемых параметров функции вознаграждения. Для обучения агента в контексте компенсации реактивной мощности разумно учитывать в функции награды отклонение напряжения, $\cos \varphi$, количество реактивной мощности в сети и количество переключений ступеней компенсирующего устройства.

Тестирование алгоритма происходило в программной модели, конфигурация которой представлена на рисунке 2.

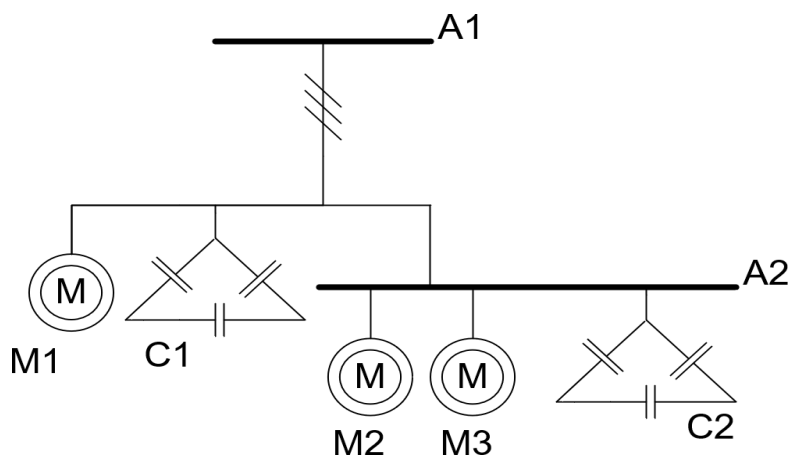


Рисунок 2 – Графическое представление тестовой программной модели.

Результаты работы представлены на рисунках 3 и 4.

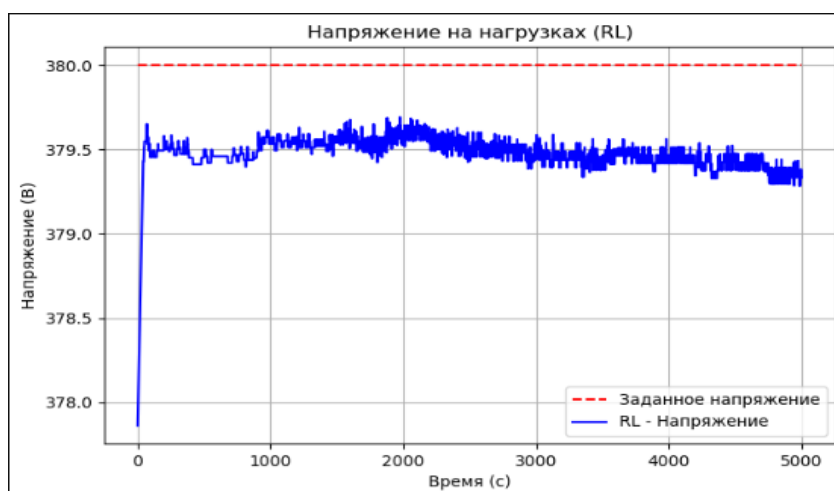


Рисунок 3 – График отклонение напряжения RL

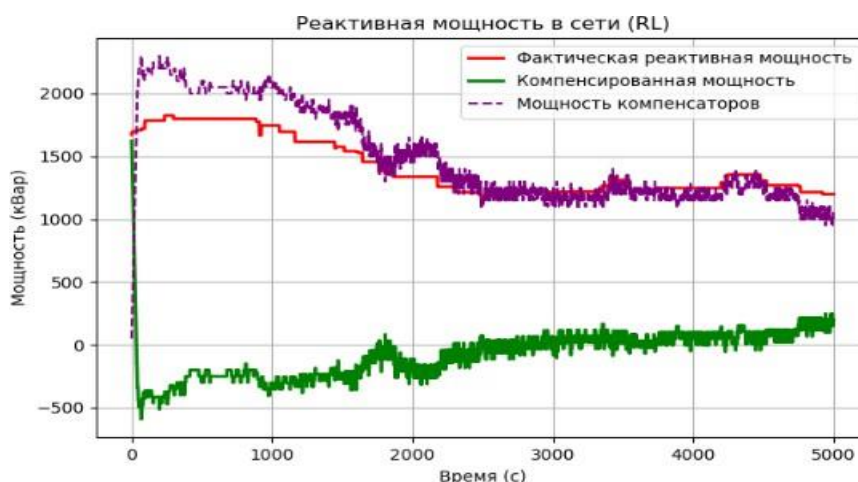


Рисунок 4 – Реактивная мощность в сети RL

Исходя из этих графиков, можно сказать, что график отклонения напряжения показывает, что алгоритм RL обеспечивает высокую точность поддержания заданного уровня напряжения. На протяжении всего времени наблюдения (5000с) фактические значения напряжения практически совпадают с заданными, а отклонения носят кратковременный характер и быстро компенсируются. График реактивной мощности показывает, как алгоритм со временем обучается компенсировать реактивную мощность.

Преимущества RL обучения:

- Автоматический выбор стратегии (алгоритма) регулирования мощности устройств компенсации.
- Возможность до обучения в процессе работы - тонкая подстройка под реальный объект после обучения на модели, автоматическая перестройка алгоритма в случае изменений в системе электроснабжения, без необходимости ручного вмешательства.
- Управление каждым устройством учитывает не только локальное значение $\cos \varphi$, а глобальное состояние всей системы.

Недостатки RL обучения:

- Обучение должно проходить на симуляции, а на реальном объекте возможно только дообучение.
- Сложность выбора функции награды.
- Вычислительная сложность.

Текущая версия алгоритма обладает недостатком, выраженном в виде частых и хаотичных переключений ступеней ёмкости компенсаторов. Требуется доработка алгоритма.

Из приведённых данных можно сделать вывод, что использование алгоритма машинного обучения с подкреплением для управления устройством компенсации реактивной мощности является эффективным методом компенсации реактивной мощности и поддержания заданного уровня напряжения в системе, а также является перспективным подходом. При этом важную роль играет корректное задание функции награды. При правильном указании коэффициентов алгоритм способен найти стратегию управления системой, близкую к оптимальной.

Список литературы:

1. Дабаров В.В. Компенсация реактивной мощности в динамических режимах работы электродвигательной нагрузки [Текст] : монография / В. В. Дабаров ; М-во образования и науки Российской Федерации, Федеральное гос. бюджетное образовательное учреждение высш. проф. образования "Кузбасский гос. технический ун-т им. Т. Ф. Горбачёва", Ин-т энергетики. - Кемерово : КузГТУ, 2015. - 106, [1] с. – ISBN 978-5-906805-37-9
2. Документация RL обучения. [Электронный ресурс]. - URL: <https://stable-baselines3.readthedocs.io/en/master/> (дата обращения: 15.05.2025). – Текст: электронный.
3. РУСБЕЙС: Обзор технологии применения машинного обучения с подкреплением: офиц.сайт. — URL: <https://rb.ru/story/mashinnogo-obucheniya-s-podkrepleniem/> (дата обращения: 7.05.2025). – Текст: электронный.
4. Richard S. Sutton and Andrew G. Barto «Reinforcement Learning: An Introduction»: офиц.сайт. — URL: <https://golnk.ru/Bdg00> (дата обращения: 6.05.2025). – Текст: электронный.
5. Tutorialspoint: «Reinforcement Learning Algorithms»: офиц.сайт. — URL: https://www.tutorialspoint.com/machine_learning/machine_learning_reinforcement_learning_algorithms.htm (дата обращения: 10.05.2025). – Текст: электронный.