
КОНТЕКСТНО-АДАПТИВНОЕ РАСПРЕДЕЛЕНИЕ RFID-ВСПЛЕСКОВ В СЕТИ IEEE 802.15.4 УМНОГО СКЛАДА

Малышев Владислав Владимирович,

магистрант

Воронежский государственный университет, кафедра информационных систем

E-mail: valdesius@yandex.ru

Аннотация

Исследуется распределение RFID-всплесков в сети IEEE 802.15.4 умного склада. Предложен контекстный алгоритм UCB, выбирающий окно случайного разнесения передач из множества 0, 50, 100, 200 и 400 мс по уровню нагрузки и сроку доставки. В ns-3.46.1 выполнено 300 независимых запусков для 20, 40 и 60 считывателей. При 20 считывателях UCB превзошёл лучшую фиксированную стратегию по PDR, своевременной доставке и награде. При 40 считывателях он повысил своевременность ценой снижения PDR. При 60 считывателях стоимость исследования действий не окупилась за полный эксперимент. Метод целесообразен при малой и средней конкуренции, а при перегрузке требует ограничения исследования.

Ключевые слова: умный склад, RFID, автоматизированное транспортное средство, IEEE 802.15.4, CSMA/CA, многорукий бандит, UCB, ns-3, своевременная доставка.

CONTEXT-ADAPTIVE DISTRIBUTION OF RFID TRAFFIC BURSTS IN AN IEEE 802.15.4 SMART WAREHOUSE NETWORK

Malyshev Vladislav Vladimirovich,

Master's Student

Voronezh State University, Department of Information Systems

E-mail: valdesius@yandex.ru

ABSTRACT

The study considers RFID traffic-burst spreading in an IEEE 802.15.4 smart warehouse network. A contextual UCB algorithm selects a random transmission window of 0, 50, 100, 200, or 400 ms using the current load and delivery deadline. The ns-3.46.1 experiment includes 300 independent runs with 20, 40, and 60 readers. With 20 readers, UCB outperforms the best fixed strategy in PDR, timely delivery, and reward. With 40 readers, it improves timely delivery at the cost of PDR. With 60 readers, exploration losses are not recovered during the full experiment. The method is therefore effective under low and moderate contention, while overload requires constrained exploration.

Keywords: smart warehouse, RFID, automated guided vehicle, IEEE 802.15.4, CSMA/CA, multi-armed bandit, UCB, ns-3, timely delivery.

Актуальность

Автоматизированные склады объединяют AGV, RFID-считыватели и беспроводные датчики. При прохождении AGV мимо группы считывателей несколько узлов почти одновременно передают сообщения координатору, создавая кратковременную перегрузку [1]. В IEEE 802.15.4 конкурентный доступ CSMA/CA при таких всплесках увеличивает число откатов, повторных попыток и отказов доступа [2, 3].

Случайное разнесение передач уменьшает конкуренцию, но широкое окно способно нарушить срок доставки. Поэтому максимальный PDR не всегда соответствует максимальной доле своевременно доставленных пакетов. Требуется политика, учитывающая одновременно нагрузку и дедлайн.

Цель исследования

Цель исследования состоит в оценке контекстного выбора окна распределения RFID-всплесков и определении условий, при которых он повышает своевременность передачи относительно синхронной отправки и фиксированных окон. Метод действует на прикладном уровне и не изменяет процедуры IEEE 802.15.4.

Материалы и методы исследования

Механизм CSMA/CA разделяет общую среду без централизованного расписания, однако его надёжность зависит от интенсивности конкурентных обращений [3]. Для выбора окна при неполной информации применён табличный алгоритм верхней доверительной границы UCB [5, 6]. Он не требует нейронной сети и позволяет интерпретировать решения для каждого контекста.

Сценарий реализован в ns-3.46.1, предоставляющем модели IEEE 802.15.4, мобильности и сетевых событий [4, 7]. Помимо доставки регистрировались задержка, попытки передачи, откаты CSMA/CA, отказы доступа и отсутствие подтверждения.

Модель складской сети и постановка задачи

Модель представляет складской проход длиной 50 м с координатором IEEE 802.15.4 и 20, 40 либо 60 стационарными считывателями. AGV движется со скоростью 1 м/с. Канал описан логарифмической моделью потерь с показателем 2,2 и постоянной скоростью распространения сигнала.

Через каждые 5 м запускается цикл инвентаризации. Активными становятся 25, 50 или 100 % ближайших считывателей; каждый формирует три пакета по 64 байта с интервалом 1 мс. Срок доставки равен 100, 250 или 500 мс. Сочетание трёх уровней нагрузки и трёх дедлайнов образует девять контекстов.

Стратегия выбирает окно W из множества 0, 50, 100, 200 и 400 мс. При $W = 0$ передача начинается синхронно; при $W > 0$ для каждого считывателя задаётся равномерная задержка от 0 до W . Сравнивались синхронная отправка, фиксированные окна 100, 200 и 400 мс и контекстный UCB.

Пакеты дедулицировались по идентификатору цикла, считывателя и времени формирования, что исключало повторный учёт после потери АСК. Своевременным считался уникальный пакет, доставленный не позднее заданного дедлайна.

Контекстный алгоритм выбора окна

Для каждого контекста UCB хранит отдельные оценки пяти действий. После однократной проверки каждого окна действие выбирается по выражению

$$UCB(c,a) = Q(c,a) + C \cdot \sqrt{(\ln N(c) / N(c,a))},$$

где $Q(c,a)$ — средняя награда, $N(c,a)$ — число выборов действия, $N(c)$ — число наблюдений контекста, $C = 0,20$ — коэффициент исследования. Оценка обновляется после каждого цикла.

Награда объединяет долю своевременно доставленных пакетов TDR, общий PDR и нормированный штраф за откаты CSMA/CA:

$$R = 0,70 \cdot TDR + 0,30 \cdot PDR - 0,05 \cdot \min(B / (5G), 1),$$

где B — число откатов CSMA/CA, G — число сформированных пакетов. Вес 0,70 задаёт приоритет своевременности, а ограниченный штраф препятствует чрезмерной нагрузке на канал.

Реализация и организация эксперимента

Реализация выполнена на C++ в ns-3.46.1. Считыватели оснащены LrWpanNetDevice и соединены общим спектральным каналом в одной PAN. Трассировки MAC использовались для подсчёта попыток, откатов и отказов, а прикладной тег пакета — для измерения задержки и дедупликации.

Один запуск включал 450 циклов. Для пяти стратегий, трёх размеров сети и двадцати независимых номеров генератора выполнено 300 запусков и 135 000 циклов. Одинаковые номера запуска обеспечивали парное сравнение стратегий.

Оценивались PDR, своевременная доставка, награда, задержка и показатели CSMA/CA. UCB сравнивался с лучшим фиксированным окном парным t-тестом и критерием Уилкоксона; для множественных сравнений использовалась поправка Холма [8]. Рассчитывались 95%-ные доверительные интервалы.

Результаты и их обсуждение

При 20 считывателях fixed-200 обеспечил своевременную доставку 0,6637, тогда как fixed-400 при более высоком PDR снизил её до 0,5751. UCB достиг PDR 0,8435, своевременной доставки 0,6965 и награды 0,7749. Относительно fixed-200 прирост составил 1,46 и 3,28 процентного пункта по PDR и своевременности; UCB победил во всех двадцати повторях ($p < 0,001$).

При 40 считывателях fixed-400 достиг PDR 0,7911 и своевременной доставки 0,4695. UCB получил PDR 0,6853 и своевременность 0,4920. Таким образом, адаптация повысила главную прикладную метрику на 2,25 пункта, но уменьшила общую доставку на 10,58 пункта. Награда UCB была немного выше: 0,5962 против 0,5912.

При 60 считывателях fixed-400 обеспечил PDR 0,6285, своевременность 0,3716 и награду 0,4959. UCB получил соответственно 0,5337, 0,3661 и 0,4720 и уступил во всех двадцати повторях. Причина состоит в цене обязательной проверки коротких окон в условиях тяжёлой конкуренции.

Стоимость обучения и сформированная политика

Во второй половине эксперимента влияние начального исследования уменьшилось. При 20 и 40 считывателях преимущество UCB по своевременности выросло до 5,13 и 3,81 пункта. При 60 считывателях UCB превысил fixed-400 по своевременности на 0,83 пункта, а различие награды стало статистически незначимым ($p = 0,096$).

Кривая обучения показывает быстрый рост средней награды после начальной проверки действий и последующую стабилизацию. Это подтверждает, что итоговая средняя включает заметную стоимость раннего исследования.

Матрица действий показывает контекстную политику: при малой нагрузке и строгом дедлайне используются окна 50–200 мс, а при росте нагрузки и мягком дедлайне

преобладает 400 мс. Длинное окно иногда выбирается и при дедлайне 100 мс, поскольку снижение коллизий может компенсировать позднее начало передачи.

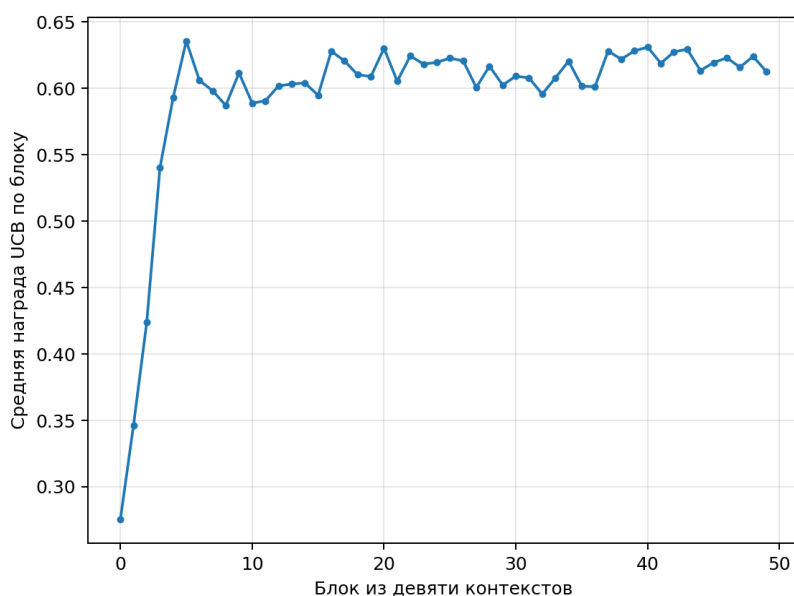


Рис. 1. Изменение средней награды UCS по последовательным блокам из девяти контекстов

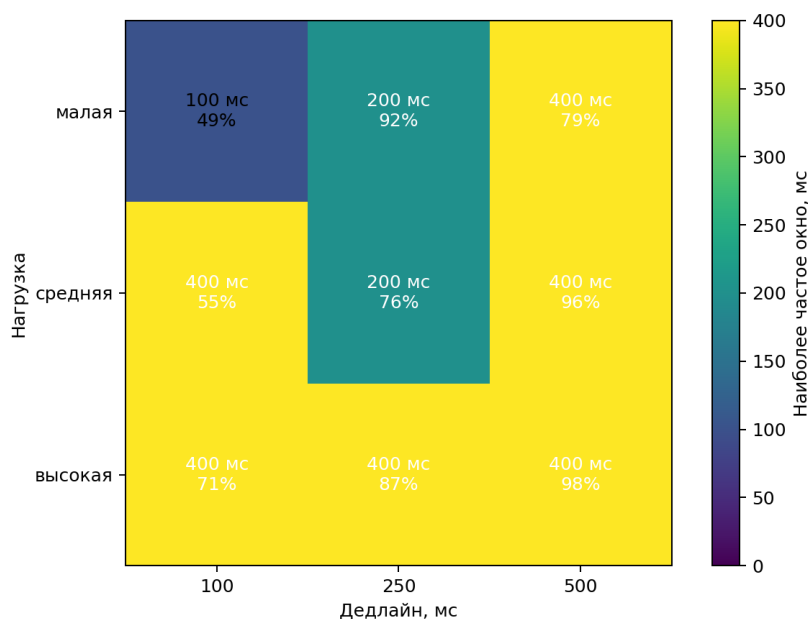


Рис. 2. Наиболее часто выбираемое окно UCS для сочетаний нагрузки и дедлайна во второй половине обучения

Интерпретация результатов

Фиксированное окно 400 мс почти всегда максимизирует PDR, но не своевременность. UCS выбирает иной компромисс и даёт преимущество при малой и средней конкуренции. В перегруженной сети безопаснее применять заранее известное длинное окно либо ограничивать исследование неэффективных действий.

Метод не требует изменения стандарта: контроллер назначает задержку по числу активных считывателей и сроку доставки. Для девяти контекстов и пяти действий хранятся лишь 45 пар счётчиков и средних оценок, поэтому вычислительные затраты невелики.

Ограничения исследования

Исследование ограничено одной LR-WPAN, скоростью AGV 1 м/с и дискретными уровнями нагрузки, дедлайна и окна. Не моделировались радиointерфейс пассивных RFID-меток, Zigbee-маршрутизация, помехи Wi-Fi и энергопотребление. Эти факторы требуют отдельной проверки.

Выводы

В ns-3 реализован контекстный UCB для распределения RFID-всплесков по времени. Эксперимент показал, что при 20 считывателях алгоритм превосходит лучшую фиксированную стратегию по PDR, своевременности и награде; при 40 считывателях повышает своевременность ценой PDR; при 60 считывателях уступает из-за стоимости исследования.

Контекстное обучение целесообразно при малой и средней конкуренции. Для перегруженной сети необходимы предварительное обучение, ограничение набора действий или безопасное переключение на окно 400 мс. Перспективы работы связаны с разными скоростями AGV, учётом энергии и переносом накопленной статистики между конфигурациями склада.

Список литературы:

1. Kodadi S., Deevi D. P., Allur N. S., Dondapati K., Chetlapalli H., Thanjaivadivel M. AI-Optimized Warehouse Systems: Combining AGVs, RFID Technology, Zigbee Networks, and Agent-based Simulation Models // 2025 6th International Conference on Intelligent Communication Technologies and Virtual Mobile Networks (ICICV). 2025. P. 1811-1816. DOI: 10.1109/ICICV64824.2025.11085852.
2. IEEE Std 802.15.4-2020. IEEE Standard for Low-Rate Wireless Networks. New York: IEEE, 2020. P. 1-800. DOI: 10.1109/IEEESTD.2020.9144691.
3. Anastasi G., Conti M., Di Francesco M. The MAC unreliability problem in IEEE 802.15.4 wireless sensor networks // Proceedings of the 12th ACM International Conference on Modeling, Analysis and Simulation of Wireless and Mobile Systems. 2009. P. 196-203. DOI: 10.1145/1641804.1641839.
4. Rege V., Pecorella T. A Realistic MAC and Energy Model for 802.15.4 // Proceedings of the 2016 Workshop on ns-3. 2016. P. 79-84. DOI: 10.1145/2915371.2915379.
5. Auer P., Cesa-Bianchi N., Fischer P. Finite-time Analysis of the Multiarmed Bandit Problem // Machine Learning. 2002. Vol. 47. P. 235-256. DOI: 10.1023/A:1013689704352.
6. Sutton R. S., Barto A. G. Reinforcement Learning: An Introduction. 2nd ed. Cambridge, MA: MIT Press, 2018. 552 p. ISBN 978-0-262-03924-6.
7. Riley G. F., Henderson T. R. The ns-3 Network Simulator // Modeling and Tools for Network Simulation / ed. by K. Wehrle, M. Güneş, J. Gross. Berlin: Springer, 2010. P. 15-34. DOI: 10.1007/978-3-642-12331-3_2.
8. Holm S. A Simple Sequentially Rejective Multiple Test Procedure // Scandinavian Journal of Statistics. 1979. Vol. 6, No. 2. P. 65-70.

References:

1. Kodadi S., Deevi D. P., Allur N. S., Dondapati K., Chetlapalli H., Thanjaivadivel M. AI-Optimized Warehouse Systems: Combining AGVs, RFID Technology, Zigbee Networks, and Agent-based Simulation Models // 2025 6th International Conference on Intelligent

- Communication Technologies and Virtual Mobile Networks (ICICV). 2025. P. 1811–1816. DOI: 10.1109/ICICV64824.2025.11085852.
2. IEEE Std 802.15.4-2020. IEEE Standard for Low-Rate Wireless Networks. New York: IEEE, 2020, pp. 1–800. DOI: 10.1109/IEEESTD.2020.9144691.
 3. Anastasi G., Conti M., Di Francesco M. The MAC unreliability problem in IEEE 802.15.4 wireless sensor networks // Proceedings of the 12th ACM International Conference on Modeling, Analysis and Simulation of Wireless and Mobile Systems. 2009. P. 196–203. DOI: 10.1145/1641804.1641839.
 4. Rege V., Pecorella T. A Realistic MAC and Energy Model for 802.15.4 // Proceedings of the 2016 Workshop on ns-3. 2016. P. 79–84. DOI: 10.1145/2915371.2915379.
 5. Auer P., Cesa-Bianchi N., Fischer P. Finite-time Analysis of the Multiarmed Bandit Problem // Machine Learning. 2002. Vol. 47. P. 235–256. DOI: 10.1023/A:1013689704352.
 6. Sutton R. S., Barto A. G. Reinforcement Learning: An Introduction. 2nd ed. Cambridge, MA: MIT Press, 2018. 552 p. ISBN 978-0-262-03924-6.
 7. Riley G. F., Henderson T. R. The ns-3 Network Simulator // Modeling and Tools for Network Simulation / ed. by K. Wehrle, M. Güneş, J. Gross. Berlin: Springer, 2010. pp. 15–34. DOI: 10.1007/978-3-642-12331-3_2.
 8. Holm S. A Simple Sequentially Rejective Multiple Test Procedure // Scandinavian Journal of Statistics. 1979. Vol. 6, No. 2. P. 65–70.