

УДК 621.39
EDN: BBAFJR

Метод балансировки задержки и потерь данных в гетерогенных сетях высокой плотности Интернета вещей

Хоанг Ф. Н.  Парамонов А. И.

Санкт-Петербургский государственный университет телекоммуникаций им. проф. М. А. Бонч-Бруевича,
Санкт-Петербург, 193232, Российская Федерация

Постановка задачи. Рост числа устройств в гетерогенных сетях Интернета вещей создает дополнительную нагрузку на ограниченные радиоресурсы, что усложняет обеспечение стабильности и качества передачи данных. Гетерогенные подканалы связи имеют различные характеристики, требующие эффективных механизмов балансировки нагрузки. Разработка методов, позволяющих минимизировать задержку передачи данных и снизить вероятность потерь пакетов, особенно актуальна для высокоплотных сетей Интернета вещей, где управление ресурсами становится критически важным. **Цель работы** – повышение эффективности передачи данных в гетерогенной сети Интернета вещей высокой плотности. **Используемые методы.** В работе применены методы оптимизации, алгоритм стаи серых волков, теория массового обслуживания, вероятностный анализ. **Новизна.** Предложенный в статье метод учитывает индивидуальные характеристики подканалов и обеспечивает динамическое распределение нагрузки. Это позволяет адаптировать решение под разные типы гетерогенных сетей, снижая задержку и потери данных. **Результаты.** Разработана математическая модель, описывающая передачу данных через несколько подканалов связи, и целевая функция, объединяющая среднюю задержку передачи данных и вероятность потерь пакетов. Выведены аналитические выражения для ключевых характеристик сети, таких как вероятность потерь, средняя задержка. **Практическая значимость.** Разработанная модель и метод могут быть использованы при проектировании устройств и гетерогенных сетей Интернета вещей высокой плотности в целях повышения их эффективности.

Ключевые слова: Интернет вещей, канал связи, задержка канала, гетерогенные каналы, надежность сети, массовое обслуживание, алгоритм стаи серых волков

Введение

Развитие Интернета вещей (ИВ) является ключевым направлением современных инфокоммуникационных технологий. Согласно прогнозам ведущих аналитических агентств, количество подключенных беспроводных устройств в ближайшие годы будет стремительно расти [1, 2] и способствовать формированию высокоплотных сетей, где узлы находятся в близком взаимном расположении. Высокая плотность узлов в сети создает дополнительные проблемы, включая интерференцию сигналов, уменьшение отношения сигнал / шум [3–5].

Вместе с тем плотные сети ИВ создают новые возможности для адаптивной организации сети. Например, плотность узлов позволяет применять более гибкие подходы к выбору логической структуры и распределению сетевых ресурсов. Однако рост плотности сетей также обостряет потребность в эффективных методах управления ресурсами, которые обеспечивают баланс между ключевыми

Библиографическая ссылка на статью:

Хоанг Ф. Н., Парамонов А. И. Метод балансировки задержки и потерь данных в гетерогенных сетях высокой плотности Интернета вещей // Вестник СПбГУТ. 2025. Т. 3. № 2. С. 5. EDN: BBAFJR

Reference for citation:

Hoang Ph. N., Paramonov A. A Method for Balancing Latency and Data Loss in High-Density Heterogeneous Internet of Things Networks // Herald of SPbSUT. 2025. Vol. 3. Iss. 2. P. 5. EDN: BBAFJR

метриками, такими как задержка передачи данных, энергопотребление и надежность доставки данных [6–9]. На рисунке 1 представлен прогноз роста количества устройств ИВ до 2030 г.

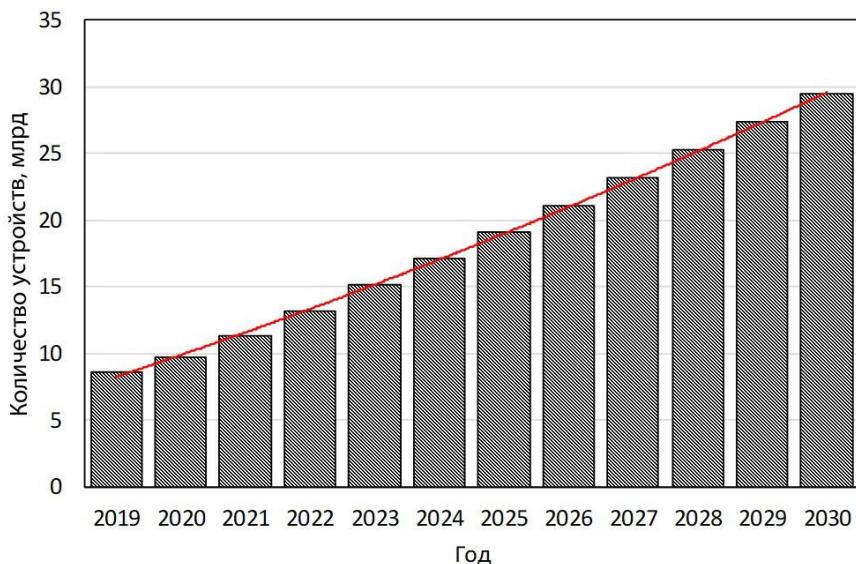


Рис. 1. Прогнозируемый рост количества устройств ИВ

Гетерогенные сети ИВ, использующие подканалы с различными физическими характеристиками (радиочастотные, акустические, оптические), требуют более сложных методов распределения нагрузки [10, 11], учитывающих изменяющиеся условия работы каждого канала, взаимные помехи и требования к качеству обслуживания.

Цель работы – разработка моделей и методов оптимизации передачи данных в гетерогенных многоканальных сетях ИВ. В рамках исследования были решены следующие задачи:

- 1) разработана математическая модель передачи данных через многоканальные гетерогенные сети ИВ;
- 2) определена целевая функция, объединяющая метрики задержки и потерь пакетов;
- 3) применены теория очередей, теория вероятностей и современные алгоритмы оптимизации для минимизации задержек и потерь данных;
- 4) оценена эффективность предложенного метода с помощью имитационного моделирования и сравнительного анализа.

Настоящее исследование направлено на разработку методов адаптивного управления ресурсами для повышения эффективности гетерогенных сетей ИВ в условиях высокой плотности устройств и ограниченных ресурсов.

Модель сети и постановка задачи

Современные сети ИВ зачастую представляют собой гетерогенные системы высокой плотности, в которых для передачи данных могут одновременно использоваться различные физические среды, такие как радио-, акустические и оптические. В рамках разработанной модели рассматривается логический канал связи между двумя узлами, который состоит из нескольких параллельных подканалов. Каждый подканал соответствует одной из доступных технологий и характеризуется уникальным набором параметров (пропускная способность, задержка, вероятность потерь), что и является сутью его гетерогенности. Для фундаментального анализа задачи балансировки трафика и оптимизации ключевых показателей качества обслуживания необходимо абстрагироваться от сложной топологии всей сети с миллиардами устройств. Поэтому в данной работе рассматривается базовая, но критически важная конфигурация: единственный узел-источник, который распределяет свой трафик узлу-получателю через эти гетерогенные подканалы, как показано на рисунке 2. Такая модель позволяет сосредоточиться на разработке метода адаптивного распределения нагрузки, что является основной целью настоящего исследования.

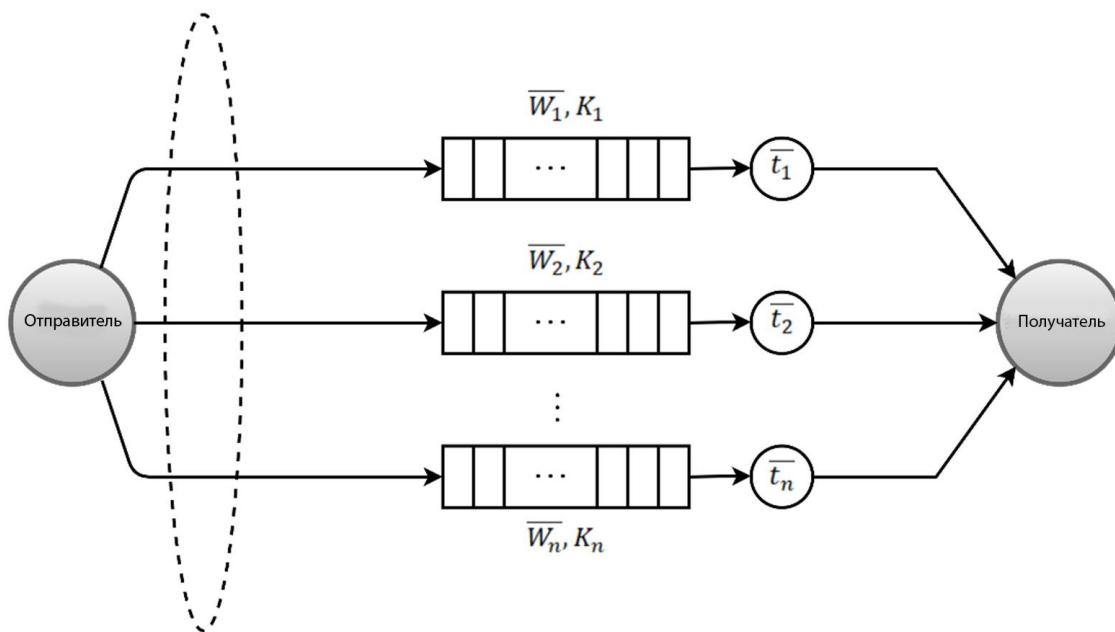


Рис. 2. Модель гетерогенной многоканальной сети ИВ

Для управления распределением нагрузки между подканалами вводится вектор долей трафика $F = [f_1, f_2, \dots, f_N]$, где f_n определяет долю нагрузки, направляемой на подканал n , с ограничением:

$$\sum_{n=1}^N f_n = 1, 0 \leq f_n \leq 1,$$

где N – количество подканалов, используемых в системе.

Таким образом, общая интенсивность потока λ_{Σ} распределяется между подканалами по правилу $\lambda_n = f_n \cdot \lambda_{\Sigma}$.

Каждый подканал моделируется как независимая система массового обслуживания общего типа $G/G/1/K$ с ограниченной длиной очереди, где время поступления и обработки пакетов подчиняется общим распределениям. Максимальная вместимость буфера K включает как пакеты в очереди, так и обрабатываемый пакет. Узел-получатель принимает только успешно доставленные пакеты, не выполняя дополнительной обработки.

В условиях высокой нагрузки отдельные подканалы могут приближаться к состоянию перегрузки, что приводит к увеличению вероятности потери пакетов и задержек. Для предотвращения таких ситуаций применяется адаптивная стратегия балансировки, которая перераспределяет часть трафика на менее загруженные подканалы, обеспечивая стабильность работы системы.

Вероятность потери пакетов в системе определяется как вероятность того, что пакет не будет успешно доставлен, учитывая производительность всех подканалов. Поскольку подканалы функционируют независимо, вероятность потери пакетов выражается следующим образом:

$$P_L = 1 - \prod_{n=1}^N (1 - p_n), \quad (1)$$

где p_n – вероятность потери пакета на подканале n . Формула (1) показывает, что общая потеря пакетов зависит от производительности каждого подканала.

Для учета реальных условий работы каждого подканала вводится коэффициент влияния среды γ_n , отражающий влияние таких факторов окружающей среды, как уровень помех, вероятность ошибок передачи и приоритет трафика. Эффективная пропускная способность подканала n определяется как:

$$\mu_n^{eff} = \gamma_n \mu_n, \quad \gamma_n \in [0, 1],$$

где μ_n – номинальная пропускная способность.

Интенсивность входящего потока для n -го подканала обозначается как λ_n , а коэффициент нагрузки каждого подканала определяется как:

$$\rho_n = \frac{\lambda_n}{\mu_n^{eff}} = \frac{f_n \lambda_{\Sigma}}{\mu_n^{eff}}.$$

Система считается устойчивой, если выполняется условие $\rho_n < 1$, т. е. средняя скорость обслуживания превышает среднюю интенсивность поступающих пакетов.

Вероятность потери пакетов на подканале n из-за конечного буфера рассчитывается по приближенной формуле [12]:

$$p_n \approx \frac{1-\rho_n}{1-\rho_n^{(K_n R_n + 1)}} \rho_n^{(K_n R_n)},$$

где K_n – размер буфера; величина R_n характеризует суммарную вариативность потока трафика и времени обслуживания пакета данных.

$$R_n = \frac{2}{C_{a,n}^2 + C_{b,n}^2},$$

где $C_{a,n}$ – коэффициент вариации интервалов времени между моментами поступления пакетов трафика; $C_{b,n}$ – коэффициент вариации времени обслуживания (передачи) пакета данных.

Согласно теореме Пальма – Хинчина, при суперпозиции большого числа независимых источников передачи данных, каждый из которых генерирует поток с малой интенсивностью, суммарный процесс поступления в пределе сходится к пуассоновскому потоку. В предложенной модели каждый подканал действует независимо и обеспечивает параллельную передачу данных к общему пункту назначения. Следовательно, входящий на каждый подканал поток можно приближенно рассматривать как простейший процесс. Это позволяет применять классические аналитические методы теории массового обслуживания для пуассоновских потоков при оценке производительности сети без уточнения конкретного закона распределения времени обслуживания и без использования более сложных стохастических моделей.

Пусть для модели простейшего потока $R_n = 1$ вероятность потери пакетов каждого подканала определяется как:

$$p_n \approx \frac{1-\rho_n}{1-\rho_n^{K_n+1}} \rho_n^{K_n}.$$

С помощью выражения (1) вероятность потери пакетов в системе P_L определяется как:

$$P_L = 1 - \prod_{n=1}^N \left(1 - \frac{1-\rho_n}{1-\rho_n^{K_n+1}} \rho_n^{K_n} \right). \quad (2)$$

Для модели простейшего потока, средняя задержка (включая время ожидания и обслуживания) рассчитывается по теореме Литтла следующим образом [13]:

$$\overline{W_n} = \frac{L_n}{\lambda_n(1-p_n)} = \frac{1}{\lambda_n} \left(\frac{\rho_n}{1-\rho_n} \frac{1-\rho_n^{K_n+1}}{1-\rho_n^{K_n}} - \frac{(K_n+1)\rho_n^{K_n+1}}{1-\rho_n^{K_n}} \right),$$

где L_n – среднее число заявок в системе, представляющее собой математическое ожидание количества заявок в стационарном режиме, включая как заявки, находящиеся на обслуживании, так и ожидающие начала обслуживания в очереди:

$$L_n = \frac{\rho_n [1 - (K_n + 1)\rho_n^{K_n} + K_n \rho_n^{K_n + 1}]}{(1 - \rho_n)(1 - \rho_n^{K_n + 1})}.$$

Поскольку передача данных осуществляется через несколько подканалов, общее среднее время задержки определяется как взвешенная сумма времени задержки на каждом подканале. При этом вес каждого подканала пропорционален доле пакетов, передаваемых через него. Такой подход позволяет учитывать неоднородность нагрузки и влияние каждого подканала на суммарное время задержки всей системы:

$$\overline{W_{sys}} = \sum_{n=1}^N \frac{\lambda_n}{\lambda_\Sigma} \overline{W_n} = \frac{1}{\lambda_\Sigma} \sum_{n=1}^N \left(\frac{\rho_n}{1 - \rho_n} \frac{1 - \rho_n^{K_n + 1}}{1 - \rho_n^{K_n}} - \frac{(K_n + 1)\rho_n^{K_n + 1}}{1 - \rho_n^{K_n}} \right). \quad (3)$$

Для оценки качества связи каждого подканала ключевыми параметрами являются вероятность потерь пакетов и время доставки данных. Высокая вероятность ошибок передачи снижает эффективность передачи информации, поскольку требует повторных попыток доставки, что дополнитель но увеличивает нагрузку на сеть. Одновременно значительные задержки негативно влияют на пропускную способность системы, ухудшая качество сервиса для конечных пользователей.

В задачах оптимизации качества связи стремятся минимизировать как вероятность потерь, так и задержки, поскольку их снижение способствует повышению надежности и стабильности передачи данных. Однако из-за ограниченных ресурсов, внешних помех и динамически изменяющихся условий полностью устранить потери и задержки невозможно.

Для достижения оптимального баланса между этими двумя параметрами предлагается использовать целевую функцию, которая задает компромисс между минимизацией потерь данных и уменьшением времени задержки. Таким образом, взаимосвязь между задержками и потерями пакетов учитывается с помощью весовых коэффициентов, отражающих относительную важность каждого показателя:

$$O = \omega_L P_L + \omega_T \overline{W_{sys}}, \quad (4)$$

где коэффициенты ω_L и ω_T представляют собой условные единицы стоимости, которые позволяют балансировать приоритет между минимизацией задержки и потерями пакетов в системе.

Запишем выражение (4) в виде целевой функции с учетом (2) и (3):

$$\begin{aligned} \min_{\{f_n, n=1 \dots N\}} O &= \omega_L \left[1 - \prod_{n=1}^N \left(1 - \frac{1 - \rho_n}{1 - \rho_n^{K_n + 1}} \rho_n^{K_n} \right) \right] + \\ &+ \omega_T \left[\frac{1}{\lambda_\Sigma} \sum_{n=1}^N \left(\frac{\rho_n}{1 - \rho_n} \frac{1 - \rho_n^{K_n + 1}}{1 - \rho_n^{K_n}} - \frac{(K_n + 1)\rho_n^{K_n + 1}}{1 - \rho_n^{K_n}} \right) \right]. \end{aligned} \quad (5)$$

$$C1: \sum_{n=1}^N f_n = 1, 0 \leq f_n \leq 1;$$

$$C2: \rho_n = \frac{\lambda_n}{\mu_n^{eff}} < 1;$$

$$C3: \lambda_n = f_n \lambda_\Sigma.$$

Ограничение C1 обеспечивает корректное распределение нагрузки между подканалами по вероятностному принципу; ограничение C2 гарантирует устойчивость системы, исключая перегрузку отдельных подканалов; ограничение C3 отражает логическую зависимость между общей нагрузкой и ее пропорциональным распределением по подканалам.

Применение алгоритма стаи серых волков для решения задачи

Для решения задачи оптимизации распределения трафика между подканалами в гетерогенной сети Интернета вещей была выбрана группа метаэвристических алгоритмов, таких как алгоритм роя частиц (PSO, *аббр. от англ.* Particle Swarm Optimization), генетический алгоритм (GA, *аббр. от англ.* Genetic Algorithm) и алгоритм стаи серых волков (GWO, *аббр. от англ.* Grey Wolf Optimizer). Выбор метаэвристических методов обусловлен высокой сложностью задачи, связанной с нелинейной целевой функцией и необходимостью поиска оптимального вектора (местоположения) распределения трафика в многомерном пространстве с учетом строгих ограничений. Метаэвристические алгоритмы обладают способностью эффективно исследовать пространство решений, избегая локальных минимумов, что делает их подходящими для задач балансировки нагрузки, где требуется нахождение глобального оптимума. Ниже приведен анализ различных метаэвристических алгоритмов (таблица 1).

Таблица 1. Сравнительный анализ метаэвристических алгоритмов

| Критерий | Алгоритм | | |
|-------------------------------|---|--|--|
| | PSO | GA | GWO |
| Принцип работы | Коллективное поведение частиц, обновляющих позиции по P_{best} / G_{best} . | Эволюционные операции: отбор, скрещивание, мутация | Социальная иерархия в стае волков (α , β , δ), обновление позиций по лидерам |
| Скорость схождения | Высокая, но зависит от параметров инерции и начальной популяции | Средняя, требует больше итераций | Высокая, обеспечивает быстрый выход к глобальному минимуму |
| Глобальный поиск | Возможен локальный минимум | Эффективно избегает локальных минимумов | Отличный баланс между глобальным и локальным поиском |
| Параметры настройки | Небольшое количество, чувствительны к настройке | Много параметров, сложность в калибровке | Минимум параметров, простота настройки |
| Сложность реализации | Простая реализация | Средняя сложность | Простая, аналогична PSO |
| Качество решения | Хорошее при правильной настройке | Зависит от параметров и операторов | Стабильно высокое, превосходит PSO и GA |
| Работа с нелинейными задачами | Подходит, но возможны попадания в локальный экстремум | Хорошо адаптирован, но медленный | Эффективен в сложных нелинейных задачах с ограничениями |

В результате численных экспериментов сравнивалась эффективность алгоритма GWO и метаэвристических методов PSO и GA. Моделирование показало, что GWO превосходит PSO и GA по скорости схождения и точности достижения глобального минимума целевой функции. Это обусловлено эффективным балансом между глобальным поиском и локальным уточнением, а также адаптацией к нелинейной топологии функции. GWO выбран как оптимальный метод для задачи распределения трафика благодаря высокой производительности, подтвержденной результатами.

Алгоритм GWO — эффективный метаэвристический метод для глобальной оптимизации, моделирующий социальную иерархию и охоту волков [14]. В данной работе он применяется для решения задачи с нелинейной целевой функцией и строгими ограничениями. Алгоритм имитирует движение волков, где решения обновляются по позициям лидеров (α , β , δ). В данной задаче позиции волков представляют собой векторы распределения трафика между подканалами $F = [f_1, f_2, \dots, f_N]$. На каждой итерации положения обновляются с целью минимизации целевой функции, а итоговое решение представляет оптимальное распределение нагрузки, обеспечивающее минимальные потери данных и задержку при соблюдении заданных ограничений. Процесс обновления позиции стаи волков в алгоритме GWO представлен на рисунке 3.

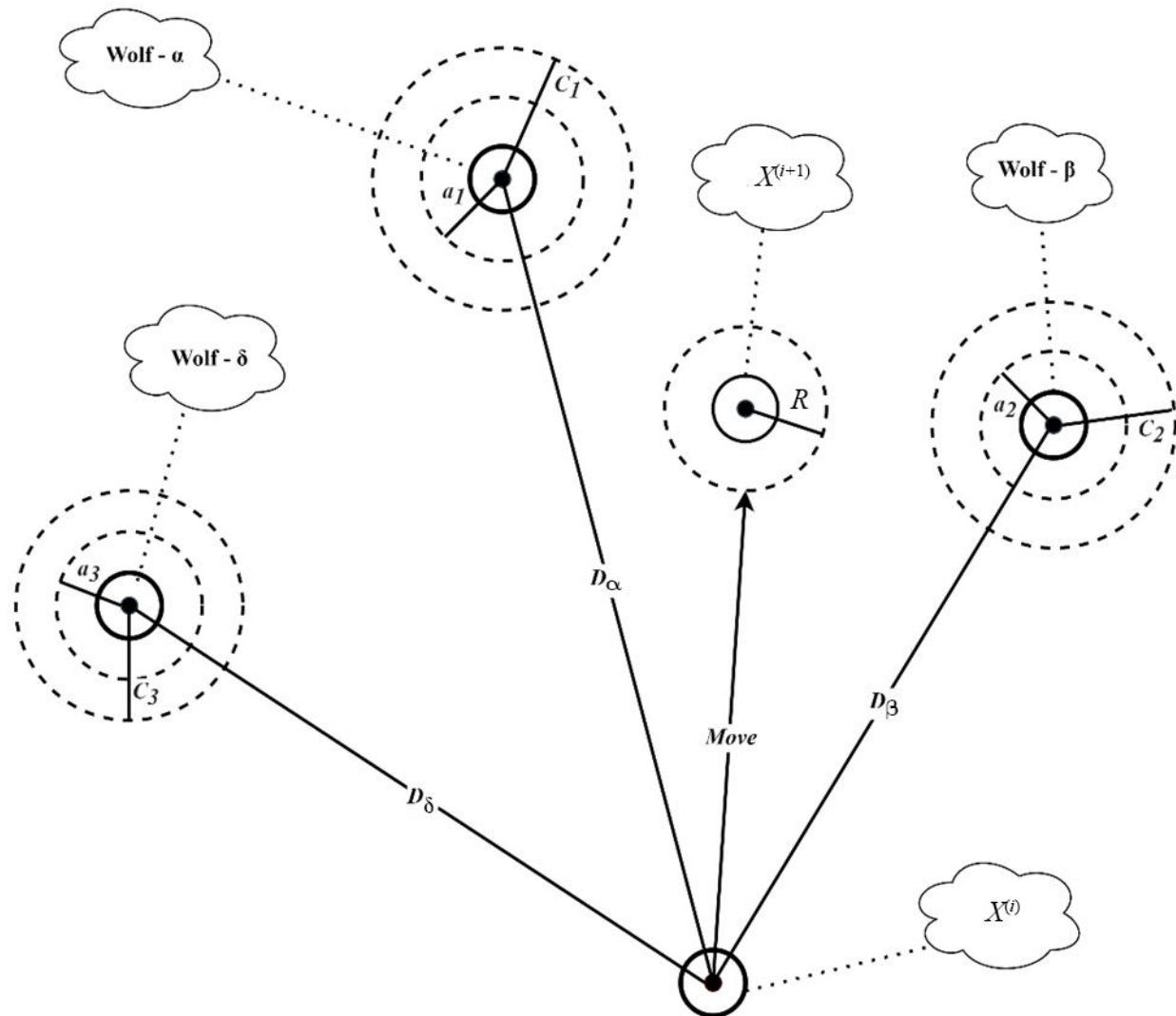


Рис. 3. Процесс обновления позиции во время охоты в GWO

Для каждой позиции волка $X^{(i)}$ на итерации i расстояния до лидеров α, β, δ вычисляются как:

$$D_\alpha = |C_1 X_\alpha - X^{(i)}|, D_\beta = |C_2 X_\beta - X^{(i)}|, D_\delta = |C_3 X_\delta - X^{(i)}|. \quad (6)$$

Позиции X_1, X_2, X_3 , определяющие направление движения волка, обновляются по формулам:

$$X_1 = -A_1(D_\alpha), X_2 = X_\beta - A_2(D_\beta), X_3 = X_\delta - A_3(D_\delta). \quad (7)$$

Новая позиция волка $X^{(i+1)}$ вычисляется как среднее арифметическое от трех позиций, полученных на основе лидеров:

$$X^{(i+1)} = \frac{X_1 + X_2 + X_3}{3}, \quad (8)$$

где альфа-волк (X_α) – лучшее решение в популяции; бета-волк (X_β) – второе лучшее решение в популяции; дельта-волк (X_δ) – третье лучшее решение в популяции; омега-волки (X_ω) – остальные волки в популяции; $X^{(i)}$ – позиция решения на соответствующей итерации i ; D_α, D_β и D_δ – вспомогательные векторы для расчета соответственно значений X_1, X_2, X_3 .

На каждой итерации алгоритма обновляются коэффициенты A и C согласно следующим выражениям:

$$A = 2ar_1 - a,$$

$$C = 2r_2,$$

$$a = 2 - \frac{2i}{I},$$

где r_1 и r_2 – равномерно распределенные случайные числа от 0 до 1; i – текущая итерация, I – общее число итераций. Параметр a линейно уменьшается от 2 до 0 в процессе работы алгоритма.

Эффективность алгоритма GWO существенно зависит от правильного выбора его параметров.

Алгоритм. Минимизация стоимостной функции на основе GWO

```

1: Начало
2: Инициализация популяции GWO, каждая позиция волка  $X = [f_1, f_2, \dots, f_N]$ 
3: с условием  $\sum_{n=1}^N f_n = 1$  и  $f_n \geq 0$ .
4: Инициализация GWO-параметров:  $a$ ,  $A$ ,  $C$  и  $I$ ; количество волков в популяции  $J$ .
5: Расчет значения целевой функции  $O(X)$  для всех волков.
6: Определение трех лидеров  $X_\alpha$ ,  $X_\beta$  и  $X_\delta$  по значениям целевой функции.
7:  $O(X_\alpha) < O(X_\beta) < O(X_\delta)$ .
8: /*комментарий:
9:  $X_\alpha$  – лучший волк;
10:  $X_\beta$  – второй лучший волк;
11:  $X_\delta$  – третий лучший волк;
12:  $X_\omega$  – остальные волки.
13: */
14: while  $i \leq I$  do:
15: Обновить параметры  $a$ ,  $A$  и  $C$ .
16: for  $j = 1, j \leq J, j++$  do:
17: Вычислить расстояния до лидеров согласно с формулой (6).
18: Обновление позиции по каждому лидеру согласно с формулой (7).
19: Обновление позиции согласно с формулой (8).
20: Расчет значения целевой функции (5) для всех волков.
21: end for
22: Обновление лидеров  $X_\alpha$ ,  $X_\beta$  и  $X_\delta$ .
23:  $i++$ 
24: end while
25: Вернуть значение  $X_\alpha$ , лучшее значение  $O(X_\alpha)$ .
26: Конец

```

Оценка эффективности моделирования

В этом разделе приводятся условия и результаты моделирования алгоритмов GWO и PSO при решении задачи оптимизации распределения трафика в гетерогенной сети ИВ. Все эксперименты выполнялись в среде MATLAB, ниже приведены их ключевые параметры (таблица 2).

Таблица 2. Параметры моделирования

| Параметр | Значение | Описание |
|----------------------------------|----------|---|
| ω_L | 0,6 | Весовой коэффициент (см. формулу (4)) |
| ω_T | 0,4 | Весовой коэффициент (см. формулу (4)) |
| N | 3 | Количество подканалов (размерность пространства поиска) |
| Максимальное количество итераций | 500 | Количество итераций до остановки алгоритма |

Ниже приводится сжатое научное описание PSO с двумя ключевыми формулами обновления.

Каждая частица j в PSO представлена в D -мерном пространстве поиска тремя векторами: текущей позиции $x_j = (x_{j1}, \dots, x_{jD})$, наилучшей личной позиции $p_j = (p_{j1}, \dots, p_{jD})$ и скорости движение $v_j = (v_{j1}, \dots, v_{jD})$.

При инициализации все частицы инициализируются равномерно в пределах допустимого пространства, их скорости задаются случайным образом. На каждом итерационном шаге алгоритм обновляет скорость и положение каждой частицы по формулам:

$$v_{j,d} \leftarrow \zeta v_{j,d} + c_1 \eta_1 (p_{j,d}^{best} - x_{j,d}) + c_2 \eta_2 (g_d^{best} - x_{j,d}),$$

$$x_{j,d} \leftarrow x_{j,d} + v_{j,d},$$

где ζ – вес инерции; c_1, c_2 – коэффициенты притяжения (обычно $c_{1,2} = 2$); η_1, η_2 – независимые равномерные случайные числа в $[0,1]$; p^{best} – локально лучшая позиция среди всех частиц; g^{best} – глобально лучшая позиция среди всех частиц.

Проведенное численное моделирование оптимизации двух алгоритмов – GWO и PSO – при изменяющемся размере популяции от 5 до 120 (с 20 независимыми запусками для каждого размера) позволяет сделать следующие выводы о качестве решений и характеристиках схождения.

На рисунке 4 представлены диаграммы размаха (boxplot, букв. «ящик с усами») значений целевой функции при различном количестве волков или частиц для алгоритмов GWO и PSO.

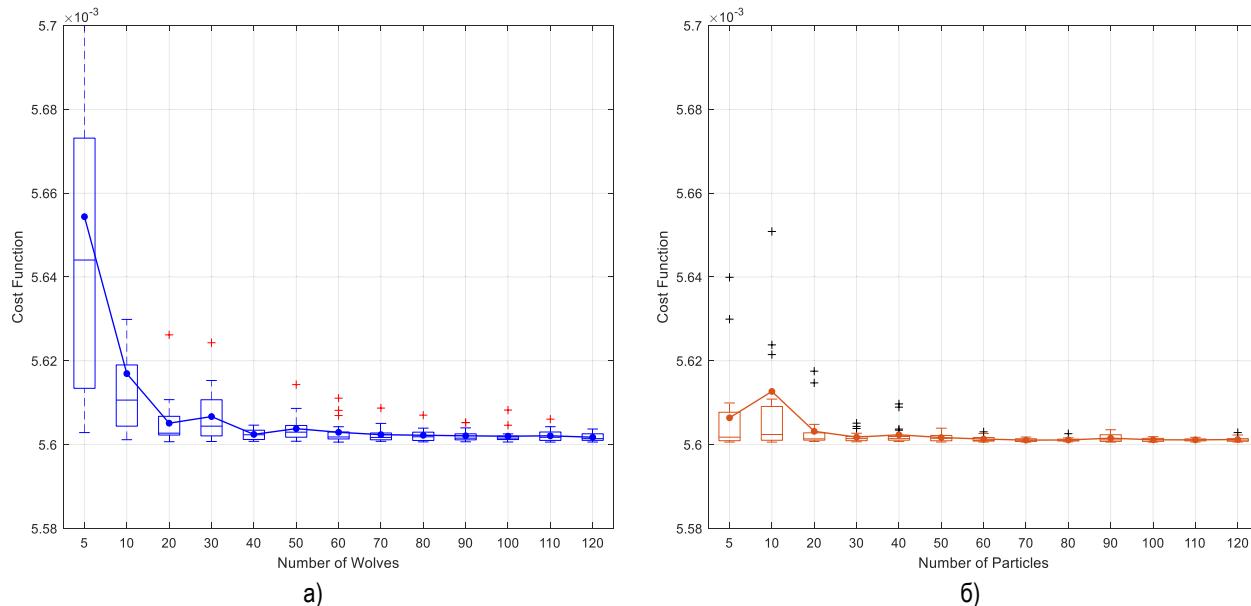


Рис. 4. Значения целевой функции при разном количестве волков / частиц: а) GWO; б) PSO

Результаты экспериментов показывают, что при увеличении размера популяции с 5 до примерно 50 особей медианное значение целевой функции последовательно уменьшается, что свидетельствует об улучшении качества получаемых решений. При числе особей в диапазоне 50–80 значение целевой функции выходит на плато, и последующее увеличение размера популяции не приводит к существенным улучшениям. Оба алгоритма сходятся к практически идентичному значению целевой функции (≈ 0.005601) с отклонениями, не выходящими за пределы статистической погрешности. Таким образом, для рассматриваемой задачи оптимального соотношения между качеством решения и вычислительными затратами рекомендуется выбирать размер популяции в пределах [50; 80] особей.

На рисунке 5 приведены результаты сравнительного анализа времени сходимости алгоритмов GWO и PSO по итогам десяти независимых прогонов при одинаковом размере популяции, равном 80 агентам. Экспериментальные данные продемонстрировали, что алгоритм GWO в среднем достигает заданного уровня качества решения на 74 % быстрее, чем PSO, что свидетельствует о его повышенной вычислительной эффективности.

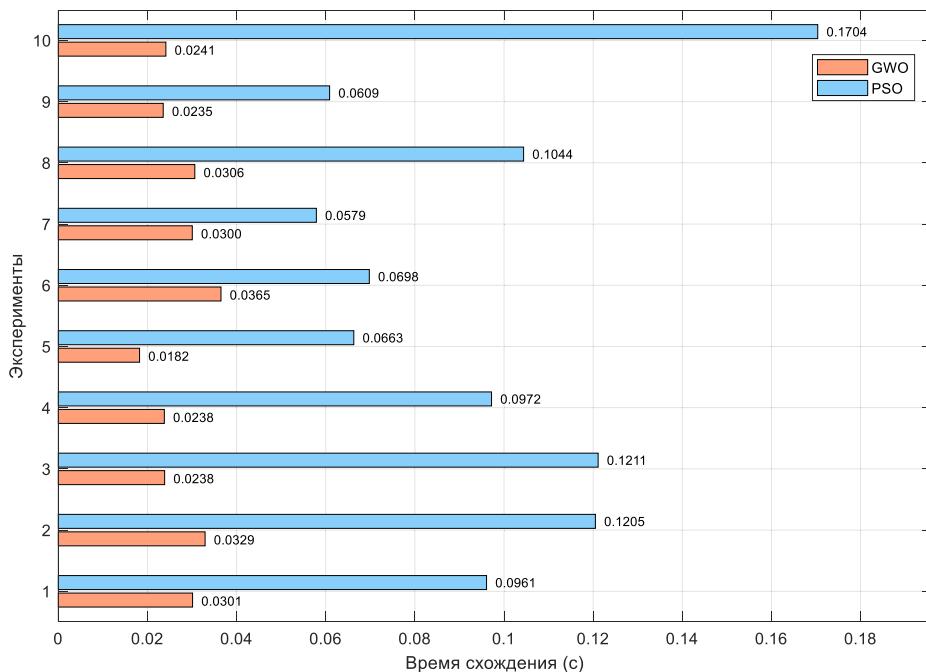


Рис. 5. Сравнение времени схождения двух методов GWO и PSO

На рисунке 6 представлена объемная графическая модель процесса сходимости алгоритма GWO при численности популяции в 100 особей для задачи оптимизации трафика в гетерогенной сети ИВ. Трехмерная траектория показывает эволюцию положения поисковых агентов: альфа-волк обозначен красным маркером бета-волк – желтым, дельта-волк – оранжевым, а все остальные особи отображены синими точками.

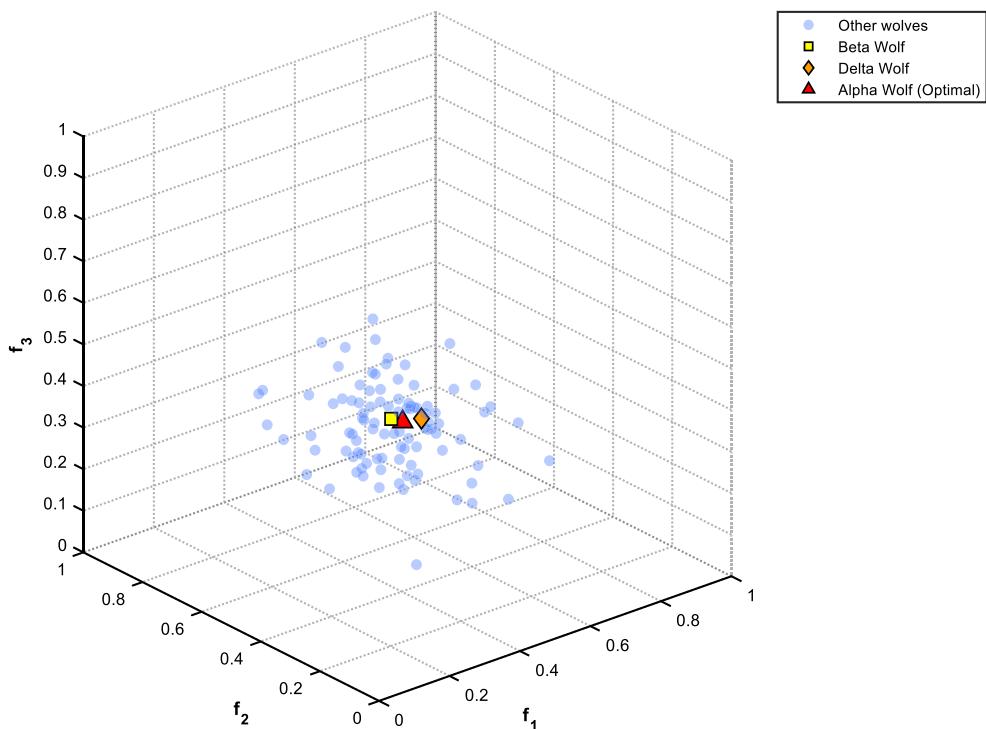


Рис. 6. Распределение позиций волков в трехмерном пространстве для GWO

Важно отметить, что данный вывод актуален в контексте конкретной исследуемой задачи: как показано в теоретической части, метаэвристические методы обладают уникальными особенностями, обусловленными их биологической метафорой. Поэтому в других постановках задачи, отличных по своей структуре и критериям оптимизации, PSO может проявить более высокую эффективность.

Выводы

В настоящем исследовании предложена математическая модель оценки качества передачи данных в гетерогенных многоканальных сетях ИВ, учитываяющая компромисс между задержкой и потерями пакетов. Ключевые результаты работы сводятся к следующему.

Во-первых, разработана математическая функция качества, позволяющая проводить взвешенную оптимизацию коэффициента потерь пакетов и среднего времени задержки системы с учетом заданных приоритетов каждого показателя.

Во-вторых, для решения задачи оптимизации использован алгоритм GWO. Полученные данные демонстрируют, что он эффективно преодолевает сложную нелинейную ландшафтную структуру целевой функции, обеспечивая надежный поиск глобального минимума и минимизируя риск замедления в локальных минимумах в локальных экстремумах.

В-третьих, экспериментальные результаты показали, что среднее время сходимости GWO превышает аналогичный показатель PSO на 74 % в пользу быстродействия первого, что подчеркивает его вычислительную эффективность.

В-четвертых, проведенное моделирование подтверждает применимость разработанной методики для повышения производительности и надежности реальных гетерогенных сетей ИВ, демонстрируя стабильность решений и адаптивность к изменению параметров системы.

Литература

1. Al-Sarawi S., Anbar M., Abdullah R., Al Hawari A. B. Internet of Things Market Analysis Forecasts, 2020–2030 // Proceedings of Fourth World Conference on Smart Trends in Systems, Security and Sustainability (WorldS4, 27–28 July 2020, London, UK). IEEE, 2020. PP. 449–453. DOI: 10.1109/WorldS450073.2020.9210375
2. Vlasenko M., Khlaponin Yu. The Internet of Things (IoT) in World Practice: Review and Analysis // Pidvodni Tehnologii. 2024. Iss. 13. PP. 21–27. DOI: 10.32347/uwt.2023.13.1202. EDN: OYEIHQ
3. Noaman M., Khan M. S., Abrar M. F., Ali S., Alvi A., et al. Challenges in integration of Heterogeneous Internet of Things // Scientific Programming. 2022. P. 8626882. DOI: 10.1155/2022/8626882. EDN: KXZSPZ
4. Paramonov A., Koucheryavy A., Tonkikh E., Tatarnikova T. M. High Density Internet of Things Network Analysis // Internet of Things, Smart Spaces, and Next Generation Networks and Systems: Proceedings of the 20th International Conference NEW2AN 2020, and 13th Conference ruSMART 2020 (St. Petersburg, Russia, 26–28 August 2020). Part I. (Lecture Notes in Computer Science. 2020. Vol. 12525). PP. 307–316. DOI: 10.1007/978-3-030-65726-0_27. EDN: FGGLAB
5. Парамонов А. И., Бушеленков С. Н. Модель сети доступа Интернета вещей на основе решетчатой структуры // Информационные технологии и телекоммуникации. 2021. Т. 9. № 1. С. 37–46. DOI: 10.31854/2307-1303-2021-9-1-37-46. EDN: VJDKGX
6. Бушеленков С. Н., Парамонов А. И. Метод выбора маршрутов в беспроводной сети Интернета вещей высокой плотности // Электросвязь. 2021. № 12. С. 14–20. DOI: 10.34832/ELSV.2021.25.12.001. EDN: YJVLGZ
7. Ateya A. A., Bushelenkov S., Muthanna A., Paramonov A., Koucheryavy A., et al. Multipath Routing Scheme for Optimum Data Transmission in Dense Internet of Things // Mathematics. 2023. Vol. 11. Iss. 19. P. 4168. DOI: 10.3390/math11194168. EDN: ZQDDWQ
8. Парамонов А. И., Бушеленков С. Н. Анализ методов повышения эффективности сетей IoT // Информационные технологии и телекоммуникации. 2022. Т. 10. № 2. С. 36–52. DOI: 10.31854/2307-1303-2022-10-2-36-52. EDN: JNZPDL
9. Бушеленков С. Н., Парамонов А. И. Анализ и формирование структуры сети Интернета вещей на основе моделей решеток // Электросвязь. 2021. № 7. С. 23–28. DOI: 10.34832/ELSV.2021.20.7.002. EDN: JIBLHT
10. Qiu T., Chen N., Li K., Atiquzzaman M., Zhao W. How Can Heterogeneous Internet of Things Build Our Future: A Survey // IEEE Communications Surveys & Tutorials. 2018. Vol. 20. Iss. 3. PP. 2011–2027. DOI: 10.1109/COMST.2018.2803740. EDN: YFGIPJ

11. Кучерявыи А. Е., Окунева Д. В., Парамонов А. И., Хоанг Н. Ф. Методы распределения трафика в гетерогенной сети Интернета вещей высокой плотности // Труды учебных заведений связи. 2024. Т. 10. № 2. С. 67–74. DOI: 10.31854/1813-324X-2024-10-2-67-74. EDN: RTNVEU
12. Зелигер Н. Б., Чугреев О. С., Яновский Г. Г. Проектирование сетей и систем передачи дискретных сообщений. М.: Радио и связь, 1984. 173 с.
13. Little J. D. C. OR FORUM – Little's Law as Viewed on Its 50th Anniversary // Operations Research. 2011. Vol. 59. Iss. 3. PP. 536–549. DOI: 10.1287/opre.1110.0940
14. Mirjalili S., Mirjalili S. M., Lewis A. Grey Wolf Optimizer // Advances in Engineering Software. 2014. Vol. 69. PP. 46–61. DOI: 10.1016/j.advengsoft.2013.12.007

Статья поступила 17 июня 2025 г.
Одобрена после рецензирования 26 июня 2025 г.
Принята к публикации 3 июля 2025 г.

Информация об авторах

Хоанг Фьюк Ньян – аспирант кафедры сетей связи и передачи данных Санкт-Петербургского государственного университета телекоммуникаций им. проф. М. А. Бонч-Бруевича. E-mail: khoang.fn@sut.ru

Парамонов Александр Иванович – доктор технических наук, доцент, профессор кафедры сетей связи и передачи данных Санкт-Петербургского государственного университета телекоммуникаций им. проф. М. А. Бонч-Бруевича. E-mail: paramonov@sut.ru

A Method for Balancing Latency and Data Loss in High-Density Heterogeneous Internet of Things Networks

Ph. N. Hoang , A. Paramonov

The Bonch-Bruevich Saint Petersburg State University of Telecommunications,
St. Petersburg, 193232, Russian Federation

Problem statement. The growing number of devices in heterogeneous Internet of Things networks creates an additional load on limited radio resources, which complicates ensuring stability and quality of data transmission. Heterogeneous communication subchannels have different characteristics that require effective load balancing mechanisms. The development of methods to minimize data transmission delay and reduce the likelihood of packet loss is especially relevant for high-density Internet of Things networks, where resource management becomes critical. **The aim of the work** is to improve the efficiency of data transmission in a high-density heterogeneous Internet of Things network. **Methods used.** The work uses optimization methods, the gray wolf pack algorithm, queuing theory and probabilistic analysis. **Novelty.** The method proposed in the article takes into account the individual characteristics of subchannels and provides dynamic load distribution. This allows adapting the solution to different types of heterogeneous networks, reducing delay and data loss. **Result.** A mathematical model describing data transmission through several communication subchannels and an objective function combining the average data transmission delay and the probability of packet loss have been developed. Analytical expressions for key network characteristics, such as the probability of loss and average delay, have been derived. **Practical significance.** The developed model and method can be used in the design of devices and networks of high-density heterogeneous Internet of Things networks in order to improve their efficiency.

Key words: Internet of Things, communication channel, channel delay, heterogeneous channels, network reliability, Queuing theory, Grey Wolf Optimizer algorithm

Information about Authors

Hoang Phuoc Nhan – Postgraduate Student at the Department of Communication Networks and Data Transmission (The Bonch-Bruevich Saint Petersburg State University of Telecommunications).
E-mail: khoang.fn@sut.ru

Paramonov Alexandr – Holder of an Advanced Doctorate in Technical Sciences, Associate Professor, Professor at the Department of Communication Networks and Data Transmission (The Bonch-Bruevich Saint Petersburg State University of Telecommunications). E-mail: paramonov@sut.ru