

Научная статья



УДК 621.391

<https://doi.org/10.31854/1813-324X-2025-11-2-32-40>

EDN:CTTRGR

Оптимизация распределения пользователей, мощности и расположения воздушной базовой станции на основе методов глубокого обучения с подкреплением

Тунг Зыонг Чан ✉, chan.tz@sut.ruАндрей Евгеньевич Кучерявый, akouch@sut.ru

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

Аннотация

Актуальность. С развитием информационных технологий и Интернета вещей возрастает спрос на более эффективные и гибкие мобильные сети. Будущие беспроводные системы должны обеспечивать не только высокую скорость и надежность соединения, но и быстрое восстановление связи в аварийных ситуациях. Наземные базовые станции (GBS, аббр. от англ. Ground Base Stations) обычно устанавливаются стационарно и ориентированы на длительное обслуживание, что ограничивает их эффективность при резком увеличении трафика или повреждении инфраструктуры. В таких условиях воздушные базовые станции (ВБС) становятся перспективным решением. Благодаря своей мобильности, доступной стоимости и возможности быстрого развертывания, они могут поддерживать работу наземных станций в условиях высокой плотности пользователей или в случае чрезвычайных ситуаций, когда GBS повреждены или уничтожены. Это делает их важным элементом сетей связи будущего.

Постановка задачи: разработка методов размещения ВБС в трехмерном пространстве и распределения пользователей и мощности среди последних с целью максимизации скорости передачи данных систем.

Цель работы: повышение скорости передачи данных систем с использованием ВБС для поддержки GBS за счет оптимального трехмерного положения ВБС, распределения пользователей между ВБС и GBS, а также распределения мощности среди пользователей.

Используемые методы. Исследования проводились с применением динамического подхода, при котором радиус покрытия GBS постепенно сокращается, а также алгоритма глубокого обучения с подкреплением. Анализ полученных **результатов** показал высокую эффективность предложенного метода и позволил добиться значительного увеличения скорости передачи данных в рамках поставленной задачи.

Научная новизна предложенного решения заключается в том, что совместная оптимизация размещения ВБС и распределения мощности в условиях ограниченных ресурсов позволила выявить зависимость между радиусом покрытия GBS и высотой полета ВБС: при большем радиусе покрытия GBS высота полета ВБС будет ниже, и наоборот. **Практическая значимость** заключается в возможности разработки методики планирования сетей связи общего пользования с использованием ВБС для поддержки GBS в условиях ограниченных ресурсов. Это позволяет обеспечить высокую суммарную скорость передачи данных и повысить надежность функционирования сети.

Ключевые слова: воздушная базовая станция, размещение, распределение мощности, распределения пользователей, GBS, глубокое обучение с подкреплением

Ссылка для цитирования: Чан Т.З., Кучерявый А.Е. Оптимизация распределения пользователей, мощности и расположения воздушной базовой станции на основе методов глубокого обучения с подкреплением // Труды учебных заведений связи. 2025. Т. 11. № 2. С. 32–40. DOI:10.31854/1813-324X-2025-11-2-32-40. EDN:CTTRGR

Original research1

<https://doi.org/10.31854/1813-324X-2025-11-2-32-40>

EDN:CTTRGR

User Association, Power Allocation, and Aerial Base Stations Placement in Hybrid Networks: A Deep Reinforcement Learning Approach

 **Tung D. Tran** ✉, chan.tz@sut.ru **Andrey E. Koucheryavy**, akouch@sut.ru

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

Annotation

Relevance. With the development of information technologies and the Internet of Things, the demand for more efficient and flexible mobile networks is increasing. Future wireless systems must not only ensure high speed and reliability of connections but also enable quick recovery of communication in emergency situations. Ground base stations (GBS) are typically installed stationary and are designed for long-term service, which limits their efficiency during sudden increases in traffic or infrastructure damage. In such conditions, aerial base station (ABS) emerge as a promising solution. Due to their mobility, affordability, and the ability to deploy quickly, they can support the operation of ground stations in high user density conditions or in emergencies when GBS are damaged or destroyed. This makes them an essential element of future communication networks.

Problem Statement. Development of methods for the placement of ABS in three-dimensional space and the distribution of users and power among users with the goal of maximizing the data transmission speed of the systems.

Goal of the work. Increase the data transmission speed of systems using ABS to support GBS through optimal three-dimensional positioning of ABS, distribution of users between ABS and GBS, and power allocation among users.

Methods. The research was conducted using a dynamic approach, in which the coverage radius of the GBS is gradually reduced, along with the reinforcement learning algorithm. The analysis of the **results** showed the high effectiveness of the proposed method and allowed for a significant increase in data transmission speed within the framework of the task.

Scientific novelty. The scientific novelty of the proposed solution lies in the joint optimization of the placement of ABS and power allocation under resource constraints, which revealed a dependency between the coverage radius of GBS and the flight altitude of ABS. Specifically, as the coverage radius of GBS increases, the optimal flight altitude of ABS decreases, and vice versa.

Practical significance. The practical significance lies in the possibility of developing a methodology for planning public communication networks using ABS to support GBS under resource constraints. This approach makes it possible to ensure a high total data transmission rate and improve the reliability of network operation.

Keywords: aerial base station, placement, power allocation, user association, GBS, deep reinforcement learning

For citation: Tran T.D., Koucheryavy A.E. User Association, Power Allocation, and Aerial Base Stations Placement in Hybrid Networks: A Deep Reinforcement Learning Approach. *Proceedings of Telecommunication Universities*. 2025;11(2):32–40. (in Russ.) DOI:10.31854/1813-324X-2025-11-2-32-40. EDN:CTTRGR

1. Введение

С быстрым развитием информационных технологий и Интернета вещей [1], а также с ростом числа устройств, чрезвычайный спрос на беспроводные услуги создает огромную проблему для мобильных сетей. Кроме того, будущие беспроводные сети должны быть гибкими и обладать возможностью оперативного восстановления связи. Поэтому

ожидается, что воздушные средства благодаря своей мобильности, гибкости развертывания и перемещения, станут незаменимой частью будущих систем беспроводной связи [2]. По сравнению с традиционными наземными сетями, где расположение наземных базовых станций (GBS, аббр. от англ. Ground Base Stations) жестко спроектировано в соответствии с долгосрочными потребностями тра-

фика на определенной территории, воздушные базовые станции (ВБС) могут улучшить качество обслуживания за счет гибкого изменения своего положения, что обеспечивает прямую видимость (LoS, аббр. от англ. Line of Sight) [3] соединения между ВБС и наземными пользователями в большинстве сценариев. В случае стихийных бедствий GBS могут быть уничтожены, или может резко возрасти трафик, например, во время спортивных мероприятий или фестивалей, что приводит к перегрузке. В таких случаях потенциальным решением являются ВБС, которые можно быстро развернуть для предоставления беспроводной связи наземным пользователям.

Эффективное размещение базовых станций является важной задачей как для традиционных GBS [4], так и для сетей ВБС. В то время как размещение GBS обычно ограничено природными условиями местности, ВБС могут быть развернуты более гибко, поскольку их местоположение не зависит от географических ограничений. Однако они сталкиваются с серьезными проблемами, в первую очередь с ограничением мощности и нестабильностью канала воздушно-наземной передачи из-за их непрерывного движения. Поэтому важно оптимизировать как размещение ВБС, так и распределение мощности.

В данной работе рассматривается задача распределения пользователей между GBS и ВБС, а также оптимизация распределения мощности для пользователей и размещения ВБС с целью максимизации скорости передачи данных в системе. Для решения данной проблемы предлагается динамический подход, при котором радиус покрытия GBS постепенно уменьшается. На основе радиуса покрытия GBS можно определить положение и количество пользователей, подключенных к GBS и ВБС. Для тех, кто подключен к GBS, мощность между ними распределяется одинаково. Для оставшихся пользователей применяется метод глубокого обучения с подкреплением – алгоритм глубокого детерминированного градиента политики (DDPG, аббр. от англ. Deep Deterministic Policy Gradient), который используется для оптимизации размещения ВБС и распределения мощности.

2. Модель системы и постановка задачи

Предполагается, что GBS находится в центре рассматриваемой зоны. Расположение GBS задается координатами (x_g, y_g, h_g) , где (x_g, y_g) – координаты GBS на поверхности земли, а h_g – высота GBS. Для поддержки наземной сети используется одна ВБС. Ее положение задано координатами (x_a, y_a, h_a) , где (x_a, y_a) – координаты ВБС на поверхности земли, а h_a – высота полета. В зависимости от мощности, конструкции, а также местных законов высота по-

лета должна находиться в определенном диапазоне. Всего в рассматриваемой зоне находится N пользователей. Расположение каждого пользователя n , где $n \in \{1, \dots, N\}$, задается координатами $(x_n, y_n, 0)$.

Для связи «воздух–земля» рассматривается вероятностная модель канала LoS [5], в которой вероятность LoS зависит от взаимного расположения между ВБС и пользователем, угла места между ними и окружающей среды.

Вероятность наличия LoS P^{LoS} между пользователем n рассчитывается по выражению:

$$P^{LoS} = \frac{1}{1 + a \exp(-b[\theta - a])}, \quad (1)$$

где a и b – постоянные значения, зависящие от окружающей среды (сельская, городская, густонаселенная и т. д.); θ – угол места между пользователем n и ВБС ($^\circ$), равен $\frac{180}{\pi} \times \arcsin\left(\frac{h_a}{d_{a,n}}\right)$; $d_{a,n}$ – расстояние между ВБС и пользователем n , равно $\sqrt{(x_a - x_n)^2 + (y_a - y_n)^2 + h_a^2}$.

С другой стороны, вероятность соединения в условиях отсутствия прямой видимости (NLoS, аббр. от англ. Non-Line of Sight) будет равна:

$$P^{NLoS} = 1 - P^{LoS}.$$

Как следует из (1), вероятность LoS растет по мере увеличения угла места между пользователем и ВБС. Полагаем, что потери распространения между ВБС и пользователем n составляют β_n . С учетом наличия препятствий в воздушном канале связи, β_n обычно моделируются как случайная величина, связанная с вероятностью возникновения LoS- и NLoS-соединений.

Следовательно, β_n можно выразить как:

$$\beta_n = \begin{cases} \beta_0 d_{a,n}^{-\hat{\alpha}} \text{LoS – соединение} \\ \kappa \beta_0 d_{a,n}^{-\hat{\alpha}} \text{NLoS – соединение} \end{cases}, \quad (2)$$

где β_0 – это потеря сигнала на эталонном расстоянии 1 м для LoS-соединения; κ – обозначает дополнительные потери распространения для NLoS-соединения; $\hat{\alpha}$ – показатель затухания сигнала; и $d_{a,n}$ – расстояние между ВБС и пользователем n .

Таким образом, средний коэффициент усиления мощности канала $h_{a,n}^{BBS}$ между ВБС и пользователем n вычисляется по выражению [6]:

$$h_{a,n}^{BBS} = P^{LoS} \beta_0 d_{a,n}^{-\hat{\alpha}} + P^{NLoS} \kappa \beta_0 d_{a,n}^{-\hat{\alpha}}. \quad (3)$$

В данном исследовании для моделирования канала GBS используется NLoS-канал [7]. Это означает, что сигнал между GBS и пользователем может быть прегражден различными объектами, такими как здания, деревья или другие препятствия, блокирующие LoS между ними. В сценарии городского

макрорайона (UMa, аббр. от англ. Urban Macro), где GBS обычно размещается в условиях с множеством физических препятствий (например, высокие здания, плотная растительность), данный тип канала является наиболее типичным.

Потери распространения $PL_{g,n}^{GBS}$ (дБ) можно определить следующим образом:

$$PL_{g,n}^{GBS} = 32,4 + 20\log_{10}(f_g) + 30\log_{10}(d_{g,n}), \quad (4)$$

где f_g – частота работы GBS (ГГц), $d_{g,n}$ – расстояние от GBS до пользователя n (м).

3. Формулировка проблемы

Каждый пользователь должен быть назначен либо к ВБС, либо к GBS для осуществления нисходящей передачи данных. Чтобы определить состояние подключения пользователя, вычислим отношение сигнал / шум и помехи (SNR, аббр. от англ. Signal-to-Noise Ratio) в нисходящем канале. Пользователь считается подключенным к GBS или ВБС, если полученное значение SNR превышает заданный порог SNR_0 .

Предположим, что пользователь n обслуживается GBS, тогда полученное значение SNR_n определяется следующим образом:

$$SNR_{g,n}^{GBS} = \frac{P_{GBS} h_{g,n}^{GBS} g_n}{\sigma^2}, \quad (5)$$

где P_{GBS} – мощность передачи GBS; $h_{g,n}^{GBS}$ – коэффициент усиления канала между GBS и пользователем n , равный $\frac{1}{10^{(PL_{g,n}^{GBS}/10)}}$; g_n – коэффициент распределения мощности GBS для пользователя n ; σ^2 – мощность шума.

Аналогично, пользователь m обслуживается ВБС, тогда полученное значение SNR_m для него будет следующим:

$$SNR_{a,m}^{ВБС} = \frac{P_{ВБС} h_{a,m}^{ВБС} p_m}{\sigma^2}, \quad (6)$$

где $P_{ВБС}$ – мощность передачи ВБС; $h_{a,m}^{ВБС}$ – коэффициент усиления канала между ВБС и пользователем m , рассчитывается по формуле (3); p_m – коэффициент распределения мощности ВБС для пользователя m .

Предположим, что N – общее количество пользователей в рассматриваемой зоне, N_n – количество пользователей подключенных к GBS, а количество пользователей, подключенных к ВБС, равно N_m . Поскольку все пользователи одинаковы и между ними нет приоритета, будем предполагать, что полоса пропускания, выделяемая GBS и ВБС каждому пользователю при подключении, одинакова и равна B . Для упрощения математических вычислений полоса пропускания B нормализована до единицы (бит/с). Достижимая скорость передачи дан-

ных в нисходящем канале системы может быть рассчитана на основе формулы Шеннона [8]:

$$R = R_{GBS} + R_{ВБС} = \sum_{n=1}^{N_n} \log_2(1 + SNR_{g,n}^{GBS}) + \sum_{m=1}^{N_m} \log_2(1 + SNR_{a,m}^{ВБС}), \quad (7)$$

где $R_{GBS} = \sum_{n=1}^{N_n} \log_2(1 + SNR_{g,n}^{GBS})$ – общая достижимая скорость всех пользователей, подключенных к GBS; $R_{ВБС} = \sum_{m=1}^{N_m} \log_2(1 + SNR_{a,m}^{ВБС})$ – общая достижимая скорость всех пользователей, подключенных к ВБС.

Цель данной работы заключается в оптимальном распределении пользователей между ВБС и GBS для максимизации нисходящей скорости связи в системе. Задача включает в себя определение стратегии распределения пользователей, мощности и трехмерное размещение ВБС.

Она может быть сформулирована следующим образом:

$$\max_{\{x_a, y_a, h_a, p_m\}} R \quad (8)$$

при определенных условиях:

$$C1: \sum_{m=1}^{N_m} p_m = 1,$$

$$C2: \sum_{n=1}^{N_n} g_n = 1,$$

$$C3: N_m + N_n = N,$$

$$C4: x_{\min} \leq x_a \leq x_{\max},$$

$$C5: y_{\min} \leq y_a \leq y_{\max},$$

$$C6: h_{\min} \leq h_a \leq h_{\max}.$$

Ограничения C1 и C2 подразумевают, что общее распределение мощности пользователей при подключении к ВБС и GBS равно 1, соответственно. Ограничение C3 означает, что количество пользователей, к которым подключаются ВБС и GBS, должно быть равно количеству исходных пользователей в рассматриваемой зоне. Ограничения C4, C5 и C6 означают, что ВБС должны располагаться в рассматриваемой зоне, где x_{\min} , y_{\min} , h_{\min} – нижние границы по осям, а x_{\max} , y_{\max} , h_{\max} – верхние.

4. Алгоритм для решения задачи

4.1. Стратегия распределения пользователей

В беспроводных сетях распределение пользователей между GBS и ВБС играет ключевую роль в оптимизации общей скорости передачи данных. Одной из главных задач является определение границы зоны покрытия GBS таким образом, чтобы обслуживать оптимальное количество пользователей в зоне, одновременно снижая нагрузку на ВБС.

На практике зоны покрытия GBS и ВБС могут пересекаться, что создает дополнительную сложность при распределении пользователей. Чтобы не усложнять модель, в данном исследовании предполагается, что каждый пользователь может быть подключен только к одной из базовых станций – либо к GBS, либо к ВБС. Кроме того, чтобы минимизировать межканальные помехи, GBS и ВБС работают на отдельных частотных диапазонах. Для решения этой проблемы предлагается динамический подход, при котором радиус покрытия GBS изменяется. Пользователи, находящиеся за пределами зоны покрытия GBS, обслуживаются ВБС. На основе местоположения и количества пользователей, обслуживаемых GBS и ВБС, а также оптимального местоположения ВБС, достижимая скорость передачи данных в нисходящем канале системы может быть рассчитана с помощью формулы (7). Изменение радиуса покрытия GBS приводит к изменению количества пользователей, подключенных к GBS и ВБС, тем самым изменяя общую скорость передачи данных в нисходящем канале системы. Затем выбирается такое значение радиуса покрытия GBS, при котором общая скорость передачи данных максимальна.

4.2. Распределение мощности и трехмерное размещение ВБС

После определения местоположения и количества пользователей, подключенных к GBS или ВБС, на основе радиуса покрытия GBS, проводится анализ распределения мощности между пользователями и определяется оптимальное положение ВБС в трехмерном пространстве. Чтобы упростить задачу и сосредоточиться на оптимизации местоположения ВБС в трехмерном пространстве и распределении мощности среди пользователей, подключенных к ВБС, предполагается, что все пользователи, подключенные к GBS, получают равное распределение мощности. Для решения этой задачи применяется алгоритм DDPG. ВБС выступает в роли агента, и модель DDPG строится на основе элементов MDP (марковского процесса принятия решений): состояния, действий, вознаграждений и вероятности перехода. Задача ВБС – научиться оптимизировать свою позицию и распределение мощности, чтобы максимизировать общую скорость передачи данных в сети.

Состояния (S)

Состояние сети отражает текущее окружение ВБС, включая такие параметры, как положение ВБС в трехмерном пространстве и уровни мощности, выделенные различным пользователям в сети. Таким образом, состояние сети служит основой для принятия решений в системе ретрансляции на базе ВБС. В момент времени t состояние обозначается как s_t , и может быть записано в виде выражения:

$$s_t = \{x_a^t, y_a^t, h_a^t, p_m^t\}, \quad (9)$$

где (x_a^t, y_a^t, h_a^t) – положение ВБС во временном шаге t ; p_m^t – мощность, выделенная для пользователя m .

Действие (A)

На каждом шаге ВБС выбирает из пространства действий такое, которое включает и перемещение в новое состояние, и распределение мощности. Каждое действие приводит к переходу в новое состояние системы. Действие состоит из двух частей: перемещение в следующее состояние ВБС и распределение мощности. Перемещение ВБС включает движение вперед, назад, вправо, влево, вверх и вниз. Распределение мощности для каждого пользователя может увеличиваться или уменьшаться. Действие агента в момент времени t обозначается как a_t , и включает как изменение положения ВБС, так и регулировку мощности для пользователей.

Вознаграждение

Цель алгоритма DDPG – максимизация накопленного вознаграждения за время обучения (поставлена в уравнении (7)). Чтобы ее достичь, функция вознаграждения должна учитывать общую скорость передачи данных в системе, включая как GBS, так и ВБС. С другой стороны, после определения количества и расположения пользователей, подключенных к GBS или ВБС, на основе зоны покрытия GBS, суммарная скорость передачи данных в нисходящем канале для пользователей GBS остается неизменной. Следовательно, этот компонент можно исключить из функции вознаграждения.

Таким образом, вознаграждение r_t на каждом шаге времени t может быть вычислено на основе общей скорости передачи данных в нисходящем канале пользователей, подключенных к ВБС:

$$r_t = R_t^{\text{ВБС}} - \lambda \Delta N_t, \quad (10)$$

где $R_t^{\text{ВБС}}$ – общая скорость передачи данных в нисходящем канале пользователей, подключенных к ВБС; λ – штрафной коэффициент, когда ВБС не подключается ко всем пользователям; ΔN_t – количество неподключенных пользователей.

Вероятность перехода (P)

Вероятность перехода $P(s_{t+1}|s_t, a_t)$ из текущего состояния s_t , к следующему состоянию s_{t+1} при выполнении действия a_t определяется как:

$$P(s_{t+1}|s_t, a_t) = \begin{cases} 1, & s_{t+1} = s_t + a_t \\ 0, & \text{другие} \end{cases}. \quad (11)$$

Два основных компонента алгоритма DDPG – сеть Actor и сеть Critic – играют важную роль в оптимизации стратегии действий и оценке значений модели. DDPG использует архитектуру Actor – Critic для решения задачи оптимизации в непрерывном пространстве действий. Обе сети являются глубокими нейронными сетями (DNN, аббр. от англ. Deep

Neural Network) и работают совместно для обучения оптимальной стратегии.

Сеть Actor принимает состояние системы s_t в виде входных данных и генерирует действие a_t , которое, как ожидается, будет оптимальным для повышения общей скорости передачи данных.

Политика, параметризованная нейросетью с параметрами θ^π , определяет, какие действия должны быть предприняты агентом:

$$a_t = \pi(s_t|\theta^\pi) + \xi, \quad (12)$$

где $\pi(s_t|\theta^\pi)$ – политика агента, которая определяет оптимальные действия, включая перемещение ВБС и распределение мощности, на основе текущего состояния; θ^π – параметры сети Actor, которые обновляются в процессе обучения; ξ – шум.

Сеть Actor обучается с использованием DDPG, обновляя параметры θ^π так, чтобы максимизировать ожидаемое суммарное вознаграждение. Градиентная функция $\nabla_{\theta^\pi} J(\theta^\pi)$ обновления параметров сети Actor определяется в работе [9].

Сеть Critic оценивает действия, выбранные сетью Actor, и предоставляет обратную связь. Ее основная задача – вычислить ценность состояния или действия с использованием Q -функции, которая оценивает, насколько выгодно выбранное действие в данной ситуации. Таким образом, сеть Critic играет ключевую роль в обучении, помогая сети Actor выбирать более эффективные действия на основе актуальных оценок ценности.

В процессе обучения сеть Critic вычисляет целевое значение y_t , которое используется для корректировки ее параметров, минимизируя ошибку между текущей оценкой $Q(s_t, a_t|\theta^Q)$ и целевым значением:

$$y_t = r_t + \gamma Q(s_{t+1}, \pi(s_{t+1}|\theta^\pi), \theta^Q), \quad (13)$$

где r_t – это вознаграждение, полученное на шаге времени t ; $Q(s_{t+1}, \pi(s_{t+1}|\theta^\pi), \theta^Q)$ – это оценка ценности для состояния s_{t+1} , вычисленная с использованием целевой сети Actor $\pi(s_{t+1}|\theta^\pi)$ и целевой сети Critic $Q(s_{t+1}, a_{t+1}|\theta^Q)$; γ – это коэффициент дисконтирования.

Сеть Critic использует функцию потерь для обновления своих параметров θ^Q , определяемую следующим образом:

$$L(\theta^Q) = \frac{1}{D} \sum_{j=1}^D (y_j - Q(s_j, a_j|\theta^Q))^2, \quad (14)$$

где D – общее количество образцов опыта в буфере.

Чтобы стабилизировать обучение, используется фактор мягкого обновления τ для актуализации параметров целевых сетей θ^π и θ^Q :

$$\begin{aligned} \theta^{Q'} &\leftarrow \tau\theta^Q + (1 - \tau)\theta^{Q'}, \\ \theta^{\pi'} &\leftarrow \tau\theta^\pi + (1 - \tau)\theta^{\pi'}. \end{aligned} \quad (15)$$

Процесс обучения DDPG включает сбор опыта из среды и его сохранение в буфер воспроизведения H . Случайная мини-партия извлекается из буфера воспроизведения для обновления сетей Critic и Actor. Первая обновляется с использованием ошибки, вторая – с использованием градиента функции действия. Целевые сети обновляются постепенно под воздействием фактора мягкого обновления τ , чтобы уменьшить колебания. Модели обучения и значения вознаграждения сохраняются для последующего анализа и применения. Этот процесс способствует оптимизации стратегии и анализу ее эффективности.

5. Результаты моделирования

В этом разделе приведены результаты моделирования, разработанного для проверки предлагаемой конструкции оптимизации (параметры моделирования представлены в таблице 2). Рассматривается 1000 пользователей, равномерно распределенных по территории размером 2000×2000 м. Высота полета ВБС находится в диапазоне от 200 до 1000 м в зависимости от местных правил и конструктивных особенностей.

ТАБЛИЦА 1. Параметры моделирования

TABLE 1. Simulation Parameters

Параметр	Значение	Параметр	Значение
P_{GBS}	40 дБм	$P_{ВБС}$	20 дБм
a	9,61	b	0,16
β_0	-30 дБ	κ	-20 дБ
f_g	3,5 ГГц	SNR_0	20 дБ
σ^2	-130 дБм	$\hat{\alpha}$	-2,3

Для экспериментального моделирования фактор дисконтирования вознаграждения составляет $\gamma = 0,99$, фактор мягкого обновления – $\tau = 0,005$, размер буфера воспроизведения – $H = 10^5$, общее количество образцов опыта в буфере – $D = 64$. Шум Орнштейна – Уленбека ξ следует нормальному распределению со средним значением 0 и дисперсией 0,5 [10]. В процессе обучения алгоритма DDPG используется 500 эпизодов, каждый из которых состоит из 100 шагов. Штрафной коэффициент – $\lambda = 10$.

В таблице 2 описано влияние радиуса покрытия GBS на высоту полета ВБС. В целом, по мере уменьшения радиуса покрытия GBS, высота полета ВБС будет постепенно увеличиваться, чтобы обеспечить связь со всеми оставшимися пользователями. Увеличение высоты полета также повышает вероятность соединения в пределах LOS, тем самым снижая потери при передаче и улучшая качество

обслуживания. Кроме того, увеличение высоты полета ВБС позволяет расширить зону покрытия, что помогает подключаться к удаленным пользователям.

ТАБЛИЦА 2. Влияние различных радиусов покрытия GBS на высоту полета ВБС

TABLE 2. Impact of GBS Coverage Radius on the Flight Altitude of an ABS

Радиус покрытия GBS (м)	600	700	750	800	900	1000
Высота полета ВБС (м)	810	612	560	512	477	450

Таблица 3 описывает влияние радиуса покрытия GBS на количество подключенных пользователей и общую скорость передачи данных для пользователей, подключенных к GBS и ВБС, а также для всей системы в целом. Очевидно, что при радиусе покрытия GBS, равном 750 м, общая скорость передачи данных системы достигает максимального значения.

ТАБЛИЦА 3. Радиус покрытия GBS и его влияние на количество пользователей и суммарную скорость передачи данных

TABLE 3. The Coverage Radius of the GBS and Its Effect on the Number of Users and Overall Data Transmission Rate

Радиус покрытия GBS (м)	600	700	750	800	900	1000
N_n (человек)	29	35	38	44	59	61
R_{GBS} (бит/с)	149,3	176,2	191,4	217,2	218,6	289,8
N_m (человек)	71	65	62	58	41	39
$R_{ВБС}$ (бит/с)	347,3	322,5	308,2	278,2	206,2	194
R (бит/с)	496,6	498,7	499,6	495,2	487,8	483,8

На рисунке 1 показаны распределения пользователей GBS и ВБС, при радиусе покрытия GBS, равном 750 м. Красный квадрат представляет трехмерное положение ВБС в пространстве, а синий ромб, расположенный в центре рассматриваемой зоны, – положение GBS. Синие и красные точки обозначают пользователей, подключенных к GBS и ВБС соответственно. Синий пунктирный круг обозначает радиус покрытия GBS.

На рисунке 2 показана скорость передачи данных системы при использовании методов глубокого Q -обучения (DQN, аббр. от англ. Deep Q Network) и DDPG. Последний превосходит DQN в задачах распределения ресурсов и оптимизации трехмерного местоположения ВБС благодаря своей способности работать в непрерывном пространстве. DQN применим только в пространстве дискретных действий [11], тогда как DDPG может регулировать положение ВБС и распределение мощности в соответствии с непрерывными значениями, что повышает общую скорость передачи данных. Кроме того, DDPG использует сети Critic и Actor, которые способствуют лучшему обучению в сложных условиях [12].

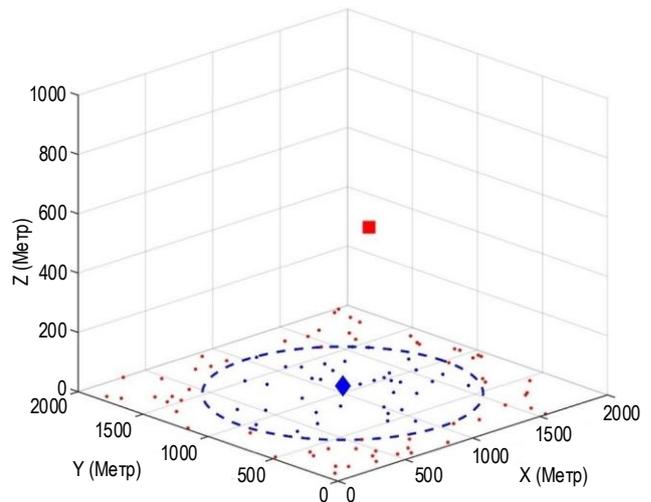


Рис. 1. Распределение пользователей, GBS и ВБС

Fig. 1. Distribution of Users, GBS, and ABS

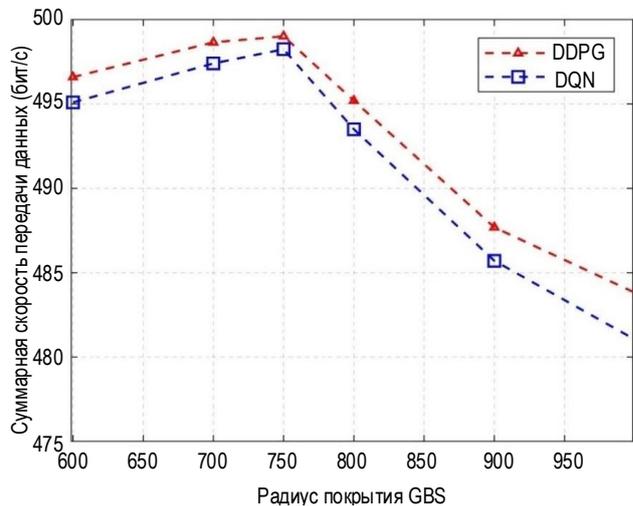


Рис. 2. Суммарная скорость передачи данных при использовании алгоритмов DQN и DDPG

Fig. 2. The Total Data Transmission Rate Achieved by Using DQN and DDPG Algorithms

6. Выводы

В данной статье предлагается модель и метод для изучения проблем распределения пользователей, мощности и оптимизации местоположения ВБС в гибридных сетях. Рассматривая радиус покрытия GBS как динамический параметр, можно определить количество и местоположение пользователей, подключенных к GBS или ВБС, в зависимости от каждого радиуса.

При распределении мощности пользователей, подключенных к GBS, всем пользователям выделяется одинаковая мощность. Для подключенных к ВБС рекомендуется использовать алгоритм DDPG для поиска оптимального положения ВБС и соответствующего распределения мощности. На основе анализа изменения суммарной скорости передачи

данных системы при различных радиусах покрытия GBS определяется оптимальный радиус, при котором достигается ее максимальное значение.

Кроме того, в статье также сравниваются алгоритмы DDPG и DQN. Результаты показывают, что DDPG превосходит DQN в предложенной задаче. Это можно объяснить разницей в том, как два алгоритма ищут решения: DDPG работает в непрерывном пространстве действий, что позволяет находить более оптимальные решения, тогда как DQN выполняет поиск только в дискретном пространстве, что приводит к ограничениям в точности и гибкости.

Особое внимание уделено зависимости между радиусом покрытия GBS и высотой полета ВБС. С увеличением радиуса покрытия GBS высота полета ВБС снижается, и наоборот. Это демонстрирует существование важного компромисса между этими параметрами, который должен быть учтен при оптимизации развертывания системы в условиях ограниченных ресурсов. Предложенная модель и методы могут быть полезны для разработки более эффективных сетевых решений в условиях ограниченных ресурсов (развертывание ВБС в удаленных или труднодоступных районах), что значительно улучшит качество обслуживания пользователей и повысит общую скорость передачи данных.

Список источников

1. Чан Т.З., Кучерявый А.Е. Оптимизация использования ресурсов воздушных базовых станций на основе методов искусственного интеллекта // Труды учебных заведений связи. 2025. Т. 11. № 1. С. 62–68. DOI:10.31854/1813-324X-2025-11-1-62-68. EDN:RVENVC
2. Кузнецов К.А., Парамонов А.И., Мутханна А.С.А., Кучерявый А.Е. Модель и методы маршрутизации трафика в сети связи с использованием БПЛА // Труды учебных заведений связи. 2024. Т. 10. № 4. С. 62-72. DOI:10.31854/1813-324X-2024-10-4-62-72. EDN:VYMCTD
3. Дунайцев Р.А., Бородин А.С., Кучерявый А.Е. Интегрированная сеть космос-воздух-земля-море как основа сетей связи шестого поколения // Электросвязь. 2022. № 10. С. 5–8. DOI:10.34832/ELSV2022.35.10.001. EDN:QCGIPI
4. Кучерявый А.Е., Парамонов А.И., Маколкина М.А., Мутханна А.С.А., Выборнова А.И., Дунайцев Р.А. и др. Трехмерные многослойные гетерогенные сверхплотные сети // Информационные технологии и телекоммуникации. 2022. Т. 10. № 3. С. 1–12. DOI:10.31854/2307-1303-2021-10-3-1-12. EDN:LHLYEM
5. Mozaffari M., Saad W., Bennis M., Debbah M. Unmanned Aerial Vehicle With Underlaid Device-to-Device Communications: Performance and Tradeoffs // IEEE Transactions on Wireless Communications. 2016. Vol. 15. Iss. 6. PP. 3949–3963. DOI:10.1109/TWC.2016.2531652
6. Ali M.A., Jamalipour A. UAV placement and power allocation in uplink and downlink operations of cellular network // IEEE Transactions on Communications. 2020. Vol. 68. Iss. 7. PP. 4383–4393. DOI:10.1109/TCOMM.2020.2983671. EDN:MEPFGQ
7. 3GPP TR 38.901. Study on channel model for frequencies from 0.5 to 100 GHz. 2018. URL: <https://portal.3gpp.org/desktopmodules/Specifications/SpecificationDetails.aspx?specificationId=3173> (Accessed 26.02.2025)
8. Shannon C.E. A Mathematical Theory of Communication // The Bell System Technical Journal. 1948. Vol. 27. Iss. 3. PP. 379–423. DOI:10.1002/j.1538-7305.1948.tb01338.x
9. Liu C.H., Chen Z., Tang J., Xu J., Piao C. Energy-Efficient UAV Control for Effective and Fair Communication Coverage: A Deep Reinforcement Learning Approach // IEEE Journal on Selected Areas in Communications. 2018. Vol. 36. Iss. 9. PP. 2059–2070. DOI:10.1109/JSAC.2018.2864373
10. Seid A.M., Boateng G.O., Anokye S., Kwantwi T., Sun G., Liu G. Collaborative Computation Offloading and Resource Allocation in Multi-UAV-Assisted IoT Networks: A Deep Reinforcement Learning Approach // IEEE Internet of Things Journal. 2021. Vol. 8. Iss. 15. PP. 12203–12218. DOI:10.1109/JIOT.2021.3063188
11. Mnih V., Kavukcuoglu K., Silver D., Rusu A.A., Veness J., Bellemare M.G., et al. Hassabis D. Human-level control through deep reinforcement learning // Nature. 2015. Vol. 518. PP. 529–533. DOI:10.1038/nature14236
12. Lillicrap T.P., Hunt J.J., Pritzel A., Heess N., Erez T., Tassa Y., et al. Continuous control with deep reinforcement learning // arXiv preprint arXiv:1509.02971. 2015. DOI:10.48550/arXiv.1509.02971

References

1. Tran T.D., Koucheryavy A.E. Resource Optimization of Airborne Base Stations Using Artificial Intelligence Methods. *Proceedings of Telecommunication Universities*. 2025;11(1):62–68. (in Russ.) DOI:10.31854/1813-324X-2025-11-1-62-68. EDN:RVENVC
2. Kuznetsov K.A., Paramonov A.I., Muthanna A.S.A., Koucheryavy A.E. Model and Methods of Traffic Routing in a Communication Network Using UAVs. *Proceedings of Telecommunication Universities*. 2024;10(4):62–72. (in Russ.) DOI:10.31854/1813-324X-2024-10-4-62-72. EDN:VYMCTD
3. Dunaitsev R.A., Borodin A.S., Koucheryavy A.E. Space-Air-Ground-Sea Integrated Networking as a Basis For 6G Networks. *Electrosvyaz*. 2022;10:5–8. (in Russ.) DOI:10.34832/ELSV2022.35.10.001. EDN:QCGIPI
4. Koucheryavy A., Paramonov A., Makolkina A., Muthanna A. S. A., Vybornova A., Dunaytsev R., et al. 3 Dimension Multilayer Heterogenous Ultra Dense Networks. *Telecom IT*. 2022;10(3):1–12. (in Russ.) DOI:10.31854/2307-1303-2021-10-3-1-12. EDN:LHLYEM

5. Mozaffari M., Saad W., Bennis M., Debbah M. Unmanned Aerial Vehicle With Underlaid Device-to-Device Communications: Performance and Tradeoffs. *IEEE Transactions on Wireless Communications*. 2016;15(6):3949–3963. DOI:10.1109/TWC.2016.2531652
6. Ali M.A., Jamalipour A. UAV placement and power allocation in uplink and downlink operations of cellular network. *IEEE Transactions on Communications*. 2020;68(7):4383–4393. DOI:10.1109/TCOMM.2020.2983671. EDN:MEPFGQ
7. 3GPP TR 38.901. *Study on channel model for frequencies from 0.5 to 100 GHz*. 2018. URL: <https://portal.3gpp.org/desktopmodules/Specifications/SpecificationDetails.aspx?specificationId=3173> [Accessed 26.02.2025]
8. Shannon C.E. A Mathematical Theory of Communication. *The Bell System Technical Journal*. 1948;27(3):379–423. DOI:10.1002/j.1538-7305.1948.tb01338.x
9. Liu C.H., Chen Z., Tang J., Xu J., Piao C. Energy-Efficient UAV Control for Effective and Fair Communication Coverage: A Deep Reinforcement Learning Approach. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*. 2018;36(9):2059–2070. DOI:10.1109/JSAC.2018.2864373.
10. Seid A.M., Boateng G.O., Anokye S., Kwantwi T., Sun G., Liu G. Collaborative Computation Offloading and Resource Allocation in Multi-UAV-Assisted IoT Networks: A Deep Reinforcement Learning Approach. *IEEE Internet of Things Journal*. 2021;8(15):12203–12218. DOI:10.1109/JIOT.2021.3063188
11. Mnih V., Kavukcuoglu K., Silver D., Rusu A.A., Veness J., Bellemare M.G., et al. Hassabis D. Human-level control through deep reinforcement learning. *Nature*. 2015;518:529–533. DOI:10.1038/nature14236
12. Lillicrap T.P., Hunt J.J., Pritzel A., Heess N., Erez T., Tassa Y., et al. Continuous control with deep reinforcement learning. *arXiv preprint arXiv:1509.02971*. 2015. DOI:10.48550/arXiv.1509.02971

Статья поступила в редакцию 27.02.2025; одобрена после рецензирования 10.04.2025; принята к публикации 11.04.2025.

The article was submitted 27.02.2025; approved after reviewing 10.04.2025; accepted for publication 11.04.2025.

Информация об авторах:

**ЧАН
Тунг Зыонг**

аспирант кафедры сетей связи и передачи данных Санкт-Петербургского государственного университета телекоммуникаций им. проф. М.А. Бонч-Бруевича
 <https://orcid.org/0009-0006-0080-9477>

**КУЧЕРЯВЫЙ
Андрей Евгеньевич**

доктор технических наук, профессор, заведующий кафедрой сетей связи и передачи данных Санкт-Петербургского государственного университета телекоммуникации им. проф. М. А. Бонч-Бруевича
 <https://orcid.org/0000-0003-4479-2479>

Кучерявый А.Е. является членом редакционного совета журнала «Труды учебных заведений связи» с 2016 г., но не имеет никакого отношения к решению опубликовать эту статью. Статья прошла принятую в журнале процедуру рецензирования. Об иных конфликтах интересов авторы не заявляли.

Koucheryavy A.E. has been a member of the journal "Proceedings of Telecommunication Universities" Editorial Council since 2016, but has nothing to do with the decision to publish this article. The article has passed the review procedure accepted in the journal. The authors have not declared any other conflicts of interest.