

УДК 519.6

Алгоритм локальной ассоциации данных SLAM на основе улучшенного муравьиного алгоритма

Гэн К.^{1,*}, Чулин Н. А.¹

^{*}jsgengke@126.com

¹МГТУ им. Н.Э. Баумана, Москва, Россия

В работе предлагается алгоритм локальной ассоциации данных на основе улучшенного муравьиного алгоритма для решения задачи одновременного позиционирования и картографии. Использование локальной ассоциации вместо глобальной позволяет заметно увеличить скорость расчета при выполнении алгоритма. Улучшен муравьиный алгоритм путем добавления случайного возмущения в процессе обновления глобального феромона и установки ограничения концентрации феромона на маршруте поиска. Для верификации ассоциации предлагается совместно использовать расстояние Махаланобиса и Евклидово расстояние. Предложенный алгоритм смоделирован в среде MATLAB. Результаты моделирования показывают, что этот метод значительно повышает скорость расчёта и достоверность результатов, что подтверждает правильность и обоснованность алгоритма.

Ключевые слова: алгоритм SLAM, хаотическое возмущение, улучшенный муравьиный алгоритм, расстояние Махаланобиса, евклидово расстояние

Введение

В настоящее время беспилотные летательные аппараты (БПЛА) используются достаточно широко и разнообразно, но, в основном, при управлении с пульта оператора. Алгоритм SLAM [1-3] (Simultaneous localization and mapping – одновременная локализация и картографирование), позволяющий прогнозировать положение и скорость, а также соотношения параметров полета и координат ориентиров и препятствий в неизвестной среде, является одним из ключевых подходов для осуществления автономного полета БПЛА. В последние десять лет алгоритм SLAM привлекал внимание большого числа исследователей. Признано, что ассоциация данных является одной из основных проблем для решения задачи SLAM. Под ассоциацией данных понимается установление отношения эквивалентности между наблюдаемыми ориентирами и ориентирами в векторе состояния. Даже небольшое число ложно ассоциированных совпадений может приводить к расхождению алгоритма SLAM. Таким образом, алгоритм ассоциации данных оказывает важное влияние на точность и надежность алгоритма SLAM.

В последние годы было предложено много способов ассоциаций данных для алгоритма SLAM. Например, алгоритмы ICN (Individual Compatibility Neighbor – Индивидуальной Совместимости Соседа) [4] и ICNN (Individual Compatibility Nearest Neighbor – Индивидуальной Совместимости Ближайшего Соседа) [5] имеют высокую скорость расчёта и просты в реализации, но не учитывают корреляцию между ориентирами. Из-за этого правильность и надёжность ассоциации не достаточно высока, что может приводить к расхождению алгоритма SLAM. Алгоритмы JCBB (Joint Compatibility Branch and Bound – Совместной Совместимости Ветвей и Границ) [6] и МНТ (Multiple Hypothesis Tracking – Отслеживания Нескольких Гипотез) [7] имеют высокую точность и надёжность, но их вычислительная сложность резко увеличивается с увеличения количества ориентиров, поэтому они не могут быть применены к окружающей среде с большим количеством ориентиров. Для решения задачи ассоциации применялись также алгоритмы оптимизации [8], в том числе целочисленного программирования [9], а также теория графов [10].

Задачу ассоциации данных SLAM можно представить как задачу оптимизации [8]. Одним из широко используемых алгоритмов оптимизации является муравьиный алгоритм, обладающий свойствами положительной обратной связи и возможностью параллельного поиска, из-за чего этот алгоритм может быть использован для решения задачи ассоциации данных SLAM. Но традиционный муравьиный алгоритм может в процесс поиска легко попасть в локальный оптимум. Избежать локального оптимума можно добавлением в процесс обновления глобального феромона случайного возмущения. Установка ограничения феромона на маршруте позволяет расширить пространство поиска и упростить обнаружение оптимального маршрута.

В первом разделе статьи приводится математическая модель ассоциации данных SLAM, во втором разделе описан алгоритм локальной ассоциации данных SLAM на основе улучшенного муравьиного алгоритма, в третьем разделе проведено моделирование для проверки работоспособности предложенного в статье алгоритма. Результаты моделирования показывают, что этот алгоритм может эффективно повысить скорость вычислений и надёжность ассоциации данных.

1. Математическая модель ассоциации данных SLAM

Задача ассоциации данных может рассматриваться как задача поиска совпадения ориентиров в векторе состоянии и наблюдаемых ориентиров. Если существуют m наблюдаемых ориентиров от датчиков и n ориентиров в векторе состоянии, то для i -ого наблюдаемого ориентира ($i \in \{1, m\}$) имеется $n+1$ возможностей совпадения, а для всех наблюдаемых ориентиров имеют $\prod_{i=1}^m (n+1)$ возможностей совпадения. Очевидно, что сложность расчёта резко увеличивается с увеличением количества ориентиров.

Пусть X – множество n ориентиров $\{F_1, F_2, \dots, F_n\}$ вектора состояния, Y – множество m наблюдаемых датчиками ориентиров $\{E_1, E_2, \dots, E_m\}$. Целью ассоциации

данных SLAM является создание множества ассоциаций $H = \{j_1, j_2, \dots, j_m\}$, в котором $j_i \neq 0$, если i -ый наблюдаемый ориентир множества Y совпадает с F_j -ым ориентиром множества X , и $j_i = 0$, если i -ый наблюдаемый ориентир множества Y не совпадает ни с каким ориентиром множества X .

2. Локальная ассоциация данных SLAM на основе улучшенного муравьиного алгоритма (ICOACP)

В данной статье предлагается алгоритм локальной ассоциации данных SLAM на основе улучшенного муравьиного алгоритма, реализуемый в два этапа. На первом этапе работы алгоритма определяются ориентиры в пространстве совпадений и наблюдаемые ориентиры, имеющие возможности ассоциация **по критерии (возможно, надо по критерию)** индивидуальной совместимости (IC). На втором этапе определяются совпадающие ориентиры и координаты совпадающих наблюдаемых ориентиров на множестве состояний при помощи улучшенного муравьиного алгоритма. На рисунке 1 показана схема алгоритма.

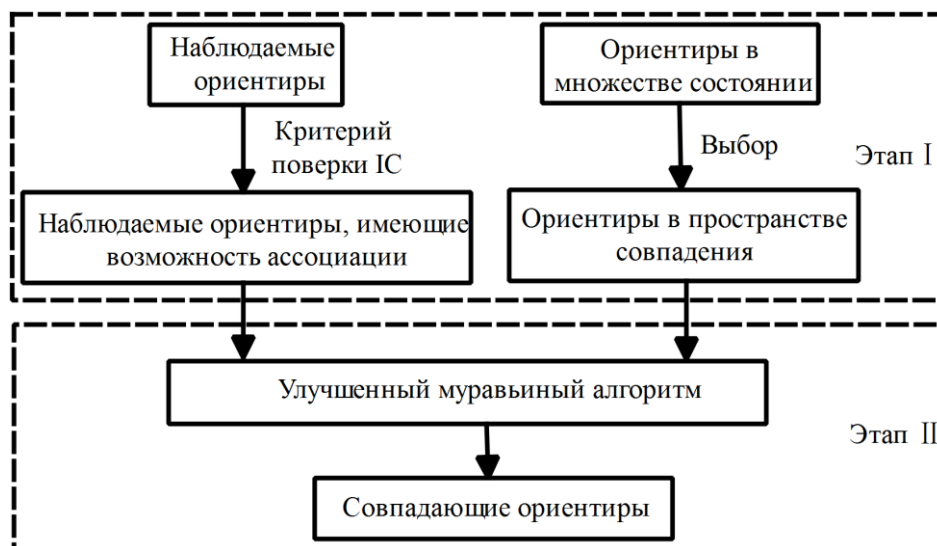


Рис. 1. Схема алгоритма

2.1 Локальная ассоциация данных

Чтобы уменьшить объём вычислений алгоритма, вместо глобальной ассоциации используем локальную. Поскольку в процессе наблюдения и предсказания состояния существуют ошибки, необходимо добавить в пространство совпадения область за пределами области наблюдения. На рис. 2 показана принципиальная схема локальной ассоциации данных, где чёрными точками «•» изображены ориентиры в среде, чёрные плюсы «+» изображают ориентиры, наблюдаемые датчиками, сплошная линия ограничивает область наблюдения; пунктирной линией ограничена область возможных локальных совпадений.

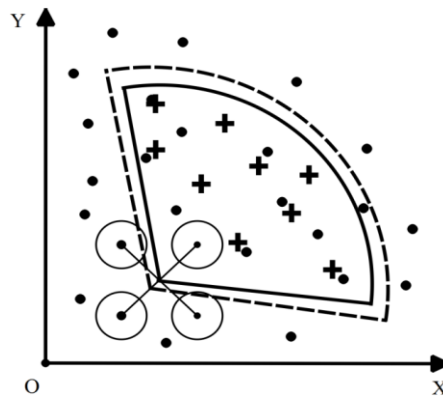


Рис. 2. Принципиальная схема локальной ассоциации данных

Перед поиском совпадений нужно убрать наблюдаемые ориентиры, которые не ассоциируются ни с каким ориентиром на множестве состояний. Сохраняются лишь те ориентиры, которые удовлетворяют критерию индивидуальной совместимости (ИС) $M_{E_i F_j} < \gamma$, где $M_{E_i F_j} = v_{E_i F_j}^T S^{-1} v_{E_i F_j}$ – расстояние Махаланобиса между наблюдаемым ориентиром E_i и ориентиром F_j в пространстве совпадения; $v_{E_i F_j}$ – расстояния между ориентирами по результатам измерений; S – ковариационная матрица измерений; γ – заданный порог ассоциации.

2.2 Муравьиный алгоритм

Работу известного муравьиного алгоритма [11,12] можно описать, рассмотрев поведение муравья, движущегося от муравейника в поисках пищи. Изначально муравей движется в случайном направлении. Если муравей находит пищу, то он возвращается к муравейнику, помечая пройденный путь специальным химическим веществом – феромоном. Следующий муравей с большей вероятностью последует по тропе, уже помеченной феромоном. Посредством феромона происходит связь между муравьями и поиск оптимального маршрута при отсутствии централизованного управления и знаний обо всей сети, а феромонные тропы являются как бы «коллективной памятью» муравейника. Однако феромон, как химическое вещество, испаряется с течением времени, поэтому муравьи вынуждены осваивать новые маршруты и выбирать среди них оптимальный. Вероятность перехода муравья k из позиции i в позицию j запишется в виде:

$$p_{ij}^k = \begin{cases} \frac{\tau_{ij}^\alpha \eta_{ij}^\beta}{\sum \tau_{ij}^\alpha \eta_{ij}^\beta}, & i \in allowed_k, j \in allowed_k, \\ 0, & others, \end{cases}$$

где τ_{ij} – количество феромона на дуге ij ; α – параметр влияния на τ_{ij} или «нюх» муравья;

$\eta_{ij} = 1/d_{ij} = 1/\sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2}$ – величина обратно пропорциональная длине дуги ij ;

β – параметр, влияющий на η_{ij} или «зрение» муравьёв; $allowed_k$ – множество позиций, позволяющих выбрать муравья k ;

По завершению очередной итерации алгоритма (когда все муравьи достигли конечных точек) происходит испарение феромона:

$$\begin{cases} \tau_{ij}(t+1) = (1-\rho)\tau_{ij}(t) + \rho\Delta\tau_{ij}(t) \\ \Delta\tau_{ij}(t) = \sum_{k=1}^m \tau_{ij}^k(t), \end{cases},$$

где k – номер муравья из популяции; t – номер итерации; $\rho \in (0,1)$ – скорость испарения феромона; $\Delta\tau_{ij}(t)$ – приращение феромона; m – величина популяции муравьёв.

Обновление феромона можно описать соотношением:

$$\Delta\tau_{ij}^k(t) = \begin{cases} Q / L_k, (i, j) \in tabu_k \\ 0, others, \end{cases},$$

где Q – запас феромона; L_k – длина пройденного пути; $tabu_k$ – множество бывших дуг муравья k ; $(i, j) \in tabu_k$ – прохождение муравья k через дугу ij .

По принципу муравьиного алгоритма муравьи переходят на следующую дугу с большей вероятностью перехода, но это может привести к локальной оптимизации, т.е. пропуск оптимального пути. Предлагаемое в настоящей работе улучшение направлено на устранение этого недостатка муравьиного алгоритма.

2.3 Улучшения алгоритма

Для улучшения воспользуемся приёмами теории хаоса – математического аппарата, описывающего поведение некоторых нелинейных динамических систем, подверженных при определённых условиях явлению, известному как хаос (динамический хаос, детерминированный хаос). Поведение такой системы кажется случайным, даже если модель, описывающая систему, является детерминированной. Для акцентирования особого характера изучаемого в рамках этой теории явления обычно принято использовать название «теория динамического хаоса». Используя этот подход, добавим хаотическую систему в процесс обновления глобального феромона муравьиного алгоритма, чтобы избежать попадания в локальный минимум.

Логистическое отображение [13, 14] является простой и удобно используемой одномерной дискретной нелинейной хаотической динамической системой, которую можно записать в виде:

$$z_{n+1} = \mu z_n (1 - z_n),$$

где $z_n \in (0,1)$, $n = 1, 2, 3, \dots$ – состояния; $0 \leq \mu \leq 4$ – хаотический параметр, причём в диапазоне $3.57 \leq \mu \leq 4$ логистическое отображение работает в состоянии хаоса.

Логистическое отображение порождает из начального состояния z_0 дискретную последовательность состояний $\{z_1, z_2, z_3, \dots\}$. Эта несходящаяся последовательность не является периодической и имеет статистические характеристики белого шума. Добавим

эту хаотическую последовательность в процесс обновления глобального феромона в виде возмущения:

$$\tau_{ij}(t+1) = (1-\rho)\tau_{ij}(t) + \rho\Delta\tau_{ij}(t) + z_{ij}.$$

Чтобы увеличить пространство поиска, не увеличивая объём вычислений, установим границы феромона $\tau_{ij} \in [\tau_{ij\min}, \tau_{ij\max}]$. В результате оказывается доступен путь с низкой вероятностью перехода, в тоже время путь с высокой вероятностью перехода не может быть доступен несколько раз, что и позволяет обнаружить оптимальное решение.

На рис.3 показана блок-схема улучшенного муравьиного алгоритма.



Рис. 3. Схема улучшенного муравьиного алгоритма

3. Моделирование

Работоспособность алгоритма проверялась моделированием полета БПЛА по квадратному маршруту со стороной 10 м (см. рис. 4). На карте красная сплошная линия представляет маршрут, 88 дискретных красных точек изображают ориентиры, которые равномерно распределяются внутри и вне маршрута. Параметры измерений бортовыми датчиками: погрешность измерения угла 0,125 радиан, погрешность измерения координат 0,01 м, максимальное достоверное расстояние при измерениях 3 м, угловой диапазон измерений $[-90^0, 90^0]$. Параметры улучшенного муравьиного алгоритма определялись путём многократных моделирований с параметрами: число итераций $K=10$; количество муравьёв в каждой итерации $M=10$; важность феромона $\alpha=2$; важность видимости $\beta=2$; скорость испарения $\rho=0.98$; запас феромона $Q=3$; первоначальная матрица феромона $\tau=1$; порог ассоциации $\gamma=0.95$; хаотический параметр возмущения $\mu=3.7$.

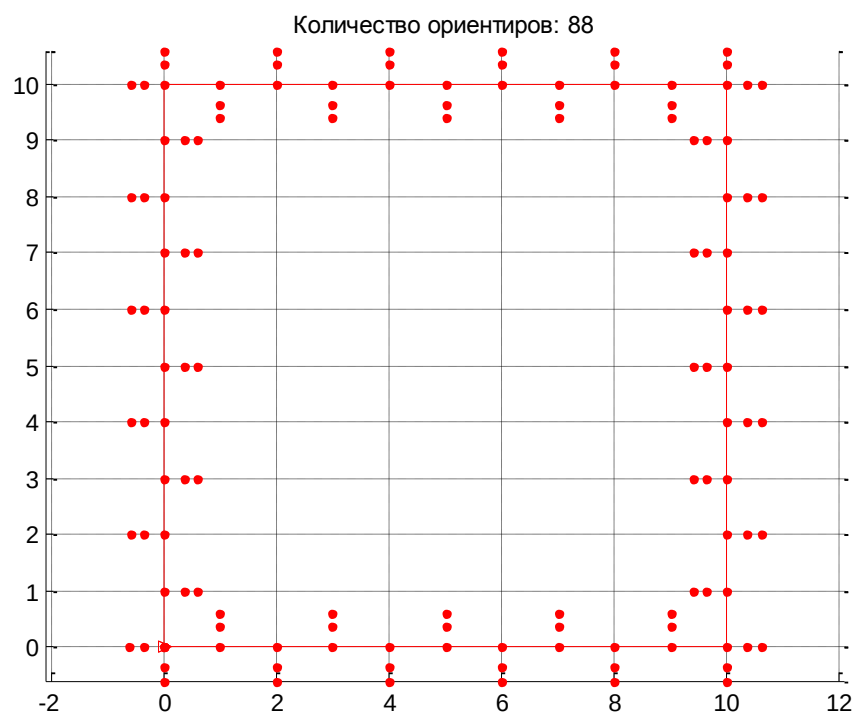


Рис. 4. Маршрут и распределение ориентиров

На рис. 5 видно, что хаотическое возмущение с диапазоном от 0 до 1 не является периодическим и сходящимся.

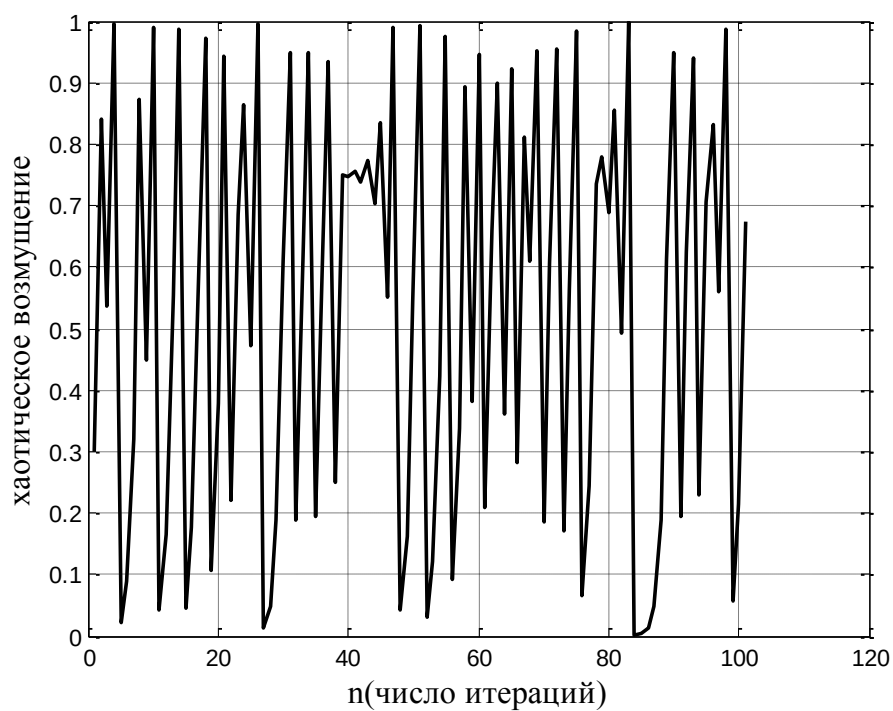
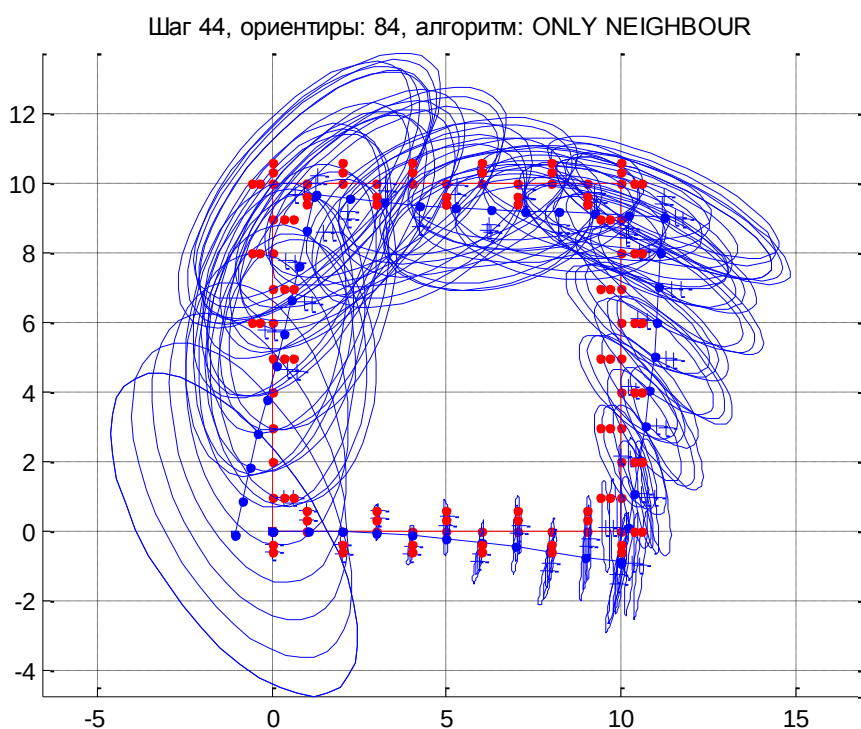
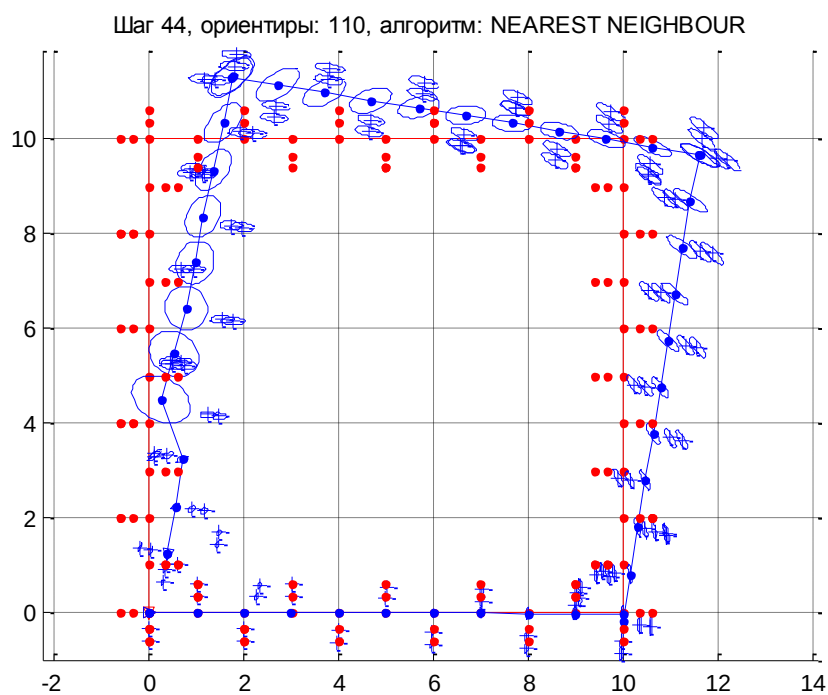


Рис. 5. Хаотическое возмущение

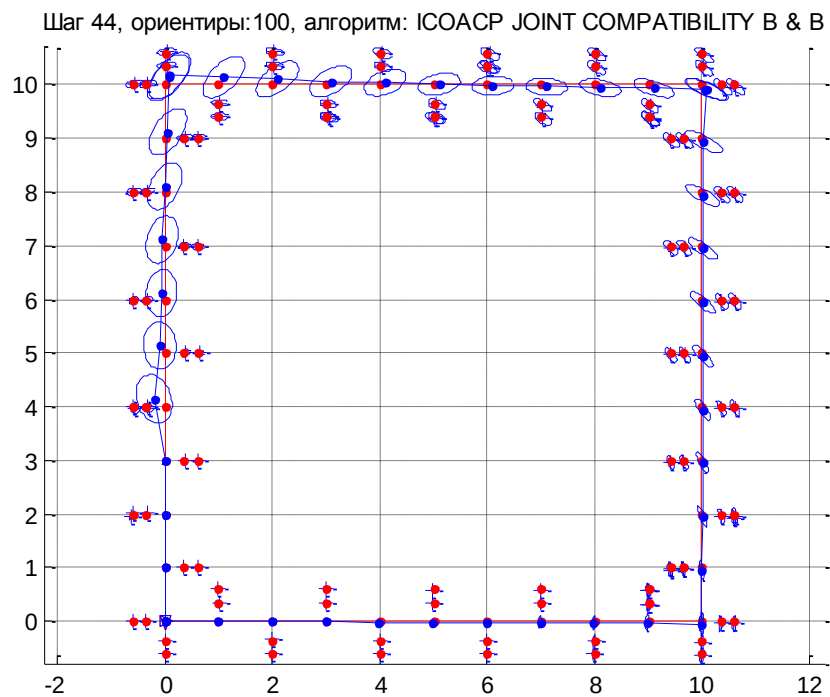
Чтобы проверить правильность и работоспособность предложенного в данной статье алгоритма, сравним результаты моделирования предложенного и нескольких уже известных алгоритмов ассоциаций данных SLAM. Результаты моделирования показаны на рис. 6.



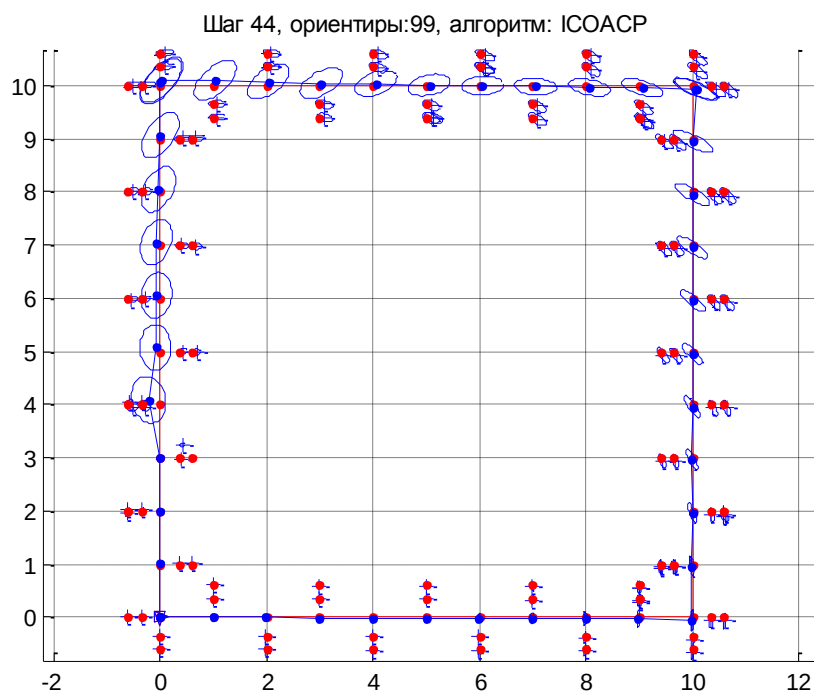
(a)



(б)



(в)



(г)

Рис. 6. Результаты моделирования траекторий полета БПЛА под действием алгоритма ассоциации данных: (а) ICN; (б) ICNN; (в) JCBB; (г) ICOACP.

На рисунке 6 синие точки представляют реальные позиции БПЛА; синие эллипсы представляют ковариационные эллипсы ориентиров и БПЛА, то есть – неопределенности позиций ориентиров и БПЛА; синяя линия представляет реальную траекторию полета БПЛА.

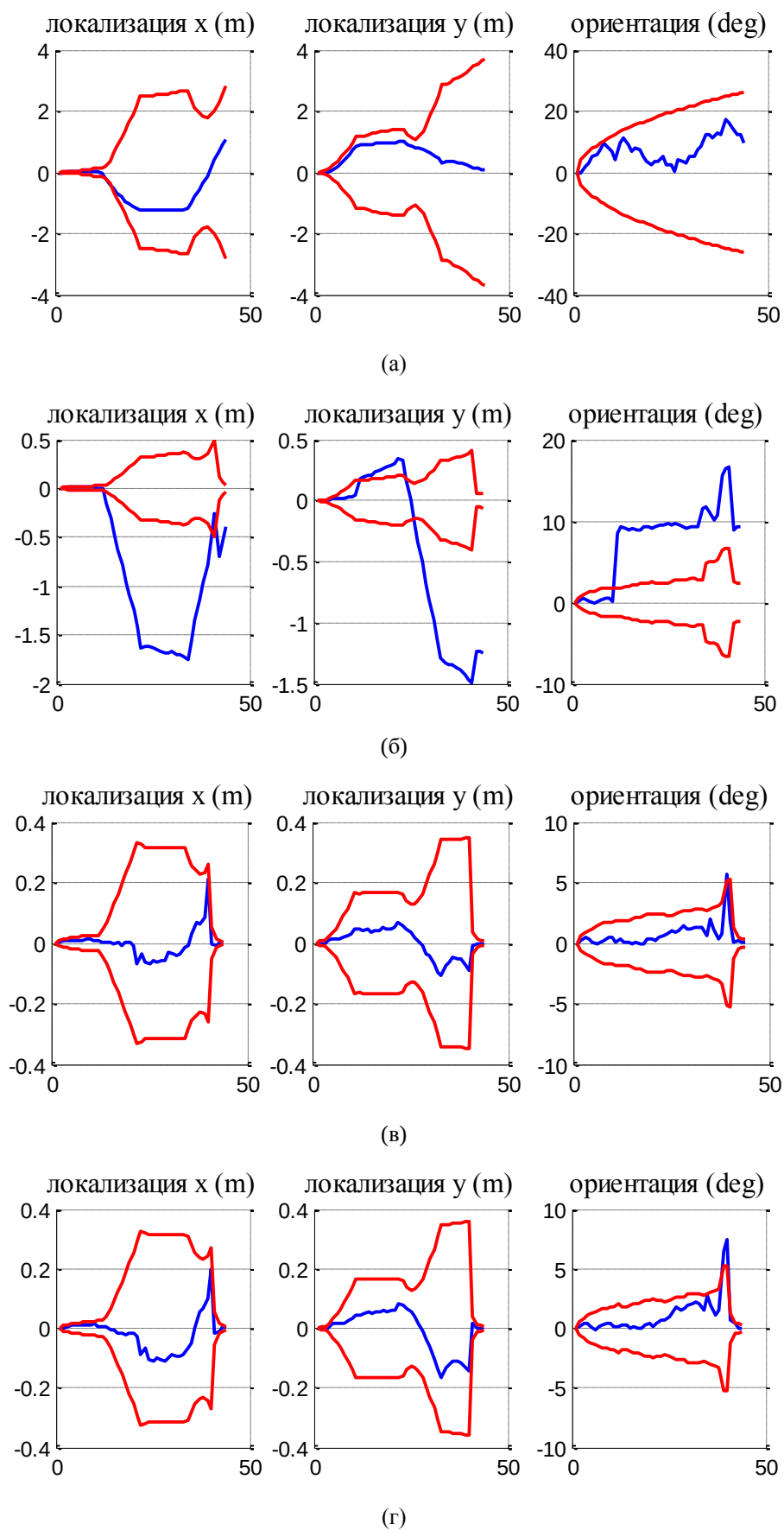


Рис. 7. Ошибка (синии линии) и ковариантность(красные линии) ориентации и локализации БПЛА по направлению x и y под действием алгоритма ассоциации данных: (а) ICN; (б) ICNN; (в) JCBV; (г) ICOACP.

Рис. 7 показывает, что алгоритм ICN не сходится, алгоритмы ICNN, JCBV, ICOACP сходятся, но ошибка и разброс ориентации и локализации БПЛА алгоритма ICNN больше чем алгоритм JCBV, ICOACP.

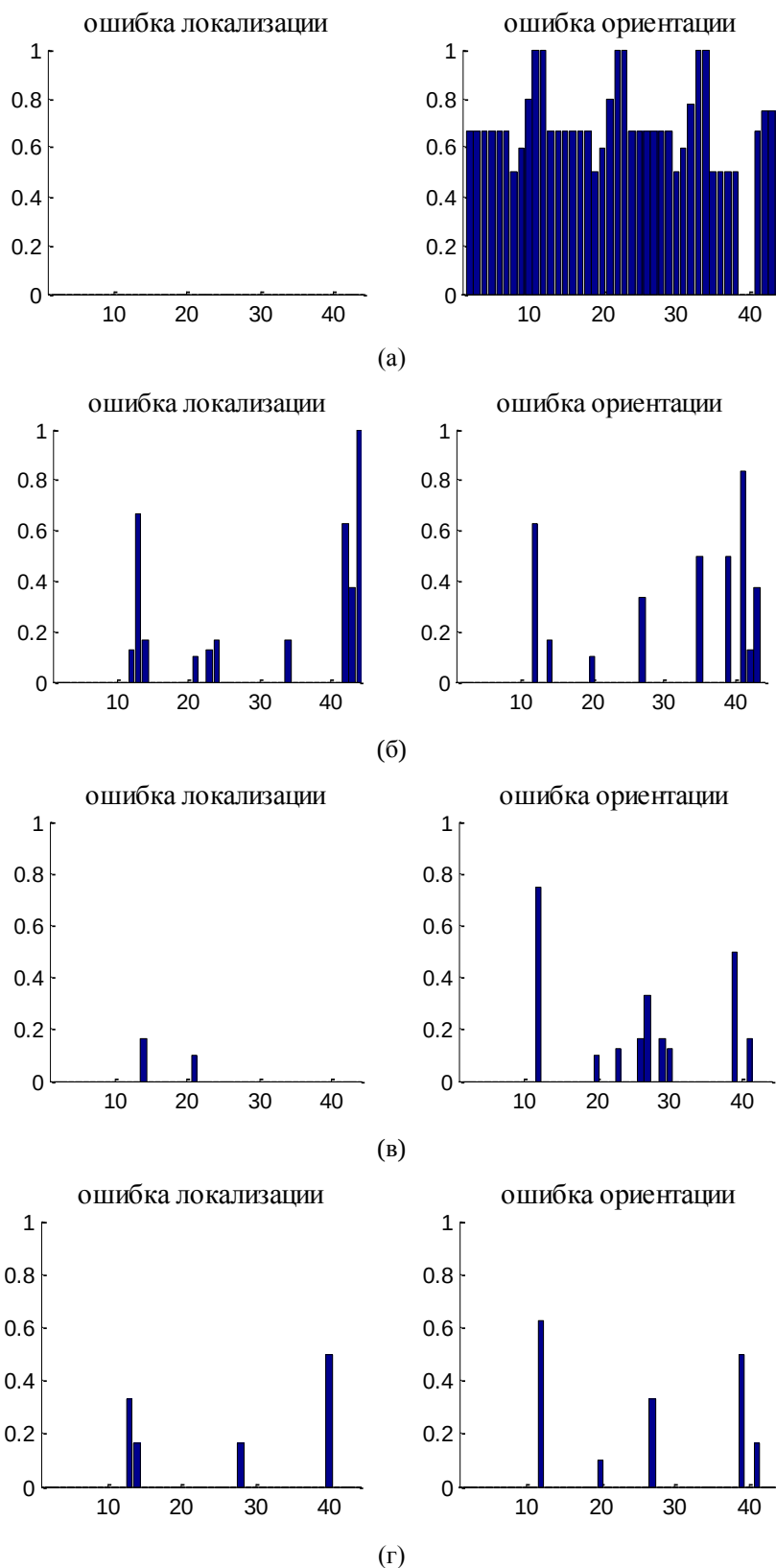


Рис. 8. Гистограммы частоты ошибки ориентации и локализации ориентиров в каждом шагом под действием алгоритма ассоциации данных: (а) ICN; (б) ICNN; (в) JCBV; (г) ICOACP.

На рис. 8 показаны гистограммы ошибки ориентации и локализации ориентиров на каждом шаге при использовании различных алгоритмов ассоциаций данных. Очевидно, что частоты ошибки алгоритмов ICN, ICNN большие, алгоритмов JCBB, ICOACP, по существу, равные.

В таблице приведено сравнение результатов моделирования с использованием различных алгоритмов ассоциаций данных алгоритма SLAM.

Таблица. Сравнение результатов моделирования с использованием различных алгоритмов ассоциаций

Алгоритм ассоциации	Время расчёта (с)	Правильность ассоциации (%)	Сходящийся
ICN	6,167	52,69	нет
ICNN	6,54	71,80	да
JCBB	11,92	92,56	да
ICOACP	8,168	92,28	да

Видно, что при обеспечении сходимости и высокой надежности ассоциации алгоритм ICOACP имеет более высокую скорость расчета.

Заключение

Для решения задачи ассоциаций данных SLAM в данной работе эта задача рассматривается как задача оптимизации и предлагается алгоритм локальной ассоциации данных на основе улучшенного муравьиного алгоритма. Одновременное использование Евклидова расстояния и расстояния Махаланобиса между наблюдаемыми ориентирами и ориентирами в векторе состоянии для верификации ассоциации позволяет повысить надежность алгоритма. Для увеличения скорости расчета вместо глобальной ассоциации используется локальная. Добавление хаотического возмущения в процессе обновления глобального феромона и установление ограничения концентрации феромона на маршруте позволяют избегать локальных оптимумов при сохранении работоспособности муравьиного алгоритма. Результаты моделирования показывают, что предложенные улучшения могут повысить скорость вычислений и надежность ассоциации данных.

Список литературы

1. Бенжамин Е.Ф. Возможности для увеличения точности позиционирования по технологии одновременного позиционирования и картографии (SLAM): пат. 8751151 США. 2014. 48 с. [Benjamin E.F. Opportunities to increase the accuracy of positioning technologies simultaneously positioning and mapping (SLAM): pat. 8751151 United States. 2014. 48 p.].
2. Bailey T., Nieto J., Guivant J., Stevens M., Nebot E. Consistency of the EKF-SLAM algorithm // 2006 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. IEEE Publ., 2006. P. 3562-3568. DOI: [10.1109/IROS.2006.281644](https://doi.org/10.1109/IROS.2006.281644)

3. Bailey T., Durrant-Whyte H. Simultaneous localization and mapping (SLAM): Part II // IEEE Robotics & Automation Magazine. 2006. Vol. 13, no. 3. P. 108-117. DOI: [10.1109/MRA.2006.1678144](https://doi.org/10.1109/MRA.2006.1678144)
4. Rasmussen C., Hager G.D. Probabilistic data association methods for tracking complex visual objects // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2001. Vol. 23, no. 6. P. 560-576. DOI: [10.1109/34.927458](https://doi.org/10.1109/34.927458)
5. Guivant J.E., Nebot E.M. Optimization of the simultaneous localization and map-building algorithm for real-time implementation // IEEE Transactions on Robotics and Automation. 2001. Vol. 17, no. 3. P. 242-257.
6. Neira J., Tardós J.D. Data association in stochastic mapping using the joint compatibility test // IEEE Transactions on Robotics and Automation. 2001. Vol. 17, no. 6. P. 890-897. DOI: [10.1109/70.976019](https://doi.org/10.1109/70.976019)
7. Davey S.J. Simultaneous localization and map building using the probabilistic multi-hypothesis tracker // IEEE Transactions on Robotics. 2007. Vol. 23, no. 2. P. 271-280. DOI: [10.1109/TRO.2007.892235](https://doi.org/10.1109/TRO.2007.892235)
8. Sun F., Wang T., Lu W. A data association method based on simulate anneal arithmetic for mobile robot SLAM // 2008 IEEE International Conference on Automation and Logistics (ICAL 2008). IEEE Publ., 2008. P. 425-430. DOI: [10.1109/ICAL.2008.4636189](https://doi.org/10.1109/ICAL.2008.4636189)
9. Zhang S., Xie L., Adams M. An efficient data association approach to simultaneous localization and map building // The International Journal of Robotics Research. 2005. Vol. 24, no. 1. P. 49-60. DOI: [10.1177/0278364904049251](https://doi.org/10.1177/0278364904049251)
10. Bailey T., Nebot E.M., Rosenblatt J.K., Durrant-Whyte H.F. Data association for mobile robot navigation: A graph theoretic approach // 2000 Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA'00). Vol. 3. IEEE Publ., 2000. P. 2512-2517. DOI: [10.1109/ROBOT.2000.846406](https://doi.org/10.1109/ROBOT.2000.846406)
11. Карпенко А.П., Синяговская О.А. Глобальная оптимизация методом биогеографии // Наука и образование. МГТУ им. Н.Э. Баумана. Электрон. журн. 2013. № 10. С. 373-398. DOI: [10.7463/1013.0605836](https://doi.org/10.7463/1013.0605836)
12. Карпенко А.П., Чернобровченко К.А. Мультимемеевая модификация гибридного муравьиного алгоритма непрерывной оптимизации НСИАС // Наука и образование. МГТУ им. Н.Э. Баумана. Электрон. журн. 2012. № 9. С. 261-296. DOI: [10.7463/0912.0470529](https://doi.org/10.7463/0912.0470529)
13. Митин С.В. Кодирование двоичной последовательности с использованием дискретных хаотических отображений // Наука и образование. МГТУ им. Н.Э. Баумана. Электрон. журн. 2012. № 6. С. 231-242. DOI: [10.7463/0612.0402537](https://doi.org/10.7463/0612.0402537)
Pareek N.K., Patidar V., Sud K.K. Image encryption using chaotic logistic map // Image and Vision Computing. 2006. Vol. 24, no. 9. P. 926-934. DOI: [10.1016/j.imavis.2006.02.021](https://doi.org/10.1016/j.imavis.2006.02.021)

Algorithm of Particle Data Association for SLAM Based on Improved Ant Algorithm

KeKe Gen^{1,*}, N.A. Chulin¹

[*jsgengke@126.com](mailto:jsgengke@126.com)

¹Bauman Moscow State Technical University, Moscow, Russia

Keywords: algorithm SLAM, chaotic disturbance, improved ant algorithm, Mahalanobis distance, Euclidean distance

The article considers a problem of data association algorithm for simultaneous localization and mapping guidelines in determining the route of unmanned aerial vehicles (UAVs). Currently, these equipments are already widely used, but mainly controlled from the remote operator. An urgent task is to develop a control system that allows for autonomous flight. Algorithm SLAM (simultaneous localization and mapping), which allows to predict the location, speed, the ratio of flight parameters and the coordinates of landmarks and obstacles in an unknown environment, is one of the key technologies to achieve real autonomous UAV flight. The aim of this work is to study the possibility of solving this problem by using an improved ant algorithm.

The data association for SLAM algorithm is meant to establish a matching set of observed landmarks and landmarks in the state vector. Ant algorithm is one of the widely used optimization algorithms with positive feedback and the ability to search in parallel, so the algorithm is suitable for solving the problem of data association for SLAM. But the traditional ant algorithm in the process of finding routes easily falls into local optimum. Adding random perturbations in the process of updating the global pheromone to avoid local optima. Setting limits pheromone on the route can increase the search space with a reasonable amount of calculations for finding the optimal route.

The paper proposes an algorithm of the local data association for SLAM algorithm based on an improved ant algorithm. To increase the speed of calculation, local data association is used instead of the global data association. The first stage of the algorithm defines targets in the matching space and the observed landmarks with the possibility of association by the criterion of individual compatibility (IC). The second stage defines the matched landmarks and their coordinates using improved ant algorithm. Simulation results confirm the efficiency and effectiveness of the algorithm.

References

1. Benjamin E.F. *Opportunities to increase the accuracy of positioning technologies simultaneously positioning and mapping (SLAM)*. Patent no. 8751151 United States, 2014. 48 p.
2. Bailey T., Nieto J., Guivant J., Stevens M., Nebot E. Consistency of the EKF-SLAM algorithm. *2006 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*. IEEE Publ., 2006, pp. 3562-3568. DOI: [10.1109/IROS.2006.281644](https://doi.org/10.1109/IROS.2006.281644)
3. Bailey T., Durrant-Whyte H. Simultaneous localization and mapping (SLAM): Part II. *IEEE Robotics & Automation Magazine*, 2006, vol. 13, no. 3, pp. 108-117. DOI: [10.1109/MRA.2006.1678144](https://doi.org/10.1109/MRA.2006.1678144)
4. Rasmussen C., Hager G.D. Probabilistic data association methods for tracking complex visual objects. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2001, vol. 23, no. 6, pp. 560-576. DOI: [10.1109/34.927458](https://doi.org/10.1109/34.927458)
5. Guivant J.E., Nebot E.M. Optimization of the simultaneous localization and map-building algorithm for real-time implementation. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 2001, vol. 17, no. 3, pp. 242-257.
6. Neira J., Tardós J.D. Data association in stochastic mapping using the joint compatibility test. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 2001, vol. 17, no. 6, pp. 890-897. DOI: [10.1109/70.976019](https://doi.org/10.1109/70.976019)
7. Davey S.J. Simultaneous localization and map building using the probabilistic multi-hypothesis tracker. *IEEE Transactions on Robotics*, 2007, vol. 23, no. 2, pp. 271-280. DOI: [10.1109/TRO.2007.892235](https://doi.org/10.1109/TRO.2007.892235)
8. Sun F., Wang T., Lu W. A data association method based on simulate anneal arithmetic for mobile robot SLAM. *2008 IEEE International Conference on Automation and Logistics (ICAL 2008)*. IEEE Publ., 2008, pp. 425-430. DOI: [10.1109/ICAL.2008.4636189](https://doi.org/10.1109/ICAL.2008.4636189)
9. Zhang S., Xie L., Adams M. An efficient data association approach to simultaneous localization and map building. *The International Journal of Robotics Research*, 2005, vol. 24, no. 1, pp. 49-60. DOI: [10.1177/0278364904049251](https://doi.org/10.1177/0278364904049251)
10. Bailey T., Nebot E.M., Rosenblatt J.K., Durrant-Whyte H.F. Data association for mobile robot navigation: A graph theoretic approach. *2000 Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA'00)*. Vol. 3. IEEE Publ., 2000, pp. 2512-2517. DOI: [10.1109/ROBOT.2000.846406](https://doi.org/10.1109/ROBOT.2000.846406)
11. Karpenko A.P., Sinyagovskaya O.A. Global optimization with the use of a biogeography-based method. *Nauka i obrazovanie MGTU im. N.E. Bauman = Science and Education of the Bauman MSTU*, 2013, no. 10, pp. 373-398. DOI: [10.7463/1013.0605836](https://doi.org/10.7463/1013.0605836) (in Russian).
12. Karpenko A.P., Chernobrivchenko K.A. Multimemeev modified hybrid ant algorithm for HCIAC continuous optimization. *Nauka i obrazovanie MGTU im. N.E. Bauman = Science and Education of the Bauman MSTU*, 2012, no. 9, pp. 261-296. DOI: [10.7463/0912.0470529](https://doi.org/10.7463/0912.0470529) (in Russian).

13. Mitin S.V. Encoding of the binary sequence with the use of discrete chaotic maps. *Nauka i obrazovanie MGTU im. N.E. Baumana = Science and Education of the Bauman MSTU*, 2012, no. 6, pp. 231-242. DOI: [10.7463/0612.0402537](https://doi.org/10.7463/0612.0402537) (in Russian).
14. Pareek N.K., Patidar V., Sud K.K. Image encryption using chaotic logistic map. *Image and Vision Computing*, 2006, vol. 24, no. 9, pp. 926-934. DOI: [10.1016/j.imavis.2006.02.021](https://doi.org/10.1016/j.imavis.2006.02.021)