

## СРАВНЕНИЕ ГЕНЕТИЧЕСКОГО АЛГОРИТМА С ЧИСЛЕННЫМИ МЕТОДАМИ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ РАЗМЕЩЕНИЯ ОПОРНЫХ РАДИОНАВИГАЦИОННЫХ ТОЧЕК В ЛОКАЛЬНОЙ НАВИГАЦИОННОЙ СИСТЕМЕ В ДВУХМЕРНОМ И ТРЕХМЕРНОМ ПРОСТРАНСТВАХ

С. В. Оробченко, А. В. Павловский, К. В. Кочка,  
А. Д. Евсеев, Н. И. Петухов, Р. С. Куликов

*Представлено сравнение численных методов решения задачи оптимизации размещения опорных радионавигационных точек в составе локальной навигационной системы для двух- и трехмерного пространства помещения. Статья содержит пояснения работы алгоритмов, описание особенностей перехода от двухмерного пространства к трехмерному, сравнение численных методов по времени работы алгоритма, по конечному числу радионавигационных точек, так как это напрямую определяет стоимость организации локальной навигационной системы, и по показателю качества – по среднему значению радиальной среднеквадратической погрешности по всему помещению для дальномерного позиционного метода. В результате проведенных экспериментов можно утверждать, что генетический алгоритм справляется с задачей поиска квазиоптимального расположения опорных радионавигационных точек при заданной усредненной по помещению радиальной среднеквадратичной погрешности быстрее других алгоритмов, представленных в статье, при этом задействуя меньшее количество опорных радионавигационных точек как в двух-, так и в трехмерном пространствах.*

*Ключевые слова:* генетический алгоритм, локальная навигационная система, метод роя частиц, метод Монте-Карло, оптимизация.

### Введение

Глобальные навигационные спутниковые системы активно применяются для навигации в военных и гражданских сферах. Тем не менее, они имеют определённые ограничения, которые делают их непригодными для работ в закрытых помещениях. В результате возникает потребность в создании локальных навигационных систем (ЛНС), которые могли бы обеспечить навигацию в замкнутых пространствах. Наиболее целесообразным выбором для решения задачи навигации внутри помещений являются ЛНС, использующие сверхширокополосные сигналы (СШП). Данный выбор объясняется, прежде всего, тем, что СШП обеспечивают высокую разрешающую способность по времени [1].

Точность позиционирования в таких системах во многом зависит от количества и расположения опорных радионавигационных точек (ОРНТ) по отношению к потребителю. Промышленные предприятия, которым, например, необходима система мониторинга сотрудников или система контроля доступа, имеют запрос не только на повышение точности навигационных определений, но и на снижение стоимости СШП ЛНС без потери качества её работы. Этого можно достичь путём оптимизации числа ОРНТ и мест их размещения.

Хотя для пространств прямоугольной формы без препятствий существует простое решение для квазиоптимального по заданному критерию размещения ОРНТ (равномерное распределение вокруг рабочей зоны), в помещениях со стенами и перегородками, блокирующими распространение радиосигналов, задача становится значительно

сложнее. Нет универсального аналитического решения для оптимизации расстановки ОРНТ, которое бы минимизировало радиальную среднеквадратическую погрешность (РСКП) координатных определений в помещении произвольной формы, поэтому выбор метода решения приходится делать из класса численных методов. Простейший из этих методов – это полный перебор всех возможных вариантов размещения ОРНТ, но в случае непрерывного пространства число возможных решений бесконечно. Задачу можно решить приблизительно, разделив пространство на дискретную сетку с определённым шагом  $l$ , но такой подход требует значительных вычислительных ресурсов.

Одним из перспективных численных методов оптимизации является итерационный генетический алгоритм (ГА). ГА – приближённый численный алгоритм, который для принципиально решаемой задачи при удачно подобранных значениях свободных параметров имеет тенденцию к сходимости, то есть к снижению РСКП координатных определений от итерации к итерации.

Помимо ГА, для решения задач оптимизации могут применяться и другие методы. Например, метод Монте-Карло, который использует случайные выборки для вычисления результатов, может быть особенно эффективен при работе с системами, имеющими множество переменных, прост в реализации, однако результат метода основан только на вероятности.

Также существует метод оптимизации роем частиц (МРЧ) – это итерационный алгоритм поиска

решения, в ходе которого улучшение размещения ОРНТ оценивается согласно определённому критерию качества, прост в реализации, однако имеет недостатки, такие как вероятность схождения в локальный минимум и зависимость от входных параметров.

Эффективность этих методов можно сравнивать, анализируя различные характеристики, такие как время выполнения и среднее значение РСКП координатных определений. Это сравнение позволит определить, какой метод лучше всего подходит для данных типов практических задач.

В данной статье сравниваются три выше упомянутых метода решения поставленной задачи (ГА, метод Монте-Карло, МРЧ) как в двух-, так и в трехмерном пространствах.

Оценкой качества расстановки ОРНТ является РСКП координатных определений, рассчитываемая по следующей формуле:

$$\text{РСКП} = \sqrt{\text{tr} \left[ \left( \mathbf{H}^T \mathbf{D}_\xi^{-1} \mathbf{H} \right)^{-1} \right]}, \quad (1)$$

где  $\text{tr}$  – оператор взятия следа квадратной матрицы (суммы её диагональных элементов);  $\mathbf{H}$  – градиентная матрица, которая является производной вектора наблюдений навигационных параметров (дальностей, разностей дальностей, углов и т. д.) по вектору состояния (по координатам);  $\mathbf{D}_\xi$  – матрица дисперсий первичных измерений.

### Генетический алгоритм

ГА был предложен в 1975 году, его базовый принцип – эвристическая имитация природного естественного отбора наиболее приспособленных особей, отличающихся уникальными наборами генов, из всей популяции [2].

«Особями» в данной работе являются варианты размещения ОРНТ, «хромосомами» (векторами состояния) – наборы координат ОРНТ, «генами» – координаты отдельных ОРНТ (для двумерного пространства –  $\mathbf{X} = [x, y]$ , для трехмерного –  $\mathbf{X} = [x, y, z]$ ).

Скрещивание таких особей приводит к появлению потомства с новыми, уникальными генами и, соответственно, собственной приспособленностью. ГА считается эффективным для задач оптимизации с большим количеством переменных и экстремумов. Хотя ГА и не обеспечивает нахождение абсолютного глобального максимума или минимума, он часто находит решения, которые близки к квазиоптимальным по усредненному значению РСКП координатных определений, и делает это за относительно короткое время и с небольшими вычислительными затратами.

ГА имеет большое разнообразие методов отбора особей (равновероятный выбор, выбор после превышения некоторого порога показателей качества, с вероятностью, пропорциональной показателю качества и др.), их последующего скрещивания (сколько особей участвует, сколько участков хромосом подвергаются обмену, в каких точках устанавливаются границы обмена, сколько и с какой вероятностью происходит мутаций при скрещивании), процедур отбора особей в популяцию на следующей эпохе (отбор  $M$  лучших особей, отбор с пропорциональной показателю качества вероятностью, отбор только новых особей или возможность «старым» особям сохраниться в популяции и др.), организации популяций (унитарная популяция, острова с непересекающимися популяциями, острова с циклически пересекающимися популяциями и др.) в результате чего возникают свободные параметры [3], которые разработчик задает случайным образом, что является недостатком ГА.

Скрещивание в данном случае – это процедура случайного смешивания наборов координат с получением координат размещения ОРНТ в результате нового случайного набора. Мутации генов [4] – это случайные искажения изначальных вариантов координат после скрещивания.

Перед инициализацией задают план помещения – рабочую зону ЛНС с привязкой к системе координат и разбивают её координатной сеткой с некоторым шагом  $l$  [5]. Также задаются начальным числом  $N$  ОРНТ. При инициализации (на нулевой итерации генетического алгоритма) случайным образом формируют выборку  $M \sim 10 \dots 100$  векторов  $\mathbf{X}_{1_0}, \mathbf{X}_{2_0}, \mathbf{X}_{M_0}$ , каждый из которых задаёт вариант размещения  $N$  ОРНТ в двумерной или трехмерной координатной сетке.

На каждой  $k$ -й итерации работы генетического алгоритма на основе нелинейного случайного преобразования векторов (имитирующего *кроссинговер* – природный механизм обмена генами) из предыдущей выборки происходит формирование новой промежуточной выборки объемом  $R \sim 10^2 \dots 10^4 \gg M$  векторов такой же размерности  $N \times 2$ . Преобразование векторов заключается в следующем. Случайным образом выбирают пару векторов из предыдущей выборки:

$$\mathbf{x}_N^{\text{ОРНТ}}{}_{i_{k-1}} = \left[ \mathbf{X}_{1_j}, \mathbf{X}_{2_j}, \dots, \mathbf{X}_{N_j} \right]_{k-1}^T;$$

$$\mathbf{x}_N^{\text{ОРНТ}}{}_{j_{k-1}} = \left[ \mathbf{X}_{1_i}, \mathbf{X}_{2_i}, \dots, \mathbf{X}_{N_i} \right]_{k-1}^T,$$

где  $i \neq j$  – индексы векторов в выборке;  $\mathbf{X}_v$  – координаты  $v$ -й ОРНТ;  $v = 1, 2, \dots, N$ .

Далее случайным равновероятным образом выбирается значение индекса  $n \in [1, 2, \dots, M]$  и векторы  $\mathbf{x}_N^{\text{ОРНТ}}_{i_{k-1}}$  и  $\mathbf{x}_N^{\text{ОРНТ}}_{j_{k-1}}$  «разрезаются» на две части каждый (первая часть с индексом +, вторая часть с индексом =):

$$\mathbf{x}_N^{\text{ОРНТ}}_{i_{k-1}} = \left[ \left\langle \mathbf{x}_N^{\text{ОРНТ}}_i \right\rangle^{+T}, \left\langle \mathbf{x}_N^{\text{ОРНТ}}_i \right\rangle^{\text{=}T} \right]_{k-1}^T;$$

$$\mathbf{x}_N^{\text{ОРНТ}}_{j_{k-1}} = \left[ \left\langle \mathbf{x}_N^{\text{ОРНТ}}_j \right\rangle^{+T}, \left\langle \mathbf{x}_N^{\text{ОРНТ}}_j \right\rangle^{\text{=}T} \right]_{k-1}^T,$$

где

$$\left\langle \mathbf{x}_N^{\text{ОРНТ}}_i \right\rangle^{+T} = \left[ \mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_{n_i} \right]^T;$$

$$\left\langle \mathbf{x}_N^{\text{ОРНТ}}_i \right\rangle^{\text{=}T} = \left[ \mathbf{X}_{n+1_i}, \mathbf{X}_{n+2_i}, \dots, \mathbf{X}_{N_i} \right]^T;$$

$$\left\langle \mathbf{x}_N^{\text{ОРНТ}}_j \right\rangle^{+T} = \left[ \mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_{n_j} \right]^T;$$

$$\left\langle \mathbf{x}_N^{\text{ОРНТ}}_j \right\rangle^{\text{=}T} = \left[ \mathbf{X}_{n+1_j}, \mathbf{X}_{n+2_j}, \dots, \mathbf{X}_{N_j} \right]^T.$$

Далее из первой половины  $i$ -го вектора и второй половины  $j$ -го вектора формируется новый предварительный вектор новой промежуточной выборки:

$$\tilde{\mathbf{s}}_{N_r}^{\text{ОРНТ}} = \left[ \left\langle \mathbf{x}_N^{\text{ОРНТ}}_i \right\rangle^{+T}, \left\langle \mathbf{x}_N^{\text{ОРНТ}}_j \right\rangle^{\text{=}T} \right]_{k-1}^T,$$

где  $r = 1, 2, \dots, R$  – индекс векторов в новой промежуточной выборке.

По сути, новый предварительный вариант размещения ОРНТ образуется в виде случайного сочетания двух предыдущих: размещение первых  $n$  ОРНТ берётся из вектора  $\mathbf{x}_N^{\text{ОРНТ}}_{i_{k-1}}$ , а размещение оставшихся  $N - n$  ОРНТ берётся из вектора  $\mathbf{x}_N^{\text{ОРНТ}}_{j_{k-1}}$ .

Далее предварительный вектор  $\tilde{\mathbf{s}}_{N_r}^{\text{ОРНТ}}$  подвергается ещё одному случайному нелинейному преобразованию: с вероятностью  $p$  координаты случайно выбранной ОРНТ  $\mathbf{X}_v, v = 1, 2, \dots, N$  в составе  $\tilde{\mathbf{s}}_{N_r}^{\text{ОРНТ}}$  заменяются на случайные  $\mathbf{X}'_v$  в пределах рабочей зоны (тем самым имитируется природный механизм мутаций), в результате чего образуется новый вектор новой промежуточной выборки  $\mathbf{s}_{N_r}^{\text{ОРНТ}}$ .

То есть в предварительном варианте размещения ОРНТ  $\tilde{\mathbf{s}}_{N_r}^{\text{ОРНТ}}$ , который составлен из частей преды-

дущих размещений  $\mathbf{x}_N^{\text{ОРНТ}}_{i_{k-1}}$  и  $\mathbf{x}_N^{\text{ОРНТ}}_{j_{k-1}}$ , с вероятностью  $p$  размещение одной из ОРНТ меняется случайным образом, образуя новый промежуточный вариант размещения.

Процесс образования новых промежуточных векторов повторяется  $R$  раз.

Далее для каждого вектора  $\mathbf{s}_{N_r}^{\text{ОРНТ}}, r = 1, 2, \dots, R$  из новой промежуточной выборки и из предыдущей выборки  $\mathbf{x}_N^{\text{ОРНТ}}_{i_{k-1}}, i = 1, 2, \dots, M$  оценивается значение показателя качества – в нашем случае усредненное по помещению значение РСКП координатных определений (1). После чего из этих векторов формируется новая выборка  $\{\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_N\}_k$  объёмом  $M$ . Отбор векторов в новую выборку может производиться по тому или иному правилу, параметром которого является значение показателя качества вектора (тем самым имитируется природный механизм естественного отбора).

Таким образом, ГА – численный алгоритм, который для принципиально решаемой задачи при удачно подобранных значениях свободных параметров имеет тенденцию к сходимости, то есть к снижению РСКП координатных определений внутри рабочей зоны. При стабилизации достигнутого показателя качества в течение нескольких итераций делается заключение о том, что с высокой вероятностью достигнута квазиоптимальная по усредненному значению РСКП координатных определений расстановка.

### Метод Монте-Карло

Метод Монте-Карло представляет собой численный статистический метод, применяемый для решения разнообразных задач, который основывается на использовании случайных чисел для оценки вероятностей различных исходов. Суть метода заключается в применении случайности для имитации различных событий или процессов, с последующей статистической обработкой результатов для получения оценок. В рассматриваемом примере метод будет использоваться для генерации случайных позиций ОРНТ в рамках СШП ЛНС. Нулевая итерация включает в себя определение вектора случайных координат ОРНТ в пределах заданного пространства помещения:

$$\mathbf{x}_0^{\text{ОРНТ}} = \left[ \mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_N \right],$$

где  $\mathbf{X}_i = [x_i, y_i]$  в двухмерном пространстве и  $\mathbf{X}_i = [x_i, y_i, z_i]$  в трехмерном пространстве.

$x_i \sim U(x_{\min}, x_{\max}), y_i \sim U(y_{\min}, y_{\max}), z_i \sim U(z_{\min}, z_{\max})$  – диапазон изменения координат помещения имеет равномерный закон распределения. Также рассчитывается усредненное по помещению значение РСКП координатных определений данной расстановки на нулевой итерации. Далее после инициализации нулевой итерации запускается цикл, в начале которого также случайным образом задаются координаты ОРНТ в СШП ЛНС и оценивается его показатель. Каждую итерацию расстановка текущей итерации будет сравниваться с наилучшей расстановкой за все предыдущие расстановки по показателю качества. В случае, если на текущей итерации показатель качества лучше, сохраняется его значение и расстановка ОРНТ.

### Метод роя частиц

МРЧ – это численный метод оптимизации, который не требует знания градиента целевой функции. Этот метод был впервые предложен инженером Расселом К. Эберхартом и психологом Джеймсом Кеннеди в 1995 году [6, 7]. МРЧ моделирует поведение стаи птиц в поисках пищи, где каждая частица в пространстве поиска движется с целью найти квазиоптимальное по усредненному значению РСКП координатных определений решение. В результате весь рой стремится к квазиоптимальному по усредненному значению РСКП координатных определений решению функции цели с определенной скоростью сходимости, которая зависит от выбранной версии МРЧ и настроек параметров. МРЧ предполагает, что обмен информацией в социальном контексте способствует формированию знаний как внутри одного поколения, так и между поколениями. Несмотря на свои уникальные характеристики, МРЧ также имеет сходства с другими популяционными вычислительными моделями, такими как ГА.

Основное достоинство МРЧ – его простота и лёгкость в реализации. МРЧ используется для поиска квазиоптимальных по заданному критерию решений в сложных пространствах поиска благодаря своей эффективности.

МРЧ работает путём итерационной оптимизации, начиная с группы потенциальных решений, известных как рой частиц. В этом контексте каждая частица представляет собой одно из возможных решений и обладает информацией о наилучшем глобальном и индивидуальном положении в пространстве поиска. Процесс МРЧ включает в себя несколько шагов: инициализацию роя, оценку пригодности и обновление скорости.

**Инициализация роя:** частицы (которыми в данной задаче являются наборы координат ОРНТ одной расстановки  $\mathbf{x}^{\text{ОРНТ}} = [\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_N]$ , где  $N$  – число ОРНТ) формируются случайным образом в пределах

помещения в вектор частиц  $\{\mathbf{x}_0^{\text{ОРНТ}}, \mathbf{x}_1^{\text{ОРНТ}}, \dots, \mathbf{x}_M^{\text{ОРНТ}}\}$ , где  $M \sim 10 \dots 100$ . Таким же образом происходит формирование вектора скорости каждой частицы  $\{\mathbf{v}_0^{\text{ОРНТ}}, \mathbf{v}_1^{\text{ОРНТ}}, \dots, \mathbf{v}_M^{\text{ОРНТ}}\}$ .

**Оценка пригодности:** в конце каждой итерации частицы роя проходят проверку на индивидуальное лучшее положение, а также глобальное лучшее положение. Для каждой частицы роя рассчитывается показатель качества – среднее по помещению значение РСКП координатных определений. МРЧ запоминает лучшее индивидуальное решение (которое потенциально является наилучшим глобальным решением), которое когда-либо встречалось каждой частице до текущей итерации  $t$ , как

$$\mathbf{p}_{\text{лучш}}^t = [\mathbf{p}_{\text{лучш}1}^t, \mathbf{p}_{\text{лучш}2}^t, \dots, \mathbf{p}_{\text{лучш}N}^t].$$

В конце каждой итерации наилучшее по показателю качества решение из списка  $\mathbf{p}_{\text{лучш}}^t$  выбирается как глобальное (или соседнее) наилучшее решение или позиция  $\mathbf{g}_{\text{лучш}}^t$ , которую посетила  $i$ -я частица-сосед.

**Обновление скорости:** происходит корректировка скорости на каждой итерации и сдвига частиц к своему более раннему индивидуальному положению  $\mathbf{p}_{\text{лучш}}^t$  и глобальному лучшему положению  $\mathbf{g}_{\text{лучш}}^t$ . Происходит это следующим образом:

$$\mathbf{x}_{[t+1,j]}^{\text{ОРНТ}} = [\mathbf{x}_{[t,j]}^{\text{ОРНТ}} + \mathbf{v}_{[t+1,j]}^{\text{ОРНТ}}],$$

где  $\mathbf{v}_{[0,j]}^{\text{ОРНТ}} = 0$ ,  $\mathbf{v}_{[t+1,j]}^{\text{ОРНТ}}$  – вектор скорости частиц на итерации  $t + 1$  в  $j$ -измерении, рассчитываемый следующим образом:

$$\mathbf{v}_{[t+1,j]}^{\text{ОРНТ}} = \omega \mathbf{v}_{[t,j]}^{\text{ОРНТ}} + c_1 \mathbf{r}_{[t+1,j]}^p \left( \mathbf{p}_{\text{лучш}_j}^t - \mathbf{x}_{[t,j]}^{\text{ОРНТ}} \right) + c_2 \mathbf{r}_{[t+1,j]}^s \left( \mathbf{g}_{\text{лучш}_j}^t - \mathbf{x}_{[t,j]}^{\text{ОРНТ}} \right),$$

где  $\omega \mathbf{v}_{[t,j]}^{\text{ОРНТ}}$  – инерциальный компонент, который задает направление «полета», обеспечивает частице роя соответствующий импульс для перемещения по пространству поиска без резкого изменения направления на основе истории предыдущих направлений «полета»; инерциальный вес  $\omega$  – параметр управления;  $c_1 \mathbf{r}_{[t+1,j]}^p \left( \mathbf{p}_{\text{лучш}_j}^t - \mathbf{x}_{[t,j]}^{\text{ОРНТ}} \right)$  – когнитивный компонент, обозначающий память о предыдущем индивидуальном лучшем положении, в котором частица достигала своей лучшей результативности;  $c_2 \mathbf{r}_{[t+1,j]}^s \left( \mathbf{g}_{\text{лучш}_j}^t - \mathbf{x}_{[t,j]}^{\text{ОРНТ}} \right)$  – определяет текущую производительность, связанную

с лучшими глобальными решениями; коэффициенты  $c_1$  и  $c_2$  – коэффициенты ускорения, которые являются положительными константами, их значения определяют размер вклада от индивидуальных и глобальных результатов;  $r_{[t+1,j]}^p$  и  $r_{[t+1,j]}^s$  представляют собой два независимых случайных числа на текущей итерации  $t+1$ , равномерно распределенных на интервале от 0 до 1, вводятся для разнообразия роя.

Параметры МРЧ были выбраны на основе рекомендаций из [8]:  $\omega = 0,7298$ ,  $c_1 = c_2 = 1,49618$ .

### Сравнение алгоритмов

Сравнение алгоритмов будет проводиться для спроектированного помещения в двух- и трехмерном пространствах для дальномерного позиционного метода. На рис. 1, а, изображена структура спроектированного помещения в двумерном пространстве. Расчет РСКП для каждой точки пространства будет проходить с шагом в ширину и длину по 50 см. Переход к трехмерному пространству происходит путем задания высоты объектов (рис. 1, б).

Важно отметить, что в случае трехмерного пространства показатель качества рассчитывается на уровне предполагаемого нахождения носимой метки потребителем (примерно 1 м).

Сравнение алгоритмов будет происходить по следующим факторам:

1. Время нахождения квазиоптимального по усредненному значению РСКП решения координатных определений.

2. Число ОРНТ (чем меньше – тем ЛНС выйдет дешевле для потребителя).

3. Достигнутый показатель качества (усредненный по помещению РСКП координатных определений).

Каждый метод будет запускаться по 20 раз для двух- и трехмерного пространств, критерием остановки будет достижение стабильного РСКП на протяжении 5 итераций, при этом максимально допустимое РСКП равно 1, иначе число ОРНТ увеличивается. Усредненные результаты сравнения приведены в табл. 1 и 2.

Из табл. 1 и 2 видно, что ГА справляется с поставленной задачей, используя наименьшее среди других алгоритмов количество ОРНТ.

В двумерном пространстве ГА стабильно находит решения с 8-ю ОРНТ, при этом затрачивая меньше времени, нежели другие алгоритмы. Хуже всех с задачей справляется метод Монте-Карло, используя наибольшее число ОРНТ и затрачивая наибольшее количество времени.

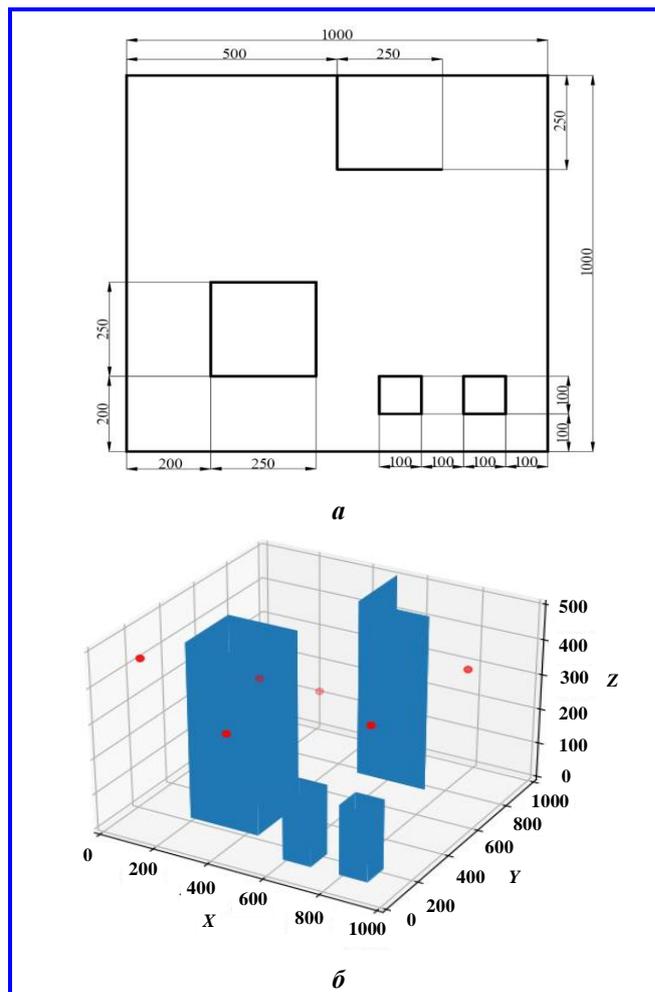


Рис. 1. Чертеж помещения в двумерном пространстве (а) и структура помещения в трехмерном пространстве (б) для дальномерного позиционного метода. Красными точками отмечены случайные положения опорных радионавигационных точек (ед. измерения – см)

Таблица 1

### Сравнение методов для двумерного пространства

Метод	Среднее время выполнения	Среднее число ОРНТ (округленное)	Среднее значение показателя качества
ГА	5 мин 37 с	8	0,273
МРЧ	7 мин 31 с	9	0,645
Монте-Карло	11 мин 05 с	9	0,723

Таблица 2

### Сравнение методов для трехмерного пространства

Метод	Среднее время выполнения	Среднее число ОРНТ (округленное)	Среднее значение показателя качества
ГА	3 мин 13 с	6	0,698
МРЧ	7 мин 06 с	8	0,657
Монте-Карло	7 мин 26 с	9	0,701

Также и в трехмерном: в среднем за 3 мин 13 с в данном помещении ГА находит квазиоптимальную по усредненному значению РСКП координатных определений расстановку, используя в среднем 6 ОРНТ, в то время как МРЧ обходится в среднем 8-ю, а Монте-Карло – 9-ю.

Важно заметить, что при задании координат в трехмерном измерении, препятствиям назначались разные высоты (см. рис. 1, б), поэтому для трехмер-

ного пространства нашлось квазиоптимальное по усредненному значению РСКП координатных определений решение в среднем с 6-ю ОРНТ, в то время как для двухмерного – 8-ю ОРНТ. Это означает важность учета особенностей трехмерного пространства по сравнению с двухмерным.

Наилучшим по всем критериям решением для двухмерного и трехмерного пространств оказалась решение ГА (рис. 2).

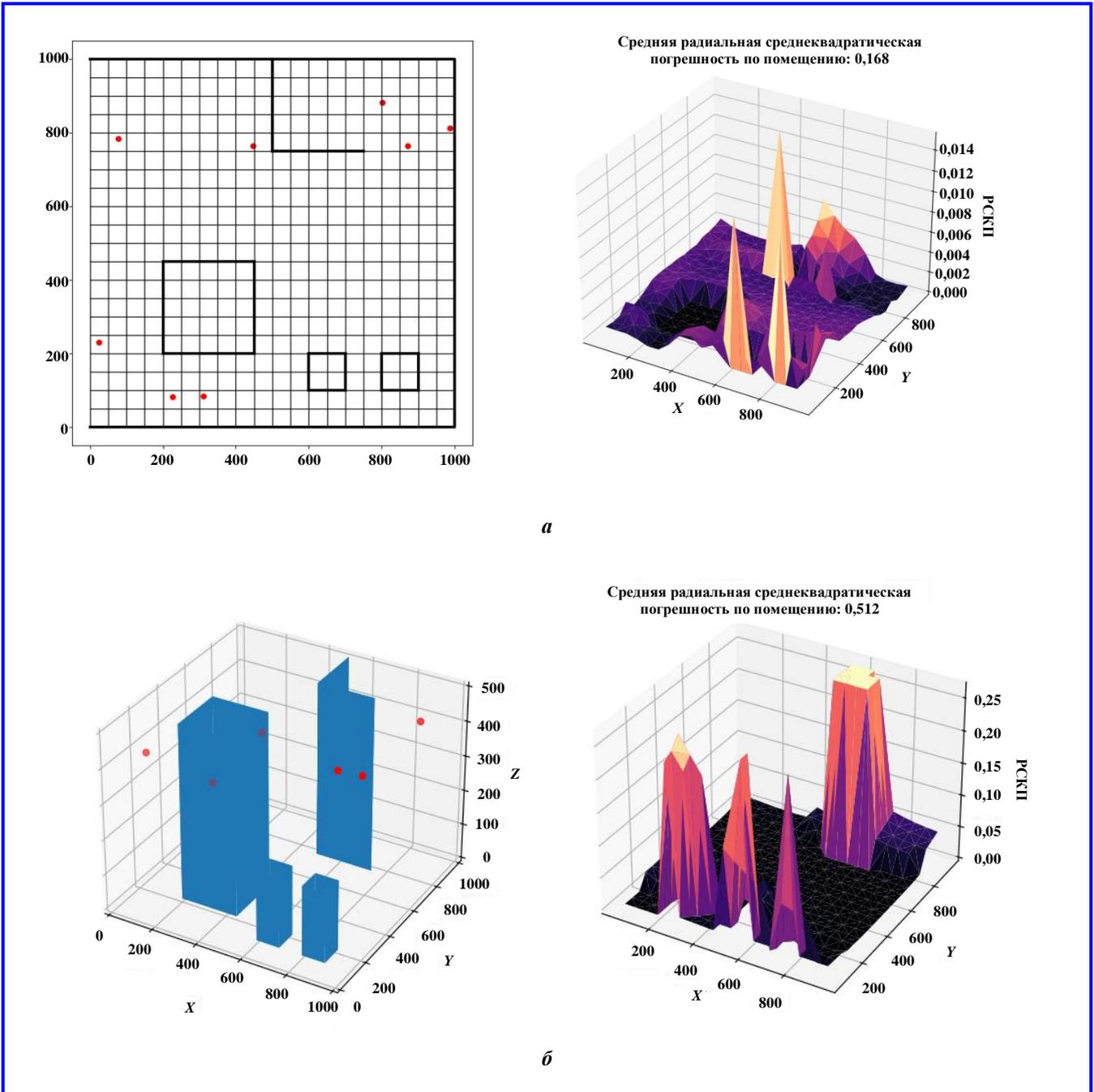


Рис. 2. Наилучшая расстановка опорных радионавигационных точек (слева, отмечены красными точками) и расчет радиальной среднеквадратичной погрешности (справа) с помощью генетического алгоритма для двухмерного (а) и трехмерного пространств (б)

### Вывод

В данной статье было проведено сравнение работы ГА, метода Монте-Карло и МРЧ для решения задачи размещения ОРНТ в ЛНС для проектируемого помещения в двух- и трехмерном пространствах. ГА лишен недостатков других численных методов, таких как возможность схождения в локальный минимум (из-за мутации) и может быть модифицирован для устранения других недостатков, таких как зависимость от входных параметров (путем определения влияющих параметров и их оптимизации) [9].

### Литература

1. Куликов, Р. С. Беззапросная сверхширокополосная радиосистема локальной навигации высокой точности / Р. С. Куликов, Д. В. Царегородцев, А. А. Чугунов // Радиотехника. – 2018. – № 9. – С. 169–177.
2. Гладков, Л. А. Генетические алгоритмы: учебное пособие / Л. А. Гладков, В. В. Курейчик, В. М. Курейчик; под ред. В. М. Курейчика. – Ростов-на-Дону : ООО «Ростиздат», 2004. – 400 с.
3. Влияние различных операторов выбора родителей в генетическом алгоритме на эффективность решения задачи оптимизации / С. С. Ерочкина, А. О. Жирнова, С. В. Оробченко [и др.] ; науч. рук. Р. С. Куликов // Тезисы докладов двадцать девятой Международной научно-технической конференции студентов и аспирантов «Радиоэлектроника, электротехника и энергетика» (16–18 марта 2023 г., Москва). – Москва : ООО «Центр полиграфических услуг «Радуга», 2023. – С. 74.

4. Панченко, Т. В. Генетические алгоритмы: учебно-методическое пособие / Т. В. Панченко ; под ред. Ю. Ю. Тарасевича. – Астрахань : Издательский дом «Астраханский университет», 2007. – 87 с.
5. Применение генетического алгоритма для определения мест размещения опорных точек локальной навигационной системы и минимизации их числа / Р. Куликов, Н. Петухов, А. Малышев [и др.]. – DOI 10.18127/j00338486-202109-03 // Радиотехника. – 2021. – Т. 85. – № 9. – С. 27–40.
6. Eberhart, R. Particle swarm optimization / R. Eberhart, J. Kennedy. – DOI 10.1109/ICNN. 1995. 488968 // Proceedings of the IEEE «International Conference on Neural Networks» (Perth, 1995). – 1995. – Vol. 4. – P. 1942–1948.
7. Eberhart, R. A new optimizer using particle swarm theory / R. Eberhart, J. Kennedy. – DOI 10.1109/MHS.1995.494215 // Proceedings of the Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science (Nagoya, 1995). – 1995. – P. 39–43.
8. Садчиков, Ю. Г. Сравнение эффективности алгоритма дифференциальной эволюции и метода роя частиц / Ю. Г. Садчиков, Н. М. Задорожная – DOI 10.26160/2572-4347-2020-10-10-17 // Журнал передовых исследований в области естествознания. – 2020. – № 10. – С. 10–17.
9. Optimization of the Algorithm for the Placement of Reference Points in the Positional Local Navigation System / R. S. Kulikov, S. V. Orobchenko, M. M. Zainutdinov [et al.]. – DOI 10.1109/REEPE57272.2023.10086912 // 2023 5th International Youth Conference on Radio Electronics, Electrical and Power Engineering (REEPE), Moscow, Russian Federation, 16–18 March 2023. – 2023. – P. 1–6.

Поступила в редакцию 23.04.2024

*Степан Владимирович Оробченко, лаборант кафедры радиотехнических систем, e-mail: OrobchenkoSV@mpei.ru.*  
*Александр Валерьевич Павловский, лаборант кафедры радиотехнических систем, e-mail: PavlovskyAV@mpei.ru.*  
*Кирилл Владимирович Кочка, лаборант кафедры радиотехнических систем, e-mail: KochkaKV@mpei.ru.*  
*Артём Денисович Евсеев, лаборант кафедры радиотехнических систем, e-mail: YevseevAD@mpei.ru.*  
*Никита Игоревич Петухов, инженер 1-й категории, e-mail: nekitpetuhov@yandex.ru.*  
*Роман Сергеевич Куликов, кандидат технических наук, доцент, заведующий кафедрой радиотехнических систем, e-mail: KulikovRS@mpei.ru.*  
 (Национальный исследовательский университет «МЭИ»).

## COMPARISON OF GENETIC ALGORITHM WITH NUMERICAL METHODS FOR SOLVING THE PROBLEM OF PLACEMENT OF REFERENCE RADIO-NAVIGATION POINTS IN THE LOCAL NAVIGATION SYSTEM IN TWO-DIMENSIONAL AND THREE-DIMENSIONAL SPACES

S. V. Orobchenko, A. V. Pavlovsky, K. V. Kochka,  
A. D. Evseev, N. I. Petukhov, R. S. Kulikov

*This article presents a comparison of numerical methods for solving the problem of optimizing the placement of reference radio navigation points (RNRPs) as part of a local navigation system (LNS) for two- and three-dimensional spaces. The article contains an explanation of the algorithms, a description of the features of the transition from two-dimensional to three-dimensional space, a comparison of numerical methods in terms of the algorithm's operating time, by a finite number of RNRPs, since this directly determines the cost of organizing LNS, and in terms of quality – by the average value of the radial mean-square error throughout the room for the rangefinder positional method. As a re-*

sult of the experiments conducted, it can be argued that the genetic algorithm copes with the task of finding a quasi-optimal RNRPs location for a given room-averaged radial standard error faster than other algorithms presented in the article, while using fewer RNRPs in both two- and three-dimensional spaces.

**Key words:** genetic algorithm, local navigation system, particle swarm method, Monte Carlo method, optimization.

### References

1. Kulikov R. S. Besprosnaya ultra-wideband radio system of high-precision local navigation / R. S. Kulikov, D. V. Tsaregorodtsev, A. A. Chugunov // Radio Engineering. – 2018. – No. 9. – P. 169–177.
2. Genetic algorithms: a textbook / L. A. Gladkov, V. V. Kureychik, V. M. Kureychik; edited by V. M. Kureychik. – Rostov-on-Don: LLC «Rostizdat», 2004. – 400 p.
3. The influence of various operators of parental choice in a genetic algorithm on the effectiveness of solving the optimization problem / S. S. Erochkina, A. O. Zhirnova, S. V. Orobchenko, A.V. Pavlovsky; scientific director R. S. Kulikov // Abstracts of the twenty-ninth International Scientific and Technical Conference of Students and postgraduates «Radioelectronics, Electrical engineering and Power Engineering» (March 16–18, 2023, Moscow). – Moscow: LLC «Center of printing services «Raduga», 2023. – P. 74.
4. Panchenko T. V. Genetic algorithms: an educational and methodological guide / edited by Yu. Yu. Tarasevich. – Astrakhan: Publishing house «Astrakhan University», 2007. – 87 p.
5. Application of a genetic algorithm for determining the locations of reference points of a local navigation system and minimizing their number / R. Kulikov, N. Petukhov, A. Malyshev, D. Tsaregorodtsev // Radiotekhnika. – 2021. – Vol. 85. – No. 9. – P. 27–40. – DOI: 10.18127/j00338486-202109-03.
6. Eberhart R. Particle swarm optimization / R. Eberhart, J. Kennedy // Proceedings of the IEEE «International Conference on Neural Networks» (Perth, 1995). – IEEE, 1995. – Vol. 4. – P. 1942–1948. – DOI: 10.1109/ICNN.1995.488968.
7. Eberhart R. A new optimizer using particle swarm theory / R. Eberhart, J. Kennedy // Proceedings of the Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science (Nagoya, 1995). – IEEE, 1995. – P. 39–43. – DOI: 10.1109/MHS.1995.494215.
8. Sadchikov Yu. G. Comparison of the effectiveness of the differential evolution algorithm and the particle swarm method / Yu. G. Sadchikov, N. M. Zadorozhnaya // Journal of Advanced Research in the field of natural sciences. – 2020. – No. 10. – P. 10–17. – DOI: 10.26160/2572-4347-2020-10-10-17.
9. Optimization of the Algorithm for the Placement of Reference Points in the Positional Local Navigation System / R. S. Kulikov, S. V. Orobchenko, M. M. Zainutdinov [et al.] // 2023 5th International Youth Conference on Radio Electronics, Electrical and Power Engineering (REEPE), Moscow, Russian Federation, 16–18 March 2023. – IEEE, 2023. – P. 1–6. – DOI: 10.1109/REEPE57272.2023.10086912.

*Stepan Vladimirovich Orobchenko, laboratory assistant of Radio Systems Department, e-mail: OrobchenkoSV@mpei.ru.*

*Alexander Valerievich Pavlovsky, laboratory assistant of Radio Systems Department, e-mail: PavlovskyAV@mpei.ru.*

*Kirill Vladimirovich Kochka, laboratory assistant of Radio Systems Department, e-mail: KochkaKV@mpei.ru.*

*Artyom Denisovich Evseev, laboratory assistant of Radio Systems Department, e-mail: YevseevAD@mpei.ru.*

*Nikita Igorevich Petukhov, engineer of the 1st category, e-mail: nekitpetuhov@yandex.ru.*

*Roman Sergeevich Kulikov, Ph. D. of Engineering Sciences, docent, Head of the Radio Systems Department,*

*e-mail: KulikovRS@mpei.ru.*

*(National Research University «MPEI»).*