

## КАЛИБРОВКА БОЛЬШОГО МАССИВА УЛЬТРАЗВУКОВЫХ СЕНСОРОВ<sup>1</sup>

**Граничин О. Н.**<sup>2</sup>

(Санкт-Петербургский государственный университет,  
Санкт-Петербург)

**Граничина О. А.**<sup>3</sup>

(Российский государственный педагогический университет  
им. А.И. Герцена, Санкт-Петербург)

**Трофимов С. А.**<sup>4</sup>

(Санкт-Петербургский государственный университет,  
Санкт-Петербург)

**Щербаков П. С.**<sup>5</sup>

(ФГБУН Институт проблем управления РАН, Москва;  
Московский физико-технический институт, Долгопрудный)

Предлагается метод калибровки плоского кругового массива сенсоров для ультразвуковой медицинской томографии, позволяющий оценивать координаты сенсоров и задержки приема/передачи сигналов. Он основан на модели распространения ультразвуковых волн и использует триангуляцию для оптимизации параметров модели. На каждой итерации метода оценки координат и задержек пересчитываются отдельно друг от друга путем решения систем линейных уравнений малой размерности. Моделирование на искусственно сгенерированных данных показало высокую эффективность и точность предложенного подхода. Метод устойчив к шумам и способен работать в различных условиях, включая неидеальность модели распространения ультразвуковых волн. Предложенная процедура калибровки может быть легко масштабирована на большие размеры массива, что актуально при практической реализации систем ультразвуковой томографии. Представляется, что разработанный подход позволит повысить точность результатов ультразвуковой томографии при работе на реальных данных, что делает его ценным инструментом для широкого спектра применений, таких как медицинская диагностика и робототехника.

<sup>1</sup> Работа О.А. Граничиной в разделах 2 и 4 выполнена при частичной финансовой поддержке внутреннего гранта РГПУ им. А.И. Герцена (проект №28ВГ).

Результаты исследований П.С. Щербакова в разделе 3 получены за счет средств РФФИ (проект №21-71-30005, <https://rscf.ru/project/21-71-30005>).

<sup>2</sup> Олег Николаевич Граничин, д.ф.-м.н., профессор ([oleg\\_granichin@mail.ru](mailto:oleg_granichin@mail.ru)).

<sup>3</sup> Ольга Александровна Граничина, д.пед.н., проф. ([olga\\_granichina@mail.ru](mailto:olga_granichina@mail.ru)).

<sup>4</sup> Степан Артемович Трофимов, аспирант ([steve.trofimov@gmail.com](mailto:steve.trofimov@gmail.com)).

<sup>5</sup> Павел Сергеевич Щербаков, д.ф.-м.н., г.н.с. ([cavour118@mail.ru](mailto:cavour118@mail.ru)).

Ключевые слова: ультразвуковая томография, плоский круговой массив сенсоров, идентификация параметров модели, триангуляция, системы большой размерности.

## **1. Введение**

Ультразвуковая томография (УЗТ) широко применяется в медицинской визуализации благодаря своей неинвазивности и экономичности. Разработан ряд систем УЗТ, предназначенных специально для скрининга рака молочной железы [4, 11, 16, 18, 19], и предложены алгоритмы для реконструкции структуры исследуемой области по результатам применения этих аппаратов [5, 6, 10, 15, 20]. Настоящая работа находится в русле предшествующих исследований и направлена на повышение точности реконструкции изображений в УЗТ. Цель – разработка более эффективных методов калибровки УЗИ-сенсоров для дальнейшей реконструкции изображений, которые позволят улучшить качество изображений и повысить точность диагностики. Рассматриваемый здесь подход в предварительной форме был представлен в [1, 8]. В настоящей работе изучается более сложная модель неопределенностей и помех в наблюдениях. Предложена новая процедура оценивания ключевых параметров и разработана программная платформа для генерирования тестовых данных и их обработки. Описаны результаты моделирования.

Учитывая рост количества сенсоров и усложнение индустриально производимых систем диагностики, их калибровка приобретает первостепенное значение для обеспечения достоверности измерений. Надежная и качественная калибровка является критически важным требованием для многих приложений обработки сигналов, включая ультразвуковую томографию. Она позволяет точно определять параметры сенсоров, такие как их координаты и задержки приема/передачи сигналов, что имеет решающее значение для получения достоверных результатов измерений и корректного восстановления УЗИ-картинки на их основе. В литературе [15, 17] продемонстрирована эффективность использования калиброванных датчиков для улучшения качества рекон-

струкции в ультразвуковой томографии. В статье [15] рассматривается аналогичная задача калибровки и предлагается итеративный алгоритм, устойчивый к шумам и использующий для оптимизации матрицу расстояний. Однако алгоритм, предложенный в [15], имеет высокую вычислительную сложность, что ограничивает его применимость для систем с большим количеством сенсоров. Это побуждает к разработке новых эффективных методов калибровки, которые могут достигать высокой точности без существенных вычислительных затрат.

В работе [12] предложен итеративный метод для совместной оценки положения датчиков и скорости звука в воде. Однако одновременная аппроксимация этих параметров возможна лишь с точностью до некоторого общего масштабирующего множителя, идентификация которого требует серьезных дополнительных усилий. Кроме того, невыпуклая формулировка задачи не гарантирует глобальной сходимости алгоритма. Более того, метод не учитывает задержки приема/передачи сигналов и другие шумы, что может повлиять на точность калибровки. Таким же недостатком страдает метод из [17], где вводимая целевая функция также не является выпуклой, что не гарантирует сходимость к глобальному минимуму при оптимизации.

В статье [13] предложен алгоритм глобальной оптимизации для определения местоположения сенсоров путем максимизации резкости реконструируемого изображения. Работа алгоритма была успешно продемонстрирована на примере массива из 28 сенсоров. Однако часто наблюдалась его сходимость к локальным минимумам и плохая масштабируемость с увеличением количества датчиков. В данной статье предлагается альтернативный подход, который оказывается эффективным при решении задач калибровки УЗТ-систем с числом сенсоров порядка двух тысяч.

В [14] предложен подход к исправлению ошибок в изображениях, которые связаны с неточностями определения координат сенсоров при отсутствии калибровки. Этот подход использует алгоритмы глубокого обучения для реконструкции изображения. Однако модели глубокого обучения часто являются сложными

и не вполне интерпретируемыми [9], что затрудняет понимание и настройку процесса реконструкции. Кроме того, использование глубокого обучения зачастую приводит к потере линейности процесса восстановления изображения, что может повлиять на точность и надежность получаемых результатов.

## 2. Постановка задачи. Математическая модель

Рассмотрим устройство, представляющее собой плоскую круговую раму с расположенными на ней  $n$  сенсорами, которые могут излучать и принимать ультразвуковой сигнал, см. рис. 1. Для точного определения времени полета сигнала (Time of Flight, ToF) от сенсора  $i$  к сенсору  $j$ , которое является основой реконструкции, требуется знать задержки  $r_i$  передачи и приема  $e_j$  сигнала, а также точные координаты расположения сенсоров на раме.

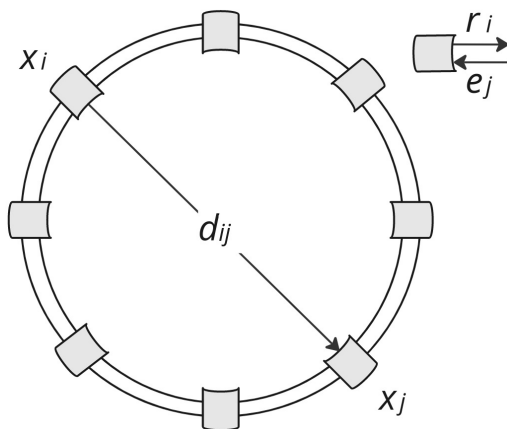


Рис. 1. Схема кругового ультразвукового аппарата с массивом сенсоров

В рамках рассматриваемой модели измеренное время  $m_{ij}$  прохождения сигнала от сенсора  $i$  к сенсору  $j$  задается следующим соотношением:

$$(1) \quad m_{ij} = t_{ij} + r_i + e_j + \delta_{ij},$$

где  $t_{ij}$  – истинное время полета сигнала;  $r_i$  и  $e_j$  – задержки излучения и приема этого сигнала;  $\delta_{ij}$  – шум измерений, обусловленный дискретной природой процесса регистрации сигнала сенсором-приемником; его абсолютное значение предполагается ограниченным величиной, не превышающей времени прохождения двух длин волны сигнала. Координаты сенсоров  $x_i = (x_{i1}, x_{i2})^T \in \mathbb{R}^2$  не известны и отличны от идеальных – равномерно распределенных на кольце – вследствие неизбежных неточностей производственного процесса; по той же причине неизвестны величины  $r_i$  и  $e_i$ , и ниже будет предложен алгоритм их оценивания, называемый калибровкой устройства.

Так как процесс происходит в однородной среде (воде), то первый обнаруженный на приемнике сигнал ультразвукового импульса соответствует лучу, следующему по кратчайшему пути между сенсорами, т.е. по прямой. Тогда

$$(2) \quad d_{ij} = c \cdot t_{ij},$$

где  $d_{ij} = \|x_i - x_j\|_2$  – расстояние между сенсором-излучателем  $i$  и сенсором-приемником  $j$  в евклидовой норме;  $c$  – скорость распространения звука в однородной среде, предполагаемая известной точно.

Учитывая формулы (1)–(2), перепишем уравнение зависимости расстояния между сенсорами от времени прохождения сигнала:

$$(3) \quad (x_{i1} - x_{j1})^2 + (x_{i2} - x_{j2})^2 = (c \cdot t_{ij})^2 = c^2 \cdot (m_{ij} - e_i - r_j - \delta_{ij})^2,$$

где ошибка измерения входит в член, возводимый в квадрат, что затрудняет использование традиционных методов оптимизации.

### 3. Алгоритм калибровки

Каждая итерация алгоритма оценивания расположения  $x_i$  сенсоров и запаздываний  $r_i$ ,  $e_i$  разбивается на два этапа, которые выполняются последовательно:

- 1) оценивание координат  $x_i$ ;
- 2) оценивание задержек  $r_i$ ,  $e_i$ .

### 3.1. Оценивание расположения сенсоров

Пусть после шага  $s$  алгоритма имеем оценки  $x^s$  координат сенсоров и оценки  $e^s, r^s$  задержек приема и передачи сигнала.

Зафиксируем номер  $i$  сенсора; переход к оценке его координат на шаге  $s + 1$  осуществляется следующим образом. Выберем случайно равномерно на множестве  $\{1, \dots, n\} \setminus i$  два индекса  $l \neq j$  и рассмотрим оценки координат и задержек «пробной» пары сенсоров  $l$  и  $j$ , полученные на шаге  $s$ .

Из уравнения (3) имеем:

$$(4) \quad \begin{cases} (x_{i1} - x_{l1}^s)^2 + (x_{i2} - x_{l2}^s)^2 = c^2(m_{il} - e_i^s - r_l^s - \delta_{il})^2, \\ (x_{i1} - x_{j1}^s)^2 + (x_{i2} - x_{j2}^s)^2 = c^2(m_{ij} - e_i^s - r_j^s - \delta_{ij})^2. \end{cases}$$

Раскроем скобки и вычтем второе уравнение из первого; получим линейное уравнение относительно координат  $x_{i1}, x_{i2}$ , которое выглядит следующим образом:

$$(5) \quad \begin{aligned} & a_1(x_l^s, x_j^s)x_{i1} + a_2(x_l^s, x_j^s)x_{i2} = \\ & = u_{lj}(m_{il}, m_{ij}, \delta_{il}, \delta_{ij}, e_i^s, r_j^s, x_l^s, x_j^s), \end{aligned}$$

а выражения для  $a_1, a_2, u_{lj}$  имеют следующий вид:

$$(6) \quad \begin{aligned} a_1 &= 2(x_{j1}^s - x_{l1}^s), \\ a_2 &= 2(x_{j2}^s - x_{l2}^s), \\ u_{lj} &= c^2((m_{il} - e_i^s - r_l^s - \delta_{il})^2, \\ & - (m_{ij} - e_i^s - r_j^s - \delta_{ij})^2) - ((x_{l1}^s)^2 + (x_{l2}^s)^2) + ((x_{j1}^s)^2 + (x_{j2}^s)^2). \end{aligned}$$

При реализации алгоритма для оценивания расположения датчика  $i$  используется  $k > 1$  пробных пар сенсоров, см. ниже. Проведя описанные выше действия  $k$  раз, получим  $k$  линейных уравнений относительно координат сенсора  $x_i$ .

Запишем эти уравнения в матричном виде:

$$(7) \quad A_i x_i = U_i,$$

где  $A_i \in \mathbb{R}^{k \times 2}$  – матрица коэффициентов вида  $a_1, a_2$ , а  $U_i \in \mathbb{R}^k$  – вектор из элементов вида  $u_{lj}$ .

Заметим, что оценивание расположения двух разных сенсоров производится независимо, т.е. возможно ускорение алгоритма путем параллелизации вычислений.

Обозначим через  $\tau_i = \{(j, l)\}$  подмножество множества сенсоров, состоящее из пробных пар  $(j, l)$ , выбранных для сенсора  $i$

так, как описано выше, т.е. случайно равномерно на множестве  $\{1, \dots, n\} \setminus i$ . На этом множестве введем функционал среднего риска (качества) для сенсора  $i$ :

$$(8) \quad F_i(x_i) = \mathbb{E} \|A_i x_i - U_i\|^2,$$

где  $\mathbb{E}$  – значок математического ожидания, которое берется по всем парам и всем помехам.

Рассмотрим случайную выборку  $\hat{\tau}_i \subset \tau_i$  и составим эмпирический функционал:

$$(9) \quad \hat{F}_i(x_i) = \frac{1}{|\hat{\tau}_i|} \sum_{(j,l) \in \hat{\tau}_i} \|A_i x_i - U_i\|^2,$$

где  $|\hat{\tau}_i|$  – мощность множества  $\hat{\tau}_i$ , усреднение производится по выбранному набору пар и по реализовавшимся помехам. Результат минимизации функционала (9) по переменным  $x_{i1}, x_{i2}$  принимаем за оценку координат сенсора  $i$  на шаге  $(s + 1)$ :

$$x_i^{s+1} = \operatorname{argmin} \hat{F}_i(x_i).$$

Величина  $k$  – количество пар пробных сенсоров – является параметром алгоритма, и при численном тестировании будут использоваться ее различные значения, а описанную выше процедуру оценивания координат будем называть триангуляцией.

Суммирование в (9) происходит по элементам  $\hat{\tau}_i$ , которые по определению независимы, случайно и одинаково распределены. Покажем, что для любого набора  $\{(j, l)\}$  выражения  $\|A_i x_i - U_i\|^2$  ограничены.

Обозначим через  $f_t(x_i) = \|A_i x_i - U_i\|^2$  невязку для какой-то одной пробной пары сенсоров. Пусть  $x_i^*$  минимизирует  $f_t$  и  $f_t^* = f_t(x_i^*)$ . Тогда  $f_t(\vec{0}) \geq f_t^*$ , где  $\vec{0}$  – нулевой вектор. Так как  $f_t(\vec{0}) = \|U_i\|^2 < \infty$ . Таким образом, величина  $f_t$  может быть ограничена сверху квадратом нормы правой части уравнения (7).

Тогда в соответствии с законом больших чисел имеем

$$\lim_{|\hat{\tau}_i| \rightarrow \infty} \hat{F}_i \rightarrow F_i$$

с вероятностью 1 и в среднеквадратичном.

### 3.2. Оценивание задержек

Для оценивания задержек зафиксируем координаты сенсоров  $x$  и воспользуемся уравнением (3):

$$(10) \quad (x_{i1} - x_{j1})^2 + (x_{i2} - x_{j2})^2 = (ct_{ij})^2.$$

Зная оценки  $x^{s+1}$  координат сенсоров и используя выражение (1), получаем:

$$(11) \quad t_{ij}^{s+1} = \frac{1}{c} \sqrt{(x_{i1}^{s+1} - x_{j1}^{s+1})^2 + (x_{i2}^{s+1} - x_{j2}^{s+1})^2}.$$

Просуммируем уравнения (1) по  $i$  для каждого  $j$ , получим  $n$  линейных уравнений относительно  $2n$  переменных  $e_i, r_i$ :

$$(12) \quad \sum_{i=1}^n e_i + nr_j = \sum_{i=1}^n (m_{ij} - t_{ij}^{s+1}); \quad j = 1, \dots, n.$$

Аналогично, просуммировав (1) по  $j$  для каждого  $i$ , получим еще  $n$  линейных уравнений относительно переменных  $e_i, r_i$ :

$$(13) \quad ne_i + \sum_{j=1}^n r_j = \sum_{j=1}^n (m_{ij} - t_{ij}^{s+1}); \quad i = 1, \dots, n.$$

Таким образом, получаем  $2n$  линейных уравнений относительно  $2n$  переменных  $e_i, r_i$ . Удобным свойством этой системы уравнений является то, что коэффициенты в левой части фиксированы при любой оценке правой части. Это означает, что она останется неизменной на всех итерациях алгоритма, что позволяет вычислить её единожды. Для решения системы линейных уравнений потребуется лишь вычисление правых частей и умножение на заранее полученную матрицу, что значительно ускоряет процесс.

Перепишем систему уравнений в следующем виде:

$$(14) \quad B \begin{pmatrix} e \\ r \end{pmatrix} = v^{s+1}.$$

Здесь

$$B = \begin{pmatrix} \mathbf{1}_{n \times n} & nI_{n \times n} \\ nI_{n \times n} & \mathbf{1}_{n \times n} \end{pmatrix} \in \mathbb{R}^{2n \times 2n}$$

– матрица коэффициентов в левых частях уравнений (12), (13), а через  $\mathbf{1}_{n \times n} \in \mathbb{R}^{n \times n}$  и  $I_{n \times n} \in \mathbb{R}^{n \times n}$  обозначены матрица из единиц и единичная матрица соответственно;  $e = (e_1, \dots, e_n)^\top$



и  $r = (r_1, \dots, r_n)^\top$  – переменные, а  $v^{s+1} \in \mathbb{R}^{2n}$  – вектор правых частей уравнений (12, 13).

Значения переменных  $e, r$ , удовлетворяющие соотношению (14) (т.е. уравнениям (12), (13)), естественно принять за новые оценки  $e^{s+1}$  и  $r^{s+1}$  запаздываний. Нетрудно видеть, что матрица  $B$  вырождена: нулевому собственному значению отвечает нормализованный собственный вектор вида

$$p = t/\|t\|; \quad t = \underbrace{(1, \dots, 1)}_n, \underbrace{(-1, \dots, -1)}_n)^\top,$$

поэтому за оценку запаздываний, получаемую на шаге  $(s + 1)$  принимаем

$$\begin{pmatrix} e^{s+1} \\ r^{s+1} \end{pmatrix} = B^+ v^{s+1},$$

где  $B^+$  – матрица, псевдообратная к  $B$ .

## 4. Моделирование

### 4.1. Тестовые данные

Для численного моделирования была разработана система генерирования тестовых данных, которая позволяет моделировать неточные (неидеальные, не равномерные на окружности) координаты датчиков с любой заранее известной помехой. Также генерируются задержки передачи и приема ультразвукового сигнала. В типичном ультразвуковом томографе используется четырехсекторное кольцо сенсоров, расстояние между секторами заранее определено, что учитывается при моделировании.

Результатом работы системы моделирования являются:  $x_{ij}$  – «неидеальные» координаты сенсоров,  $r_i, e_i$  – дискретные задержки приема и передачи сенсоров с известным шумом.

Далее эти данные используются для апробации алгоритмов и проверки качества его работы по выбранным метрикам.

Ниже приведен пример генерирования координат  $n = 32$  сенсоров, разбитых на четыре сектора на кольце. Такое количество сенсоров выбрано для наглядности рисунка, все чис-

ленные эксперименты были проведены для  $n = 2048$  сенсоров. Расстояния между секторами полагались равными двум расстояниям между соседними датчиками одного сектора. Радиус кольца принят равным единице. Идеальные координаты сенсоров возмущены непрерывно равномерно распределенным шумом  $\mathcal{U}[-0.01, 0.01]$  (см. рис. 2).

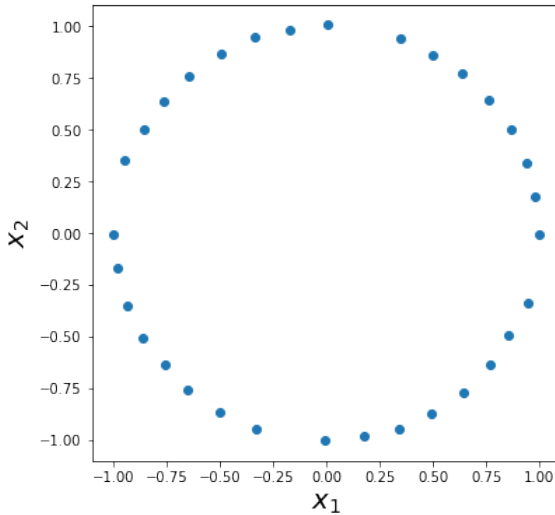


Рис. 2. Четыре сектора координат сенсоров с равномерно распределенной помехой

#### 4.2. Апробация алгоритма

Для рассматриваемой задачи была проведена апробация алгоритма с учетом разных входных параметров: количества сенсоров, участвующих в алгоритме, а также разных типов шумов.

Для тестирования был сгенерирован набор из  $n = 2048$  сенсоров. Для расположения сенсоров и для помех  $\delta$  в экспериментах были рассмотрены два типа шума: равномерно распределенный на  $[-0,01; 0,01]$  и усеченный гауссовский на  $[-7, 7]$  с нулевым средним и дисперсией  $\sigma = 2$ . Для большей наглядности были приведены результаты в виде линейной комбинации оши-

бок для задержек и координат датчиков, которые были масштабированы для приведения к одним порядкам величин. Искусственно сгенерированные данные, использовавшиеся при тестировании, представляются близкими по природе к реальным данным. Так, равномерное распределение (ошибки в координатах сенсоров) с малой дисперсией и нулевым средним до определенной степени соответствует практике, характеризуя мелкие неточности производственного процесса изготовления прибора. Шум, добавляемый в задержку при передаче и приёме сигналов, был подобран на основе эмпирических данных, полученных с существующего оборудования.

В экспериментах рассматривались значения  $k = 16, 32, 64, 128, 256, 512, 1024$ ; набор из  $k = 1024$  пар отвечает использованию всех возможных пробных пар сенсоров.

## 5. Результаты

Для заданных параметров были получены результаты калибровки координат, представленные на графике (см. рис. 3) при равномерно распределенном шуме.

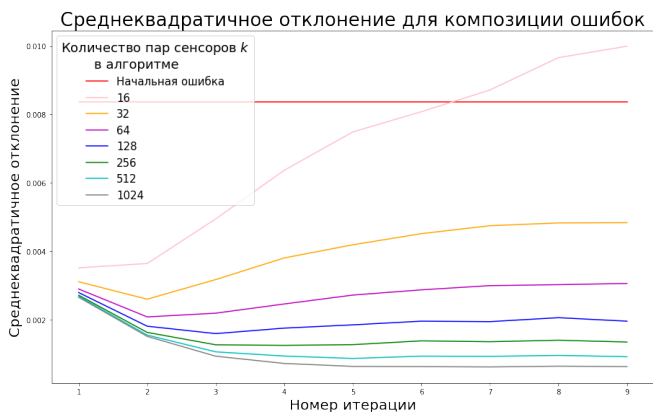


Рис. 3. Зависимость суммы ошибок от количества итераций алгоритма при равномерном распределении всех шумов

Как указано выше, для оценки ошибки было принято суммарное среднеквадратическое отклонение по задержкам  $e$ ,  $r$  и координатам  $x$ . График отражает зависимость ошибки от количества итераций алгоритма.

Аналогичный график для нормального распределения представлен на графике (см. рис. 4).

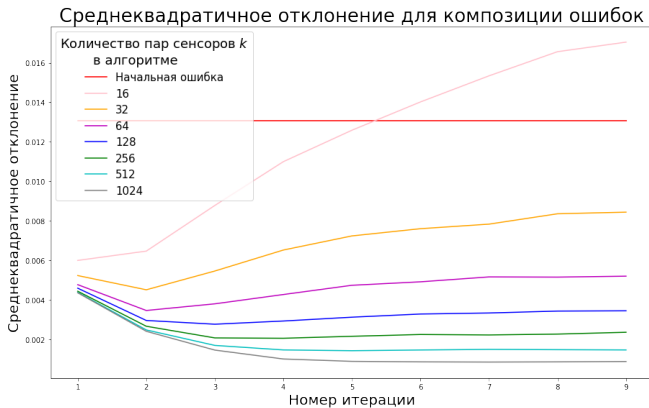


Рис. 4. Зависимость суммы ошибок от количества итераций алгоритма при нормальном распределении всех шумов

## 6. Выводы и направления дальнейших исследований

Алгоритм показал уменьшение ошибки местоположения датчиков и задержек относительно неоткалиброванных данных. Видно, что алгоритм зависит от выбора параметра  $k$ , при малых значениях которого оптимизационная задача расходится, – предположительно из-за накапливающейся ошибки при вычислениях с плавающей точкой.

Дальнейшее направление работы заключается в разработке гибридных алгоритмов калибровки, основанных на представленном в этой работе алгоритме. Планируется использование элементов подходов, описанных в работах [2, 3, 7], которые позволяют работать с накапливающейся ошибкой и, вероятно, при-

дадут новым синтезированным алгоритмам свойства робастности. Кроме того, упомянутые методы имеют ряд параметров, выбор которых для рассматриваемой задачи калибровки может быть критичен, и этот правильный выбор предполагается осуществить в дальнейших исследованиях. Применение теоретически обоснованных методов с доказанной сходимостью к конкретной задаче, имеющей практическое происхождение, представляет собой нетривиальную задачу. Наконец, предполагается апробация алгоритма на реальных данных, характер шумов в которых может быть отличным от принятых в настоящей работе.

### Литература

1. ГРАНИЧИН О.Н., ЩЕРБАКОВ П.С. *Об одном подходе к решению задачи о калибровке большого массива ультразвуковых датчиков* // В Сб. материалов XIV Всероссийского совещания по проблемам управления (ВСПУ-2024), Россия, Москва, ИПУ РАН, 17–20 июня 2024. – 2024.
2. CAMPI M., GARATTI S. *Compression, generalization and learning* // Journal of Machine Learning Research. – 2023. – Vol. 24, No. 339. – P. 1–74.
3. CSÁJI B.C., CAMPI M.C., WEYER E. *Sign-perturbed sums: A new system identification approach for constructing exact non-asymptotic confidence regions in linear regression models* // IEEE Trans. on Signal Processing. – 2014. – Vol. 63, No. 1. – P. 169–181.
4. DURIC N., LITTRUP P., POULO L. et al. *Detection of breast cancer with ultrasound tomography: First results with the Computed Ultrasound Risk Evaluation (CURE) prototype* // Medical physics. – 2007. – Vol. 34, No. 2. – P. 773–785.
5. EROFEEVA V., GALYAMINA V., GRANICHIN O. et al. *Detection of specific areas and densities for ultrasound tomography* // Cybernetics and Physics. – 2019. – Vol. 8, No. 3. – P. 121–127.

6. FANG X., WU Y., SONG J. et al. *Zone-shrinking Fresnel zone travel-time tomography for sound speed reconstruction in breast USCT* // Sensors. – 2020. – Vol. 20, No. 19. – P. 5563.
7. GRANICHIN O., EROFEEVA V., IVANSKIY Y. et al. *Simultaneous perturbation stochastic approximation-based consensus for tracking under unknown-but-bounded disturbances* // IEEE Trans. on Automatic Control. – 2021. – Vol. 66, No. 8. – P. 3710–3717.
8. GRANICHIN O., SCHERBAKOV P., MING Y. *A Calibration algorithm for a large circular array of ultrasound transducers* // Proc. of the Int. Workshop on Medical Ultrasound Tomography (MUST), 10-12 June 2024, Amsterdam, Netherlands. – 2024.
9. GRÖHL J., SCHELLENBERG M., DREHER K. et al. *Deep learning for biomedical photoacoustic imaging: A review* // Photoacoustics. – 2021. – Vol. 22. – P. 100241.
10. JOVANOVIĆ I. *Inverse problems in acoustic tomography: theory and applications*. – Suisse: EPFL, 2008. – 139 c.
11. LENOX M.W., WISKIN J., LEWIS M. et al. *Imaging performance of quantitative transmission ultrasound* // Journal of Biomedical Imaging. – 2015. – Vol. 2015. – P. 773–785.
12. LIN L., ZHANG Y., HU P. et al. *High-speed three-dimensional photoacoustic computed tomography for preclinical research and clinical translation* // Nature communications. – 2021. – Vol. 12. – P. 882.
13. RAHAMAN J., PRAKASH R., RANJBARAN M. et al. *Transducer misplacement compensation for in-lab-made 3D photoacoustic tomography systems using nature-inspired algorithms* // Photons Plus Ultrasound: Imaging and Sensing. – 2023. – Vol. 12379. – P. 123790W.
14. RAJENDRAN P., PRAMANIK M. *Deep-learning-based multi-transducer photoacoustic tomography imaging without radius calibration* // Optics Letters. – 2023. – Vol. 46, No. 18. – P. 4510–4513.
15. ROY O., JOVANOVIĆ I., DURIC N. et al. *Robust array calibration using time delays with application to*

- ultrasound tomography* // Medical Imaging: Ultrasonic Imaging, Tomography, and Therapy. – 2011. – Vol. 7968. – P. 46–56.
16. RUITER N.V., ZAPF M., HOPP T. et al. *3D ultrasound computer tomography of the breast: A new era?* // European Journal of Radiology. – 2012. – Vol. 81. – P. S133–S134.
  17. SASTRY K., ZHANG Y., HU P. et al. *A method for the geometric calibration of ultrasound transducer arrays with arbitrary geometries* // Photoacoustics. – 2023. – Vol. 32. – P. 100520.
  18. SONG J., WANG S., ZHOU L. et al. *A prototype system for ultrasound computer tomography with ring array* // 2nd IET Int. Conf. on Biomedical Image and Signal Processing (ICBISP-2017). – 2017. – P. 1–4.
  19. SONG J., ZHANG Q., ZHOU L. et al. *Design and implementation of a modular and scalable research platform for ultrasound computed tomography* // IEEE Trans. on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control. – 2021. – Vol. 69, No. 1. – P. 62–72.
  20. WANG S., ZENG L., SONG J. et al. *Variational mode decomposition for ultrasound computed tomography* // Medical Imaging: Ultrasonic Imaging and Tomography. – 2020. – Vol. 11319, No. 19. – P. 140–145.

## **CALIBRATION OF A LARGE ARRAY OF ULTRASOUND SENSORS**

**Oleg Granichin**, Saint Petersburg State University, Saint Petersburg, Doctor of Science, professor (oleg\_granichin@mail.ru).

**Olga Granichina**, Russian State Pedagogical University in the name of A. I. Herzen, Saint Petersburg, Doctor of Science, professor (olga\_granichina@mail.ru).

**Stepan Trofimov**, Saint Petersburg State University, Saint Petersburg, Ph.D. student (steve.trofimov@gmail.com).

**Pavel Shcherbakov**, V.A. Trapeznikov Institute of Control Sciences,

RAS, Moscow; Moscow Institute of Physics and Technology,  
Dolgoprudny, Doctor of Science, (cavour118@mail.ru).

*Abstract: The paper presents a method for calibration of planar circular arrays of sensors used in ultrasound tomography, which enables the estimation of sensor coordinates and signal reception/transmission delays. The method uses an ultrasound wave propagation model and is based on the triangulation approach to identify the model parameters. At each iteration of the method, the estimates of coordinates and delays are recalculated separately from each other by solving systems of linear equations of low dimensionality. Simulation over synthetic data demonstrated high efficiency and accuracy of the approach: It is noise-resistant and is capable of operating in diverse conditions, including non-ideal model of ultrasound wave propagation. The proposed approach can be easily scaled to calibrate devices with large number of sensors, which makes it relevant to correct industrial practical implementation. This method can significantly improve the accuracy of ultrasound imaging results, making it a valuable tool for a variety of applications, such as medical diagnostics, robotics, etc.*

Keywords: ultrasound tomography, planar circular array of sensors, identification of the model parameters, triangulation, large-scale systems.

УДК 519.7  
ББК 22.18

*Статья представлена к публикации  
членом редакционной коллегии В.А. Уткиным.*

*Поступила в редакцию 06.06.2024.  
Дата опубликования 30.11.2024.*