

ЗАДАЧА УПРАВЛЕНИЯ СЕНСОРНОЙ СЕТЬЮ НА ОСНОВЕ РАНДОМИЗИРОВАННОГО И МНОГОАГЕНТНОГО ПОДХОДОВ И ЕЕ ПРИЛОЖЕНИЯ*

Сергеенко А. Н.¹, аспирантка, ✉ a.sergeenko@spbu.ru, orcid.org/0000-0002-9782-7375

Граничин О. Н.¹, доктор физико-математических наук, o.granichin@spbu.ru,
orcid.org/0000-0002-3631-7347

¹ Санкт-Петербургский государственный университет,
Университетская наб., д. 7-9-11, лит. Ж, 199034, Санкт-Петербург, Россия

Аннотация

Отслеживание нескольких целей — это классическая задача обработки сигналов, которая возникает во многих приложениях, например в управлении воздушным, морским и дорожным движением. Сети автономных датчиков служат желательными платформами для многоцелевого отслеживания ввиду их избыточности и реконфигурируемости. Однако сетевая реализация делает невозможным использование классических централизованных подходов к фильтрации, поскольку каждый датчик имеет ограниченные вычислительные возможности и ограниченный доступ к измерениям других датчиков. Помимо топологических ограничений (каждый датчик может взаимодействовать только с несколькими соседними узлами сети), связь между датчиками может быть ограничена, например, из-за ограниченной пропускной способности каналов связи, задержки и искажения данных.

В этой статье предлагается новый алгоритм для распределенного отслеживания нескольких целей в сенсорной сети, который является совмещением алгоритма SPSSA и протокола локального голосования. Проводится консолидация алгоритма в условиях неизвестных, но ограниченных помех, оптимизация размера шага алгоритма и моделирование, подтверждающее работоспособность алгоритма. Также описаны возможные приложения для алгоритма.

Ключевые слова: *многоагентная оптимизация, рандомизированные алгоритмы, существенные неопределенности.*

Цитирование: Сергеенко А. Н., Граничин О. Н. Задача управления сенсорной сетью на основе рандомизированного и многоагентного подходов и ее приложения // Компьютерные инструменты в образовании. 2022. № 3. С. 94–107. doi: 10.32603/2071-2340-2022-3-94-107

1. ВВЕДЕНИЕ

Задача отслеживания (трекинг) нескольких целей — это классическая задача из области обработки сигналов. Она возникает во многих приложениях, например в управлении

* Исследование проводится при поддержке гранта РФФИ №20-01-00619-а.

морским или воздушным движением. В этой задаче сенсоры следят и собирают данные для определения точного местоположения целей в режиме реального времени.

Кроме помех измерений при рассмотрении сети сенсоров, добавляются помехи при коммуникации — как в канале, так и при дискретизации при квантовании. В литературе, как правило, рассматриваются помехи, обладающие некоторыми известными нормальными статистическими свойствами [1–3]. Трекинг значительно усложняется при рассмотрении произвольных внешних по отношению к системе неопределенностей, например при ограниченных, но в остальном неизвестных [4]. В связи с этим наибольший интерес представляют исследования в области стохастической оптимизации, направленные на уменьшение необходимых для работоспособности алгоритмов оптимизации априорных знаний относительно неопределенностей в задаче [5]. Для снижения негативного влияния помех активно используются рандомизированные алгоритмы, в которых действия при принятии какого-либо решения основываются на внесении рандомизации (случайности) [6].

Одним из таких алгоритмов является рандомизированный алгоритм стохастической оптимизации [7–9], который в англоязычной литературе называется Simultaneous Perturbation Stochastic Approximation (SPSA) [10]. Его важная отличительная характеристика — способность решать оптимизационные проблемы при наличии неизвестных, но ограниченных помех и изменяющихся во времени параметров системы. Эти неопределенности могут быть неслучайными, и, даже если они случайны, их статистические характеристики знать необязательно [11].

Сети автономных датчиков широко используются для отслеживания нескольких целей из-за того, что они могут легко реконфигурироваться, а именно перемещаться, вращаться и менять каналы связи, по которым датчики передают данные друг другу и в общий узел сети [12]. Сетевая реализация, однако, делает затруднительным использование классических централизованных подходов к оцениванию параметров динамических систем и отслеживанию их изменений, поскольку каждый датчик имеет ограниченные вычислительные возможности и лимитированный доступ к измерениям других датчиков. Помимо топологических ограничений (каждый датчик может взаимодействовать лишь с несколькими соседними узлами сети), связь между датчиками может быть ограничена, например, из-за ограниченной пропускной способности каналов связи, задержек и ошибок.

Благодаря развитию информационных технологий все больший интерес сейчас представляют распределенные вычисления, которые являются более надежными и устойчивыми по сравнению с централизованными вычислениями [13]. Одним из протоколов распределения задач между узлами сети является протокол локального голосования [14–16].

Протокол локального голосования — это алгоритм взаимодействия, согласно которому задачи, поступающие на узлы сети, могут быть равномерно перераспределены между всеми узлами сети за счет их общения (обмена данными между соседями). Применение такого протокола к задаче трекинга позволяет уменьшить нагрузку на центр обработки данных, собирающий их со всех сенсоров о всех целях, так как все вычисления будут производиться локально.

В этой работе приводится алгоритм, который является совмещением алгоритма SPSA и протокола локального голосования (LVP), благодаря чему становится возможным решить задачу трекинга нескольких целей распределенной сетью сенсоров в реальном времени при условии неизвестных, но ограниченных помех.

2. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

Рассмотрим систему, состоящую из распределенной сети из n измерителей (сенсоров). Сенсоры независимо друг от друга измеряют параметры m целей (объектов слежения). Сенсоры и цели предполагаются размещенными в d -мерном пространстве (например, $d = 2$ — на плоскости, $d = 3$ — на поверхности или под водой). Введем обозначения: $\mathcal{N} = \{1, 2, \dots, n\}$ — множество всех сенсоров, $\mathbf{s}_t^i = [s_t^{i,1}, \dots, s_t^{i,d}]^T \in \mathbb{R}^d$ — вектор координат сенсора $i, i \in \mathcal{N}$, в момент времени t , $\mathcal{M} = \{1, 2, \dots, m\}$ — множество всех целей, $\mathbf{r}_t^l = [r_t^{l,1}, \dots, r_t^{l,d}]^T \in \mathbb{R}^d$ — вектор координат цели $l, l \in \mathcal{M}$, в момент времени t , $\theta_t = \text{col}\{\mathbf{r}_t^1, \dots, \mathbf{r}_t^m\}$ — общий вектор состояния всех целей в момент времени t . В каждый момент времени t сенсор i измеряет расстояние до произвольной цели. Задача всей системы состоит в формировании оценок местоположения состояния целей $\hat{\theta}_t$, наиболее близких к истинному состоянию целей θ_t .

Централизованные алгоритмы обычно требуют, чтобы распределенная сеть агентов передавала все собранные данные в центр обработки для оценки неизвестного вектора θ_t что не является эффективным способом решения задачи (рис. 1).

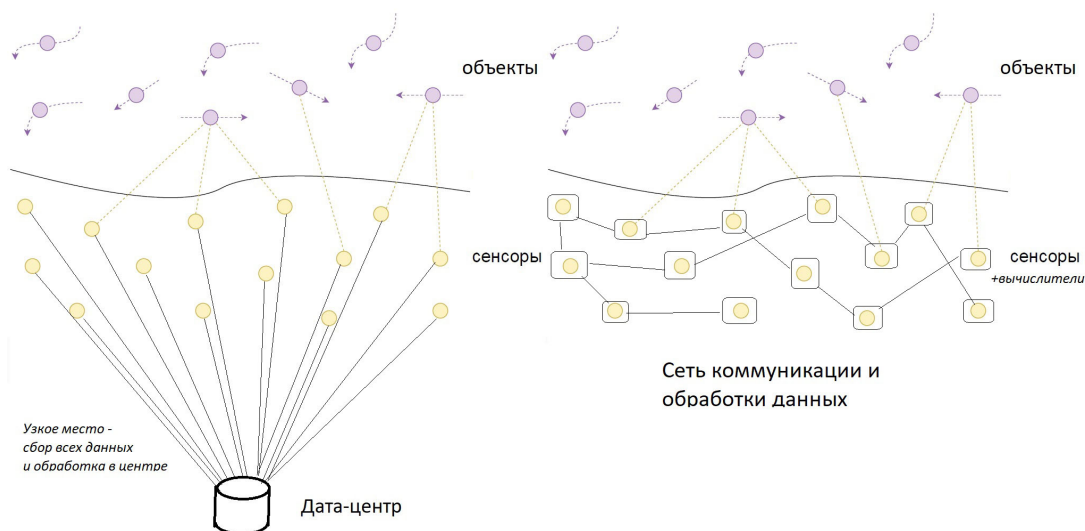


Рис. 1. Централизованный (слева) и распределенный (справа) способ решения задачи трекинга нескольких целей.

Более того, во многих практических ситуациях агенты могут иметь возможность обмениваться информацией только локально со своими соседями. Множество практических причин приводит к постановке задачи с ограничениями на топологию сети и на вычислительные мощности (рис. 2).

Предположим, что заданы следующие *топологические ограничения*: каждый датчик $i \in \mathcal{N}$ в каждый момент времени t способен измерять с шумом квадрат расстояния до одной цели и собирать данные только от p соседей, где p — заранее заданное значение. На практике из-за определенных ограничений количество возможных каналов связи обычно меньше или равно размерности пространства ($p \leq d$). В случае отсутствия помех и $p = d$ можно использовать стандартные подходы для определения положения цели. Однако если необходимо вычислить положения всех m целей, то нужно одновременно собрать $m(d - 1)$ данных, что на практике часто невозможно.

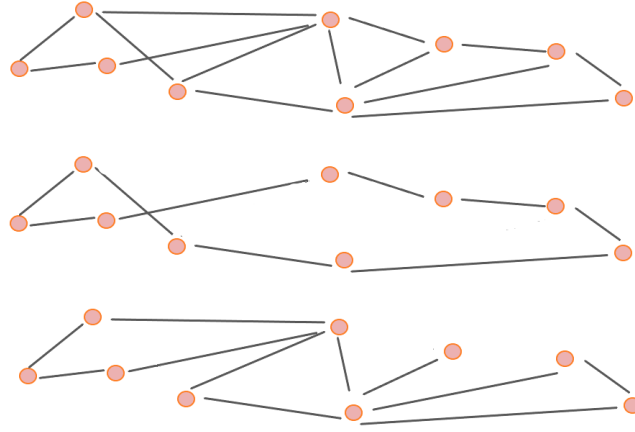


Рис. 2. Примеры распределенной сети сенсоров, в которой они могут обмениваться данными со своими соседями.

Предположим, что в момент времени t датчик i способен измерить квадрат расстояния

$$\rho(\mathbf{s}_t^i, \mathbf{r}_t^l) = \|\mathbf{r}_t^l - \mathbf{s}_t^i\|^2 = \sum_{d'=1}^d (r_t^{l,d'} - s_t^{i,d'})^2$$

до движущейся цели \mathbf{r}_t^l . Пусть датчик i получает аналогичные данные от p других датчиков $j_1, \dots, j_p \in \mathcal{N}^i$, являющихся его соседями, о состоянии \mathbf{r}_t^l . Для каждого такого столбца $\mathbf{u} = \text{col}\{i, j_1, \dots, j_p, l\}$ из $(p+2)$ натуральных чисел обозначим $\bar{\rho}_t^q(\mathbf{u}) = \rho(\mathbf{s}_t^i, \mathbf{r}_t^{l(\mathbf{u})}) - \rho(\mathbf{s}_t^{j_q}, \mathbf{r}_t^{l(\mathbf{u})})$, $q = 1, \dots, p$. Здесь и далее $l(\mathbf{u})$ — отображение, определяющее последнюю компоненту \mathbf{u} . В этом случае, используя формулу разности квадратов, можно получить p -уравнений

$$\bar{\rho}_t^q(\mathbf{u}) = \sum_{d'=1}^d (s_t^{j_q, d'} - s_t^{i, d'}) (2r_t^{l(\mathbf{u}), d'} - s_t^{j_q, d'} - s_t^{i, d'}),$$

$q = 1, \dots, p$, которые позволяют вывести

$$\begin{aligned} C_t^{\mathbf{u}} \mathbf{r}_t^{l(\mathbf{u})} = D_t^{\mathbf{u}} &\Rightarrow C_t^{\mathbf{u}^T} C_t^{\mathbf{u}} \mathbf{r}_t^{l(\mathbf{u})} = C_t^{\mathbf{u}^T} D_t^{\mathbf{u}} \Rightarrow \\ I_t^{\mathbf{u}} \mathbf{r}_t^{l(\mathbf{u})} &= H_t^{\mathbf{u}}, \end{aligned} \quad (1)$$

где $I_t^{\mathbf{u}} = [C_t^{\mathbf{u}^T} C_t^{\mathbf{u}}]' C_t^{\mathbf{u}^T} C_t^{\mathbf{u}}$, $H_t^{\mathbf{u}} = [C_t^{\mathbf{u}^T} C_t^{\mathbf{u}}]' C_t^{\mathbf{u}^T} D_t^{\mathbf{u}}$,

$$C_t^{\mathbf{u}} = 2 \begin{bmatrix} (\mathbf{s}_t^{j_1} - \mathbf{s}_t^i)^T \\ \dots \\ (\mathbf{s}_t^{j_p} - \mathbf{s}_t^i)^T \end{bmatrix}, D_t^{\mathbf{u}} = \begin{bmatrix} \bar{\rho}_t^1(\mathbf{u}) + \|\mathbf{s}_t^{j_1}\|^2 - \|\mathbf{s}_t^i\|^2 \\ \dots \\ \bar{\rho}_t^p(\mathbf{u}) + \|\mathbf{s}_t^{j_p}\|^2 - \|\mathbf{s}_t^i\|^2 \end{bmatrix}.$$

Введем U^i как множество всех векторов \mathbf{u} с первым элементом i и $|U^i|$ как количество элементов в U^i . Для всех $\mathbf{u} \in \cup_{i \in U^i}$ необходимо найти такие оценки $\hat{\mathbf{r}}_t^{l(\mathbf{u})}$ целей $l(\mathbf{u})$, что

$$\hat{\mathbf{r}}_t^{l(\mathbf{u})} = \text{argmin} f_t(\mathbf{u}, \hat{\mathbf{r}}_t^{l(\mathbf{u})}), f_t(\mathbf{u}, \mathbf{r}) = \|\mathbf{I}_t^{\mathbf{u}} \mathbf{r} - H_t^{\mathbf{u}}\|^2. \quad (2)$$

Предположим, что сенсор $i \in \mathcal{N}$ в момент времени t для выбранных оценок $\hat{\mathbf{r}}_t^{l(\mathbf{u}_i^j)}$ получает наблюдения остатков

$$y_t^i = f_t(\mathbf{u}_t^i, \hat{\mathbf{r}}_t^{l(\mathbf{u}_t^i)}) + v_t^i \quad (3)$$

с неизвестными, но ограниченными помехами v_t^i .

Пусть (Ω, \mathcal{F}, P) — базовое вероятностное пространство, соответствующее выборочно-му пространству Ω с σ -алгеброй всех событий \mathcal{F} и вероятностной мерой P , а \mathbb{E} — математическое ожидание. Обозначим через \mathcal{F}_t σ -алгебру всех вероятностных событий, произошедших до момента времени $t = 1, 2, \dots$, $\mathbb{E}_{\mathcal{F}_t}$ — условное математическое ожидание относительно σ -алгебры \mathcal{F}_t . Математически, эта σ -алгебра порождается значениями всех случайных функций (положения цели, помехи, смены графа смежности) в моменты времени $\tau = \{1, 2, \dots, t\}$.

Задача отслеживания целей сетью сенсоров может быть сформулирована в виде следующей задачи минимизации: в каждый момент времени t необходимо найти общую оценку $\hat{\theta}_t = \text{col}\{\hat{\mathbf{r}}_t^1, \dots, \hat{\mathbf{r}}_t^m\}$, которая минимизирует функцию потерь

$$\begin{aligned} \hat{\theta}_t &= \text{argmin} \bar{F}_t(\hat{\theta}_t), \\ \bar{F}_t(\hat{\theta}_t) &= \sum_{i \in \mathcal{N}} \bar{f}_t^i(\hat{\theta}_t) = \sum_{i \in \mathcal{N}} \mathbb{E}_{\mathcal{F}_{t-1}} f_t(\mathbf{u}_t^i, \hat{\mathbf{r}}_t^{l(\mathbf{u}_t^i)}). \end{aligned} \quad (4)$$

3. РАСПРЕДЕЛЕННЫЙ АЛГОРИТМ СТОХАСТИЧЕСКОЙ ОПТИМИЗАЦИИ

Обычно каждый датчик может получать данные от множества других датчиков. Однако если датчиков много, то становится невозможной их связь друг с другом в каждый момент времени из-за ограничения на количество каналов связи (коммуникационных ограничений). В этом случае предлагается выбирать каналы связи между датчиками случайным образом. Более формально, чтобы удовлетворить топологическим ограничениям с максимально допустимым количеством ссылок p для каждого датчика, топологический граф рандомизируется \mathcal{G}_A в каждый момент времени t следующим образом. Для этого используется случайно выбранный подграф $\mathcal{G}_B, \subset \mathcal{G}_A$ с матрицей смежности $B_t = [b_t^{i,j}]$, строки которого содержат не более p ненулевых элементов. Далее предлагается случайным образом независимо и равномерно выбрать по одному элементу \mathbf{u}_t^i из U_t^i для каждого сенсора (агента) $i \in \mathcal{N}$ (как в протоколе сплетен [17]). Фактически, топологический граф \mathcal{G}_A рандомизируется так же, как в [13].

Пусть \mathbf{u}_k^i и Δ_k^i , $k = 1, 2, \dots$, $i \in \mathcal{N}$ — наблюдаемые последовательности независимых случайных векторов из \mathbb{N}^{d+2} и из \mathbb{R}^d . Δ_k^i имеет распределение Бернулли, в котором каждый компонент независимо принимает значения $\pm \frac{1}{\sqrt{d}}$ с вероятностью $\frac{1}{2}$. Введем $\hat{\Delta}_k^i = \mathbf{e}_l(\mathbf{u}_k^i) \otimes \Delta_k^i$. В этом случае $\hat{\Delta}_k^i$ — это вектор со всеми нулями, кроме одной строки, которая соответствует \mathbf{u}_k^i . $\hat{\Delta}_k^i$ обычно называют *одновременным пробным возмущением*. Последовательность назначений \mathbf{u}_k^i имеет равномерное распределение по заранее заданным наборам показателей, которые определяются матрицей B_{2k} и доступностью сенсору i для наблюдения за целью l . Возьмем фиксированные неслучайные начальные векторы $\hat{\theta}_0^i \in \mathbb{R}^{md}$, $i \in \mathcal{N}$, положительный размер шага α , коэффициент усиления γ и выберем масштаб возмущения $\beta > 0$.

Рассмотрим алгоритм¹ с двумя наблюдениями распределенных подфункций $\bar{f}_t^i(\hat{\theta}_t)$ для каждого агента $i \in \mathcal{N}$ для построения последовательностей точек наблюдения $\{\mathbf{x}_t^i\}$

¹На прототип системы, реализующий алгоритм, получено свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ №2022611354 “Прототип системы для отслеживания целей множеством сенсоров в условиях неизвестных, но ограниченных помех” от 24.01.2022.

и оценок $\{\hat{\theta}_t^i\}$ общего вектора состояния всех целей:

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{2k}^i = \hat{\theta}_{2k-2}^i + \beta \hat{\Delta}_k^i, & \mathbf{x}_{2k-1}^i = \hat{\theta}_{2k-2}^i - \beta \hat{\Delta}_k^i, \\ \hat{\theta}_{2k-1}^i = \hat{\theta}_{2k-2}^i, \\ \hat{\theta}_{2k}^i = \hat{\theta}_{2k-1}^i - \alpha \left[\hat{\Delta}_k^i \frac{y_{2k}^i - y_{2k-1}^i}{2\beta} + \right. \\ \left. \gamma \sum_{j \in \mathcal{N}_t^i} b_t^{i,j} (\hat{\theta}_{2k-1}^i - \hat{\theta}_{2k-1}^j) \right]. \end{cases} \quad (5)$$

Постановка задачи (4) говорит об одном минимизируемом общем векторе $\hat{\theta}_t$. Мы рассматриваем n параллельных последовательностей оценок. В следующем разделе мы приводим основной теоретический результат этой статьи о том, что все эти n последовательности сходятся к соседу истинного общего вектора θ_t всех целей.

Рассмотрим последнее уравнение алгоритма (5): первая часть аналогична SPSA из [18], а вторая совпадает с протоколом локального голосования (LVP) из [15], где он был изучен для стохастических сетей в контексте проблемы балансировки нагрузки. Часть SPSA представляет собой стохастический градиентный спуск подфункций $\hat{f}_t^i(\hat{\theta}_t)$, а часть LVP определяется для каждого агента i взвешенной суммой разностей между информацией о текущей оценке $\hat{\theta}_{2k-1}^i$ агента i и имеющейся информацией об оценках его соседей.

4. КОНСОЛИДАЦИЯ В УСЛОВИЯХ НЕОПРЕДЕЛЕННОСТЕЙ И ЗНАЧИТЕЛЬНЫХ ВНЕШНИХ ВОЗМУЩЕНИЙ

В этом разделе представлена теорема для сходимости оценок, сгенерированных алгоритмом (5).

Далее сформулированы предположения о перемещении целей, помехах и топологии сети.

Предположение 1: Обозначим разность $\xi_t^l = \mathbf{r}_t^l - \mathbf{r}_{t-1}^l$, $l \in \mathcal{M}$.

а) Норма изменения положения целей равномерно ограничена: $\forall l \in \mathcal{M} \|\xi_t^l\| \leq \delta < \infty$, или же $\mathbb{E}\|\xi_t^l\|^2 \leq \delta^2$ и $\mathbb{E}\|\xi_t^l\| \|\xi_{t-2}^l\| \leq \delta^2$, если последовательность $\{\xi_t^l\}$ случайна;

б) $\forall i, k \mathbb{E}\|Q_k^i\|^2 \leq \bar{q}\delta^2$, где $Q_k^i = H_{2k}^{\mathbf{u}^i} - H_{2k-1}^{\mathbf{u}^i}$.

Предположение 2: Для $k = 1, 2, \dots$, последовательные разности $\bar{v}_k^i = v_{2k}^i - v_{2k-1}^i$ помех наблюдения ограничены: $|\bar{v}_k^i| \leq c_v < \infty$ или $\mathbb{E}(\bar{v}_k^i)^2 \leq c_v^2$, если последовательность $\{\bar{v}_k^i\}$ случайна.

Предположение 3: Для любых $i, j \in \mathcal{N}$

а) векторы \mathbf{u}_k^i , Δ_k^i , $k = 1, 2, \dots$, $i \in \mathcal{N}$, взаимно независимы;

б) \mathbf{u}_k^i , Δ_k^i , ξ_{2k-1}^l , ξ_{2k}^l и \mathbf{s}_{2k-1}^i , \mathbf{s}_{2k}^i , (если они случайны) не зависят от σ -алгебры \mathcal{F}_{2k-2} ;

в) если ξ_{2k-1}^l , ξ_{2k}^l , \bar{v}_n^i случайны, то случайные векторы \mathbf{u}_k^i , Δ_k^i и элементы \mathbf{s}_{2k-1}^i , \mathbf{s}_{2k}^i , ξ_{2k-1}^l , ξ_{2k}^l , \bar{v}_n^i являются независимыми.

Предположение 4:

а) Для всех $i \in \mathcal{N}$, $j \in \mathcal{N}_t^i$ вес $b_t^{i,j}$ является независимой случайной величиной со средним значением (математическим ожиданием): $\mathbb{E}b_t^{i,j} = b_{av}^{i,j}$ и ограниченной дисперсией: $\mathbb{E}\|\mathcal{L}(B_t) - \mathcal{L}(B_{av})\|^2 \leq \sigma_B^2$, где $B_{av} = [b_{av}^{i,j}]$.

б) Граф $\mathcal{G}_{B_{av}}$ сильно связан.

Для анализа качества оценок введем следующее определение.

Определение. Последовательность оценок $\{\bar{\theta}_{2k}\}$ имеет асимптотически эффективную верхнюю границу $\bar{L} > 0$ среднеквадратичной ошибки трекинга, если $\forall \varepsilon > 0 \exists \bar{k}$ такое, что $\forall k > \bar{k}$

$$\sqrt{\mathbb{E}\|\bar{\theta}_{2k} - \mathbf{1}_n \otimes \theta_{2k}\|^2} \leq \bar{L} + \varepsilon.$$

Для формулировки основного результата необходимо ввести следующие обозначения и определения констант относительно предположений 1–4. Обозначим $\bar{\mathcal{L}} = \mathcal{L}(B_{av})$, $\bar{\lambda}_2 = \text{Re}(\lambda_2(\bar{\mathcal{L}}))$, $\bar{\lambda}_{\max} = \lambda_{\max}^{\frac{1}{2}}(\bar{\mathcal{L}}^T \bar{\mathcal{L}})$, $\mathbb{E} \text{diag}\{\dots, I_t^{u_i}, \dots\} = I_{av}$, $\Lambda_{\max} = \lambda_{\max}(I_{av})$, $\Lambda_{\min} = \begin{cases} 1/\lambda_{\min}(I_{av}), & \text{if } \lambda_{\min}(I_{av}) > 0, \\ 0, & \text{or,} \end{cases}$,

$$c_1 = 2\gamma\bar{\lambda}_2 + 4\Lambda_{\min},$$

$$c_2 = \gamma^2(\bar{\lambda}_{\max}^2 + \sigma_B^2) + 4 + 4\gamma\bar{\lambda}_{\max}\Lambda_{\max} + \frac{2\bar{q}\delta^2\Lambda_{\max}^2}{\beta^2},$$

$$c_3 = \delta(2\gamma\sqrt{n\bar{m}}\bar{\lambda}_{\max} + 6\sqrt{\bar{m}}\Lambda_{\max} + \sqrt{\bar{q}}),$$

$$c_4 = \delta(\gamma\bar{\lambda}_{\max}(\sqrt{\bar{q}} + 2\sqrt{\bar{m}}\Lambda_{\max}) + \frac{\bar{q}\delta^2}{\beta^2}(2\sqrt{\bar{m}}\Lambda_{\max}^2 + \sqrt{\bar{q}}\Lambda_{\max}) + 2(2\sqrt{\bar{m}}\Lambda_{\max}^2 + \sqrt{\bar{q}}\Lambda_{\max})),$$

$$c_5 = n(8m\delta^2\Lambda_{\max} + 4\sqrt{\bar{m}}\delta^2\sqrt{\bar{q}}),$$

$$c_6 = n(\frac{c_v^2}{\beta^2} + (1 + \frac{\bar{q}\delta^4}{2\beta^2})(4m\Lambda_{\max}^2 + 4\sqrt{\bar{m}}\sqrt{\bar{q}} + \bar{q})).$$

Следующая теорема показывает асимптотически эффективную верхнюю границу среднеквадратичной ошибки трекинга, обеспечиваемую алгоритмом (5).

Теорема 1: Если предположения 1–4 выполнены и положительная константа α достаточно мала: $\alpha < \min(c_1/c_2; 1/\mu)$,

то последовательность оценок алгоритма (5) имеет асимптотически эффективную верхнюю границу, равную

$$\bar{L} = \frac{1}{\mu} \left(h + \sqrt{h^2 + l\mu} \right), \quad (6)$$

$$\text{где } \mu = c_1 - \alpha c_2, \quad h = c_3 + \alpha c_4, \quad l = c_5 + \alpha c_6 + \frac{4nm\delta^2}{\alpha}.$$

Примечания:

1. Помехи наблюдения v_t в Теореме 1 можно назвать почти произвольными, поскольку они могут быть как неслучайным, но ограниченным, так и реализацией некоторого случайного процесса с произвольными внутренними зависимостями. В частности, для доказательства результатов Теоремы 1 нет необходимости считать, что v_t и \mathcal{F}_{t-1} независимы.

2. Следствие Теоремы 1 показывает, что для случая $\delta = 0$ (все цели не меняют положения со временем) $\bar{L} = \frac{c_v \sqrt{n\alpha}}{\beta \sqrt{2\mu}}$. При любом уровне помех c_v эту оценку можно сделать бесконечно малой путем выбора достаточно малых α . В то же время в случае движущихся целей большая норма изменений δ может быть компенсирована выбором большего размера шага α . Это приводит к компромиссу между уменьшением α из-за зашумленных наблюдений и увеличением α из-за дрейфа оптимальных точек.

3. В случае $\Lambda_{\min} = 0$ традиционные условия строгой выпуклости, обычно накладываемые при обосновании корректности таких алгоритмов, не выполняются.

4. Верхняя граница среднеквадратичной ошибки трекинга (6) является более точной при $\Lambda_{\min} > 0$, чем в предыдущей работе [19] из-за более точной оценки параметра μ Теоремы 1.

5. ОПТИМИЗАЦИЯ ПАРАМЕТРОВ АЛГОРИТМА

Для фиксированных β и γ верхняя граница оценок (6) может быть оценена следующим образом:

$$\bar{L}^2 \leq \tilde{L} = \frac{h}{\mu} \left(2 + \frac{l\mu}{2h^2} \right) = 2\frac{h}{\mu} + \frac{l}{2h} = \hat{L} + \mathcal{O}(\alpha^2),$$

где $\hat{L} = \alpha C_1 + \frac{C_2}{\alpha} + C_3$, $C_1 = (c_1(c_1 c_3^3 c_6 - c_1 c_3 c_4 c_5 + 4nm\delta^2 c_1 c_4^2 + 4c_3^3 c_4) + 4c_2 c_3^4) / (2c_1^2 c_3^3)$, $C_2 = (4nm\delta^2) / (2c_3)$, $C_3 = (4c_3^3 + c_3 c_5 c_1 - 4nm\delta^2 c_4 c_1) / (2c_1 c_3)$, и $\mathcal{O}(\alpha^2)$ порядок малости, эквивалентный α^2 .

Теорема 2. При условии выполнения предположений из Теоремы 1 $\alpha = \sqrt{\frac{C_2}{C_1}}$ — это субоптимальный шаг алгоритма (5), и соответствующее значение \hat{L} равно

$$\hat{L} = 2\sqrt{C_1 C_2} + C_3. \quad (7)$$

6. МОДЕЛИРОВАНИЕ

В этом разделе рассматривается численный эксперимент, иллюстрирующий работу предложенного алгоритма (5).

Пусть есть распределенная сеть из 10-х планарных интеллектуальных сенсоров (агентов), у которых есть возможность сбора данных только от 1-го своего соседа. Датчики имеют в зоне видимости 25 плоских целей, векторы состояния которых подлежат оценке. В момент времени t $\mathbf{s}_t^i = [s_t^{i,1}, s_t^{i,2}]^T \in \mathbb{R}^2$ — вектор текущего состояния датчика i , $i \in \mathcal{N} = \{1, 2, \dots, 10\}$, $\mathbf{r}_t^l = [r_t^{l,1}, r_t^{l,2}]^T \in \mathbb{R}^2$ — вектор состояния цели l , $l \in \mathcal{M} = \{1, 2, \dots, 25\}$, $\theta_t = \text{col}\{\mathbf{r}_t^1, \dots, \mathbf{r}_t^{25}\}$ — общий вектор состояния всех целей.

Алгоритм (5), работающий на каждом узле, имеет следующие параметры: $\alpha = 0.05$, $\beta = 0.1$, $\gamma = 1.0$.

Рассмотрим три типа помех: равномерно распределенная случайная величина, попадающая в интервал $[-1; 1]$, неизвестная константа и гибридный шум, равномерно распределенный вокруг констант, изменяющихся во времени, например $v_k^i = \pm 1 + 0.1 * \sin(k)$, где знак перед 1 переключается каждую 50-ю итерацию. В моделировании, представленном в статье, приведены оценки, характерные для каждого шума.

Цели $l = 1, \dots, m$ начинают свое движение с позиции, состоящей из случайно выбранных компонент из интервала $[0; 120]$. Динамика движения целей следующая: $\mathbf{r}_t^l = \mathbf{r}_{t-1}^l + \chi_{t-1}^l$. Пусть χ_{t-1}^l — случайный вектор, равномерно распределенный на шаре радиусом 0.25. Наблюдатели не двигаются, и их координаты представляют собой случайные величины, равномерно распределенные в интервале $[200; 250]$.

На рисунке 3 представлена зависимость верхней границы среднеквадратичных ошибок от разных параметров β и γ . Из графика видно, что выбор β и γ практически не влияет на сходимость алгоритма при условии, что α выбрано оптимальным. Таким образом, имеет смысл проводить настройку только одного параметра алгоритма, а именно его шага α , что было реализовано в предыдущем разделе.

Параметр размера шага $\alpha = 0.05$ был выбран из Теоремы 2 при $\beta = 0.1$ и $\gamma = 1.0$. Рисунок 3 показывает, что эта α является субоптимальным минимумом \bar{L} .

На рис. 4 показано, как среднее значение наблюдений $f_t(\mathbf{u}_t^i, \mathbf{r}_t^{i,l}) = (I_t^{\mathbf{u}} \mathbf{r}_t^{i,l(\mathbf{u})} - H_t^{\mathbf{u}})^2$ меняется с течением времени. Также показано, что существует момент времени t , начиная

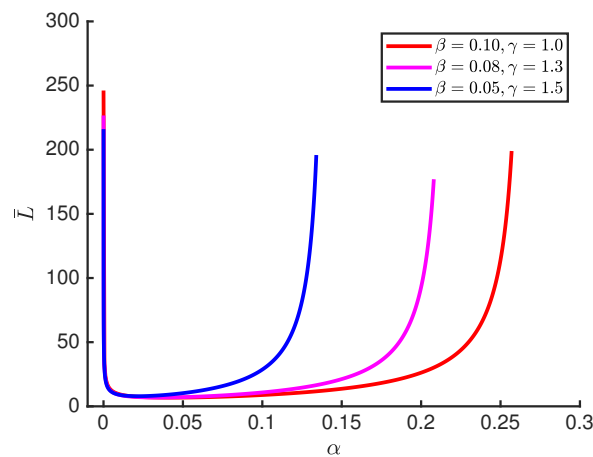


Рис. 3. Зависимость верхней границы средневквдратичных ошибок от шага алгоритма α при различных параметрах β и γ

с которого оценки сходятся к действительному значению и колеблются рядом с ним. Кроме того, хорошо видно, что невязки находятся ниже рассчитанной верхней границы средневквдратичной ошибки отслеживания $\bar{L} = 6.8$.

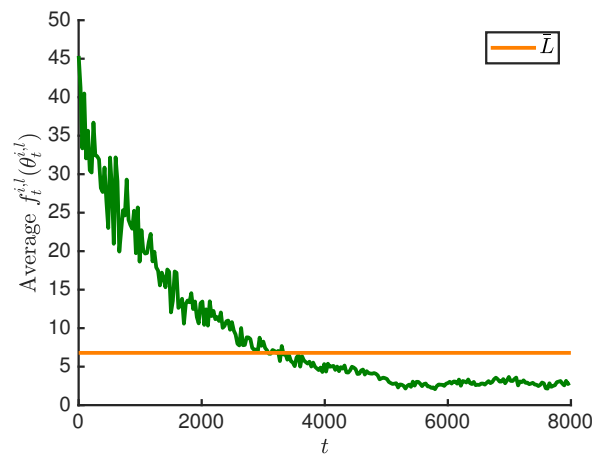


Рис. 4. Остатки $f_t^{i,l}(\mathbf{u}_t^i, \mathbf{r}_t^{i,l})$, усредненные по сенсорам и целям, и верхняя граница \bar{L} среднего квадрата ошибки трекинга

7. ПРИМЕНЕНИЕ ПОЛУЧЕННЫХ РЕЗУЛЬТАТОВ

Одним из приложений алгоритма является задача трекинга, а именно отслеживание движения летательных аппаратов. В связи развитием техники воздушное пространство занято уже не только самолетами, но также и квадрокоптерами, количество которых растет с каждым годом в связи с их доступной стоимостью. Для того, чтобы обеспечить безопасность воздушного движения, необходимо слежение за всеми летательными аппаратами. Еще некоторое время назад для наблюдения за самолетами использовались пер-

вичные радиолокаторы, которые могли получать только расстояние до фюзеляжа самолета. На сегодняшний день как основа наблюдения для управления воздушным движением применяются вторичные радиолокаторы. Их основная проблема — это высокая стоимость локатора и его позиции (капитального строительства), которая часто превосходит, а иногда и в разы, стоимость самого локатора. В связи с этим расставить необходимое количество вторичных радиолокаторов для решения различных задач не представляется возможным. Также в связи с их большой массой такие радиолокаторы не являются мобильными.

В последнее время в российских аэропортах активно внедряются многопозиционные системы наблюдения (МПСН) [20]. МПСН представляет собой распределённую систему, которая использует для определения местоположения воздушных судов информацию о времени прихода сигналов от них на установленные в зоне действия приёмные станции системы [21]. Они имеют следующие основные преимущества [22]: зона действия МПСН конструируется сплошной в отличие от вторичного радиолокатора, у которого зона действия имеет вид “воронки”; низкая стоимость отдельных позиций, что позволяет практически разворачивать системы, обеспечивающие наблюдения в том числе на малых и предельно малых высотах; небольшой вес (5–8 кг). В связи с этим такие системы теоретически являются мобильными.

Принимая во внимание количество летательных аппаратов, число которых постоянно растёт, а также тот объём данных, который каждый из летательных аппаратов передает на обработку, например в случае с пассажирскими самолетами это позывной воздушного судна, приборная скорость, число Маха и т.д., можно сделать вывод, что передача этих данных приводит к сильно загруженным каналам связи. Также из-за рельефа местности, не говоря уже о произвольных помехах, некоторые станции не могут точно определить местонахождение летательного аппарата и передают в центр обработки заведомо ложную информацию, а при несовпадении данных с нескольких датчиков процесс вычисления расположения летательного аппарата начинается заново.

Разработанная система для отслеживания целей распределенной сетью сенсоров с помощью алгоритма SPSA и протокола локального голосования, как уже было отмечено ранее, работоспособна при условии неизвестных, но ограниченных помех, что может существенно увеличить точность оценивания местоположения летательных аппаратов. Более того, за счет использования распределенной сети сенсоров количество данных, которые будут передаваться по каналам связи, существенно сокращается. Все это может привести к более быстрому и точному слежению за летательными аппаратами.

Более того, в связи с тем, что в большинстве алгоритмов машинного обучения, систем оценивания (идентификации) неизвестных параметров, стратегий управления сетевыми системами заложены те или иные методы оптимизации, развитие которых на текущий момент направлено на решение следующих проблем: сложный тип оптимизируемой функции (выпуклая негладкая, невыпуклая), частично-целочисленная и комбинаторная оптимизация, большие данные (искомый вектор параметров большой размерности), оптимизация в реальном времени, наличие неопределенностей, — предложенный алгоритм возможно использовать для решения таких проблем.

8. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В статье предложен новый алгоритм для распределенного отслеживания нескольких целей в сенсорной сети, который является совмещением алгоритма SPSA и протокола ло-

кального голосования. Проведена консолидация алгоритма в условиях неизвестных, но ограниченных помех, оптимизация размера шага алгоритма и моделирование, подтверждающее работоспособность алгоритма. Также описаны возможные приложения для алгоритма.

Список литературы

1. S. S. Blackman, "Multiple hypothesis tracking for multiple target tracking," *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*, vol. 19, no. 1, pp. 5–18, 2004.
2. M. R. Leonard and A. M. Zoubir, "Multi-target tracking in distributed sensor networks using particle phd filters," *Signal Processing*, vol. 159, pp. 130–146, 2019.
3. X. R. Li and Y. Bar-Shalom, "Design of an interacting multiple model algorithm for air traffic control tracking," *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, vol. 1, no. 3, pp. 186–194, 1993.
4. O. Granichin and N. Amelina, "Simultaneous perturbation stochastic approximation for tracking under unknown but bounded disturbances," *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 60, no. 6, pp. 1653–1658, 2015.
5. O. Granichin, "Linear regression and filtering under nonstandard assumptions (arbitrary noise)," *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 49, no. 10, pp. 1830–1837, 2004.
6. V. Erofeeva, O. Granichin, N. Amelina, Y. Ivanskiy, and Y. Jiang, "Distributed tracking via simultaneous perturbation stochastic approximation-based consensus algorithm," in *2019 IEEE 58th Conference on Decision and Control (CDC)*. IEEE, 2019, pp. 6050–6055.
7. O. Granichin, "Процедура стохастической аппроксимации с возмущением на входе," *Автоматика и телемеханика*, vol. 2, pp. 97–104, 1992.
8. O. Granichin and V. Fomin, "Адаптивное управление с использованием пробных сигналов в канале обратной связи," *Автоматика и телемеханика*, vol. 2, pp. 100–112, 1986.
9. Granichin, O.N. and Fomin, V.N., "Оптимальные порядки точности поисковых алгоритмов стохастической оптимизации," *Проблемы передачи информации*, vol. 26, no. 2, pp. 126–133, 1990.
10. J. C. Spall, "Multivariate stochastic approximation using a simultaneous perturbation gradient approximation," *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 37, no. 3, pp. 332–341, 1992.
11. A. Sergeenko, "Распределенное отслеживание большого количества летательных аппаратов в условиях неопределенностей," in *Навигация и управление движением. Материалы XXII конференции молодых ученых с международным участием*, 2020, pp. 319–321.
12. Y. Ivanskiy and A. Sergeenko, "Распределенные алгоритмы отслеживания траекторий множества объектов массивом мобильных сенсоров," in *Навигация и управление движением. сборник тезисов докладов Международного семинара. Под общей редакцией И.В. Белоконова*, 2020, p. 22.
13. N. Amelina, O. Granichin, O. Granichina, and Y. Jiang, "Differentiated consensus in decentralized load balancing problem with randomized topology, noise, and delays," in *53rd IEEE Conference on Decision and Control*. IEEE, 2014, pp. 6969–6974.
14. N. O. Amelina and A. L. Fradkov, "Approximate consensus in the dynamic stochastic network with incomplete information and measurement delays," *Automation and Remote Control*, vol. 73, no. 11, pp. 1765–1783, 2012.
15. N. Amelina, A. Fradkov, Y. Jiang, and D. J. Vergados, "Approximate consensus in stochastic networks with application to load balancing," *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 61, no. 4, pp. 1739–1752, 2015.
16. M. Huang, "Stochastic approximation for consensus: a new approach via ergodic backward products," *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 57, no. 12, pp. 2994–3008, 2012.
17. S. Boyd, N. Parikh, E. Chu, B. Peleato, J. Eckstein *et al.*, "Distributed optimization and statistical learning via the alternating direction method of multipliers," *Foundations and Trends® in Machine learning*, vol. 3, no. 1, pp. 1–122, 2011.
18. O. Granichin and N. Amelina, "Simultaneous perturbation stochastic approximation for tracking

- under unknown but bounded disturbances,” *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 60, no. 6, pp. 1653–1658, 2015.
19. N. Amelina, V. Erofeeva, O. Granichin, Y. Ivanskiy, Y. Jiang, A. Proskurnikov, and A. Sergeenko, “Consensus-based distributed algorithm for multisensor-multitarget tracking under unknown-but-bounded disturbances,” in *Proc. of IFAC World Congress 2020*, 2020.
 20. “Научно-производственное предприятие «Цифровые радиотехнические системы».” [Online]. Available: npp-crts.ru
 21. Международная организация гражданской авиации, *Руководство по авиационному наблюдению, издание второе*, 2017.
 22. ICAO, *Multilateration (MLAT) Concept of use*, edition 1.0 ed., 2007.

Поступила в редакцию 26.08.2022, окончательный вариант — 31.10.2022.

Сергеенко Анна Николаевна, аспирантка кафедры Системного программирования математико-механического факультета СПбГУ, ✉ a.sergeenko@spbu.ru

Граничин Олег Николаевич, доктор физико-математических наук, профессор кафедры Системного программирования математико-механического факультета СПбГУ, ✉ o.granichin@spbu.ru

Computer tools in education, 2022

№ 3: 94–107

<http://cte.eltech.ru>

doi:10.32603/2071-2340-2022-3-94-107

The Problem of Sensor Network Control Based on Randomized and Multi-Agent Approaches and Its Applications

Sergeenko A. N.¹, Postgraduate, ✉ a.sergeenko@spbu.ru, orcid.org/0000-0002-9782-7375
Granichin O. N.¹, Doctor of Physics and Mathematics, ✉ o.granichin@spbu.ru,
orcid.org/0000-0002-3631-7347

¹Saint Petersburg State University, 7–9–11, lit. ж, Universitetskaya emb., 199034, Saint Petersburg, Russia

Abstract

Tracking multiple targets is a classic signal processing problem that occurs in many applications such as air, maritime and traffic control. Autonomous sensor networks serve as desirable platforms for multipurpose tracking due to their redundancy and reconfigurability. However, the network implementation makes it impossible to use the classical centralized approaches to filtering, since each sensor has limited computing power and limited access to the measurements of other sensors. In addition to topological limitations (each sensor can only communicate with several neighboring network nodes), communication between sensors can be limited, for example, due to limited bandwidth of communication channels, delay and data distortion.

This article proposes a new algorithm for distributed tracking of multiple targets in a sensor network, which is a combination of the SPSA algorithm and the local voting protocol. The

algorithm is consolidated under conditions of unknown but limited noise, the algorithm step size is optimized, and simulation is carried out to confirm the algorithm's performance. Possible applications for the algorithm are also described.

Keywords: *multi-agent optimization, randomized algorithms, significant uncertainties.*

Citation: A. N. Sergeenko and O. N. Granichin, "The Problem of Sensor Network Control Based on Randomized and Multi-Agent Approaches and Its Applications," *Computer tools in education*, no. 3, pp. 94–107, 2022 (in Russian); doi: 10.32603/2071-2340-2022-3-94-107

References

1. S. S. Blackman, "Multiple hypothesis tracking for multiple target tracking," *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*, vol. 19, no. 1, pp. 5–18, 2004; doi: 10.1109/MAES.2004.1263228
2. M. R. Leonard and A. M. Zoubir, "Multi-target tracking in distributed sensor networks using particle PHD filters," *Signal Processing*, vol. 159, pp. 130–146, 2019; doi: 10.1016/j.sigpro.2019.01.020
3. X. R. Li and Y. Bar-Shalom, "Design of an interacting multiple model algorithm for air traffic control tracking," *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, vol. 1, no. 3, pp. 186–194, 1993; doi: 10.1109/CDC.1993.325013
4. O. Granichin and N. Amelina, "Simultaneous perturbation stochastic approximation for tracking under unknown but bounded disturbances," *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 60, no. 6, pp. 1653–1658, 2015; doi: 10.1109/TAC.2014.2359711
5. O. Granichin, "Linear regression and filtering under nonstandard assumptions (arbitrary noise)," *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 49, no. 10, pp. 1830–1837, 2004; doi: 10.1109/TAC.2004.835585
6. V. Erofeeva, O. Granichin, N. Amelina, Y. Ivanskiy, and Y. Jiang, "Distributed tracking via simultaneous perturbation stochastic approximation-based consensus algorithm," in *Proc. of the 2019 IEEE 58th Conference on Decision and Control (CDC)*, pp. 6050–6055, 2019; doi: 10.1109/CDC40024.2019.9030129
7. O. Granichin, "A stochastic approximation procedure with disturbance at the input," *Avtomat. i Telemekh.*, no. 2, pp. 97–104, 1992 (in Russian).
8. O. Granichin and V. Fomin, "Adaptive control with tentative signals in the feedback channel," *Avtomat. i Telemekh.*, no. 2, pp. 100–112, 1986 (in Russian).
9. B. T. Polyak, A. B. Tsybakov, "Optimal Order of Accuracy of Search Algorithms in Stochastic Optimization," *Probl. Peredachi Inf.*, vol. 26, no. 2, 45–53, 1990 (in Russian).
10. J. C. Spall, "Multivariate stochastic approximation using a simultaneous perturbation gradient approximation," *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 37, no. 3, pp. 332–341, 1992; doi: 10.1109/9.119632
11. A. Sergeenko, "Airplanes tracking under unknown-but-bounded disturbances," in *Navigation and traffic control. Proc. of the XXII Conference of Young Scientists with International Participation, St. Petersburg*, 2020, pp. 319–321.
12. Y. Ivanskiy and A. Sergeenko, "Distributed algorithms for tracking the trajectories of a set of objects by an array of mobile sensors," in *Navigatsiya i upravlenie dvizheniem. sbornik tezisov dokladov Mezhdunarodnogo seminara*, I. V. Belokonov ed., 2020, p. 22 (in Russian).
13. N. Amelina, O. Granichin, O. Granichina, and Y. Jiang, "Differentiated consensus in decentralized load balancing problem with randomized topology, noise, and delays," in *Proc. of the 53rd IEEE Conference on Decision and Control, 2014*, 2014, pp. 6969–6974; doi: 10.1109/CDC.2014.7040484
14. N. O. Amelina and A. L. Fradkov, "Approximate consensus in the dynamic stochastic network with incomplete information and measurement delays," *Automation and Remote Control*, vol. 73, no. 11, pp. 1765–1783, 2012; doi: 10.1134/S000511791211001X
15. N. Amelina, A. Fradkov, Y. Jiang, and D. J. Vergados, "Approximate consensus in stochastic networks with application to load balancing," *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 61, no. 4, pp. 1739–1752, 2015; doi: 10.1109/TIT.2015.2406323
16. M. Huang, "Stochastic approximation for consensus: a new approach via ergodic backward

- products,” *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 57, no. 12, pp. 2994–3008, 2012; doi: 10.1109/TAC.2012.2199149
17. S. Boyd, N. Parikh, E. Chu, B. Peleato, J. Eckstein et al., “Distributed optimization and statistical learning via the alternating direction method of multipliers,” *Foundations and Trends® in Machine learning*, vol. 3, no. 1, pp. 1–122, 2011; doi: 10.1561/22000000016
 18. O. Granichin and N. Amelina, “Simultaneous perturbation stochastic approximation for tracking under unknown but bounded disturbances,” *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 60, no. 6, pp. 1653–1658, 2015; doi: 10.1109/TAC.2014.2359711
 19. N. Amelina, V. Erofeeva, O. Granichin, Y. Ivanskiy, Y. Jiang, A. Proskurnikov, and A. Sergeenko, “Consensus-based distributed algorithm for multisensor-multitarget tracking under unknown-butbounded disturbances,” in *Proc. of IFACWorld Congress, 2020*, 2020; doi: 10.1016/j.ifacol.2020.12.1756
 20. International Civil Aviation Organization, “Aeronautical Surveillance Manual (Doc 9924),” 2nd Ed., 2017.
 21. ICAO, “Multilateration (MLAT) Concept of use,” 1.0 ed., 2007.[Online]. Available: https://www.icao.int/APAC/Documents/edocs/cns/mlat_concept.pdf

Received 26-08-2022, the final version — 31-10-2022.

Sergeenko Anna Nikolaevna, Postgraduate of the Department of System Programming. Mathematics and Mechanics Faculty, St. Petersburg State University , ✉ a.sergeenko@spbu.ru

Granichin Oleg Nikolaevich, Doctor of Sciences in Physics and Mathematics, Professor of the Department of System Programming, Mathematics and Mechanics Faculty, St. Petersburg State University, o.granichin@spbu.ru