

Децентрализованная обработка измерительных данных на основе J -ортогональных преобразований в квадратно-корневом информационном фильтре Калмана

А.В. Цыганов¹, Ю.В. Цыганова²

¹Ульяновский государственный педагогический университет им. И.Н. Ульянова, площадь Ленина 4/5, Ульяновск, Россия, 432071

²Ульяновский государственный университет, Л. Толстого 42, Ульяновск, Россия, 432017

Аннотация. В работе решается задача децентрализации процесса обработки измерительных данных на основе матричных J -ортогональных преобразований в квадратно-корневом информационном фильтре Калмана. J -ортогональные преобразования применяются в децентрализованном фильтре на этапе коммуникации и ассимиляции. Результаты численных экспериментов подтверждают работоспособность предложенного решения. Разработанный алгоритм может быть использован в децентрализованных распределенных вычислительных сетях обработки измерительных данных.

1. Введение

Современная промышленность предлагает большой выбор недорогих, но технически совершенных сенсоров, которые могут быть объединены в коммуникационную сеть. Такие сети широко используются в системах сопровождения целей, наблюдения и охраны, мониторинга окружающей среды, управления воздушным движением и др. Использование множества сенсоров, объединенных в сеть, позволяет повысить качество управления сложными системами, а также повысить их отказоустойчивость за счет избыточности. Современные мультисенсорные сети состоят из узлов, обладающих не только измерительными, но и вычислительными возможностями, а обработка и синтез данных с отдельных узлов сети может происходить с использованием различных архитектур и коммуникационных схем. Одной из востребованных архитектур является распределенная мультисенсорная сеть с децентрализованной обработкой данных, которая обладает свойствами отказоустойчивости и масштабируемости. Выход из строя одного из сенсоров не приводит к потере работоспособности алгоритма оценивания, поскольку в каждый дискретный момент времени каждый узел имеет свою «копию» глобальной оценки.

Одним из наиболее популярных алгоритмов оценивания состояния динамической системы является фильтр Калмана [1], однако его использование в мультисенсорных сетях может быть сопряжено с рядом проблем, связанных большим объемом вычислений и передачи данных, с устойчивостью результата фильтрации к ошибкам машинного округления, к аномальным измерениям, к модельным погрешностям. В настоящее время разработано множество различных децентрализованных алгоритмов фильтрации. Один

из вариантов их сравнительного анализа содержит, например, работа [2]. Подробный библиографический обзор методов распределенной калмановской фильтрации можно найти в [3]. Для решения практических задач предпочтительнее применять устойчивые реализации дискретного фильтра Калмана, а именно: современные численно эффективные реализации [4]. Основными преимуществами данной группы методов являются их робастность, т.е. устойчивость по отношению к ошибкам машинного округления, а также удобная для программной реализации форма таких алгоритмов.

В данной работе мы предлагаем новый децентрализованный квадратно-корневой информационный алгоритм распределенной калмановской фильтрации. Отличие данного алгоритма от предложенных ранее распределенных либо параллельных квадратно-корневых вычислительных схем [5, 6, 7, 8] заключается в том, что этап коммуникации и ассимиляции построен на основе J -ортогонального преобразования блочного массива данных. Проверка работоспособности алгоритма проведена на численном примере с помощью компьютерного моделирования на языке Matlab.

2. Математическая модель мультисенсорной системы обработки измерительных данных

Рассмотрим математическую модель динамического процесса, заданную линейной стохастической системой в пространстве состояний x с измерениями z

$$\begin{cases} x(k) = F(k-1)x(k-1) + G(k-1)w(k-1), & (1) \\ z(k) = H(k)x(k) + v(k), \quad k > 0, & (2) \end{cases}$$

где k — дискретный отсчет времени, $x(k) \in \mathbb{R}^n$ — вектор состояния, подлежащий оцениванию; $z(k) \in \mathbb{R}^m$ — составной вектор всех доступных измерений в текущий момент времени k . Шумы $\{w(k)\}$ и $\{v(k)\}$ — независимые нормально распределенные последовательности с нулевым математическим ожиданием и положительно определенными матрицами ковариаций $Q(k)$ и $R(k)$, соответственно. Начальное значение вектора состояния $x(0) \sim \mathcal{N}(\bar{x}(0), \Pi(0))$. Вектор $x(0)$ не зависит от $\{w(k)\}$ и $\{v(k)\}$.

Предположим, что матрицу измерений $H(k)$ и ковариационную матрицу ошибок измерений $R(k)$ можно представить в виде

$$H(k) = [H_1^T(k) | H_2^T(k) | \dots | H_N^T(k)]^T \quad \text{и} \quad R(k) = \text{blockdiag}(R_1(k), R_2(k), \dots, R_N(k)). \quad (3)$$

Тогда уравнение (2) с учетом (3) представляет собой глобальную модель измерений некоторой мультисенсорной системы.

Рассмотрим сеть сенсоров с полносвязной топологией, состоящую из N узлов, в которой каждый узел i имеет возможность вычислять с помощью алгоритма калмановской фильтрации собственные оценки $\hat{x}_i(k)$ вектора состояния $x(k)$ и соответствующие им матрицы ковариаций ошибок оценивания $\hat{P}_i(k)$. Измерения и оценки, получаемые в узлах, называют локальными [9].

Предположим, что модель динамического процесса (1) одинакова в каждом узле, а локальные измерения описываются уравнением

$$z_i(k) = H_i(k)x(k) + v_i(k),$$

где $v_i(k) \sim \mathcal{N}(0, R_i(k))$, $i = 1, \dots, N$. Предположим также, что шумы измерений в узлах i и j некоррелированы, т.е. матрица $R(k)$ — блочно-диагональная.

Фильтр Калмана является рекуррентным алгоритмом оптимального линейного оценивания, поскольку на каждом шаге он позволяет вычислить текущую оценку вектора состояния $\hat{x}(k)$ и значение ковариационной матрицы ошибки оценивания $\hat{P}(k)$.

В настоящее время существует множество различных модификаций алгоритма Калмана [10]. Известны классы *ковариационных* алгоритмов, в которых на каждом шаге обновляется ковариационная матрица $\hat{P}(k)$ ошибок оценивания (к данному классу относится стандартный алгоритм Калмана) и класс *информационных* алгоритмов, в которых вместо матрицы $\hat{P}(k)$ на каждом шаге вычисляют значения информационной матрицы $\hat{Y}(k) \triangleq \hat{P}^{-1}(k)$, а вместо $\hat{x}(k)$ вычисляют информационную оценку $\hat{y}(k) \triangleq \hat{Y}(k)\hat{x}(k)$. Информационные алгоритмы по своей структуре наиболее удобны для децентрализованной обработки измерительных данных [9]. Рассмотрим алгоритм информационной калмановской фильтрации, состоящий из двух этапов [10]:

I. *Экстраполяция (прогноз оценок по предыдущим измерениям)*:

$$\tilde{y}(k) = [I - L(k-1)G^T(k-1)]F^{-T}(k-1)\hat{y}(k-1), \quad (4)$$

$$\tilde{Y}(k) = [I - L(k-1)G^T(k-1)]A(k-1), \quad \text{где} \quad (5)$$

$$A(k-1) = F^{-T}(k-1)\hat{Y}(k-1)F^{-1}(k-1), \quad (6)$$

$$L(k-1) = A(k-1)G(k-1)C^{-1}(k-1), \quad (7)$$

$$C(k-1) = G^T(k-1)A(k-1)G(k-1) + Q^{-1}(k-1). \quad (8)$$

II. *Фильтрация (обновление оценок по текущему измерению)*:

$$\hat{y}(k) = \tilde{y}(k) + \Delta y(k), \quad \Delta y(k) = H^T(k)R^{-1}(k)z(k), \quad (9)$$

$$\hat{Y}(k) = \tilde{Y}(k) + \Delta Y(k), \quad \Delta Y(k) = H^T(k)R^{-1}(k)H(k), \quad (10)$$

где $\Delta y(k)$ и $\Delta Y(k)$ — обновления информационного вектора $\hat{y}(k)$ и информационной матрицы $\hat{Y}(k)$, соответственно. Величины $\tilde{y}(k)$ и $\tilde{Y}(k)$ получены на этапе экстраполяции информационного фильтра [10]. Уравнения (4)–(5) с учетом (6)–(8) и уравнения (9)–(10) получены из уравнений стандартного фильтра Калмана с учетом определения информационной матрицы и информационной оценки состояния, а также применения леммы об обращении матриц.

3. Децентрализованная обработка измерительных данных в информационном фильтре

Ключевая идея децентрализованной обработки измерительных данных состоит в возможности выразить глобальные обновления информационного вектора и информационной матрицы через локальные [2, 9]:

$$\Delta y(k) = H^T(k)R^{-1}(k)z(k) = \sum_{i=1}^N H_i^T(k)R_i^{-1}(k)z_i(k) = \sum_{i=1}^N \Delta y_i(k), \quad (11)$$

$$\Delta Y(k) = H^T(k)R^{-1}(k)H(k) = \sum_{i=1}^N H_i^T(k)R_i^{-1}(k)H_i(k) = \sum_{i=1}^N \Delta Y_i(k). \quad (12)$$

Локальные обновления вычисляются в каждом узле и передаются всем остальным узлам.

I. *Локальный прогноз (по предыдущим измерениям)*:

$$\tilde{y}_i(k) = [I - L(k-1)G^T(k-1)]F^{-T}(k-1)\hat{y}_i(k-1), \quad (13)$$

$$\tilde{Y}_i(k) = [I - L(k-1)G^T(k-1)]A(k-1), \quad (14)$$

где $A(k-1)$ и $L(k-1)$ вычисляются по формулам (6)–(8).

II. *Локальное обновление (по текущему измерению):*

$$\Delta y_i(k) = H_i^T(k)R_i^{-1}(k)z_i(k), \quad (15)$$

$$\Delta Y_i(k) = H_i^T(k)R_i^{-1}(k)H_i^T(k). \quad (16)$$

III. *Коммуникация и ассимиляция:*

$$\hat{Y}_i(k) = \tilde{Y}_i(k) + \sum_{j=1}^N \Delta Y_j(k), \quad \hat{y}_i(k) = \tilde{y}_i(k) + \sum_{j=1}^N \Delta y_j(k). \quad (17)$$

Здесь $i = 1, \dots, N$. В любой момент времени k в каждом из N узлов доступна оценка вектора состояния $\hat{x}_i(k) = \hat{Y}_i^{-1}(k)\hat{y}_i(k)$. Как показано в [9], децентрализованный фильтр (13)–(17) эквивалентен централизованному (стандартному) фильтру Калмана с моделью измерений (2).

4. Децентрализованная обработка измерительных данных в квадратно-корневом информационном фильтре

Квадратно-корневой информационный фильтр (SRIF — Square-Root Information Filter) был впервые предложен в [11]. Авторы использовали матричные квадратные корни, т.е. в представление информационной матрицы Y в виде $Y = S^T S$, где S — верхний треугольный фактор Холецкого. Вектор $s = Sx$ называют квадратно-корневым информационным вектором состояния [10, р. 357]. Алгоритм SRIF получил широкое распространение из-за улучшенных вычислительных свойств по сравнению со стандартной реализацией информационного фильтра [12]. Главная цель данной работы — найти новый способ децентрализованной обработки измерительных данных в квадратно-корневом информационном алгоритме калмановской фильтрации.

Предположим, что на этапах локального прогноза и локального обновления в квадратно-корневом информационном алгоритме [4, 10] вычисляются локальные квадратно-корневые информационные оценки $\tilde{s}_i(k)$, $\hat{s}_i(k)$ и матричные квадратные корни $\tilde{S}_i(k)$ и $\hat{S}_i(k)$. Тогда этапы I (уравнения (13)–(14)) и II (уравнения (15)–(16)) в децентрализованном информационном фильтре можно записать в следующем виде ($i = 1, \dots, N$).

I. *Локальный прогноз (по предыдущим измерениям):*

$$\tilde{Q}_i \begin{bmatrix} Q^{-1/2}(k-1) & 0 & 0 \\ -\hat{S}_i(k-1)F^{-1}(k-1)G(k-1) & \hat{S}_i(k-1)F^{-1}(k-1) & \hat{s}_i(k-1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (*) & (*) & (*) \\ 0 & \tilde{S}_i(k) & \tilde{s}_i(k) \end{bmatrix},$$

где \tilde{Q}_i — матрица ортогонального преобразования к верхнему треугольному виду блочной матрицы в левой части равенства, $Q^{-1/2}(k-1)$ — верхний треугольный фактор Холецкого ковариационной матрицы $Q(k-1)$. В правой части равенства (*) обозначает матричные блоки, не представляющие интерес.

II. *Локальное обновление (по текущему измерению):*

$$\hat{Q}_i \begin{bmatrix} \tilde{S}_i(k) & \tilde{s}_i(k) \\ R_i^{-1}(k)H_i(k) & R_i^{-1}(k)z_i(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \hat{S}_i(k) & \hat{s}_i(k) \\ 0 & e_i(k) \end{bmatrix},$$

где \hat{Q}_i — матрица ортогонального преобразования к верхнему треугольному виду блочной матрицы в левой части равенства, $R_i^{-1/2}(k)$ — верхний треугольный фактор Холецкого ковариационной матрицы $R_i(k)$, $e_i(k)$ — невязка измерения $z_i(k)$.

При построении децентрализованного квадратно-корневого информационного фильтра основная сложность возникает в формулировке этапа коммуникации и ассимиляции. В работе [5] для реализации данного этапа авторы предлагают использовать матричные ортогональные преобразования в комплекснозначной арифметике. Однако такой подход может существенно усложнить программную реализацию алгоритма и замедлить скорость вычислений.

Для эффективной реализации этапа коммуникации и ассимиляции мы предлагаем использовать J -ортогональное преобразование вида $\bar{Q}A = R$, где матрица преобразования \bar{Q} является J -ортогональной, т. е. $\bar{Q}^T J \bar{Q} = J$, J – сигнатурная матрица вида $J = (I_p \oplus -I_q)$ ($p \geq 1, q \geq 1$) [13]. Впервые данная идея была предложена в [14], в которой представлена формулировка этапа коммуникации и ассимиляции в децентрализованном квадратно-корневом информационном алгоритме. В данной работе мы приводим строгое теоретическое обоснование разработанного алгоритма.

Из (17) следует, что $\Delta Y_i(k) = \hat{Y}_i(k) - \tilde{Y}_i(k)$ и $\Delta y_i(k) = \hat{y}_i(k) - \tilde{y}_i(k)$, $i = 1, \dots, N$. Поскольку в квадратно-корневом информационном алгоритме $Y = S^T S$ и $s = Sx$, и при этом $y = S^T Sx = S^T s$, то $\Delta Y_i(k) = \hat{S}_i^T(k) \hat{S}_i(k) - \tilde{S}_i^T(k) \tilde{S}_i(k)$ и $\Delta y_i(k) = \hat{S}_i^T(k) \hat{s}_i(k) - \tilde{S}_i^T(k) \tilde{s}_i(k)$.

Запишем этап коммуникации и ассимиляции (17) в терминах квадратно-корневого информационного фильтра (обозначим через $\langle \cdot \rangle_i$ значения вычисляемых на i -й итерации величин):

III. Коммуникация и ассимиляция (в терминах квадратно-корневого информационного фильтра):

A. Положить $\langle \hat{S}(k) \rangle_0 = \tilde{S}(k)$, $\langle \hat{s}(k) \rangle_0 = \tilde{s}(k)$.

B. Для $i = 1, 2, \dots, N$ выполнить

$$\bar{Q}_i \begin{bmatrix} \langle \hat{S}(k) \rangle_{i-1} & \langle \hat{s}(k) \rangle_{i-1} \\ \hat{S}_i(k) & \hat{s}_i(k) \\ \tilde{S}_i(k) & \tilde{s}_i(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \langle \hat{S}(k) \rangle_i & \langle \hat{s}(k) \rangle_i \\ 0 & (*) \\ 0 & (*) \end{bmatrix}, \quad (18)$$

где $\tilde{S}_i(k)$, $\hat{S}_i(k)$ и $\tilde{s}_i(k)$, $\hat{s}_i(k)$ – квадратные корни информационных матриц и квадратно-корневые информационные оценки вектора состояния, полученные в i -м узле на этапах локального прогноза и локального обновления с помощью квадратно-корневого информационного алгоритма; \bar{Q}_i – матрица J -ортогонального преобразования, приводящего первый столбец блочной матрицы в левой части (18) к верхнему треугольному виду, причем $\bar{Q}_i^T J \bar{Q}_i = J$, где $J = (I_p \oplus -I_q)$ ($p = 2n, q = n$); (*) – матричные блоки, не представляющие интерес.

C. Получить результат $\hat{S}(k) = \langle \hat{S}(k) \rangle_N$, $\hat{s}(k) = \langle \hat{s}(k) \rangle_N$.

Доказательство. Введем обозначения

$$\mathcal{A} = \begin{bmatrix} \langle \hat{S}(k) \rangle_{i-1} & \langle \hat{s}(k) \rangle_{i-1} \\ \hat{S}_i(k) & \hat{s}_i(k) \\ \tilde{S}_i(k) & \tilde{s}_i(k) \end{bmatrix}, \quad \mathcal{R} = \begin{bmatrix} \langle \hat{S}(k) \rangle_i & \langle \hat{s}(k) \rangle_i \\ 0 & (*) \\ 0 & (*) \end{bmatrix}. \quad (19)$$

Рассмотрим верное равенство

$$A^T \bar{Q}_i^T J \bar{Q}_i A = \mathcal{R}^T J \mathcal{R}, \quad (20)$$

в котором \mathcal{A} и \mathcal{R} – блочные матрицы левой и правой части (18). Подставляя (19) в (20) и учитывая, что $\bar{Q}_i^T J \bar{Q}_i = J$, получим

$$\begin{aligned} & \begin{bmatrix} \langle \hat{S}(k) \rangle_{i-1}^T & \hat{S}_i^T(k) & \tilde{S}_i^T(k) \\ \langle \hat{s}(k) \rangle_{i-1}^T & \hat{s}_i^T(k) & \tilde{s}_i^T(k) \end{bmatrix} (I_{2n} \oplus -I_n) \begin{bmatrix} \langle \hat{S}(k) \rangle_{i-1} & \langle \hat{s}(k) \rangle_{i-1} \\ \hat{S}_i(k) & \hat{s}_i(k) \\ \tilde{S}_i(k) & \tilde{s}_i(k) \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} \langle \hat{S}(k) \rangle_i^T & 0 & 0 \\ \langle \hat{s}(k) \rangle_i^T & (*) & (*) \end{bmatrix} (I_{2n} \oplus -I_n) \begin{bmatrix} \langle \hat{S}(k) \rangle_i & \langle \hat{s}(k) \rangle_i \\ 0 & (*) \\ 0 & (*) \end{bmatrix}. \end{aligned} \quad (21)$$

Обозначим через (m_i, m_j) матричный блок в произведении левой или правой части равенства (21). Выполнив блочное матричное умножение в левой и правой части (21), получим

$$\begin{aligned} (1, 1) & \implies \langle \hat{S}(k) \rangle_i^T \langle \hat{S}(k) \rangle_i = \langle \hat{S}(k) \rangle_{i-1}^T \langle \hat{S}(k) \rangle_{i-1} + \hat{S}_i^T(k) \hat{S}_i(k) - \tilde{S}_i^T(k) \tilde{S}_i(k), \\ (1, 2) & \implies \langle \hat{S}(k) \rangle_i^T \langle \hat{s}(k) \rangle_i = \langle \hat{S}(k) \rangle_{i-1}^T \langle \hat{s}(k) \rangle_{i-1} + \hat{S}_i^T(k) \hat{s}_i(k) - \tilde{S}_i^T(k) \tilde{s}_i(k). \end{aligned}$$

Откуда

$$\langle \hat{S}(k) \rangle_i^T \langle \hat{S}(k) \rangle_i = \langle \hat{S}(k) \rangle_{i-1}^T \langle \hat{S}(k) \rangle_{i-1} + \Delta Y_i(k), \quad (22)$$

$$\langle \hat{S}(k) \rangle_i^T \langle \hat{s}(k) \rangle_i = \langle \hat{S}(k) \rangle_{i-1}^T \langle \hat{s}(k) \rangle_{i-1} + \Delta y_i(k). \quad (23)$$

Учитывая, что $\langle \hat{S}(k) \rangle_0 = \tilde{S}(k)$, $\langle \hat{s}(k) \rangle_0 = \tilde{s}(k)$; $\hat{S}(k) = \langle \hat{S}(k) \rangle_N$, $\hat{s}(k) = \langle \hat{s}(k) \rangle_N$; $\tilde{S}^T(k) \tilde{S}(k) = \tilde{Y}(k)$, $\tilde{S}^T(k) \tilde{s}(k) = \tilde{y}(k)$; $\hat{S}^T(k) \hat{S}(k) = \hat{Y}(k)$, $\hat{S}^T(k) \hat{s}(k) = \hat{y}(k)$, и выполняя рекуррентные преобразования (22)–(23) для $i = 1, \dots, N$, приходим к (17). \square

5. Численный пример

Рассмотрим дискретную линейную модель почти прямолинейного движения объекта на плоскости [15]:

$$x(k) = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} x(k-1) + \begin{bmatrix} \frac{1}{2}T^2 & 0 \\ T & 0 \\ 0 & \frac{1}{2}T^2 \\ 0 & T \end{bmatrix} w(k-1), \quad (24)$$

где x_1, x_3 — координаты x и y объекта на плоскости, x_2, x_4 — скорости объекта вдоль координатных осей Ox и Oy , $T = 0.1$ с — шаг дискретизации, $w(k) \sim \mathcal{N}(0, 0.5 \cdot 10^{-3} I_2)$, $x(0) = [1, 0, 0, 1]^T$, и две модели измерений:

1) централизованную:

$$z(k) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} x(k) + v(k), \quad (25)$$

2) децентрализованную:

$$\begin{cases} z_1(k) = [1 & 0 & 0 & 0] x(k) + v_1(k), \\ z_2(k) = [0 & 0 & 1 & 0] x(k) + v_2(k), \end{cases} \quad (26)$$

$$(27)$$

где $v(k) \sim \mathcal{N}(0, 0.3^2 I_2)$, $v_1(k) \sim \mathcal{N}(0, 0.3^2)$, $v_2(k) \sim \mathcal{N}(0, 0.3^2)$.

Проведем компьютерное моделирование двух различных вычислительных схем: *централизованной* с использованием информационного и квадратно-корневого информационного фильтров, и *децентрализованной* с использованием предложенного в работе децентрализованного квадратно-корневого информационного алгоритма с двумя вычислительными узлами (в первом измеряется координата x , а во втором — координата y). Численные результаты представлены на рисунке 1. Видно, что все оценки совпадают, что подтверждает корректность предложенного алгоритма.

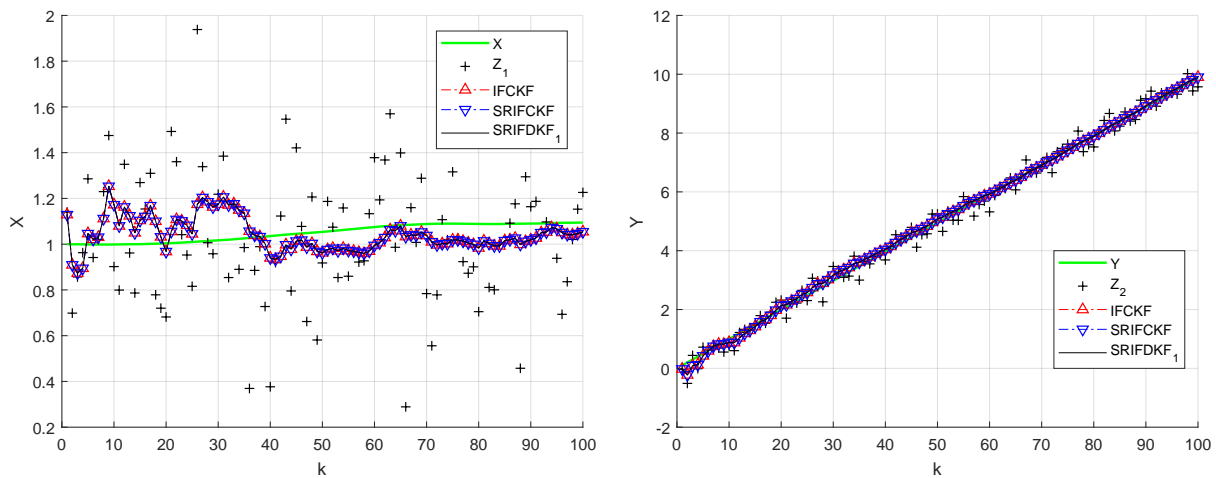


Рисунок 1. Оценки координат x и y , полученных с помощью алгоритмов: IFCKF – централизованный информационный алгоритм калмановской фильтрации, SRIFCKF – централизованный квадратно-корневой информационный алгоритм, SRIFDKF₁ – децентрализованный квадратно-корневой информационный алгоритм (в первом узле)

6. Заключение

В работе предложен новый децентрализованный квадратно-корневой информационный алгоритм распределенной калмановской фильтрации. Приведено теоретическое обоснование алгоритма, а также результаты проверки его работоспособности на численном примере с помощью компьютерного моделирования на языке Matlab.

Отличие данного алгоритма от предложенных ранее распределенных либо параллельных квадратно-корневых вычислительных схем заключается в том, что этап коммуникации и ассимиляции построен на основе J -ортогонального преобразования блочного массива данных. В результате полная квадратно-корневая информационная оценка вектора состояния и соответствующий матричный квадратный корень информационной матрицы вычисляются в терминах величин, получаемых от каждого узла мультисенсорной сети.

Предложенный алгоритм может быть использован в децентрализованных вычислительных схемах оценивания вектора состояния динамической системы по данным мультисенсорных измерений. Целью дальнейших исследований является построение новых численно эффективных алгоритмов параметрической идентификации и адаптивного оценивания в мультисенсорных системах.

7. Благодарности

Исследование выполнено при финансовой поддержке РФФИ и Правительства Ульяновской области в рамках научных проектов № 18-41-730001 и 18-41-730002.

8. Литература

- [1] Kalman, R.E. A new approach to linear filtering and prediction problems // J. Basic. Eng. – 1960. – Vol. 82(D). – P. 35-45.
- [2] Hidayat, Z. Decentralized Kalman filter comparison for distributed-parameter systems: a case study for 1D heat conduction process / Z. Hidayat, R. Babuvska, B. de Schutter, A. Nu'nez // Proceedings of the 16th IEEE International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation – Toulouse, France, 2011. – P. 1-8.
- [3] Mahmoud, M.S. Distributed Kalman filtering: a bibliographic review / M.S. Mahmoud, H.M. Khalid // IET Control Theory Appl. – 2013. – Vol. 7(4). – P. 483-501.

- [4] Цыганова, Ю.В. О современных ортогонализированных алгоритмах оптимальной дискретной фильтрации / Ю.В. Цыганова, М.В. Куликова // Вестник ЮУрГУ. Серия “Математическое моделирование и программирование”. – 2018. – Т. 11, № 4. – С. 5-30.
- [5] Roy, S. Square root parallel Kalman filtering using reduced-order local filters / S. Roy, R.H. Hashemi, A.J. Laub // IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems. – 1990. – Vol. 27(2). – P. 276-289.
- [6] Carlson, N.A. Federated square root filter for decentralized parallel processes // IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems. – 1990. – Vol. 26(3). – P. 517-525.
- [7] Morf, M. Square-root algorithms for parallel processing in optimal estimation / M. Morf, J.R. Dobbins, B. Friedlander, T. Kailath // Automatica. – 1979. – Vol. 15. – P. 299-306.
- [8] Bierman, G.J. A decentralized square root information filter/smoothing / G.J. Bierman, M.R. Belzer // Proceedings of the 24th Conference on Decision and Control, Fort Lauderdale, FL, USA, 1985. – P. 1902-1905.
- [9] Rao, B. Fully decentralized algorithm for multisensor Kalman filtering / B. Rao, H. Durrant-Whyte // IEEE Proceedings. – 1991. – Vol. 138(5). – P. 413-420.
- [10] Grewal, M.S. Kalman Filtering: Theory and Practice Using MATLAB / M.S. Grewal, A.P. Andrews – John Wiley & Sons, 2015. – 617 p.
- [11] Dyer, P. Extension of square-root filtering to include process noise / P. Dyer, S. McReynolds // J. Optimiz. Theory Appl. – 1969. – Vol. 3. – P. 444-459.
- [12] Kaminski, P.G. Discrete square-root filtering: a survey of current techniques / P.G. Kaminski, A.E. Bryson, S.F. Schmidt // IEEE Trans. on Automatic Control. – 1971. – Vol. 16(6). – P. 727-735.
- [13] Higham, N.J. J-orthogonal matrices : properties and generalization // SIAM Review. – 2003. – Vol. 45(3). – P. 504-519.
- [14] Цыганов, А.В. Децентрализованный квадратно-корневой информационный алгоритм мультисенсорной калмановской фильтрации / А.В. Цыганов, Ю.В. Цыганова // XIII Всероссийское совещание по проблемам управления ВСПУ – М.: ИПУ РАН, 2019. – С. 679-683.
- [15] Bar-Shalom, Y. Estimation with Applications to Tracking and Navigation / Y. Bar-Shalom, T. Kirubarajan, X.-R. Li – New York, USA: John Wiley & Sons, Inc., 2001.

Decentralized measurement data processing based on J-orthogonal transformations in a square-root information Kalman filter

A.V. Tsyganov¹, Yu.V. Tsyganova²

¹Ulyanovsk State University of Education, Lenin square 4/5, Ulyanovsk, Russia, 432071

²Ulyanovsk State University, L. Tolstoy Str. 42, Ulyanovsk, Russia, 432017

Abstract. The paper addresses the problem of decentralization of the measurement data processing based on matrix J -orthogonal transformations in the square-root information Kalman filter. J -orthogonal transformations are applied in a decentralized filter at the stage of communication and assimilation. The results of numerical experiments confirm the efficiency of the proposed solution. The developed algorithm can be used for measurement data processing in decentralized distributed computing networks.