ДОКЛАДЫ РОССИЙСКОЙ АКАДЕМИИ НАУК. МАТЕМАТИКА, ИНФОРМАТИКА, ПРОЦЕССЫ УПРАВЛЕНИЯ, 2021, том 500, с. 107–111

ПРОЦЕССЫ УПРАВЛЕНИЯ

УДК 519.711.74.517.977.58

АНИЗОТРОПИЙНЫЙ ПОДХОД К ОРГАНИЗАЦИИ ОБМЕНА ДАННЫМИ ДЛЯ НЕСТАЦИОНАРНОЙ СЕТЕВОЙ СИСТЕМЫ

 А. В. Юрченков[1,2,*], А. Ю. Кустов[1,]**

Представлено академиком С.Н. Васильевым 04.08.2021 г.
Поступило 05.08.2021 г.
После доработки 05.08.2021 г.
Принято к публикации 13.08.2021 г.

Рассмотрена задача настройки сети обмена данными между узлами сети датчиков с целью получения анизотропийной γ-оптимальной оценки выхода линейной дискретной нестационарной системы. Измерители (датчики) представляют собой неидеальные с точки зрения получения информации объекты с заранее известной вероятностью отказов. Внешнее возмущение выбрано из класса случайных последовательностей с ограниченным уровнем анизотропии ее фрагмента на фиксированном горизонте событий. Для указанного объекта требуется подобрать такой вид матрицы смежности, которая бы обеспечила наименьшее значение верхней границы анизотропийной нормы системы в ошибках оценивания при фиксированном виде оценивателя.

Ключевые слова: анизотропийная теория, мультипликативные шумы, сети датчиков с отказами, фильтрация, нестационарные системы

DOI: 10.31857/S2686954321050179

ВВЕДЕНИЕ

Область применения различных чувствительных элементов и датчиков в последнее время становится все более всеобъемлющей, затрагивая даже бытовые нужды каждого человека. С помощью сети датчиков организуется слежение за источниками загрязнения окружающей среды, синхронизируются часы на разных устройствах, строится схема предупреждения стихийных бедствий, медицинская поддержка тяжелых больных и даже система “умный дом”. С другой стороны, для сетевых систем остаются актуальными проблемы высокой эффективности при относительно невысоких затратах на внедрение, настройку и обслуживание. Именно поэтому организацию наиболее эффективной схемы обмена информацией между датчиками можно выделить как самостоятельную, имеющую практическую значимость, задачу. В работе [1] отмечается важность решения проблемы настройки сетевой системы при решении задачи оценки параметров.

За последние годы разработано множество способов настройки сетевых систем, например, оптимизация вычислительных мощностей рассмотрена в [2], в работе [3] была предложена модель так называемого виртуального сенсора, когда все вычисления проводятся на внешнем процессоре, а не средствами самого датчика, что позволяет более эффективно организовать работу всей сети. Идея обмена информацией между соседними сенсорами рассмотрена в [4], где с помощью метода наименьших квадратов предложен алгоритм отладки сети. Стохастический подход для настройки сети датчиков можно найти в [5], где предполагается, что измерения сильно зашумлены, вследствие чего применяется вероятностный подход.

В данном сообщении рассматривается задача выбора матрицы смежности для обмена информацией между отдельными датчиками в сетевой системе для фиксированной модели оценивания в рамках анизотропийной теории. Первоначально концепция анизотропийной теории, предложенной И.Г. Владимировым в работе [7], использовала стохастический подход для задач, традиционно рассматриваемых в $\mathscr{H}_\infty$ теории. Базовое понятие для анизотропийной теории – анизотропия случайного вектора. В последних работах, связанных с анизотропийной теорией, под анизотропией случайного вектора понимают мини-

[1]*Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова Российской академии наук, Москва, Россия*
[2]*Московский государственный технический университет им. Н.Э. Баумана, Москва, Россия*
**E-mail: alexander.yurchenkov@yandex.ru*
***E-mail: arkadiykustov@yandex.ru*

мальное значение информационного уклонения Кульбака–Лейблера между двумя плотностями распределения вероятностей — той, которая соответствует выбранному случайному вектору и нормальной плотностью распределения с нулевым матожиданием и скалярной ковариационной матрицей [8]. Анизотропию случайного вектора можно трактовать как меру отличия этого вектора от гауссовского. Критерием в задачах анизотропийной теории выступает анизотропийная норма динамической системы — индуцированная норма, являющаяся супремумом отношения нормы выхода системы к норме входа при условии, что все возможные входы выбираются из класса векторов с ограниченной фиксированным числом анизотропией.

За более чем двадцатипятилетнюю историю в рамках анизотропийной теории решены задачи анализа для нестационарных и стационарных [8] систем, а также задачи синтеза управления и фильтрации. Существенным ограничением являлось предположение о детерминированности рассматриваемых линейных систем, впервые это условие было исключено в работе [9], где была решена задача анизотропийного анализа для стохастической системы. До этого момента существовали только оценочные методы вычисления границы анизотропийной нормы [10].

Модели динамических систем с мультипликативными шумами описывают финансовые, механические, гибридные, популяционные и многие другие системы, но также они описывают сетевые системы, в которых присутствует множество отдельных датчиков. Поскольку анизотропийный анализ для систем с мультипликативными шумами был рассмотрен в [11], а после была решена задача оценивания для сети датчиков с отказами [12] и предложен алгоритм коррекции для выпадающих измерений [13], остро обозначилась проблема настройки сети датчиков, а именно: настройка схемы обмена информацией (матрицы смежности) между узлами в сети измерителей. В данной работе будут даны условия, позволяющие свести задачу настройки матрицы смежности к задаче выпуклой оптимизации.

ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

Рассмотрим линейную дискретную нестационарную модель в пространстве состояний с нулевыми начальными условиями следующего вида:

$$\begin{aligned} x_{k+1} &= A_k x_k + B_k w_k, \quad x_0 = 0, \\ z_k &= M_k x_k + N_k w_k, \\ y_{j,k} &= \lambda_{j,k} C_{j,k} x_k + D_{j,k} w_k, \end{aligned} \tag{1}$$

где $x_k \in \mathbb{R}^{n_x}$ — состояние, $w_k \in \mathbb{R}^{m_w}$ — возмущение из класса последовательностей с ограниченным уровнем анизотропии, $z_k \in \mathbb{R}^{p_z}$ — выход, для которого строится оценка, $y_{j,k} \in \mathbb{R}^{p_y}$, $j = 1, 2, \ldots, n$ — доступные измерения, время ограничено значением N. Все матрицы в системе (1) известны и имеют соответствующие размерности. Случайные величины $\lambda_{j,k}$ имеют распределение Бернулли с известной вероятностью успеха $P(\lambda_{j,k} = 1) = p_j$ и неудачи $P(\lambda_{j,k} = 1) = 1 - p_j = q_j$ соответственно. В этом случае под успехом понимается получение зашумленных измерений от конкретного датчика, под неудачей — только шума. Также считаются известными модели оценивателей для системы (1), соответствующие конкретным датчикам:

$$\begin{aligned} \hat{x}_{j,k+1} &= \sum_{i=1}^{n} \mathfrak{a}_{ji} (A_k \hat{x}_{i,k} + H_{ji,k}(y_{i,k} - \hat{y}_{i,k})), \\ \hat{z}_{j,k} &= \sum_{i=1}^{n} \mathfrak{a}_{ji} M_k \hat{x}_{i,k}, \\ \hat{y}_{j,k} &= C_{j,k} \hat{x}_{j,k}, \end{aligned} \tag{2}$$

где матрицы $H_{ji,k} \in \mathbb{R}^{n_x \times p_y}$ считаются известными. Выходы $\hat{z}_{j,k}$ соответствуют взвешенным оценкам выхода исходной системы, полученным на основании доступных соответствующему датчику данных. Матрица смежности $\mathfrak{a} = (\mathfrak{a}_{ji})$ подлежит определению с целью обеспечить минимальную верхнюю границу анизотропийной нормы системы в ошибках оценивания. Иными словами, задача состоит в (ре-)организации оптимального (с точки зрения оценивания известными моделями) способа коммуникации между отдельными узлами сетевой системы.

ОСНОВНОЙ РЕЗУЛЬТАТ

В анизотропийной теории управления и фильтрации для численного решения конкретных задач широко применяется метод выпуклой оптимизации с ограничениями в виде линейных матричных неравенств [14]. Более полный обзор теории относительно линейных нестационарных систем в рамках анизотропийной теории можно найти в работе [15].

Поскольку в задачах оценивания критерием оптимальности является значение анизотропийной нормы системы в ошибках оценивания, перейдем к такому способу описания динамики рассматриваемой пары система—оцениватель. Для того чтобы перейти к системе в ошибках оценивания, необходимо ввести n виртуальных объектов, которые дублируют динамику системы (1):

$$x_{j,k+1} = A_k x_{j,k} + B_k w_k, \quad x_0 = 0. \tag{3}$$

Для каждого из виртуальных объектов (3) соответствующий оцениватель имеет вид (2). Обозначив через $\tilde{x}_{j,k} = x_{j,k} - \hat{x}_{j,k}$ и $\tilde{z}_{j,k} = z_{j,k} - \hat{z}_{j,k}, j = 1, 2, \ldots, n$, ошибки индивидуального и совокупного оценивания состояния, соответственно, получим следующую систему в ошибках:

$$\begin{aligned} \tilde{x}_{j,k+1} &= \sum_{i=1}^{n} (\mathbf{A}_{ji,k} x_{j,k} + \tilde{A}_{ji,k} \tilde{x}_{i,k} + \tilde{B}_{i,k} w_k), \\ \tilde{z}_{j,k} &= \sum_{i=1}^{n} (\mathbf{M}_{ji,k} x_{i,k} + \tilde{M}_{ji,k} \tilde{x}_{j,k}) + \tilde{N}_{j,k} w_k, \end{aligned} \tag{4}$$

где $\mathbf{A}_{ji,k} = A_k \delta_{ji} - \mathfrak{a}_{ji}(A_k - (\lambda_{i,k} - p_i) H_{ji,k} C_{i,k})$, $\tilde{A}_{ji,k} = \mathfrak{a}_{ji}(A_k - p_i H_{ji,k} C_{i,k})$, $\tilde{B}_{i,k} = B_k \delta_{ji} - \mathfrak{a}_{ji} H_{ji,k} D_{i,k}$, $\mathbf{M}_{ji,k} = M_k \delta_{ji} - \mathfrak{a}_{ji} M_k$, $\tilde{M}_{ji,k} = \mathfrak{a}_{ji} M_k$, $\tilde{N}_{j,k} = N_k$, δ_{ji} – символ Кронекера. Вводя расширенные векторы состояния $\bar{x}_k = (x_{1,k}^T, \ldots, x_{n,k}^T)^T$, ошибки оценивания состояния $\tilde{x}_k = (\tilde{x}_{1,k}^T, \ldots, \tilde{x}_{n,k}^T)^T$ и оцениваемого выхода $\tilde{z}_k = (\tilde{z}_{1,k}^T, \ldots, \tilde{z}_{n,k}^T)^T$, объединим векторы $\bar{x}_k$ и $\tilde{x}_k$ в один новый вектор $\zeta_k = (\bar{x}_k^T, \tilde{x}_k^T)^T$, с помощью которого от (4) перейдем уже к окончательному виду системы в ошибках оценивания:

$$\begin{aligned} \zeta_{k+1} &= \left(\mathbb{A}_k + \sum_{i=1}^{n} \xi_{i,k} \mathbb{A}_{i,k} \right) \zeta_k + \mathbb{B}_k w_k, \\ \tilde{z}_k &= \mathbb{M}_k \zeta_k + \mathbb{N}_k w_k, \end{aligned} \tag{5}$$

где случайные величины $\xi_{i,k} = \lambda_{i,k} - p_i$ имеют нулевое среднее и известную дисперсию, а матрицы определены следующим образом:

$$\mathbb{A}_k = \begin{bmatrix} \bar{A}_k & 0 \\ \bar{A}_k - \bar{A}_k^{\mathfrak{a}} & \bar{A}_k^{\mathfrak{a}} - \bar{H}_k^{\mathfrak{a}} \bar{C}_k^p \end{bmatrix},$$
$$\mathbb{A}_{i,k} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ \bar{H}_k^{\mathfrak{a}} \bar{C}_{i,k}^p & 0 \end{bmatrix}, \quad \mathbb{B}_k = \begin{bmatrix} \bar{B}_k \\ \bar{B}_k - \bar{H}_k^{\mathfrak{a}} \bar{D}_k \end{bmatrix}$$
$$\mathbb{M}_k = [\bar{M}_k - \bar{M}_k^{\mathfrak{a}} \;\; \bar{M}_k^{\mathfrak{a}}], \quad \mathbb{N}_k = \bar{N}_k,$$

при этом использованы обозначения $\bar{A}_k = I_n \otimes A_k$, $\bar{A}_k^{\mathfrak{a}} = \mathfrak{a} \otimes A_k$, $\bar{B}_k = \mathrm{col}(n) \otimes B_k$, $\bar{H}_k^{\mathfrak{a}} = \mathrm{block}_{j,i=\overline{1,n}}(\mathfrak{a}_{ji} H_{ji,k})$, $\bar{C}_k^p = \mathrm{diag}_{i=\overline{1,n}}(p_i C_{i,k})$, $\bar{C}_{i,k}^p = \mathrm{diag}_{i=\overline{1,n}}(\delta_{ji} C_{i,k})$, $\bar{D}_k = \mathrm{col}_{j=\overline{1,n}}(D_{j,k})$, $\bar{M}_k = I_n \otimes M_k$, $\bar{M}_k^{\mathfrak{a}} = \mathfrak{a} \otimes M_k$, $\bar{N}_k = \mathrm{col}(n) \otimes N_k$, где $\mathrm{col}(n)$ – вектор из единиц длиной n, $\mathrm{block}_{j,i=\overline{1,n}}(X_{ji})$ – блочная матрица из соответствующих блоков X_{ji}, $\mathrm{diag}_{i=\overline{1,n}}(X_i)$ – диагональная матрица, $\mathrm{col}_{j=\overline{1,n}}(X_j)$ – матрица-столбец, состоящая из блоков X_j, $\otimes$ – кронекерово произведение матриц.

Для системы вида (5) условие ограниченности анизотропийной нормы числом был сформулирован в работе [11] в виде следующего утверждения.

Т е о р е м а 1 [11]. *Если уровень анизотропии внешнего возмущения для системы* (5) *ограничен параметром a, случайные величины $\xi_{i,k}$ статистически независимы для всех значений i, k, имеют нулевое среднее и заданные ковариации σ_i^2, $i = 1, 2, \ldots, n$, а также существует положительно определенное решение R_k для следующих матричных неравенств:*

$$\begin{bmatrix} R_k & * & * & * & * \\ \mathbb{N}_k^T \mathbb{M}_k & \eta^2 I_{m_w} - \mathbb{N}_k^T \mathbb{N}_k & * & * & * \\ R_{k+1} \mathbb{A}_k & -R_{k+1} \mathbb{B}_k & R_{k+1} & * & * \\ \sigma_1 R_{k+1} \mathbb{A}_{1,k} & 0 & \ldots \; 0 & \ddots \; * & * \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \sigma_n R_{k+1} \mathbb{A}_{n,k} & 0 & 0 & R_{k+1} & * \\ \mathbb{M}_k & 0 & 0 & 0 & I_{p_z} \end{bmatrix} \succ 0, \tag{6}$$

и для всех $k = \{0, \ldots, N-1\}$ выполнены граничные условия

$$\begin{gathered} \begin{bmatrix} R_N & * & * \\ \mathbb{N}_N^T \mathbb{M}_N & \eta^2 I - \mathbb{N}_N^T \mathbb{N}_N & * \\ \mathbb{M}_N & 0 & I \end{bmatrix} \succ 0, \\ \eta^2 I_{m_w} - \Psi_N - \mathbb{N}_N^T \mathbb{N}_N \succ 0, \end{gathered} \tag{7}$$

и неравенство специального вида

$$\sum_{i=0}^{N} \ln \det \Psi_k \geq 2a + m_w (N+1) \ln(\eta^2 - \gamma^2), \tag{8}$$

причем все матрицы Ψ_k положительно определены, тогда анизотропийная норма системы (5) *ограничена числом γ.*

Неравенства в выражениях (6), (7) понимаются в смысле положительной определенности матрицы, стоящей в левой части.

Приведенная выше теорема не позволяет напрямую вычислить параметры матрицы смежности, поскольку содержит произведение этой матрицы с неизвестными матрицами R_k в выражениях (6). С помощью замены переменных и начального приближения решения неравенств (6) можно сформулировать решение поставленной задаче в следующем виде.

Т е о р е м а 2. *Матрица смежности $\mathfrak{a}$ для сети датчиков с отказами в модели оценивателя* (2) *под действием возмущения с ограниченным уровнем анизотропии может быть определена через решение задачи выпуклой оптимизации*

$$\gamma^2 \to \min_{R_k, \Psi_k, \eta^2, \gamma^2},$$

при условии выполнения ограничений

$$\begin{bmatrix} \eta^2 I_{m_w} - \Psi_N - \mathbb{N}_k^T \mathbb{N}_k & * \\ R_{k+1} \mathbb{B}_{00,k} + X_k \mathbb{B}_{01,k} & R_{k+1} \end{bmatrix} \succ 0$$

$$\begin{bmatrix} R_k & * & & * & & * & * \\ \mathbb{N}_k^T\mathbb{M}_k & \eta^2 I_{m_w} - \mathbb{N}_k^T\mathbb{N}_k & & * & & * & * \\ R_{k+1}\mathbb{A}_{00,k} + X_k\mathbb{A}_{01,k} & -R_{k+1}\mathbb{B}_{00,k} - X_k\mathbb{B}_{01,k} & & R_{k+1} & & * & * \\ \sigma_1 X_k \mathbb{A}_{11,k} & 0 & \ldots & 0 & \ddots & * & * \\ \vdots & \vdots & & \vdots & & \vdots & \vdots \\ \sigma_n X_k \mathbb{A}_{1n,k} & 0 & & 0 & & R_{k+1} & * \\ \mathbb{M}_k & 0 & & 0 & & 0 & I_{p_z} \end{bmatrix} \succ 0,$$

в совокупности с неравенствами (7), (8).

В условиях теоремы использована замена переменных следующего вида:

$$X_k = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ P_k & Q_k \end{bmatrix},$$

где $P_k = R_{2,k+1}\bar{A}_k^{\mathfrak{a}}$, $Q_k = R_{2,k+1}\bar{H}_k^{\mathfrak{a}}$, а матрицы R_k имеют диагональный вид с блоками

$$R_k = \begin{bmatrix} R_{1,k} & 0 \\ 0 & R_{2,k} \end{bmatrix}.$$

Также стоит отметить, что в качестве начального приближения матриц $R_{2,k}$, $k = \{0,\ldots,N\}$ могут быть выбраны матрицы, полученные согласно решению задачи (6)–(8) для единичной матрицы смежности, что соответствует наличию отдельных датчиков, не обменивающихся информацией.

ПРИМЕР

Рассмотрим модель колесного перевернутого маятника, замкнутого стабилизирующим управлением на основе Model Predictive Control (MPC). Матрицы в пространстве состояний имеют следующий вид:

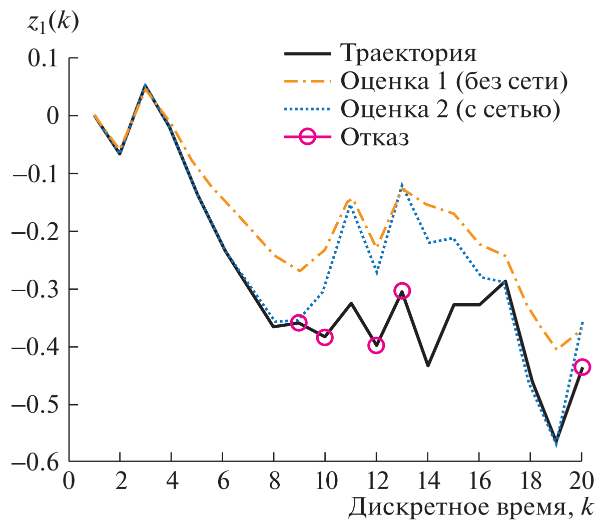

Рис. 1. Результаты моделирования.

$$A_k = \begin{bmatrix} 1.15 & 0.20 & 0.24 & 0.04 & 0.01 & 0.00 \\ 1.62 & 2.04 & 2.54 & 0.42 & 0.13 & 0.00 \\ -0.82 & -0.52 & -0.06 & -0.10 & -0.07 & 0.00 \\ -9.95 & -0.61 & -11.03 & -1.26 & -0.78 & -0.30 \\ 1.15 & 0.20 & 0.24 & 0.04 & 1.01 & 0.00 \\ -0.82 & -0.52 & -0.06 & -0.10 & -0.07 & 1.00 \end{bmatrix},$$

$$B_k = [0\ 0\ 0\ 0.10\ 0.10\ 0.10],$$

$$C_{j,k} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad D_{j,k} = \begin{bmatrix} 0.1 \\ 0 \end{bmatrix}, \quad j = \{1,2\},$$

$$M_k = C_{j,k}, \quad N_k = 0.$$

Рассмотрена простейшая сеть, состоящая из двух идентичных датчиков с вероятностью безотказной работы 95%, при этом уровень анизотропии внешнего возмущения не превосходит единицу.

На рис. 1 приведен первый компонент оцениваемого выхода. Сплошной линией обозначена реальная траектория объекта, соответствующая перемещению по прямой на плоскости, прерывистая линия – оценка, полученная на основе измерений одного датчика, без составления сети, пунктирная линия – оценка, полученная с помощью сетевого обмена информации между датчиками на основе матрицы смежности, полученной на основе предложенного алгоритма. Как видно на рис. 1, даже после серии отказов оценка быстро возвращается в малую окрестность реальной траектории. При этом значение среднеквадратичного коэффициента усиления уменьшилось приблизительно на 38%. Внедиагональные элементы матрицы смежности оказались равными 0.0329, а диагональные – 0.9671, что обусловлено тем, что датчики были выбраны идентичными.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В сообщении рассмотрена задача настройки схемы обмена информации между датчиками для линейной дискретной нестационарной модели в случае неидеальных измерителей и внешним возмущением из класса окрашенных шумов. Показано, что поставленную задачу можно свести к задаче выпуклой оптимизации, позволяющей вычислить верхнюю границу анизотропийной нормы системы в ошибках оценивания. На численном примере продемонстрировано, что наличие обмена информации между датчиками может значительно улучшить качество оценки в случае точечных отказов измерителей.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Whitehouse K., Culler D.* Calibration as Parameter Estimation in Sensor Networks // Proc. of the 1st ACM Int. workshop on Wireless sensor networks and applications. 2002. P. 59–67.
2. *Wahba S.K., Dandamudi S., Dalton A.R. and Hallstrom J.O.* NePTune: Optimizing Sensor Networks // Proc. of 17th Int. Conf. on Comp. Comm. and Networks. 2008. P. 1–7.
3. *Corsini P., Masci P. and Vecchio A.* Configuration and Tuning of Sensor Network Applications through Virtual Sensors // Fourth Ann. IEEE Int. Conf. on Pervasive Computing and Communications Workshops (PERCOMW'06). 2006. P. 5–32.
4. *Becnel T., Sayahi T., Kelly K. and Gaillardon P.-E.* A Recursive Approach to Partially Blind Calibration of a Pollution Sensor Network // IEEE Int. Conf. on Embedded Software and Systems (ICESS). 2019. P. 1–8.
5. *Stankovic M.S., Stankovic S.S. and Johansson K.H.* Asynchronous Distributed Blind Calibration of Sensor Networks Under Noisy Measurements // IEEE Transactions on Control of Network Systems. 2018. V. 5. №. 1. P. 571–582.
6. *Semyonov A.V., Vladimirov I.G., Kurdyukov A.P.* Stochastic Approach to H∞-optimization // Proc. of the 33th CDC. 1994. P. 2249–2250.
7. *Владимиров И.Г., Курдюков А.П., Семенов А.В.* Анизотропия сигналов и энтропия линейных стационарных систем // ДАН. 1995. Т. 342. № 4. С. 583–585.
8. *Vladimirov I.G., Kurdjukov A.P., Semyonov A.V.* On Computing the Anisotropic Norm of Linear Discrete–time–invariant Systems // Proc. 13th IFAC World Congr. 1994. P. 179–184.
9. *Kustov A.Yu.* State–Space Formulas for Anisotropic Norm of Linear Discrete Time Varying Stochastic System // Proc. 15th Int. Conf. on Electr. Eng., Comp. Science and Autom. Control. 2018. P. 1–6.
10. *Юрченков А.В., Кустов А.Ю., Курдюков А.П.* Условия ограниченности анизотропийной нормы системы с мультипликативными шумами // ДАН. 2016. Т. 467. № 4. С. 396–399.
11. *Belov I.R., Yurchenkov A.V., Kustov A.Yu.* Anisotropy-Based Bounded Real Lemma for Multiplicative Noise Systems: the Finite Horizon Case // Proc. of the 27th Med. Conf. on Contr. and Aut. 2019. P. 148–152.
12. *Kustov A.Yu., Yurchenkov A.V.* Finite–horizon Anisotropic Estimator Design in Sensor Networks // 59th IEEE Conference on Decision and Control. 2020. P. 4330–4335.
13. *Kustov A.Yu., Yurchenkov A.V.* Finite–horizon Anisotropy–based Estimation with Packet Dropouts // IFAC–PapersOnLine. 2020. V. 53. №. 2. P. 4516–4520.
14. *Тимин В.Н., Чайковский М.М., Курдюков А.П.* Решение задачи анизотропийной субоптимальной фильтрации методом выпуклой оптимизации // ДАН. 2012. Т. 444. № 6. С. 612–615.
15. *Тимин В.Н., Курдюков А.П.* Анизотропийная многокритериальная нестационарная фильтрация на конечном горизонте // ДАН. 2015. Т. 464. № 3. С. 279–283.

ANISOTROPY-BASED APPROACH TO COMMUNICATION TUNING FOR TIME-VARYING SENSOR NETWORK SYSTEM

A. V. Yurchenkov[a,b] and A. Yu. Kustov[a]

[a] *V.A. Trapeznikov Institute of Control Sciences of Russian Academy of Sciences, Moscow, Russian Federation*

[b] *Bauman Moscow State Technical University, Moscow, Russian Federation*

Presented by Academician of the RAS S.N. Vassilyev

In this paper, the communication graph design problem for linear discrete time-varying sensor network system is considered. The design goal is to minimize upper bound of the anisotropic norm of input-to-error system. The sensors are supposed to be objects with dropouts of the given probabilities values. Exogenous disturbances are considered to be sequences of random vectors with bounded anisotropy of sequence fragment. The tuning of adjacency matrix with fixed estimation model is reduced to convex optimization problem.

Keywords: anisotropy-based theory, multiplicative noise, sensor networks, dropouts, estimation, time-varying systems