

УДК 681.5.017

DOI: 10.25559/SITITO.16.202003.575-581

Оригинальная статья

Комплексирование измерителей при некротности частот следования показаний и выходных оценок

В. М. Понятский, Б. В. Зенов*

Акционерное общество «Конструкторское бюро приборостроения им. академика А. Г. Шипунова», г. Тула, Российская Федерация

300001, Российская Федерация, г. Тула, ул. Щегловская засека, д. 59

*zbv89@mail.ru

Аннотация

Рассматриваются вопросы комплексирования измерений с двух датчиков, моменты получения измерений с которых не совпадают по времени, при этом требуемые моменты выдачи результатов их обработки также лежат внутри интервалов между показаниями. Предложено несколько вариантов алгоритмов объединения на основе калмановской фильтрации как с использованием централизованного фильтра, так и на основе параллельно работающих частных фильтров в рамках децентрализованной фильтрации. Описана адаптация параметров фильтра к работе в условиях неэквидистантной сетки рабочих тактов. Рассмотрены варианты объединения оценок состояния процесса внутри контура фильтрации и за его пределами. Сравнение методов выполняется с точки зрения величины относительной среднеквадратической ошибки получаемой на выходе оценки. Отдельно анализируются случаи равноточных измерений и случаи, когда уровень шумов в показаниях датчиков значительно различается. Работоспособность методов исследуется при различных значениях ширины полосы пропускания, определяемой соотношением интенсивности шума процесса и шума измерения.

Ключевые слова: фильтр Калмана, комплексирование измерений, неравноточные измерения, централизованный фильтр, частные фильтры, безынерционный осреднитель, шум процесса, шум измерения.

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Для цитирования: Понятский, В. М. Комплексирование измерителей при некротности частот следования показаний и выходных оценок / В. М. Понятский, Б. В. Зенов. — DOI 10.25559/SITITO.16.202003.575-581 // Современные информационные технологии и ИТ-образование. — 2020. — Т. 16, № 3. — С. 575-581.

© Понятский В. М., Зенов Б. В., 2020



Контент доступен под лицензией Creative Commons Attribution 4.0 License.
The content is available under Creative Commons Attribution 4.0 License.



Sensor Fusion in Case of Aliquant Sample Repetition Frequencies of Measurements and Output Estimates

V. M. Ponyatsky, B. V. Zenov*

KBP Instrument Design Bureau, Tula, Russian Federation
59 Shcheglovskaya Zaseka St., Tula 300001, Russian Federation
*zbv89@mail.ru

Abstract

The problem of measurement fusion from two sensors with no coincident pairs of measurement at any time is considered. Besides, the required moments of returning the result also lie between indication times. Several association algorithms based on Kalman filtering both with use of the centralized filter, and on the basis of two parallel local filters as a part of decentralized filtration approach are proposed. Filter parameter adjustment to operation at non-equidistant times is described. The options for combining the assessments of the process state inside the filtration loop and outside it are considered. Comparison of methods is carried out in terms of the relative mean square error value of result estimate. The case of uniformly precise measurements and a case when the noise level into indications of sensors considerably differs are separately analyzed. The operability of methods is investigated at various values of bandwidth determined by a ratio of process noise intensity and the measurement noise one.

Keywords: Kalman filter, sensor fusion, non-equally accurate measurement, centralized filter, local filters, inertialess average, process noise, measurement noise.

The authors declare no conflict of interest.

For citation: Ponyatsky V.M., Zenov B.V. Sensor Fusion in Case of Aliquant Sample Repetition Frequencies of Measurements and Output Estimates. *Sovremennye informacionnye tehnologii i IT-obrazovanie* = Modern Information Technologies and IT-Education. 2020; 16(3):575-581. DOI: <https://doi.org/10.25559/SITITO.16.202003.575-581>



Введение

При разработке информационно-измерительных систем часто возникают задачи объединения показаний с нескольких датчиков. Объединение позволяет снизить итоговую погрешность в получаемом результате. Наиболее простой задачей является комплексирование данных с одинаковыми частотами следования отсчетов. Теория и методы решения такой задачи с применением калмановской теории фильтрации были разработаны в 70-80-е годы в работах [1-3]. На практике столь идеальная ситуация встречается не всегда. Зачастую интервалы следования измерений с каждого из датчиков оказываются различными вследствие как физической природы датчиков, так и особенностей обмена информацией между ними и вычислительным блоком. Наиболее характерным случаем является система, состоящая из двух датчиков, один из которых выдает недостаточно точные показания, а другой характеризуется повышенной точностью, при этом частота следования его отсчетов в несколько раз ниже, чем у первого. В этом случае показания второго датчика либо экстраполируют на каждый такт их отсутствия с использованием прежних полученных значений, сводя задачу таким образом к комплексированию данных с равными частотами следования, либо не учитывают вовсе, пока не будет получено новое значение [4,5]. Однако, если частоты следования отсчетов некрatны, возникает несколько альтернативных путей объединения таких данных. В предлагаемом докладе рассмотрены подходы к комплексированию таких показаний с точки зрения минимизации ошибки получаемой оценки.

Постановка задачи

Рассмотрим систему двух датчиков, выдающих показания с периодами следования отсчетов T_1 и T_2 соответственно, причем $\text{НОК}(T_1, T_2) \gg T_{\text{набл}}$, где $T_{\text{набл}}$ — суммарное время наблюдения, НОК — наименьшее общее кратное. Требуется провести оценку вектора состояния с требуемой частотой следования выходных отсчетов $f_{\text{вых}} = \frac{M}{T_2}$, где M — некоторое целое число.

Некратность частот получения измерений, а также отличие их от требуемой частоты выходных оценок обуславливает необходимость использования экстраполяции с переменным шагом.

Комплексирование таких показаний можно обеспечить следующим образом:

- 1) объединением измерений с частотами следования f_i в едином централизованном фильтре Калмана с формированием вектора состояния с выходной частотой $f_{\text{вых}}$;
- 2) объединением измерений с частотами f_i на входе фильтра Калмана путем приведения к частоте $f_{\text{вых}}$ с помощью экстраполяции и последующей оценкой вектора состояния в едином централизованном фильтре;
- 3) получением оценок состояния в частных фильтрах Калмана, соответствующих каждый отдельному измерителю, с частотами f_i с последующим приведением их к частоте $f_{\text{вых}}$ и объединением в блоке безынерционного осреднения [6];
- 4) путем формированием прогноза вектора состояния на основе единой объединенной оценки с последующим получением

частных оценок состояния с использованием данных соответствующих измерителей, приведением полученных оценок к частоте $f_{\text{вых}}$, объединением в блоке безынерционного осреднения и использованием на следующем такте прогнозирования.

Оценивание с использованием централизованного фильтра

При попытке использовать для решения задачи уравнения классического фильтра Калмана в соответствии с временной динамикой поступления измерений обновления оценки вектора состояния будет приходиться на моменты времени $t_{1,k} = kT_1$ и $t_{2,p} = pT_2$, $k=1,2,\dots$, $p=1,2,\dots$. Таким образом, фильтр будет работать на неэквидистантной сетке временных отсчетов, что определяет, с одной стороны, переменный характер интервалов экстраполяции вектора состояния и дисперсионной матрицы, а с другой стороны необходимость адаптации матрицы шума процесса, выбираемой в обычных условиях работы фильтра неизменной. Уравнения фильтрации запишутся следующим образом:

$$\hat{\mathbf{x}}_0(n|n-1) = \Phi(n) \hat{\mathbf{x}}_0(n-1),$$

$$\mathbf{P}(n|n-1) = \Phi(n) \mathbf{P}(n-1) \Phi^T(n) + \mathbf{Q}(n),$$

$$\mathbf{K}(n) = \mathbf{P}(n|n-1) \mathbf{H}_i^T (\mathbf{H}_i \mathbf{P}(n|n-1) \mathbf{H}_i^T + R_i)^{-1},$$

$$\hat{\mathbf{x}}_0(n) = \hat{\mathbf{x}}_0(n|n-1) + \mathbf{K}(n)(z_i(n) - \mathbf{H}_i \hat{\mathbf{x}}_0(n|n-1)),$$

$$\mathbf{P}(n) = \mathbf{P}(n|n-1) - \mathbf{K}(n) \mathbf{H}_i \mathbf{P}(n|n-1),$$

где $i=1,2$ - номер измерителя, с которого получено наблюдение $z_i(n)$, $\mathbf{x}_0(n)$ — оценка вектора состояния наблюдаемого процесса, $\hat{\mathbf{x}}_0(n|n-1)$ — прогноз оценки состояния, $\Phi(n)$ — матрица упрещдения, \mathbf{H}_i — матрицы наблюдения, соответствующие i -ому измерителю, $\mathbf{K}(n)$ — матрица коэффициентов усиления, $\mathbf{P}(n|n-1)$ — дисперсионная матрица предсказания вектора состояния наблюдаемого процесса, $\mathbf{P}(n)$ — дисперсионная матрица оценки вектора состояния наблюдаемого процесса, R_i — мощность шума измерений i -ого измерителя, $\mathbf{Q}(n)$ — мощность шума процесса.

Считая порождающий процесс шум $\xi(n)$ белым, таким, что $E[\xi(n)] = 0$, $E[\xi(n)\xi^T(l)] = \mathbf{Q}_0 \delta_{nl}$, где δ_{nl} — дельта-функция,

$$\mathbf{Q}_0 = \begin{bmatrix} q_0 & 0 \\ 0 & q_0 \end{bmatrix},$$

фильтра второго порядка определим мощность шума процесса зависящей от длительности интервала между моментами вычисления оценок:

$$\mathbf{Q}(?) = \int_0^{\Delta t_n} \Phi(t) \mathbf{Q}_0 \Phi^T(t) dt = q_0 \begin{bmatrix} \frac{\Delta t_n^3}{3} & \frac{\Delta t_n^2}{2} \\ \frac{\Delta t_n^2}{2} & \Delta t_n \end{bmatrix}.$$

С учетом требований к частоте выдачи оценок на выход фильтра оценка, полученная с использованием наблюдения со второго датчика, может быть использована в качестве выходного результата только в моменты времени t_m , когда $\frac{m}{M} = p$. На



остальных тактах для получения выходной оценки вектора состояния необходимо выполнять прогнозирование с использованием переменной матрицы динамики $\Phi(\Delta t_m)$ последней вычисленной в момент прихода измерения от первого датчика оценки на интервал $\Delta t_m = \text{mod}(mT_{\text{вых}}, T_1)$, где $\text{mod}(\cdot)$ — остаток от деления.

Оценивание с использованием централизованного фильтра и экстраполяции измерений

В отличие от предыдущего варианта, фильтр в данном случае работает с постоянным шагом $T_{\text{вых}}$. На каждом шаге используются показания обоих измерителей, экстраполированные соответственно на интервалы $\Delta t_{1,n} = \text{mod}(nT_{\text{вых}}, T_1)$ и $\Delta t_{2,n} = \text{mod}(nT_{\text{вых}}, T_2)$. Матрица усиления рассчитывается отдельно для каждого измерителя:

$$\mathbf{K}_i(n) = \mathbf{P}(n|n-1)\mathbf{H}_i^T(\mathbf{H}_i\mathbf{P}(n|n-1)\mathbf{H}_i^T + R_i)^{-1},$$

Обновление оценки будет выглядеть следующим образом:

$$\hat{\mathbf{x}}_0(n) = \hat{\mathbf{x}}_0(n|n-1) + \sum_2 \Xi_i(n)\mathbf{K}_i(n)(z_i(n) - \mathbf{H}_i\hat{\mathbf{x}}_0(n|n-1)),$$

где $\Xi_i(n) = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_i(n)\mathbf{H}_i)\Phi_i(n)$, \mathbf{I} — единичная матрица.

Комплексирование оценок с выходов двух параллельных фильтров

При использовании децентрализованного способа получения оценки состояния частные фильтры Калмана работают на частотах, равных частотам следования показаний соответствующих им измерителей. Интервалы следования вырабатываемых ими оценок не совпадают:

$$\hat{\mathbf{x}}_{oi}(n_i) = \hat{\mathbf{x}}_{oi}(n_i|n_i-1) + \mathbf{K}_i(n_i)(z_i(n_i) - \mathbf{H}_i\hat{\mathbf{x}}_{oi}(n_i|n_i-1)),$$

Перед объединением частных оценок необходимо приведение их к единой частоте следования:

$$\hat{\mathbf{x}}_{oi}(m|n) = \mathbf{F}_i(n, m)\hat{\mathbf{x}}_{oi}(n),$$

$$\mathbf{P}_i(m|n) = \mathbf{F}_i(n, m)\mathbf{P}_i(n)\mathbf{F}_i^T(n, m) + \mathbf{Q}(n, m).$$

Интервалы экстраполяции $\Delta t_{1,m} = \text{mod}(mT_{\text{вых}}, T_1)$ и $\Delta t_{2,m} = \text{mod}(mT_{\text{вых}}, T_2)$.

Объединенная оценка получается из частных путем безынерционного осреднения:

$$\mathbf{P}(m) = \left(\sum_{i=1}^2 (\mathbf{P}_i(m|n))^{-1} \right)^{-1},$$

$$\mathbf{x}_o(m) = \sum_{i=1}^2 \left((\mathbf{P}_i(m|n))^{-1} \mathbf{x}_{io}(m|n) \right).$$

Стоит отметить, что операция прогнозирования в каждом частном фильтре проходит с постоянным шагом:

$$\hat{\mathbf{x}}_{oi}(n_i|n_i-1) = \Phi_i\hat{\mathbf{x}}_{oi}(n_i-1),$$

$$\mathbf{P}_i(n_i|n_i-1) = \Phi_i\mathbf{P}_i(n_i-1)\Phi_i^T + \mathbf{Q}_i.$$

Оценивание с помощью единого централизованного предсказателя и частных блоков обновления оценок

Существует также возможность охватить обратной связью цепь фильтрации и взвешивания, используя вычисленную в блоке безынерционного осреднителя итоговую оценку состояния в качестве исходной на следующем такте предсказания. В таком случае предсказание вектора состояния выполняется с использованием единой оценки, а полученная оценка поступает в 2 канала и в каждом из них корректируется путем учета инновации в соответствии с полученным измерением и экстраполяции для приведения к частоте следования отсчетов $\int_{\text{вых}}$ после чего результаты объединяются.

Очевидно, обновление оценок частных фильтров, приведения их к единой частоте следования и объединение происходят аналогично соответствующим операциям, описанным выше для набора двух параллельных фильтров Калмана. Прогнозирование единой оценки осуществляется следующим образом:

$$\hat{\mathbf{x}}_{oi}(n_i|m-1) = \Phi_i(n_i, m)\hat{\mathbf{x}}_0(m-1),$$

$$\mathbf{P}_i(n_i|m-1) = \Phi_i(n_i, m)\mathbf{P}_i(n_i|m-1)\Phi_i^T(n_i, m) + \mathbf{Q}(?, m).$$

В отличие от неизменных во времени матриц экстраполяции в параллельных фильтрах Калмана без перезапуска по объединенной оценке, в данном случае прогнозирование осуществляется с учетом различия моментов получения измерений. Интервалы экстраполяции для первого и второго измерителей соответственно составят $\Delta t_1 = \text{mod}(n_1T_1, T_{\text{вых}})$ и $\Delta t_2 = \text{mod}(n_2T_2, T_{\text{вых}})$.

Результаты моделирования

Рассмотрим линейную динамическую систему второго порядка, поведение которой описывается уравнением:

$$\mathbf{x}(m) = \Phi(m)\mathbf{x}(m-1) + \xi(m),$$

где $\mathbf{x}(m) = \begin{bmatrix} x_0(m) \\ \dot{x}_0(m) \end{bmatrix}$ — вектор состояния, $\Phi(m) = \begin{bmatrix} 1 & \Delta t(m) \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$ —

матрица динамики, $\xi(m)$ — шум процесса, $E[\xi(m)] = 0$, $E[\xi(m)\xi^T(l)] = \mathbf{Q}_0\delta_{ml}$, \mathbf{Q}_0 — ковариационная матрица шума процесса, δ_{ml} — дельта-функция. Показания на входе системы описываются следующими уравнениями:

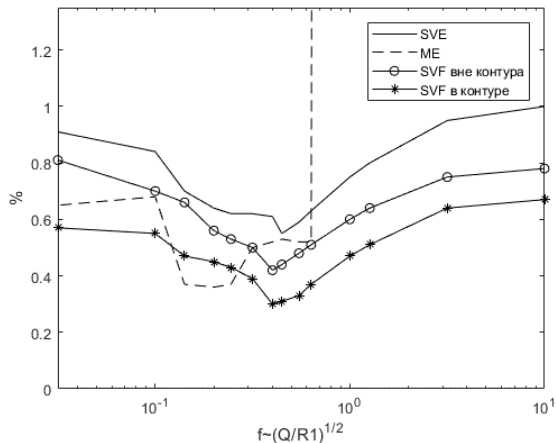
$$z_i(n_i) = \mathbf{H}_i\mathbf{x}(n_i) + v_i(n_i), \quad i = 1, 2,$$

где $\mathbf{H}_1 = \mathbf{H}_2 = \begin{bmatrix} 1 & 0 \end{bmatrix}$ — матрицы наблюдения, $E[v_i(n)] = 0$, $E[v_i(n)v_i^T(p)] = R_i\delta_{np}$, R_i — дисперсия шума i -ого измерителя, $E[v_i(n)\xi^T(p)] = 0$, $E[\mathbf{x}(0)\xi^T(p)] = 0$, $E[x(0)v_i^T(p)] = 0$.

Моделирование работы алгоритмов проводилось на примере оценивания состояния процесса при различных значениях ширины полосы пропускания фильтров. Отдельно рассматривались случаи наличия равноточных измерений (рис. 1) и неравноточных (рис.2), когда значение отношения сигнал/шум для показаний первого датчика на 20 дБ меньше, чем для второго. Результаты свидетельствуют о том, что при фильтрации равноточных измерений с умеренными уровнями шумов воз-

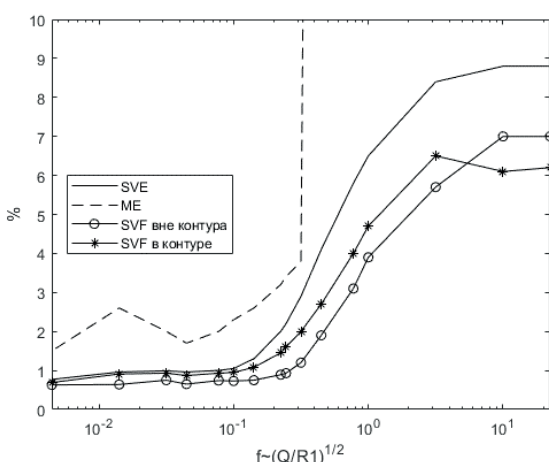


можно оптимальная настройка параметров, определяющих частотные свойства фильтров. По мере увеличения уровня шумов в показаниях одного из датчиков зависимость ошибки оценивания на выходе от частоты настройки стремится к монотонной, снижая, таким образом, удельный вклад показаний менее точного датчика в итоговую обновленную оценку.



Р и с. 1. Относительная погрешность оценивания состояния процесса при комплексировании равноточных измерений с помощью различных вариантов реализации фильтров (1 (CF) — единый централизованный фильтр с экстраполяцией оценки на выходе, 2 (ME) — централизованный фильтр с экстраполяцией измерений на входе, 3 (SVF вне контура) — два частных фильтра с экстраполяцией оценок на выходе и объединением вне контура фильтрации; 4 — два частных фильтра с объединением в контуре фильтрации)

Fig. 1. Relative error in estimating the process state when combining equal-current measurements using various filter implementations (1 (CF) - single centralized filter with extrapolation of the output estimate, 2 (ME) - centralized filter with extrapolation of input measurements, 3 (SVF out-of-loop) - two partial filters a filter with extrapolation of the output estimates and combining out-of-loop; 4 - two individual filters combined in a filter loop)



Р и с. 2. Относительная погрешность оценивания состояния процесса при комплексировании неравноточных измерений

Fig. 2. Relative error in estimating the state of the process when combining non-uniform measurements

В случае наличия равноточных измерений наилучшую точность оценивания при любой полосе пропускания фильтра по сравнению с остальными вариантами дает вариант с прогнозированием оценок с выходов двух параллельных фильтров, последующим их объединением и использованием объединенной оценки на следующем такте фильтрации - минимальная относительная погрешность оценивания отмечается на уровне 0.3%. Централизованный фильтр в любом из вариантов реализации проигрывает в точности децентрализованному. Вариант централизованного фильтра с экстраполяцией измерений при расширении полосы становится неработоспособным.

В случае неравноточных измерителей при наличии в показаниях одного из измерителей значительного уровня шумов децентрализованный фильтр с экстраполяцией измерений является наименее точным при любом выборе полосы пропускания, давая итоговую ошибку оценивания в 2% и более. Объединение экстраполированных оценок частных фильтров вне контура фильтрации способно показать слегка более лучший результат по сравнению с объединением в контуре фильтрации. Так, при сужении ширины полосы пропускания относительная ошибка оценивания достигает значений менее 0.7%.

Заключение

С использованием рассмотренных в работе методов комплексирования проведено моделирование оценивания состояния процесса при некротности частот поступления измерений. Выявлено, что результаты зависят от соотношения уровней шумов измерителей. При высоком уровне шумов хотя бы в одном канале экстраполяция измерений на входе нежелательна и приводит к повышению ошибки оценивания. Независимо от уровней шумов нежелательно использование данного метода и при настройке фильтров на широкую полосу пропускания для исключения возможных переходных процессов, поскольку ошибка в выходном результате начинает возрастать неконтролируемо. Использование централизованного фильтра, работающего на неэквидистантной сетке частот, также малоэффективно при высоком уровне шумов и достаточно широкой полосе, поскольку из-за различия ковариаций инноваций, соответствующих разным измерителям, невозможна стабилизация значений коэффициентов усиления, следовательно, в системе будут регулярно происходить локальные переходные процессы. Наиболее универсальным методом можно считать формирование единой оценки состояния по результатам комплексирования оценок частных фильтров с последующим ее использованием для прогнозирования оценок.

References

- [1] Bar-Shalom Y., Campo L. The Effect of the Common Process Noise on the Two-Sensor Fused-Track Covariance. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*. 1986; AES-22(6):803-805. (In Eng.) DOI: <https://doi.org/10.1109/TAES.1986.310815>
- [2] Willner D., Chang C.B., Dunn K.P. Kalman filter algorithms for a multi-sensor system. In: *1976 IEEE Conference on Decision and Control including the 15th Symposium on Adaptive*



- Processes. Clearwater, FL, USA; 1976. p. 570-574. (In Eng.) DOI: <https://doi.org/10.1109/CDC.1976.267794>
- [3] Roecker J.A., McGillem C.D. Comparison of two-sensor tracking methods based on state vector fusion and measurement fusion. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*. 1988; 24(4):447-449. (In Eng.) DOI: <https://doi.org/10.1109/7.7186>
- [4] Gan Q., Harris C.J. Comparison of two measurement fusion methods for Kalman-filter-based multisensor data fusion. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*. 2001; 37(1):273-279. (In Eng.) DOI: <https://doi.org/10.1109/7.913685>
- [5] Armesto L., Tornero J., Vincze M. Fast Ego-motion Estimation with Multi-rate Fusion of Inertial and Vision. *The International Journal of Robotics Research*. 2007; 26(6):577-589. (In Eng.) DOI: <https://doi.org/10.1177/0278364907079283>
- [6] Chong C.-Y., Mori S., Barker W.H., Chang K.-C. Architectures and algorithms for track association and fusion. *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*. 2000; 15(1):5-13. (In Eng.) DOI: <https://doi.org/10.1109/62.821657>
- [7] Dhuli R., Kandagadla M., Lall B. Multirate Kalman Filter for Sensor Data Fusion. In: *Proceedings of the Fifteenth National Conference on Communications (NCC 2009)*. January 16-18, 2009, Guwahati, India; 2009. p. 229-233. (In Eng.)
- [8] Yan L.P., Liu B.S., Zhou D.H. The Modeling and Estimation of Asynchronous Multirate Multisensory Dynamic Systems. *Aerospace Science and Technology*. 2006; 10(1):63-71. (In Eng.) DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ast.2005.09.001>
- [9] Bar-Shalom Y. Update with out-of-sequence measurements in tracking: exact solution. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*. 2002; 38(3):769-777. (In Eng.) DOI: <https://doi.org/10.1109/TAES.2002.1039398>
- [10] Alexander H.L. State estimation for distributed systems with sensing delay. *Proc. SPIE. Data Structures and Target Classification*. 1991; 1470: 103-111. (In Eng.) DOI: <https://doi.org/10.1117/12.44843>
- [11] Larsen T.D., Andersen N.A., Ravn O., Poulsen N.K. Incorporation of time delayed measurements in a discrete-time Kalman filter. In: *Proceedings of the 37th IEEE Conference on Decision and Control (Cat. No.98CH36171)*. Tampa, FL, USA. 1998; 4:3972-3977. (In Eng.) DOI: <https://doi.org/10.1109/CDC.1998.761918>
- [12] Sahebsara M., Chen T., Shah S.L. Optimal fast-rate soft-sensor design for multi-rate processes. In: *2006 American Control Conference*. Minneapolis, MN, USA; 2006. p. 976-981. (In Eng.) DOI: <https://doi.org/10.1109/ACC.2006.1655485>
- [13] Hara T., Tomizuka M. Multi-rate controller for hard disk drive with redesign of state estimator. In: *Proceedings of the 1998 American Control Conference. ACC (IEEE Cat. No.98CH36207)*. Philadelphia, PA, USA. 1998; 5:3033-3037. (In Eng.) DOI: <https://doi.org/10.1109/ACC.1998.688414>
- [14] Mallick M., Coraluppi S., Carthel C. Advances in asynchronous and decentralized estimation. In: *2001 IEEE Aerospace Conference Proceedings (Cat. No.01TH8542)*. Big Sky, MT, USA. 2001; 4:1873-1888. (In Eng.) DOI: <https://doi.org/10.1109/AERO.2001.931505>
- [15] Nettleton E.W., Durrant-Whyte H.F. Delayed and asequent data in decentralized sensing networks. In: *Proc. SPIE*
- [16] Zhang K., Li X.R., Zhu Y. Optimal update with out-of-sequence measurements. *IEEE Transactions on Signal Processing*. 2005; 53(6):1992-2004. (In Eng.) DOI: <https://doi.org/10.1109/TSP.2005.847830>
- [17] Mallick M., Krant J., Bar-Shalom Y. Multi-sensor multi-target tracking using out-of-sequence measurements. In: *Proceedings of the Fifth International Conference on Information Fusion. FUSION 2002. (IEEE Cat.No.02EX5997)*. Annapolis, MD, USA. 2002; 1:135-142. (In Eng.) DOI: <https://doi.org/10.1109/ICIF.2002.1021142>
- [18] Steffes S. Computationally Distributed Real-Time Dual Rate Kalman Filter. *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*. 2014; 37(4):1064-1086. (In Eng.) DOI: <https://doi.org/10.2514/1.G000179>
- [19] Anitha R., Renuka S., Abudhahir A. Multi sensor data fusion algorithms for target tracking using multiple measurements. In: *2013 IEEE International Conference on Computational Intelligence and Computing Research*. Enathi, India; 2013. p. 1-4. (In Eng.) DOI: <https://doi.org/10.1109/ICCIC.2013.6724283>
- [20] Gao J.B., Harris C.J. Some remarks on Kalman Filters for the multisensory fusion. *Information Fusion*. 2002; 3(3):191-201. (In Eng.) DOI: [https://doi.org/10.1016/S1566-2535\(02\)00070-2](https://doi.org/10.1016/S1566-2535(02)00070-2)
- [21] Guo Y., Zhao Y., Huang B. Development of soft sensor by incorporating the delayed infrequent and irregular measurements. *Journal of Process Control*. 2014; 24(11):1733-1739. (In Eng.) DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jprocont.2014.09.006>
- [22] Wang Y., Kostić D., Jansen S.T.H., Nijmeijer H. Filling the gap between low frequency measurements with their estimates. In: *2014 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. Hong Kong, China; 2014. p. 175-180. (In Eng.) DOI: <https://doi.org/10.1109/ICRA.2014.6906606>
- [23] Sun S.L., Deng Z.L. Multi-sensor optimal information fusion Kalman filter. *Automatica*. 2004;40(6):1017-1023. (In Eng.) DOI: <https://doi.org/10.1016/j.automatica.2004.01.014>
- [24] Feddaoui A., Boizot N., Busvelle E., Hugel V. High-gain extended Kalman filter for continuous-discrete systems with asynchronous measurements. *International Journal of Control*. 2020; 93(8):2001-2014. (In Eng.) DOI: <https://doi.org/10.1080/00207179.2018.1539525>
- [25] Luo R.C., Chang C.C., Lai C.C. Multisensor Fusion and Integration: Theories, Applications, and its Perspectives. *IEEE Sensors Journal*. 2011; 11(12):3122-3138. (In Eng.) DOI: <https://doi.org/10.1109/JSEN.2011.2166383>
- [26] Castanedo F. A Review of Data Fusion Techniques. *The Scientific World Journal*. 2013; 2013:704504. (In Eng.) DOI: <https://doi.org/10.1155/2013/704504>
- [27] Smith D., Singh S. Approaches to Multisensor Data Fusion in Target Tracking: A Survey. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*. 2006; 18(12):1696-1710. (In Eng.) DOI: <https://doi.org/10.1109/TKDE.2006.183>
- [28] Durrant-Whyte H., Henderson T.C. Multisensor Data Fusion. In: Siciliano B., Khatib O. (ed.) *Springer Handbook of Robotics*. Springer, Berlin, Heidelberg; 2008. p. 585-610. (In Eng.) DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-540-30301-5_26
- [29] Bar-Shalom Y., Fortmann T. Tracking and Data Association.



- Academic Press, New York; 1988. (In Eng.)
- [30] Manyika J., Durrant-Whyte H.F. Data Fusion and Sensor Management: A Decentralized Information-Theoretic Approach. Ellis Horwood, New York; 1994. (In Eng.)
- [31] Blackman S.S., Popoli R.F. Design and Analysis of Modern Tracking Systems. Artech House, Boston; 1999. (In Eng.)

*Поступила 24.08.2020; одобрена после рецензирования
28.10.2020; принята к публикации 20.11.2020.*

*Submitted 24.08.2020; approved after reviewing 28.10.2020;
accepted for publication 20.11.2020.*

Об авторах:

Понятский Валерий Мариафович, начальник отдела, Акционерное общество «Конструкторское бюро приборостроения им. академика А. Г. Шипунова» (300001, Российская Федерация, г. Тула, ул. Щегловская засека, д. 59), кандидат технических наук, ORCID: <http://orcid.org/0000-0001-8326-165X>, info@kbptula.ru

Зенов Борис Владиславович, ведущий инженер-исследователь, Акционерное общество «Конструкторское бюро приборостроения им. академика А. Г. Шипунова» (300001, Российская Федерация, г. Тула, ул. Щегловская засека, д. 59), ORCID: <http://orcid.org/0000-0003-1914-8892>, zbv89@mail.ru

Все авторы прочитали и одобрили окончательный вариант рукописи.

About the authors:

Valeriy M. Ponyatsky, Head of Department, KBP Instrument Design Bureau (59 Shcheglovskaya Zaseka St., Tula 300001, Russian Federation), Ph.D. (Engineering), ORCID: <http://orcid.org/0000-0001-8326-165X>, info@kbptula.ru

Boris V. Zenov, Lead Research Engineer, KBP Instrument Design Bureau (59 Shcheglovskaya Zaseka St., Tula 300001, Russian Federation), ORCID: <http://orcid.org/0000-0003-1914-8892>, zbv89@mail.ru

All authors have read and approved the final manuscript.

