

DOI: <https://doi.org/10.30898/1684-1719.2024.11.1>

УДК: 621.391

## СТАТИСТИЧЕСКИЙ СИНТЕЗ И АНАЛИЗ КОМПЛЕКСНЫХ АЛГОРИТМОВ ОЦЕНИВАНИЯ ПАРАМЕТРОВ В БЕСПРОВОДНЫХ СЕНСОРНЫХ СЕТЯХ

В.И. Парфенов, А.А. Калининский

Воронежский государственный университет  
394018, Воронеж, Университетская пл., д. 1

Статья поступила в редакцию 16 июня 2024 г.

**Аннотация.** В работе разработаны алгоритмы комплексного вынесения решения относительно оценки параметра излучения от объекта исследования, основанные на информации, получаемой в центральном узле, от распределенных в пространстве датчиков беспроводной сенсорной сети. При статистическом синтезе алгоритмов предполагалось, что форма сигнала от объекта излучения известна и он поступает на вход сенсоров совместно с белым гауссовским шумом. Показано, что структура комплексных алгоритмов оценки неизвестного параметра сигнала излучения существенно зависит от характеристик оценок, выносимых относительно этого параметра в каждом отдельном сенсоре. Используются два подхода к синтезу алгоритмов. Один из них основан на задаче сравнения статистических гипотез. Второй – на поиске положения абсолютного максимума решающей статистики. Для обоих алгоритмов с помощью компьютерного моделирования получены зависимости дисперсий комплексных оценок параметра от отношения сигнал/шум, числа разрядов, отводимых для представления оценки, а также числа сенсоров. Исследовались оптимальные, а также квазиоптимальные алгоритмы, синтезированные как для «нормальных»

оценок, так и для оценок с учетом аномальных ошибок. Выявлены условия, обеспечивающие повышение точности комплексных оценок синтезированными алгоритмами. Сформулированы рекомендации по возможному применению полученных результатов и дальнейшие направления развития исследований.

**Ключевые слова:** беспроводная сенсорная сеть, комплексная оценка параметров, квантование, функция правдоподобия.

**Автор для переписки:** Парфенов Владимир Иванович, [vip@phys.vsu.ru](mailto:vip@phys.vsu.ru)

## **Введение**

В реалиях повседневной жизни с тенденцией на автоматизацию и автономность у человека все чаще возникает потребность в контроле разного рода параметров окружающей среды, функционирующих устройств, показателей животного или человека и многих других. Ввиду своей дешевизны, удобства в использовании и доступности широкое распространение получили разного рода сенсоры, реагирующие на конкретные виды возмущений окружающей среды. Так, например, реагирующий на сейсмические волны сенсор позволяет отследить сдвиг литосферных плит и спрогнозировать землетрясение или цунами. Датчики света включают освещение при заходе солнца. Климатические контролируют полив растений, а целый комплекс сенсоров позволяет отследить состояние больных в режиме реального времени сразу во всех подключенных палатах больницы. Подобных примеров множество. Гибкость возможных областей применения данных устройств делает их все более и более востребованными не только в рамках крупных предприятий, но и для частных пользователей [1-3].

Обычно сенсор состоит из небольшого набора элементов: непосредственно датчика, считывающего информацию из окружающей среды, микроконтроллера, выносящего оценку касательно значения параметра источника сигнала, на который реагирует данный датчик, приемопередающего устройства и источника питания (опционально включают способ накопления энергии, например, солнечную батарею) [4]. Для того чтобы собирать данные с как можно большей

площади и в большем объеме, используют сенсорные сети, состоящие из множества датчиков, распределенных хаотично или по заданной схеме в пространстве. Выделяют проводные и беспроводные сенсорные сети (БСС). Первые позволяют минимизировать погрешности при передаче сенсорами собранных данных, но иногда такой подход бывает неудобен, труден в практической реализации или требует слишком много времени на «разворачивание» сети. Поэтому все чаще организуют беспроводную связь, которая, в свою очередь, имеет куда меньшую помехоустойчивость и сильнее подвержена риску подвергнуться вмешательству со стороны. Чтобы подобное не происходило или происходило как можно реже, прибегают к усовершенствованию структуры БСС. Сенсоры передают собранные ими данные в центральный узел (ЦУ), где происходит их окончательная обработка.

К настоящему времени, к сожалению, не разработаны единые стандарты, протоколы, платформы и пр. для реализации БСС, что, во многом, объясняется чрезвычайным разнообразием областей их применимости (наземного, воздушного, морского базирования и др.). Работу в этом направлении ведут зарубежные компании, такие как Sensicat, Millennial Net, Crossbow и др., а также такие российские компании, как СТРИЖ, C-Sensor, СИАМ, Сенсорика и др. В качестве примера рассмотрим программно-аппаратную платформу MeshLogic [5], функционирующую на основе радиочастотного модуля ML-Module-Z. Этот модуль включает в себя микроконтроллер с интегрированным АЦП, приемопередатчик стандарта IEEE 802.15.4 [6] и флэш-память (отметим, что многие стандарты, такие как WirelessHard, ISA 100.11a и ZigBee Pro, широко используемые в различных приложениях БСС, также основываются на стандарте IEEE 802.15.4). К микроконтроллеру подключаются соответствующие датчики. Данные с этих датчиков поступают в микроконтроллер, который выполняет предварительную обработку измерений. Если основным назначением сети является оценка (измерение) некоторых параметров излучения объекта наблюдения, то в микроконтроллер должен быть встроен некоторый алгоритм, в соответствии с которым и вырабатывается искомая оценка. Например, если

используются сейсмодатчики [7], то микроконтроллер должен выносить оценку интересующего параметра сейсмосигнала (например, времени прихода). Учитывая, что входной сигнал датчика обязательно будет искажен шумами, целесообразно применять такие алгоритмы оценки, которые основаны на известной статистической теории оценивания [8]. В дальнейшем считаем, что алгоритмы, используемые в микроконтроллерах сенсоров, известны; кроме того, известны их точностные характеристики. После того, как в микроконтроллере было вынесено частное решение относительно оцениваемого параметра, эта информация с помощью приемопередатчика передается в ЦУ. Модуль питается от автономного источника питания (батареи). Управление модулем осуществляется набором команд; основной из них является команда «Передача адресного пакета». При этом указывается адрес ЦУ, адрес сенсора и в пакет включаются результаты расчетов микроконтроллера. Передача и прекращение передачи данных от сенсора в ЦУ происходит по командам, поступающим от ЦУ. Заметим, что принципиально не имеет значение вид оцениваемого параметра – аналоговый или дискретный. Главное, чтобы для его оценки был известен алгоритм, «зашиваемый» в микроконтроллерах сенсоров БСС. Тем не менее, для конкретики, в данной статье оцениваемый параметр считался аналоговым и, кроме того, неэнергетическим.

Важно понимать, что на решение, выносимое сенсором касательно показателя того или иного параметра, влияет или может влиять множество факторов: искусственные или естественные помехи в окружающей среде, природные, погодные явления, неисправность в работе самого датчика, ошибки в прошитом алгоритме работы устройства и многое другое. Следовательно, сенсор может неправильно оценить значение параметра, что практически наверняка повлияет на окончательное решение и может привести к негативным последствиям. Поэтому в центральном узле должен осуществляться сбор и обработка этих решений, приходящих от множества датчиков. Далее согласно встроенному комплексному алгоритму оценивания должно приниматься окончательное решение о значении параметра излучения рассматриваемого

объекта. Закономерно, точность окончательного решения зависит от закладываемого в ЦУ при производстве алгоритма. Именно разработке такого комплексного алгоритма оценивания и посвящена данная статья.

В данной работе сигнал, испускаемый объектом, предполагался известной функцией времени, а алгоритмы принятия решений в сенсорах считались одинаковыми, хотя последнее ограничение не представляется обязательным. Кроме того, предполагалось, что на вход сенсора совместно с сигналом поступает помеха в виде белого гауссовского шума. В известной литературе (см., например, [9, 10]) задача синтеза комплексной оценки обычно решается следующим образом. Предполагается, что оценки параметра сигнала, приходящего от исследуемого объекта, выносимые каждым отдельным сенсором, представляют собой независимые гауссовские случайные величины. А чтобы учесть дополнительные потери в канале «сенсор-ЦУ», к ним добавляются независимые гауссовские случайные величины, описывающие воздействие шумов в канале связи. И далее решается задача синтеза алгоритма окончательного вынесения решения относительно оценки параметра сигнала. Однако следует учитывать, что распределение оценки неизвестного параметра, выносимой отдельным сенсором, зависит от заложенного в нем алгоритма. Следовательно, оценка параметра не всегда описывается гауссовским распределением, а значит, в подобных случаях такие синтезированные алгоритмы не будут являться оптимальными. С учетом вышесказанного, было исследовано, как изменятся характеристики комплексной оценки параметра, если на вход алгоритма, синтезированного в предположении, что оценка гауссовская, поступают оценки с другим видом распределения. В частности, были рассмотрены оценки при наличии так называемых аномальных ошибок. Далее для этих условий были разработаны оптимальные комплексные алгоритмы и определены их характеристики.

## 1. Комплексные алгоритмы вынесения решений для нормальной оценки

Предполагаем, что  $K$  сенсоров (по имеющимся у них алгоритмам, одинаковым для каждого сенсора) выносят оценки  $\hat{\theta}_i (i = \overline{1, K})$  некоторого неизвестного параметра  $\theta$  объекта наблюдения, причем этот параметр может принимать значения из априорного интервала  $\theta \in [\Theta_{\min}; \Theta_{\max}]$ . Считаем оценку параметра, выносимую  $i$ -м сенсором, непрерывной случайной величиной с известным распределением. Однако для передачи оценок от всех сенсоров БСС в центральный узел для вынесения окончательного решения (комплексной оценки) необходимо преобразовать их в дискретные случайные величины  $\hat{\ell}_i$ . Действительно, для передачи этой информации в ЦУ по радиоканалу необходимо использовать радиосигналы, применяя известные виды манипуляции. На рисунке 1 показан интервал возможных значений неизвестного параметра  $\hat{\theta}_i: [\Theta_{\min}; \Theta_{\max}]$ . Разобьем его на  $M$  одинаковых по размеру, равному  $\Delta_M$ , подынтервалов  $J_m (m = \overline{1, M})$ , где  $\Theta_{\min}$  и  $\Theta_{\max}$  – соответственно минимальное и максимальное возможные значения, принимаемые оценкой.

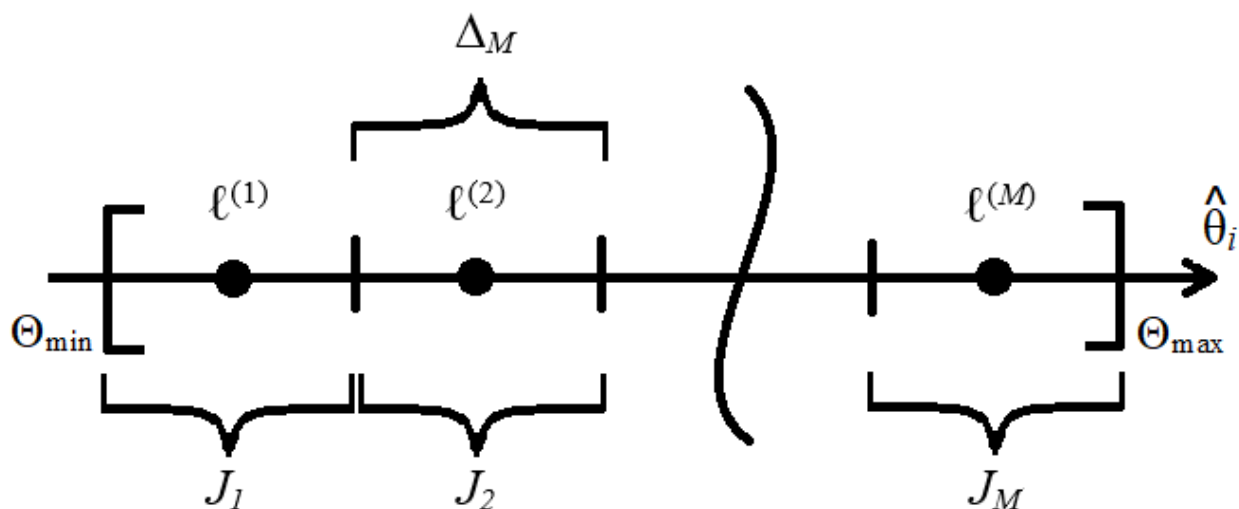


Рис. 1. Разбиение априорного интервала возможных значений оценки  $\hat{\theta}_i$  на равные подынтервалы  $J_m$ .

Если оценка  $\hat{\theta}_i$  попадает в  $j$ -й подынтервал, то она заменяется на значение  $\ell^{(j)}$ , совпадающее с серединой  $j$ -го подынтервала, где  $i = \overline{1, K}, j = \overline{1, M}$ .

В результате, вместо оценок  $\hat{\theta}_i$  получаем оценки  $\hat{\ell}_i$ . Как следует из рисунка 1, каждая такая оценка может принимать одно из следующих значений:  $(\ell^{(1)}, \ell^{(2)}, \dots, \ell^{(m)})$ .

При этом сами подынтервалы  $J_1, \dots, J_M$ , показанные на рисунке 1, таковы:

$$J_1 = (-\infty; \Theta_{\min} + \Delta_M), \quad J_M = (\Theta_{\min} + (M-1)\Delta_M; \infty),$$

$$J_j = (\Theta_{\min} + (j-1)\Delta_M; \Theta_{\min} + j\Delta_M), \quad \text{если } j \in [2; M-1].$$

Передаваемые в ЦУ величины, совпадающие с серединами соответствующих подынтервалов, могут быть записаны в виде  $\ell^{(j)} = \Theta_{\min} + \frac{(2j-1)}{2}\Delta_M$ ,  $j = \overline{1, M}$ .

Предположим, что сигналы, передаваемые от сенсоров в ЦУ, не искажаются, т.е. считаем канал связи с ЦУ идеальным. Тогда в ЦУ будет наблюдаться вектор, элементы которого совпадают со значениями, выносимыми сенсорами:  $(\ell^{(m_1)}, \ell^{(m_2)}, \dots, \ell^{(m_k)})$ . Здесь  $m_k$  – номер измеренного и передаваемого от  $k$ -го сенсора в ЦУ значения параметра ( $k = \overline{1, K}$ ). Будем называть подобный вектор – вектором квантованных оценок, выносимых каждым сенсором БСС.

Окончательный (комплексный) алгоритм вынесения решения в ЦУ основывается на данном векторе. Можно предложить два подхода (способа) к синтезу такого алгоритма. В первом случае вводится в рассмотрение  $M$  гипотез  $H_m$  ( $m = \overline{1, M}$ ). Гипотеза  $H_j$  означает, что сенсор передает в ЦУ сигнал  $S(t, \ell^{(j)})$ , ( $j = \overline{1, M}$ ), в котором закодирована информация о квантованной оценке  $\hat{\ell}_i$ , вынесенной  $i$ -м сенсором. Тогда единственное, что остается, это сравнить эти  $M$  гипотез. Для этого целесообразно использовать стандартные методы синтеза алгоритмов различения сигналов [12]. Комплексная оценка при таком подходе будет совпадать с серединой того подынтервала, в пользу которого будет вынесено решение. При втором подходе требуется, основываясь на полученном от сенсоров векторе из  $K$  величин, находить оптимальную оценку  $\theta_\Sigma$ . Для этого требуется формировать функцию правдоподобия, как функцию от  $\theta$ .

В результате искомая комплексная оценка будет совпадать с положением абсолютного максимума этой функции правдоподобия.

Учитывая тот факт, что оценки неизвестного параметра, выносимые различными сенсорами, являются независимыми случайными величинами, запишем функцию правдоподобия как

$$\Lambda = \prod_{k=1}^K P[\hat{\ell}_k = \ell^{(m_k)}; \theta], \quad (1)$$

где  $P[\cdot]$  – это вероятность того, что  $k$ -я компонента вектора оценок  $\vec{\hat{\ell}} = (\hat{\ell}_1, \dots, \hat{\ell}_K)$  примет значение  $\ell^{(m_k)}$ , где  $m_k$  – номер возможного значения случайной величины  $\hat{\ell}_k$ .

Тогда алгоритм вынесения решения для двух подходов, изложенных выше, примет вид:

1) При первом подходе находим  $M$  значений функции правдоподобия (ФП) для разных  $\theta = \ell^{(j)}$ :

$$\Lambda_j = \prod_{k=1}^K P[\hat{\ell}_k = \ell^{(m_k)}; \theta = \ell^{(j)}]. \quad (2)$$

В результате оценка параметра  $\theta$  (которую обозначим  $\hat{\theta}_A$ ) будет находиться, как такое значение  $\ell^{(m_i)}$  с номером  $i$ , при котором  $\Lambda_i \geq \Lambda_j (j \neq i, j = \overline{1, M})$ .

2) При втором подходе находим ФП, как функцию от  $\theta$ , в виде:

$$L(\theta) = \prod_{k=1}^K P[\hat{\ell}_k = \ell^{(m_k)}; \theta]. \quad (3)$$

В этом случае оценка параметра  $\theta$  (обозначим ее  $\hat{\theta}_B$ ) будет равна такому значению  $\theta$ , при котором  $L(\theta)$  будет принимать максимальное значение.

Очевидно, вероятность  $P[\hat{\ell}_k = \ell^{(m_k)}; \theta]$  будет зависеть от используемого в сенсорах алгоритма оценки неизвестного параметра. Несложно показать, что такую вероятность можно найти как вероятность попадания случайной величины  $\hat{\theta}$  в определенный подынтервал (см. рисунок 1):

$$P[\hat{\ell}_k = \ell^{(m)}; \theta] = P[\hat{\theta}_k \in J_m; \theta] \equiv p_k^{(m)}(\theta), (k = \overline{1, K}, m = \overline{1, M}). \quad (4)$$



В некоторых работах, в частности в [10, 11], задача синтеза оптимального комплексного алгоритма оценки неизвестного параметра была решена в предположении, что оценка этого параметра представляет собой гауссовскую случайную величину. В частности, в [11] показано, что вероятность (4) в этом случае имеет вид

$$p_k^{(m)}(\theta) = \int_{(J_m)} \frac{1}{\sqrt{2\pi D_{\hat{\theta}_k}}} e^{-\frac{(\hat{\theta}_k - \theta)^2}{2D_{\hat{\theta}_k}}} d\hat{\theta}_k = \begin{cases} \chi_k^{(1)}(\theta), m=1 \\ \chi_k^{(m)}(\theta) - \chi_k^{(m-1)}(\theta), m \in [2; M-1], \\ 1 - \chi_k^{(M)}(\theta), m=M \end{cases} \quad (5)$$

где  $\chi_k^{(m)} = \Phi\left(\frac{\Theta_{\min} - \Theta + \Delta_M}{\sqrt{D_{\hat{\theta}_k}}}\right)$ , причем  $\Phi(\cdot)$  – интеграл вероятностей [8],

$D_{\hat{\theta}_k}$  – дисперсия оценки неизвестного параметра, выносимого  $k$ -м сенсором.

Рассмотрим теперь задачу комплексной оценки неизвестного параметра, описываемой негауссовским законом распределения. В частности, предположим, что каждый сенсор решает задачу оценки неизвестного неэнергетического параметра в условиях присутствия аномальных ошибок [8]. В этом случае априорный интервал возможных значений параметра  $[\Theta_{\min}; \Theta_{\max}]$  разбивается на два участка: на подобласти «нормальных» и «аномальных» оценок. Если оценка попадает в первую подобласть, то она относится к классу нормальных оценок, а во втором случае – к классу аномальных оценок. В этих условиях (т.е. при возможности появления аномальных ошибок) распределение оценки неизвестного параметра описывается формулой:  $p(\hat{\theta}|\theta_0) = P_0 p_0(\hat{\theta}|\theta_0) + P_A p_A(\hat{\theta}|\theta_0)$ , где  $P_0$  и  $P_A = 1 - P_0$  – вероятности нормальной (надежной) и аномальной оценок соответственно. Аналогично,  $p_0(\hat{\theta}|\theta_0)$  и  $p_A(\hat{\theta}|\theta_0)$  – условные плотности распределения вероятностей этих оценок. Причем в случае оценки неэнергетического параметра плотность распределения надежной оценки описывается гауссовским законом распределения, а плотность распределения вероятностей аномальной оценки – равномерным на интервале  $[\Theta_{\min}; \Theta_{\max}]$  законом распределения. Вначале предположим, что алгоритм

комплексной оценки основывается на предположении, что оценка – гауссовская, т.е. в алгоритмах (2) и (3) используется вероятность (5). В таких условиях (т.е. при наличии негауссовских оценок в сенсорах) подобные алгоритмы будут являться неоптимальными. И наша задача выяснить, насколько ухудшится эффективность комплексной оценки в этом случае. Эффективность комплексных оценок будем в дальнейшем описывать условными смещениями и дисперсиями соответствующих оценок.

Для определенности положим, что объект излучает сигнал, форма которого описывается моделью в виде «колокольного» импульса:

$$s(t, \lambda_0) = A \exp\left(-\frac{(t - \lambda_0)^2}{\tau^2}\right). \text{ Здесь } A \text{ – амплитудный множитель, параметр } \tau$$

характеризует ширину спектра сигнала и его длительность, а параметр  $\lambda_0$  – истинное значение неизвестного параметра (в данной работе этим параметром является, очевидно, время прихода сигнала, поступающего на вход каждого датчика совместно с белым гауссовским шумом, пересчитанного для одной точки наблюдения). Оцениваемым параметром является нормированный параметр  $\theta = \lambda / \tau$ .

Предположим, что априорный интервал неизвестного параметра симметричен относительно нуля и положим  $\theta_0 = 0$ . Определим границы подобластей нормальных и аномальных оценок. Первую подобласть обозначим  $\Theta_S$ , а вторую  $\Theta_N$ . Несложно показать, что для рассматриваемых «колокольного» сигнала и его оцениваемого параметра границы подобласти  $\Theta_S = [-\sqrt{\pi/2}; \sqrt{\pi/2}]$ . В тоже время границы подобласти  $\Theta_N = [-\xi/2; \xi/2]$ . Здесь параметр  $\xi$  – величина, характеризующая число различимых значений неизвестного параметра сигнала в априорной области  $[\Theta_{\min}; \Theta_{\max}]$  [12].

Итак, в каждом сенсоре осуществляется оценка неэнергетического параметра, причем, для определенности, положим с использованием алгоритма максимального правдоподобия [8, 12]. Известно, что в этих условиях надежная оценка асимптотически (при неограниченном увеличении отношения

сигнал/шум) несмещенная, а условная дисперсия этой оценки (совпадающей в этом случае с рассеянием оценки) может быть найдена по формуле вида  $D_{\hat{\theta}} = (z^2 S'' |_{\theta_0})^{-1}$ , где  $z$  – отношение сигнал/шум (ОСШ),  $S'' |_{\theta_0}$  – двукратная производная от сигнальной функции [8, 12], взятая в точке истинного значения оцениваемого параметра  $\theta_0$ . Еще раз подчеркнем, что во всех сенсорах используется одинаковый алгоритм, следовательно, приведенная формула для дисперсии оценки выполняется для каждого сенсора. Вероятность надежной оценки  $P_0$  находилась по асимптотической формуле, взятой из [12]:

$$P_0 = \sqrt{\frac{z}{2\pi}} \int_0^{\infty} \exp\left(\frac{z^2}{2} - \frac{x^2}{4} - \frac{\xi}{2\pi} \exp(-x^2/2)\right) D_{-1/2}(2z-x) dx. \text{ Здесь } D_{-1/2}(\cdot) \text{ – функция}$$

параболического цилиндра [13]. Теоретический расчет условных смещений и дисперсий неоптимальных алгоритмов, основанных на (2), (3) и (5), в этих условиях, к сожалению, невозможен. В связи с чем, расчет эффективности осуществлялся методом компьютерного статистического моделирования. При моделировании использовалось  $10^4$  реализаций наблюдаемых данных при каждом значении параметров  $z$ ,  $K$  и  $m$ . Здесь под  $m$  понимается число разрядов представления оценок, выносимых каждым сенсором в отдельности, причем, очевидно,  $M = 2^m$ . Моделировались оба алгоритма: (2) и (3). В дальнейшем их для определенности будем называть алгоритмами А и В.

Результаты моделирования неоптимальных в рассматриваемых условиях алгоритмов А и В приведены далее. В частности, было показано, что условные смещения таких оценок достаточно малы, поэтому в дальнейшем о смещении оценок ничего не говорится. В этих условиях условные дисперсии и рассеяния оценок приближенно равны. Ниже на рисунках 2-4 приведены зависимости условных (при фиксированном истинном значении оцениваемого параметра) дисперсий оценок для алгоритма А. Причем на рисунке 2 приведена зависимость дисперсии комплексной оценки от числа разрядов представления этой оценки при передаче информации от сенсоров к ЦУ  $m$  при количестве сенсоров в сети  $K$ , равному 5, и при разных значениях ОСШ  $z$ . Красным цветом показаны

зависимости, построенные при  $z = 3$ , черным – при  $z = 4$ , и, наконец, синим – при  $z = 5$ . На рисунке 3 приведена зависимость дисперсии оценки от ОСШ  $z$  при количестве разрядов представления оценок  $m = 3$ . Красным цветом показаны зависимости, построенные при  $K = 3$ , черным – при  $K = 4$ , и, наконец, синим – при  $K = 5$ . Наконец, на рисунке 4 приведена зависимость дисперсии оценки от количества сенсоров в сети  $K$  при  $z = 4$ . Красным цветом показаны зависимости, построенные при  $m = 2$ , черным – при  $m = 3$ , и, наконец, синим – при  $m = 7$ . На этих рисунках сплошными линиями показаны соответствующие зависимости дисперсии комплексной оценки, осуществляемой в ЦУ, при условии использования алгоритма (2), (5) (алгоритма А), если оцениваемый параметр представляет собой гауссовскую случайную величину. В этом случае, очевидно, алгоритм (2), (5) является оптимальным, т.к. и оценка распределена по гауссовскому закону, и алгоритм получен для такого же распределения. На этих же рисунках (рисунки 2-4) точками показаны соответствующие зависимости дисперсии комплексной оценки для алгоритма (2), (5) (также алгоритма А), однако в предположении, что оцениваемый параметр распределен не по гауссовскому закону (а с учетом аномалий) при  $\xi = 10$ . В этих условиях, как уже отмечалось ранее, применяемый алгоритм не может считаться оптимальным. Сравнительный анализ сплошных линий и точечных свидетельствует о том, что применение неоптимального алгоритма А (синтезированного для гауссовских оценок, но применяемого для негауссовских оценок) приводит к существенному ухудшению эффективности комплексной оценки. Действительно, как следует из этих рисунков, проигрыш по дисперсии комплексной оценки неоптимального алгоритма по сравнению с оптимальным может превышать один порядок.

Аналогичные результаты следуют также из анализа рисунков 5-7. Действительно, на этих рисунках сплошными линиями приведены зависимости условных дисперсий оценок оптимального алгоритма (3), (5) (алгоритма В) от параметров  $m$ ,  $z$  и  $K$  в предположении, что оцениваемый параметр имеет гауссовское распределение. В то же время точками показаны аналогичные зависимости, полученные также для алгоритма В, но в предположении, что

оценки, выносимые сенсорами, подчиняются негауссовскому закону распределения (оценки находятся с учетом аномальных ошибок). Как и для алгоритма А, алгоритм В в неоптимальных условиях оказывается неудовлетворительным с точки зрения его эффективности оценивания. Условные дисперсии оценок в неоптимальных условиях превышают более чем на порядок соответствующие дисперсии для оптимальных условий наблюдения.

Приведенные результаты свидетельствуют о том, что применение стандартного гауссовского алгоритма не всегда приемлемо. Следовательно, синтез комплексных алгоритмов должен основываться на учете распределений оценок, выносимых сенсорами.

## 2. Синтез и анализ оптимальных комплексных алгоритмов оценки неизвестного параметра с учетом аномальных ошибок

Как и ранее, при синтезе алгоритмов в этих условиях будем основываться на двух возможных подходах. При первом подходе (см. формулу (2)) необходимо вычислять  $M$  значений функции правдоподобия и решать задачу сравнения  $M$  статистических гипотез, только теперь при условии, что распределение оценок негауссовское. При втором подходе (см. формулу (3)) требуется строить функцию правдоподобия как функцию от неизвестного параметра  $\theta$ , также в предположении о негауссовском распределении оценок. А далее находить положение абсолютного (наибольшего) максимума этой статистики. Следовательно, в формулы (2) и (3) вместо (5) требуется подставлять формулу

$$P\left[\hat{\ell}_k = \ell^{(m)}; \theta\right] = \begin{cases} P_0 \chi_k^{(1)}(\theta) - \frac{1 - P_0}{M}, m = 1, \\ P_0 \left(\chi_k^{(m)}(\theta) - \chi_k^{(m-1)}(\theta)\right) - \frac{1 - P_0}{M}, m \in [2; M - 1], \\ P_0 \left(1 - \chi_k^{(M)}(\theta)\right) - \frac{1 - P_0}{M}, m = M. \end{cases} \quad (6)$$

Эта формула получается из (4), если учесть негауссовский характер оценок, выносимых сенсорами. Итак, опять имеем два алгоритма (будем их теперь

называть оптимальными алгоритмами А и В), которые будут являться оптимальными при наличии аномальных оценок.

Анализ эффективности синтезированных алгоритмов, как и ранее, выполнялся в тех же условиях путем компьютерного статистического моделирования. Полученные условные дисперсии комплексных оценок для синтезированных алгоритмов приведены на рисунках 2-7 штриховыми линиями. Причем зависимости, приведенные на рисунках 2-4, получены для алгоритма (2), (6) (оптимального алгоритма А), а зависимости, приведенные на рисунках 5-7, получены для алгоритма (3), (6) (оптимального алгоритма В). Анализ приведенных штриховых линий на этих рисунках и сравнение их с точечными и сплошными линиями свидетельствует о следующем. При малом количестве разрядов представления оценок (параметре  $m$ ) дисперсии для оптимального алгоритма А различаются незначительно. Следовательно, применение алгоритма (2), (6) (оптимального алгоритма А) при наличии аномальных ошибок целесообразно лишь при достаточно большом количестве разрядов представления оценок (не меньших 4). В то же время алгоритм (3), (6) (оптимальный алгоритм В) даже при небольшом числе разрядов представления оценок  $m$  выигрывает в точности оценивания по сравнению с неоптимальным алгоритмом. Тем не менее, превышение количества разрядов  $m$ , равного 5-6, для обоих оптимальных алгоритмов нецелесообразно, т.к., с одной стороны, это приводит к усложнению устройств передачи, используемых в сенсорах, а с другой, практически не приводит к повышению точности комплексной оценки.

Рассмотренные умеренные значения ОСШ ( $z = 3 - 5$ ) относительно мало влияют на эффективность комплексной оценки оптимального алгоритма А. В то же время увеличение ОСШ  $z$  с трех до пяти в оптимальном алгоритме В приводит к уменьшению дисперсии оценки примерно раза в три, т.е. влияние этого параметра на этот алгоритм является более существенным.

Похожим образом оказывает влияние на эффективность комплексной оценки величина параметра  $K$  – количество сенсоров в сети. На эффективность оценки оптимального алгоритма А этот параметр влияет незначительно. В то же

время на эффективность оптимального алгоритма В этот параметр влияет более сильно. Так, увеличение количества сенсоров в сети с трех до семи позволяет уменьшить дисперсию оценки почти на порядок, особенно при малом количестве разрядов  $m$ .

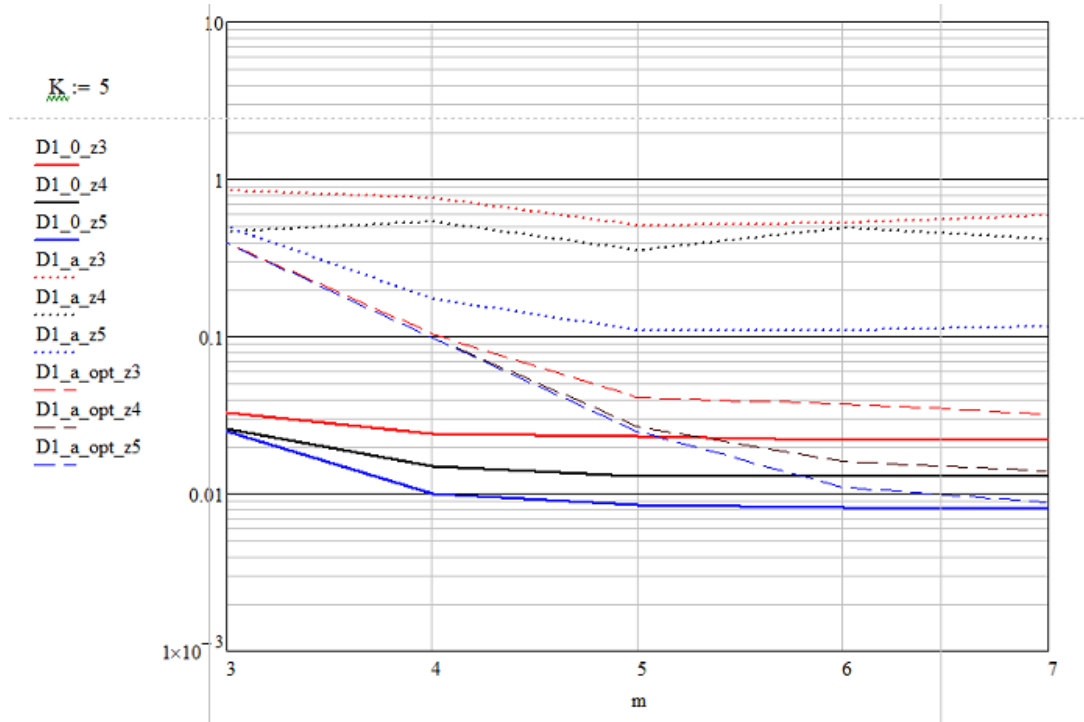


Рис. 2. Зависимость дисперсии первого способа комплексной оценки от числа разрядов.

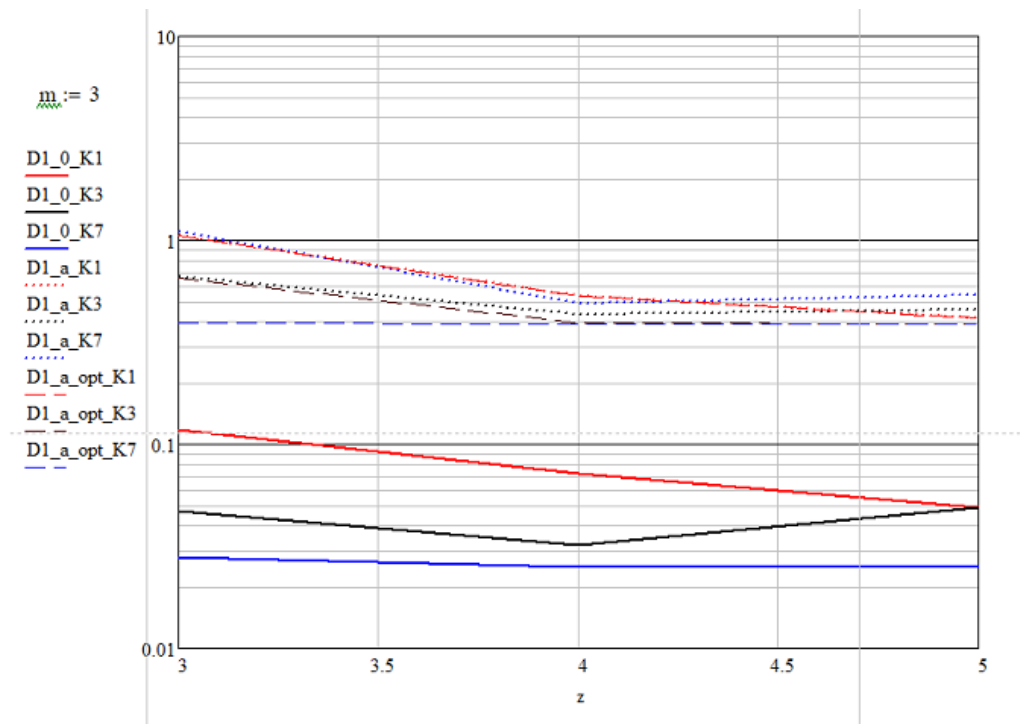


Рис. 3. Зависимость дисперсии первого способа комплексной оценки от ОСШ.

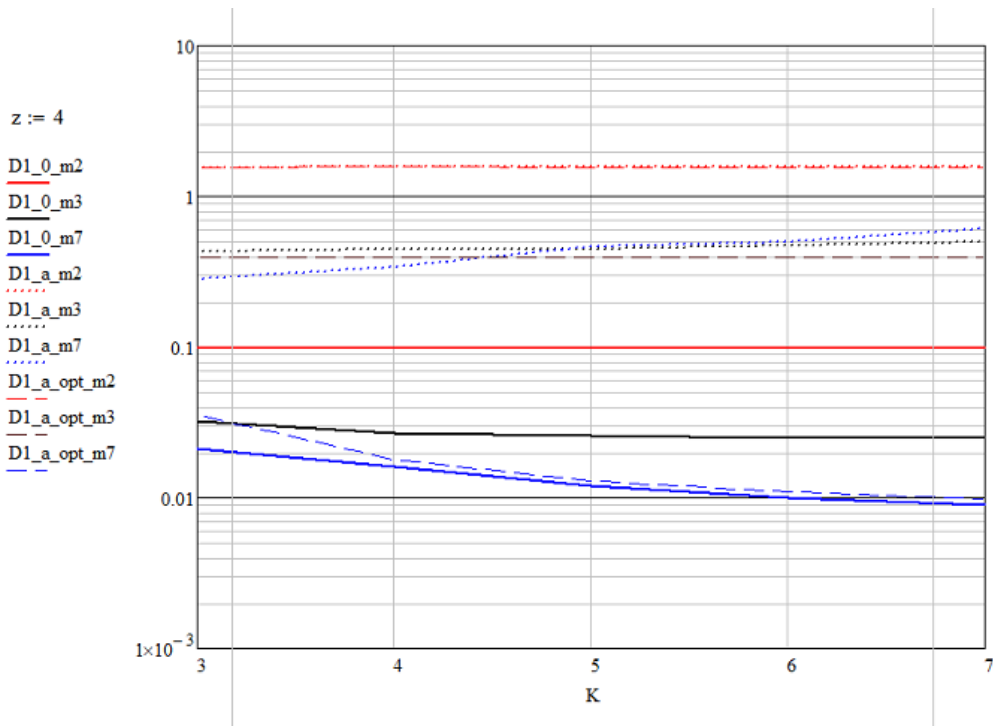


Рис. 4. Зависимость дисперсии первого способа комплексной оценки от количества сенсоров в сети.

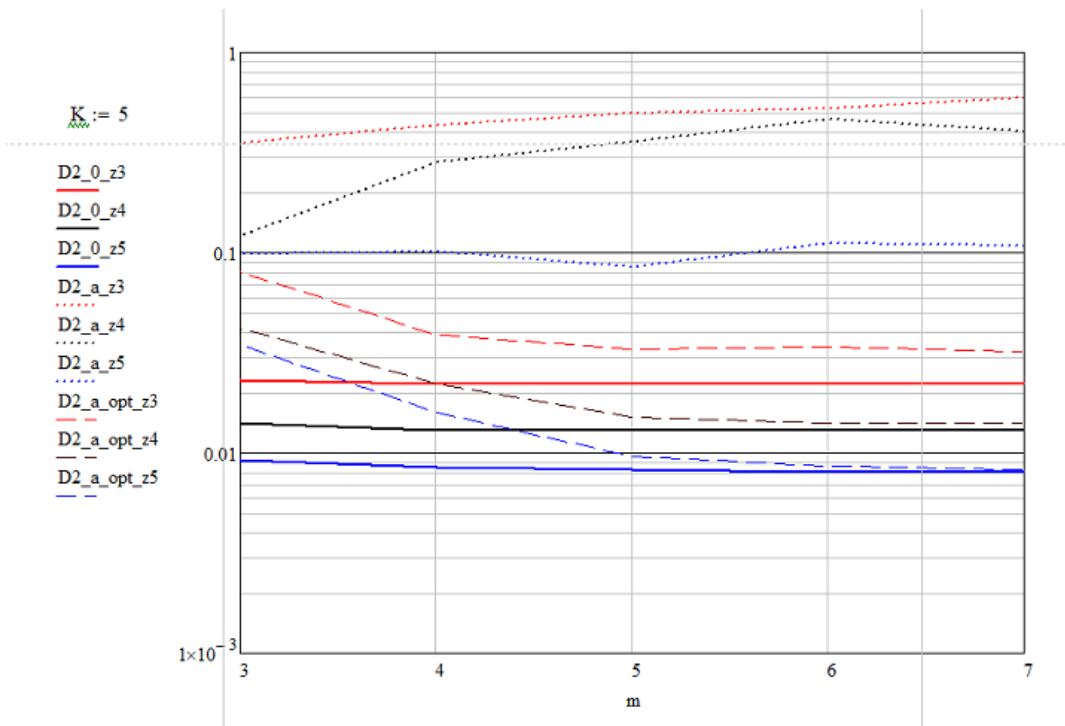


Рис. 5. Зависимость дисперсии второго способа комплексной оценки от числа разрядов.



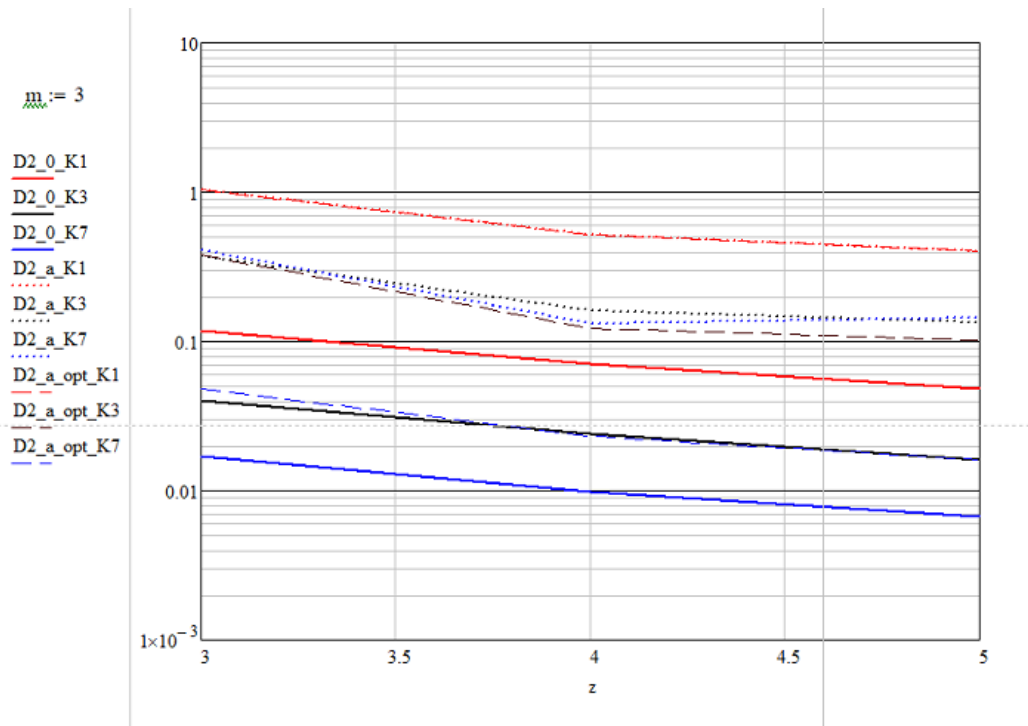


Рис. 6. Зависимость дисперсии второго способа комплексной оценки от ОСШ.

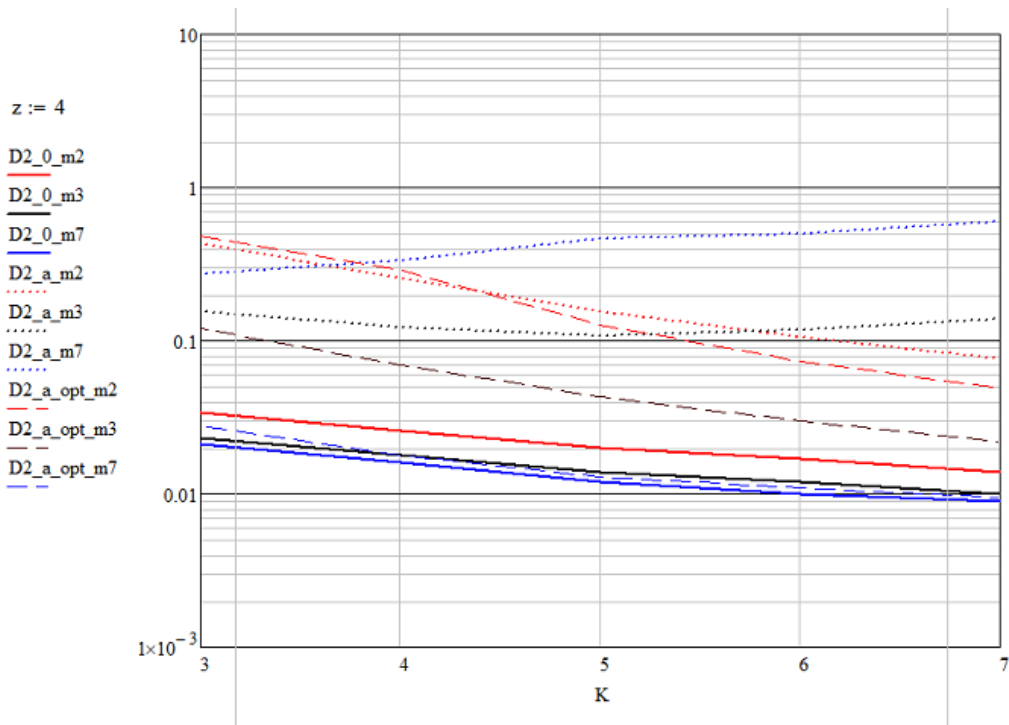


Рис. 7. Зависимость дисперсии второго способа комплексной оценки от количества сенсоров в сети.

## Заключение

В работе был выполнен статистический синтез и анализ двух оптимальных алгоритмов комплексной оценки неизвестного параметра в беспроводной сенсорной сети. Первый метод синтеза сводился к задаче различения сигналов. А второй – непосредственно к задаче оценки параметров при наличии дискретных наблюдаемых данных. Показано, что синтез оптимальных комплексных алгоритмов целесообразно осуществлять, учитывая априорную информацию относительно распределения оценок, выносимых отдельными сенсорами. Показано, что известные алгоритмы, синтезированные в предположении о гауссовости этих оценок, становятся практически неработоспособными, например, в случае наличия аномальных ошибок при оценивании. Путем компьютерного статистического моделирования определены характеристики эффективности комплексного оценивания неизвестного неэнергетического параметра разработанными алгоритмами. Показано, что получаемая оценка является практически несмещенной. Исследовано поведение условной дисперсии комплексной оценки от таких параметров, как отношение сигнал/шум, количество разрядов при представлении оценок, выносимых отдельными сенсорами, и количество сенсоров в сети. На основе полученных данных сделан вывод о том, что оба синтезированных оптимальных алгоритма при наличии аномальных ошибок обеспечивают достаточно высокую эффективность оценивания. Тем не менее, второй из синтезированных алгоритмов обеспечивает более высокую точность оценивания, чем первый. Правда, это достигается за счет его более сложной практической реализации.

Учитывая, что в данной работе каналы связи «сенсор-ЦУ» предполагались идеальными, в дальнейшем целесообразно синтезировать оптимальные алгоритмы комплексной оценки с учетом помех в этих каналах, аналогично [14, 15]. Также представляет интерес исследование влияния различных моделей каналов связи на точность выносимой в ЦУ комплексной оценки рассматриваемого параметра.

## Литература

1. Polavarapu S.C., Panda S.K. A Survey on Industrial Applications using MEMS and WSN // 2020 Fourth International Conference on I-SMAC (IoT in Social, Mobile, Analytics and Cloud) (I-SMAC). – IEEE, 2020. – С. 982-986. <https://doi.org/10.1109/I-SMAC49090.2020.9243514>
2. Singh P.K., Kaur J. A Review of Routing Techniques for Different Applications in Wireless Sensor Network // 2020 2<sup>nd</sup> International Conference on Technological Advancements in Computational Sciences (ICTACS). – IEEE, 2022. – С. 174-179.
3. Jamshed M.A. et al. Challenges, applications, and future of wireless sensors in Internet of Things: A review // IEEE Sensors Journal. – 2022. – Т. 22. – №. 6. – С. 5482-5494. <https://doi.org/10.1109/JSEN.2022.3148128>
4. Williams A.J. et al. Survey of energy harvesting technologies for wireless sensor networks // IEE Access. – 2021. – Т. 9. – С. 77493-77510. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3083697>
5. MeshLogic. Интеллектуальные беспроводные сенсорные сети. URL: <http://www.meshlogic.ru/>
6. IEEE Std 802.15.4TM-2011: Wireless Medium Access Control (MAC) and Physical Layer (PHY) Specifications for Low Rate Wireless Personal Area Networks (WPANs). – IEEE Computer Society: New York, NY, USA, 2011.
7. Savazzi S., Goratti L., Spagnolini U., Latva-aho M. Short-range wireless sensor networks for high density seismic monitoring // Proceedings of the Wireless World Research Forum. – 2009.
8. Куликов Е.И., Трифонов А.П. Оценка параметров сигналов на фоне помех. – Советское радио, 1978.
9. Niu R. et al. Designing local quantizers for distributed detection of a source with unknown location // IEEE Communications Letters. – 2023. – Т. 27. – № 11. – С. 3113-3117. <https://doi.org/10.1109/LCOMM.2023.3318203>

10. Zhy W., Zhy H. Joint detection and parameter estimation under unknown prior probability // Proceedings of the 40-th Chinese Control Conference. – 2021. – С. 3036-3041. <https://doi.org/10.23919/CCC52363.2021.9549888>
11. Парфенов В.И., Калининский А.А. Сравнительный анализ комплексных алгоритмов оценивания параметров // Радиолокация, навигация, связь. – 2024. – Т. 1. – С. 276-285.
12. Трифонов А.П., Шинаков Ю.С. Совместное различение сигналов и оценка их параметров на фоне помех. – Радио и связь, 1986.
13. Градштейн И.С., Рыжик И.М. Таблицы интегралов, сумм, рядов и произведений. – Наука, 1971.
14. Парфенов В.И., Ле В.Д. Анализ влияния окружающей среды на эффективность алгоритма обработки информации в беспроводных сенсорных сетях // Физика волновых процессов и радиотехнические системы. – 2020. – Т. 23. – №. 2. – С. 49-54. <https://doi.org/10.18469/1810-3189.2020.23.2.48-54>
15. Parfenov V.I., Le V.D. Optimal fusion rule for distributed detection with channel errors taking into account sensors' unreliability probability when protecting coastlines // Int. J. Sens. Networks. – 2022. – Т. 38 – №2. – С. 71-84. <https://doi.org/10.1504/IJSNET.2022.121157>

**Для цитирования:**

Парфенов В.И., Калининский А.А. Статистический синтез и анализ комплексных алгоритмов оценивания параметров в беспроводных сенсорных сетях. // Журнал радиоэлектроники. – 2024. – №. 11. <https://doi.org/10.30898/1684-1719.2024.11.1>