

УДК 629.735.051:004.7 (043.3)

В.О. ЗАРУЦЬКИЙ

Державний університет інфраструктури та технологій, Київ

О.С. ТОРОШАНКО

Одеська національна академія зв'язку ім. О. С. Попова

Розглянуто мережу радіодатчиків (безпроводову сенсорну мережу) з випадковим неконтрольованим зсувом параметрів окремих датчиків. Для усунення обмежень детерміністського підходу при автоматичному калібруванні датчиків застосовано метод керованої спрямованої дифузії, заснований на теорії керованих Марковських процесів. Для оцінки дрейфу параметрів датчиків у реальному часі пропонується використовувати фільтри стеження та багатоканальні безпошукові фільтри. Отримані оцінки використовуються для корекції якості зворотного зв'язку для наступного кроку оцінки.

Ключові слова: мережа радіодатчиків, безпроводова сенсорна мережа, калібрування датчиків, метод керованої спрямованої дифузії, Марковський процес, фільтри стеження.

V.O. ZARUTSKYI

State University of Infrastructure and Technologies, Kyiv

O.S. TOROSHANKO

O. S. Popov Odesa National Academy of Telecommunications

COMPENSATION OF ERRORS AT DATA TRANSMISSION IN RADIOSENSOR NETWORKS

The radiosensor networks of (wireless sensor network) with random uncontrolled shift of parameters of separate sensors is considered. To eliminate the limitations of the deterministic approach in the automatic gauge of sensors, the method of controlled directed diffusion, based on the theory of controlled Markov processes, is applied. The main idea of the solution is to evaluate the changes of the state vector with the displaced components, that is, in assessing not only the measurement results, but also the drift of the parameters of the meter (for example, the coordinates of its placement or the remainder of the battery charge). In order to evaluate the drift of real-time sensor parameters, it is proposed to use both tracking filters and multi-channel (non-search) filters that are synthesised on the basis of drift models of sensor parameters. The estimates obtained are used for correction as feedback for the next step of the assessment. The given methodology provides an effective solution to the problem of auto-calibration of sensors in wireless sensor networks.

Keywords: radiosensor network, wireless sensor network, gauge of sensors, method of the guided directed diffusion, Markov process, tracker filters.

У представлений роботі розглянуто безпроводову сенсорну мережу (БСМ) з низькою швидкістю передачі даних і наднизьким енергоспоживанням. При цьому необхідно враховувати, що швидкість передачі і споживання енергії пов'язані між собою обернено пропорційною залежністю, а мережні елементи не обслуговуються після розгортання і не мають поновлюваних джерел живлення. Крім того, смуга пропускання радіоканалу мережі радіодатчиків є досить вузькою за визначенням. Тому для розширення діапазону швидкостей передачі даних з урахуванням накладення обмежень на витрату енергії необхідно, з одного боку, розпаралелювати потік даних, а, з іншого – мінімізувати число паралельних маршрутів передачі від вузлів-джерел до точки збору інформації.

У більшості мереж з енергозбереженням застосовується традиційна клієнт-серверна технологія, коли кожен мережний вузол (радіодатчик) відсилає зібрані дані в центр збору і обробки. Очевидно, потоки даних двох близько розташованих вузлів можуть бути корельовані, причому ступінь кореляції зменшується зі збільшенням відстані між вузлами. Тому актуальним завданням збору даних сенсорних мереж з щільним покриттям території є оптимізація трафіку шляхом декореляції, тобто усунення надмірності.

Другою важливою проблемою БСМ з не поновлюваними (одноразовими) датчиками є повільний дрейф параметрів, який поєднується з раптовими неконтрольованими зсувами [1]. Зсув і дрейф (систематичні похибки) впливають на ефективність систем підтримки прийняття рішення. Калібрування датчиків для урахування цих похибок – коштовний і тривалий процес. Звичайно такі похибки корегуються на місці: відкалібрований датчик використовується для калібрування інших датчиків. Ця трудоємка робота проводиться вручну, і її проведення можливе тільки для обмеженої кількості датчиків і порівняно нечасто. Для БСМ (мереж радіодатчиків) великого масштабу, що містять велику кількість дешевих датчиків, калібрування необхідно проводити досить часто. Вручну проводити калібрування датчиків у такій мережі практично нереально. Отже, необхідно розробляти методи автоматичного калібрування датчиків у сенсорних мережах.

Проблема дрейфу параметрів датчиків і його вплив на роботу мережі вирішується в припущенні, що на сусідні датчики, що розташовані в порівняно малій околиці, надходять корельовані дані. Більше того, фізичні процеси, про які датчики збирають інформацію, можуть бути просторово корельованими. Отож, у принципі можна передбачати дані одного датчика, використовуючи дані від інших близько розташованих датчиків. Ці передбачувані дані забезпечують належний базис для корекції аномалій у результатах вимірів датчиків. При цьому важливо розрізняти задачу обробки результатів вимірювань датчиків або представлених даних, що містять похибки зсуву і/або дрейфу, і правильного знімання даних шляхом

застосування алгоритмів корекції похибок. Завдяки ранньому виявленню аномалій в даних, що отримуються, можна не тільки виявляти дрейф параметрів датчиків, але й своєчасно корегувати його.

Основна ідея рішення полягає в оцінці змін вектору стану зі зміщеними компонентами. Інакше кажучи, завдання полягає в тому, щоб оцінювати не тільки результати вимірів, але й дрейф параметрів вимірювача (наприклад, координат його розміщення). Для оцінки дрейфу параметрів датчиків у реальному часі пропонується використовувати фільтри стеження і моделі дрейфу датчиків. Отримані оцінки використовуються для корекції в якості зворотного зв'язку для наступного кроку оцінки. Надана методика дає ефективне рішення завдання автокалібрування датчиків у БСМ.

Пряме рішення завдання калібрування зсуву – застосовувати тестові сигнали та вимірювати відгук мережі. Результат порівняння очікуваного і поточного відгуків можна використовувати для відшукування зсуву і розкиду для випадку лінійного дрейфу [2]. Цей метод в [3] названо спрямованим калібруванням, тому що для калібрування датчиків використовується дійсне значення параметра. Інший спосіб спрямованого калібрування – це ручне калібрування сегмента БСМ, після чого дані не відкаліброваних датчиків узгоджуються з даними сегмента, де проведено калібрування. Сегмент мережі з відкаліброваними датчиками дає опорні дані для калібрування інших датчиків [1].

Однак розглянуті методи непрактичні і коштовні для мереж великого масштабу.

Задача калібрування сенсорної мережі розглядалася в [4] у іншій постановці. Припустимо, що після калібрування датчиків перед їх розміщенням в мережі похибка вимірювання за допомогою датчика змінюється за лінійним законом із певною швидкістю та постійною складовою, своєю для кожного датчика. Розроблено метод оцінки параметрів лінійної функції із застосуванням узгодженості тільки результатів вимірювань датчиків у сегменті мережі. При цьому для отримання порівняльних оцінок немає потреби у вимірюванні дійсних вихідних параметрів. По суті, по даному методу здійснюється пряме калібрування датчиків сенсорної мережі. Тут не потрібно щільно розміщувати датчики області, що нас цікавить, або використовувати тестові сигнали. Однак необхідно, щоб дані, що знімаються датчиками в межах обраної області розміщення, мали достатню просторову кореляцію.

При теоретичному аналізі не враховувалися шуми, а калібровані функції вважалися лінійними. Тому рішення при наявності шуму може бути нестійким. Якщо метод застосовується у випадку, коли співвідношення між вимірними та дійсними даними є нелінійним, отримані оцінки можуть бути помилковими. Представлені тут розрахунки показують, що метод краще працює в БСМ із інфраструктурою.

При прямому калібруванні датчиків у БСМ передбачається, що датчики в розглянутій мережі розташовані досить щільно. Внаслідок цього у вимірюваних даних спостерігається висока кореляція. У припущенні сильної кореляції сигналів від сусідніх і близько розташованих датчиків можна враховувати тільки кореляцію за часом. Для одержання функцій зсуву вимірюються амплітуди сигналів.

Задачу калібрування в сенсорних мережах необхідно розглядати як задачу статистичного оцінювання параметра в масштабах мережі. Таким чином, замість калібрування кожного датчика для оптимізації окремого результату виміру, датчики мережі калібрують для оптимізації повного відгуку мережі. У методі загального калібрування відкалібровані датчики розглядаються в загальному керованому середовищі. Метод був випробуваний на мережі AdHoc і дав зменшення похибки вимірювання дальності з 74,6% до 10,1% [5]. Автори стверджували, що об'єднаний метод калібрування може бути модифікований для автокалібрування БСМ у некерованому середовищі, де дійсне значення вимірювання невідомо. Показано, що задача зводиться до задачі квадратичного програмування. Також у [5] розглядалося пряме калібрування ряду вимірів для локалізації датчиків з використанням загальної енергії сигналу й/або затримки у часі.

У роботі [6] вирішувалась задача скорочення неоднозначності в результатах вимірів датчиків. Для очищення зашумлених даних і зменшення впливу випадкових похибок у вимірах датчиків у БСМ був використаний Байєсівський підхід. При цьому не враховувалися систематичні похибки. Метод був застосований для мережі із централізованою архітектурою на модельному наборі даних і показав добрі результати.

При реалізації методу прямого калібрування датчиків у сенсорній мережі [4] використовувався набір фільтрів Калмана, щоб уточнити значення, обмірювані датчиками. Для керування рівнянням стану використовувалася фізична модель вимірюваного параметра, що застосовується в екології та проектуванні споруд. Передбачалося, що виміри пов'язані з дійсним значенням через певний зсув і коефіцієнт нахилу. Вектор стану змінювався відповідно до параметрів калібрування, а потім оцінювалися зсув і коефіцієнт нахилу, щоб відновити правильність результатів вимірів.

Інший метод виявлення похибок і несправностей датчика, який є частиною автоматичної системи (типу проводової сенсорної мережі), запропонований в [7]. За результатами вимірів, що надходять, створювалася модель поведінки датчика. Потім вона оптимізувалася на основі алгоритму максимуму правдоподібності. Результати вимірів порівнювалися з моделлю. У випадку, якщо відхилення результату виміру датчика від модельованого значення перевищувало певний поріг, система фіксувала цей результат як помилковий. З іншого боку, при малих відхиленнях, що не перевищують поріг, система автоматично підбудовувалася. Це зробило систему здатною адаптуватися до повільного дрейфу.

У роботі [8] для виявлення аномалій і помилкових даних сенсорної мережі використовувався метод лінійної регресії у просторі станів [9]. Дані, обмірювані датчиками, відображалися із простору вхідних

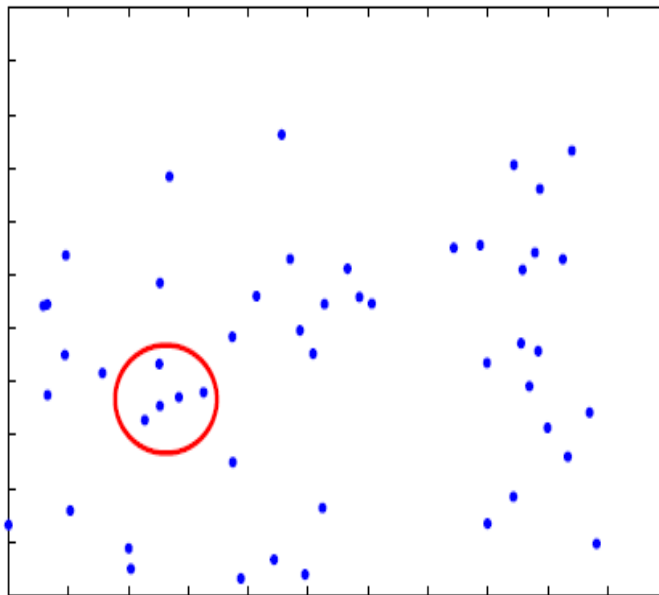
сигналів (простір, де спостерігаються особливості) у простір особливостей (простору більшої розмірності) з використанням ядра рівняння. Проектовані дані класифікувалися в кластерах. Дані точок, які не уклалися в норми, вважалися помилковими. Датчик, який завжди давав помилкові дані, вважався таким, що вийшов з ладу.

В [10] описаний метод моделювання даних у БСМ. Для прилаштування апроксимуючих функцій до даних, обмірюваних датчиками на інтервалі спостереження, використовувалася лінійна регресія. Датчики настроювалися на використовувані базисні (вагові) функції. Таким чином, якщо датчик знав вагові функції його сусіда, він міг відповісти на запит про сусіда протягом інтервалу спостереження. Тому при пересиланні вагових функцій замість пересилання обмірюваних даних цілого інтервалу спостереження від одного датчика до іншого значно скорочується обсяг обміну даними на верхніх рівнях мережної ієрархії. Це було однією із цілей методу. Інша ціль – надати можливість якому-небудь датчику в мережі оцінити обмірювану змінну в точках у межах мережі, де не було ніяких датчиків, з використанням просторової кореляції між датчиками.

Додатком методу є розрахунки контурних рівнів обмірюваних значень [10]. Навіть при ненадійному зв'язку між датчиками й наявності шумів у зчитуваних даних це не приводить до систематичних похибок (дрейфу й зсуву). Наявність таких похибок викликала б необхідність постійної корекції модельних функцій для одержання оцінок, які відхиляються від дійсних вихідних значень.

Крім доброї здатності до розширювання, високоточних оцінок і адаптації, механізми векторної підтримки використовуються в інших додатках для прогнозування та оцінювання фізичних параметрів аналізованих явищ і процесів [11]. Для прогнозування результату виміру, на додаток до методу простору станів, у певні моменти часу (щораз, коли проводилися виміри), був використаний фільтр Калмана [12]. Це дає змогу витримувати точність прогнозованих значень близько до вимірів, узятих на точці знімання даних, і зменшувати похибки прогнозування.

Розглянемо БСМ із великим числом датчиків, розподілених за випадковим законом в обмеженій області поверхні (рис. 1). Датчики групуються в сегменти (кластери) по ступеню близькості розташування один від одного. Кожний датчик вимірює заданий параметр в області розміщення, наприклад, температуру навколишнього середовища, концентрацію певної хімічної речовини, рівень шуму або атмосферний тиск тощо. Передбачається, що результати вимірів є просторово-часовими функціями.



. 1.

У принципі результати вимірів датчиків, розташованих усередині того самого сегмента, можуть відрізнятися один від одного. Наприклад, датчик, розташований близько до джерела тепла або освітлюваний сонцем, дасть більш високі результати вимірів, чим інший датчик, що перебуває в тіні або на більшому віддаленні від джерела тепла. Передбачається, що датчики, що перебувають усередині сегмента, можуть обмінюватися між собою даними вимірів. Із часом у деяких вузлах при зніманні даних може мати місце дрейф параметрів. При перевищенні деякого рівня величини дрейфу дані, що отримуються від мережі, стають недостовірними. Для того, щоб пом'якшити проблему дрейфу, у кожному датчику мережі необхідно виявляти та корегувати власний дрейф, використовуючи зворотний зв'язок за даними від сусідніх вузлів. Це пов'язано з тим, що дані від вузлів у межах деякої околиці (кластера), корельовані, у той час як кореляція похибок або дрейфу практично відсутня. При виявленні та своєчасній корекції дрейфу параметрів можна добитися збільшення ефективної тривалості життєвого циклу мережі.

Другий тип похибок – детермінований зсув, який може спостерігатися в деяких вузлах. Є чітка

відмінність між цими двома видами похибок. Перші змінюються в часі досить швидко і часто впливають, у той час як другі дають постійну початкову помилку. Ця похибка звичайно викликається можливим виробничим дефектом або похибками калібрування.

Розглянутий тут дрейф – це повільний гладкий дрейф, який моделюється лінійною, поліноміальною, гармонійною, експонентною функціями або їх комбінаціями. Він залежить від умов застосування і в основному пов'язаний з виробничими дефектами датчика. Дуже малоймовірно, що два електронні вузли мають однакові або схожі дефекти, якщо тільки вони не є елементами однієї інтегральної схеми. Передбачається, що параметри дрейфу одного датчика відрізняються від відповідних параметрів дрейфу іншого датчика, що знаходиться поруч із ним в одній околиці.

Модель дрейфу можна описати поліноміальним, експонентним або гармонійним трендом.

Вираз для поліноміального тренда запишемо в наступному вигляді:

$$\varphi(t) = \varphi_0 + at + bt^2 + \sigma\varphi(t), \tag{1}$$

де $\sigma\varphi(t)$ – дискретний білий Гаусівський шум; a і b – постійні коефіцієнти, які визначаються експериментальним шляхом; φ_0 – точне значення параметра.

Вираз для експонентного тренда має вигляд:

$$\varphi_{\text{exp}}(t) = \varphi_0 + k \{1 - \exp[\varphi(t_0 - t) + \xi\varphi(t)]\}, \tag{2}$$

де k – масштабний коефіцієнт; t_0 – момент початку дрейфу параметрів.

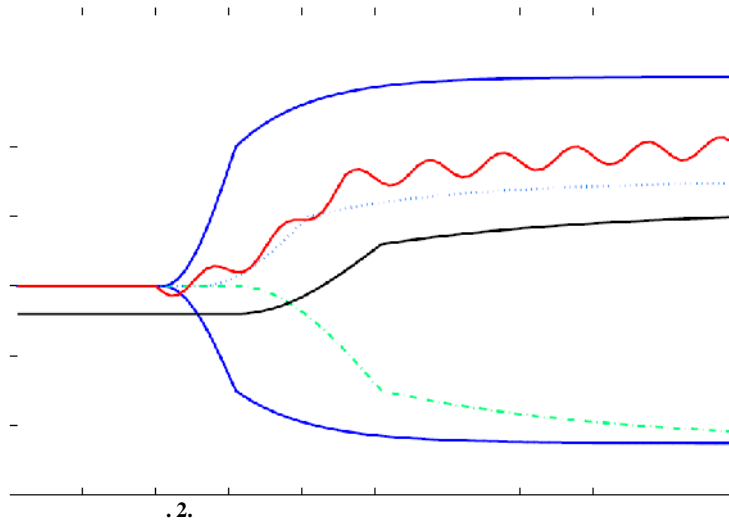
Тригонометричний тренд описується виразом виду:

$$\varphi_{\text{tr}}(t) = \varphi_0 + \sum_{l=1}^N k_l \sin(l\omega_0 t) + \xi\varphi(t), \tag{3}$$

де $k_l = k_0 / l$ або $k_l = k_0 \exp(-l^2 / l_0)$; k_0, l_0 – масштабні коефіцієнти, що підбираються експериментально.

Задача емпіричного оцінювання коефіцієнтів a, b, k, k_0, l_0 в (1)-(3) є досить складною і трудомісткою. Для її розв'язання потрібно виконати експериментальні дослідження великого обсягу. Тому при дослідженні методів калібрування датчиків з використанням моделей виду (1)-(3) простіше отримати асимптотичні оцінки ефективності при обраних відповідним чином граничних значеннях даних коефіцієнтів.

На рис. 2 наведені приклади теоретичних моделей для гладкого дрейфу.



Розглянемо сегмент сенсорної мережі, який складається з M датчиків, розподілених за випадковим законом у певній області. Нехай $h_m(t)$, $m = \overline{1, M}$ є дійсним вихідним параметром.

Позначимо параметр, вимірюваний m -м датчиком у дискретний момент часу n в даній точці простору як g_{mn} . Після корекції дрейфу цей параметр змінюється. Позначимо скоректований параметр як \hat{g}_{mn} . Якщо всі датчики відкалібровані безпомилково, $g_{mn} = h_m(t_n) = h_{mn}$. У той же час дані, передані для подальшої обробки, будуть відповідати ліченим даним, тобто $\hat{g}_{mn} = g_{mn}$.

Для оцінювання скорегованої величини \hat{g}_{mn} кожний датчик знаходить передбачене значення \hat{f}_{mn} як функцію результатів скорегованих вимірів, зібраних сусідами на попередньому етапі, по співвідношенню

$$\hat{f}_{mn} = \Psi(\hat{g}_{kn}), \quad k = \overline{1, M}; \quad k \neq m. \tag{4}$$

Потім передбачена величина комбінується з обмірюваною величиною g_{mn} й передбачуваним дрейфом d_{mn} для одержання скорегованого результату вимірів датчика \hat{g}_{mn} . На практиці кожний результат знімання даних, окрім дрейфу d_{mn} , містить шуми і завади. Дрейф на початковому етапі розміщення датчиків може бути нульовим або нехтовно малим залежно від виду датчика і навколишнього середовища розміщення мережі. Завдання полягає в розрахунках дрейфу для кожного датчика з використанням передбаченої величини \hat{f}_{mn} .

Значення \hat{g}_{mn} можна розрахувати із застосуванням модельної функції допоміжного вектору регресії. У модельній функції враховуються часова і просторова кореляція результатів вимірів. Вектор регресії апроксимує \hat{g}_{mn} з використанням попередніх скоректованих результатів усіх датчиків у сегменті, за винятком результату датчика, що розглядається.

Розглянемо метод корекції дрейфу в реальному масштабі часу для застосування в БСМ. Процедура корекції складається із двох етапів. На першому етапі для прогнозування результатів вимірів \hat{g}_{mn} використовується навчальний вектор регресії, що містить у якості вихідних даних скореговані результати вимірів, отримані від сусідніх датчиків. На другому етапі застосовується фільтр Калмана для рекурсивної корекції дрейфу в лічених даних g_{mn} з використанням вихідних значень \hat{f}_{mn} вектору регресії для визначення скорегованих результатів вимірів \hat{g}_{mn} .

Ціль використання допоміжного вектору регресії – передбачити фактичні виміри \hat{f}_{mn} з використанням скорегованих результатів від сусідніх датчиків. У кожний датчик уводиться модельна функція $\phi(x)$, яка може використовуватися для передбачення наступних коректних (вільних від похибок) вимірів на інтервалі спостереження. Процедура передбачення складається із двох фаз: навчання й робочої фази. На фазі навчання результати вимірів, зібрані протягом початкового періоду розгортання (навчальний набір даних), використовуються для моделювання функції $\phi(x)$. У процесі робочої фази навчена модель $\phi(x)$ використовується для передбачення наступних результатів виміру \hat{f}_{mn} .

Передбачається, що дані навчання (зібрані протягом початкових періодів розгортання) вільні від будь-якого дрейфу і можуть використовуватися для навчання в кожному вузлу. Це припущення обґрунтоване тим, що датчики, як правило, калібруються перед розгортанням. Для оцінок використовується Гаусівське ядро допоміжного вектору регресії [13]. Однак набір навчальних даних, що тут використовується, трохи відрізняється тим, що охоплюються скоректовані результати вимірів сусідніх датчиків. Крім того, не беруться до уваги скоректовані результати безпосередньо m -го датчика. Набір навчальних даних в m -у датчику позначимо

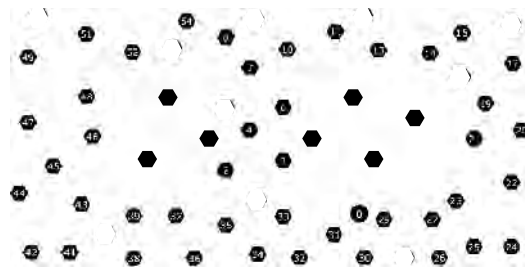
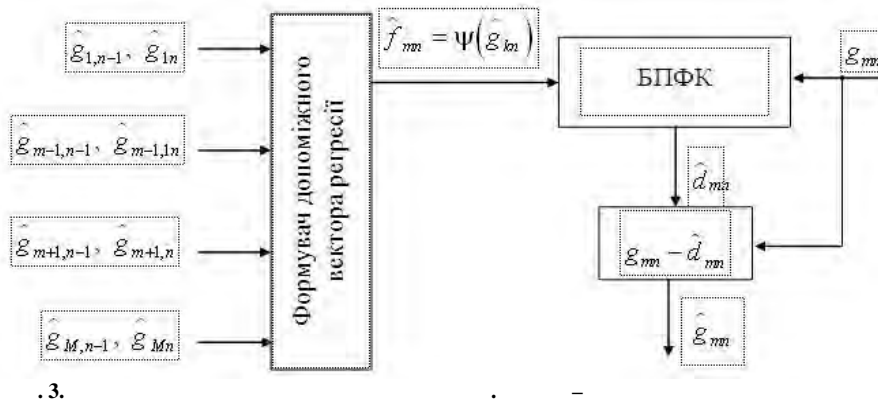
$$G_{tr} = \{G_{n-1}, G_n\},$$

де $G_{n-1} = (g_{k,n-1}), k = 1, 2, \dots, m-1, m+1, \dots, M$; $G_n = (g_{mn}), m = 1, 2, \dots, M$.

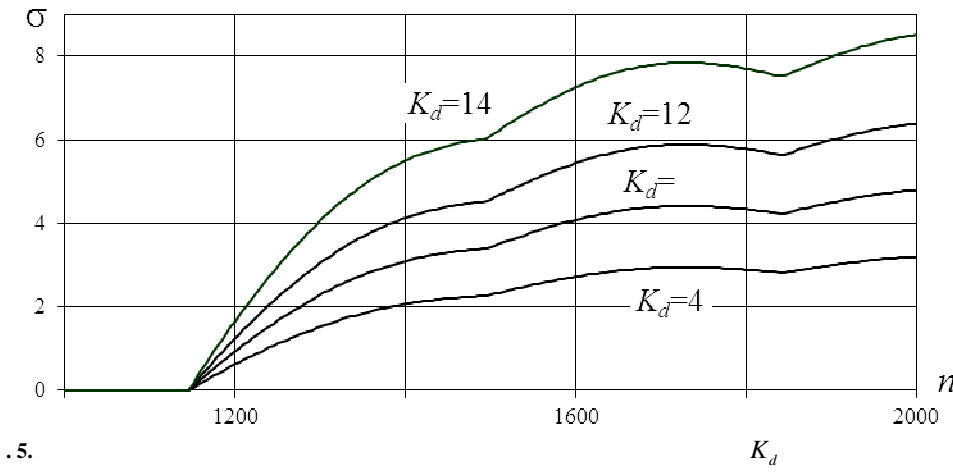
Модель, що отримана на основі допоміжного вектору регресії, використовується протягом робочої фази для передбачення наступних фактичних вимірів \hat{f}_{mn} . Для виміру дрейфу датчика обчислюється різниця між результатом виміру g_{mn} та модельним значенням компонента вектору регресії \hat{f}_{mn} , яке використовується в якості опорного. Ця різниця уводиться в одну з модифікацій фільтра Калмана, яку назовемо безпошуковим фільтром Калмана з випадковим пошуком (БПФК) [14], разом із g_{mn} для оцінювання скоректованих результатів \hat{g}_{mn} і величини дрейфу d_{mn} . На рис. 3 зображена структурна схема системи корекції дрейфу в БСМ. На ній представлені етапи виявлення похибок і процедура корекції в m -у датчику мережного сегмента.

. Моделювалася БСМ (рис. 4), що складається з 51 датчика, включаючи шлюз зовнішнього доступу. Датчики розташовувалися випадковим чином на сітці розсіювання по двовимірному нормальному закону на площадці прямокутної форми розмірами 100x200 м. Середня відстань між датчиками дорівнювала 20 м, середньоквадратичне відхилення 3 м по кожній координаті. Кожний датчик мав зв'язок із сімома найближчими сусідами.

Для оцінювання стану та параметрів системи генерувалися 2000 вибірок. Перші 1000 вибірок використовувалися на фазі навчання. При цьому уводився експонентний тренд виду (2). Наступні 1001...2000 вибірки використовувалися на робочій фазі для тестування алгоритму корекції дрейфу.

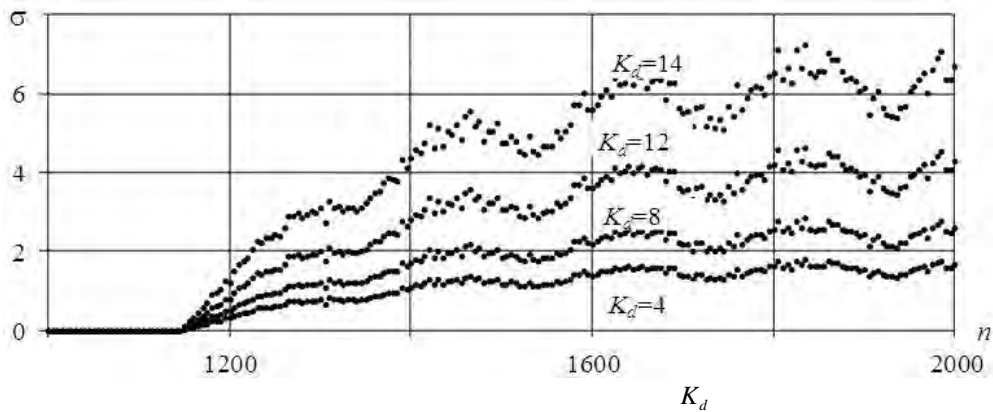


На рис. 5 показані графіки середнього модуля похибки обмірюваного параметра щодо дійсних значень для різної кількості датчиків із дрейфом параметрів. Для кожного датчика та кожного елемента вибірки даних розраховувалося абсолютне значення похибки обмірюваного параметра щодо дійсного значення, після чого модулі похибки осереднювалися для усіх датчиків. Тут і далі задавався пороговий рівень, при перевищенні якого похибка вимірювання вважалася неприйнятною.

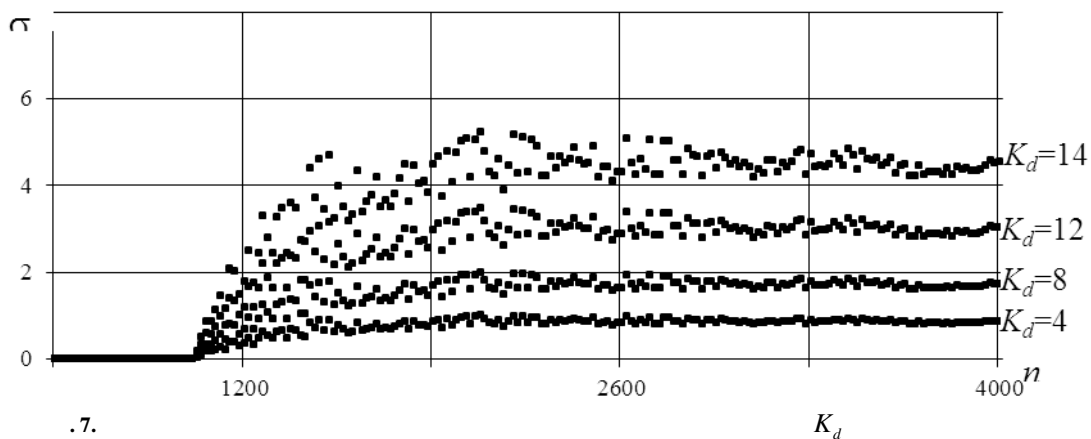


Аналогічно розраховувалися значення середнього модуля похибки скоректованих результатів вимірювань щодо дійсних значень параметра (рис. 6) із застосуванням методу ФКСП. Видно, що при корекції дрейфу похибка для тієї самої кількості датчиків із дрейфом параметрів зростає повільніше. Отже, завдяки застосуванню алгоритму поточної корекції результатів збільшується період роботи БСМ із прийнятною точністю вимірювання.

Для порівняння на рис. 7 показані результати моделювання із застосуванням алгоритму корекції параметрів для вибірки у 4000 відліків. Стрижки на кривих обумовлені різкими змінами вимірюваних параметрів у певні моменти часу. Відзначимо, що при збільшенні обсягу вибірки збільшується інтервал спостереження, але має місце краще згладжування похибок. Отже, існує певний компроміс у виборі оптимальної довжини вибірки при вимірюваннях.



.6.



.7.

1. Запропонований метод виявлення похибок і корекції результатів вимірів датчиків у БСМ заснований на припущенні про просторово-часову кореляцію результатів вимірів у сусідніх датчиках і відсутності взаємної кореляції процесів дрейфу технічних параметрів.

2. Для моделювання просторово-часової кореляції використовувався допоміжний вектор регресії, по рівняннях якої обчислювався прогноз майбутніх результатів вимірювань.

3. Передбачені дані використовувались у БПФК для оцінювання дійсного значення вимірюваних величин. Алгоритм по суті є децентралізованим і працює рекурсивно протягом усього життєвого циклу БСМ. Отже, застосування алгоритмів даного типу не обмежують можливості розширюваності та масштабованості мереж.

1. Виноградов Н. А. Повышение точности измерений в беспроводных сенсорных сетях путем коррекции дрейфа параметров датчиков / Н. А. Виноградов, А. С. Торошанко // Вісник Державного університету інформаційно-комунікаційних технологій. – 2012. – Том 10, № 4. – С. 14–20.

2. Hoadley B. A Bayesian look at inverse linear regression / B. Hoadley // Journal of the American Statistical Association. – 1970. – No. 65(329). – P. 356–369.

3. Feng J. Model-based calibration for sensor networks / J. Feng, S. Megerian, M. Potkonjak // Sensors. – 2003. – P. 737–742.

4. Balzano L. Blind calibration of networks of sensors: Theory and algorithms / L. Balzano, R. Nowak // Networked Sensing Information and Control. – 2008. – Springer US. – P. 9–37.

5. Taylor C. Simultaneous localization, calibration, and tracking in an ad hoc sensor network / C. Taylor, A. Rahimi, J. Bachrach, H. Shrobe, A. Grue // Proceedings of 5th International Conference on Information Processing in Sensor Networks (IPSN06). – 2006. – P. 27–33.

6. Krishnamachari B. Distributed Bayesian algorithms for fault-tolerant event region detection in wireless sensor networks / B. Krishnamachari, S. Iyengar // IEEE Trans. Computers. – 2004. – No. 53(3). – P. 241–250.

7. Sallans B. Statistical model-based sensor diagnostic for automation systems. / B. Sallans, D. Bruckner, G. Russ // Field bus systems and their applications, Elsevier. – 2005. – P. 239–246.

8. Rajasegarar S. Quarter sphere based distributed anomaly detection in wireless sensor networks / S. Rajasegarar, C. Leckie, M. Palaniswami, J. Bezdek // Proceedings of the IEEE International Conference Communications (IEEE ICC '07), UK. – 2007. – P. 126–133.

9. Ван Трис Г. Теория обнаружения, оценок и модуляции. Т. 1. Теория обнаружения, оценок и линейной модуляции / Г. Ван Трис. – Москва : Советское радио, 1972. – 744 с.
10. Nowak R. Boundary estimation in sensor networks: Theory and methods / R. Nowak, U. Mitra // In IPSN. – 2003. – P. 80–95.
11. Wang Y. M. Non-linear estimation and modelling of FMRI data using spatio-temporal support vector regression / Y. M. Wang, R. T. Schultz, R. T. Constable, L. H. Staib // Information Processing in Medical Imaging. – 2003. – No. 2732. – P. 647–659.
12. Балакришнан А. В. Теория фильтрации Калмана / А. В. Балакришнан. – Москва : Мир, 1988. – 168 с.
13. Takruri M. Spatio-temporal modelling-based drift-aware wireless sensor networks / M. Takruri, S. Rajasegarar, S. Challa, C. Leckie, M. Palaniswami // Wireless Sensor Systems, IET. – 2011. – Vol. 1, No. 2. – P. 110–122.
14. Растрингин Л. А. Статистические методы поиска / Л. А. Растрингин. – Москва : Наука, 1968. – 376 с.

References

1. Vinogradov N. A. Increase of exactness of measurings in wireless sensory networks by the correction of drift of sensors parameters / N. A. Vinogradov, A. S. Toroshanko // Visnyk Derzhavnoho universytetu informatsiino-komunikatsiinykh tekhnolohii. – 2012. – Vol. 10, no.4. – P. 14-20.
2. Hoadley B. A Bayesian look at inverse linear regression / B. Hoadley // Journal of the American Stats. Association. – 1970. – No. 65(329). – P. 356–369.
3. Feng J. Model-based calibration for sensor networks / J. Feng, S. Megerian, M. Potkonjak // Sensors. – 2003. – P. 737-742.
4. Balzano L. Blind calibration of networks of sensors: Theory and algorithms / L. Balzano, R. Nowak // Networked Sensing Information and Control. – 2008. – Springer US. – P. 9-37.
5. Taylor C. Simultaneous localization, calibration, and tracking in an ad hoc sensor network / C. Taylor, A. Rahimi, J. Bachrach, H. Shrobe, A. Grue // Proceedings of 5th International Conference on Information Processing in Sensor Networks (IPSN06). – 2006. – P. 27-33.
6. Krishnamachari B. Distributed Bayesian algorithms for fault-tolerant event region detection in wireless sensor networks / B. Krishnamachari, S. Iyengar // IEEE Trans. Computers. – 2004. – No. 53(3). – P. 241-250.
7. Sallans B. Statistical model-based sensor diagnostic for automation systems. / B. Sallans, D. Bruckner, G. Russ // Field bus systems and their applications, Elsevier, –2005. – P. 239-246.
8. Rajasegarar S. Quarter sphere based distributed anomaly detection in wireless sensor networks / S. Rajasegarar, C. Leckie, M. Palaniswami, J. Bezdek // Proceedings of the IEEE International Conference Communications (IEEE ICC '07), UK. – 2007. – P. 126-133.
9. Van Tris G. Theory of pickin-up, estimations and modulation. Vol.1. Theory of pickin-up, estimations and linear modulation / G. Van Tris. – Moskva: Sovetskoe radio, 1972. – 744 p.
10. Nowak R. Boundary estimation in sensor networks: Theory and methods / R. Nowak, U. Mitra // In IPSN. – 2003. – P. 80-95.
11. Wang Y. M. Non-linear estimation and modelling of FMRI data using spatio-temporal support vector regression / Y. M. Wang, R. T. Schultz, R. T. Constable, L. H. Staib // Information Processing in Medical Imaging. – 2003. – No. 2732. – P. 647-659.
12. Balakrishnan A. V. Theory of Kalman filtration / A. V. Balakrishnan. – Moskva: Mir, 1988. – 168 p.
13. Takruri M. Spatio-temporal modelling-based drift-aware wireless sensor networks / M. Takruri, S. Rajasegarar, S. Challa, C. Leckie, M. Palaniswami // Wireless Sensor Systems, IET. – 2011. – Vol. 1, No. 2. – P. 110-122.
14. Rastrigin L. A. Statistical methods of search / L. A. Rastrigin. – Moskva: Nauka, 1968. – 376 p.

Рецензія/Peer review : 21.09.2017 р.

Надрукована/Printed : 31.10.2017 р.

Рецензент: д.т.н. Бойко Ю. М.