

УДК 621.391

Афанасьєва Л.О.,

старший викладач

Кравчук Н.Ю.,

Національний технічний університет України

"Київський політехнічний інститут"

АГРЕГУВАННЯ ДАНИХ МУЛЬТИСЕНСОРА

Анотація. Розгляд методів для даних, виражених в цифровому вигляді. А також рівняння прогнозу фільтра Калмана, яке забезпечує прогнозування стану моделі; відстань Махалонібиса, яке є простою мірою для узгодження; і рівняння поліпшення фільтра Калмана, що забезпечують механізм поліпшення властивостей оцінок моделі. Вибір найбільш коректного методу агрегування даних мультисенсорів в бездротовій сенсорній мережі.

Ключові слова: агрегація, прогнозування, спостереження, властивості, теорія голосування

Афанасьєва Л.А.,

старший преподаватель

Кравчук Н.Ю.,

Национальный технический университет Украины

"Киевский политехнический институт"

АГРЕГИРОВАНИЕ ДАННЫХ МУЛЬТИСЕНСОРА

Аннотация. Рассмотрение методов для данных, выраженных в цифровом виде. А также уравнение прогноза фильтра Калмана, которое обеспечивает прогнозирование состояния модели; расстояние Махалонибиса, которое является простой мерой для согласования; и уравнения улучшения фильтра Калмана, обеспечивающие механизм улучшения свойств оценок модели. Выбор наиболее корректного метода агрегирования данных мультисенсоров в беспроводной сенсорной сети.

Ключевые слова: агрегация, прогнозирование, наблюдение, свойства, теория голосования

Afanasieva L.A.,**Kravchuk N. Ju.,**

National Technical University of Ukraine

"Kyiv Polytechnic Institute"

MULTISENSOR DATA AGGREGATION

Annotation. Consideration of methods for data expressed in digital vide. A also prediction equation of the Kalman filter, which provides a prediction of the state of the model; Mahalonibisa distance, which is a simple measure for harmonization; and improvement of the equation of the Kalman filter, provides a mechanism for improving the properties of the model estimates. Choosing the most appropriate method of data aggregation in wireless sensor multisensor network.

Tags: aggregation, forecasting, monitoring, properties, theory of voting

Вступ. Сучасні досягнення в області інтеграції даних сенсорів, особливо в сфері обробки зображень, спричинили за собою повторне відкриття та використання теорії оцінювання. Згодом методи теорії оцінювання отримали свій розвиток в робототехніці і військової промисловості.

Аналіз досліджень і публікацій. Наприклад, в 1980 році Герман і Канаді згрупували пасивний стерео ряд, отриманий з авіаційного датчика [1]. Ця рання робота охарактеризувала проблему інтеграції даних, як одну з диференціальних комбінацій геометричної інформації.

Схожий метод був розроблений автором для диференціальної конструкції моделі рухомого (мобільного) робота, що використовує обертовий ультразвуковий датчик [2]. За допомогою узагальнення цієї роботи, інтеграцію представили як циклічний процес отримання інформації через сенсори (датчики). Також завдяки необхідності сприйняття інформації для мобільних роботів, Брукс і Чатила опублікували вузькоспеціалізовані методи для обробки невизначеностей.

З 1985 року все частіше наводилися аргументи на користь застосування теорії оцінювання у сфері обробки зображень і робототехніки. Оптимальна комбінація функцій була отримана і представлена як еквівалентна простій формі фільтра Калмана. У той же період, Дюрант-Вайт завершив свою дисертацію [3] про обробку невизначеностей в робототехніці та сфері отримання інформації від сенсорів. У цій роботі він описав основи методів для обробки та інтеграції інформації сенсорів, які є наслідком з теорії оцінювання. Досвідчені в теорії оцінювання Фаджераса і Аейча, сприяли впровадженню цієї теорії в стереосистеми та системи калібрування.

З 1987 року відбулася швидка зміна парадигми в сфері обробки зображень, методи, виведені з теорії оцінювання, почали активно впроваджуватися.

У той час як більшість дослідників використовували теорію оцінювання, посиляючись на Сміта, Чизмена, Дюрант-Вайта, Фаджераса і Аейча, реальні методи були добре відомі деяким іншим науковим співтовариствам, в особливості спільноті теорії управління. Вихідними для теорії оцінювання є ідеї, сформульовані Колмогоровим і Вінером. Калмана [10] опублікував рекурсивний алгоритм у вигляді диференціальних рівнянь для оптимального рекурсивного оцінювання лінійних систем. Він показав, що цей оптимальний метод оцінювання дуже схожий з методом оцінювання Байеса, методом максимальної правдоподібності та методом найменших квадратів. Ці взаємозв'язки викладені в підручниках Джозефа, Бьюси і Язвински, а особливо у Мелза і Сежа. Ці взаємозв'язки також викладені в останній статті Брауна та в книзі Брамера і Сифлінга.

Методи, отримані з допомогою теорії оцінювання, забезпечують теоретичне підґрунтя для процесів, які являють собою обчислювальну

основу для інтеграції цифрових даних. Альтернативний метод заснований на критеріях мінімальної енергії та мінімальної ентропії.

Прикладом такого розрахунку може служити мережа Хопфілда. Ідея полягає в тому, щоб мінімізувати функцію енергії, кількісно виражає, скільки кожне наявне вимірювання і зафіксоване обмеження порушено. Цю ідею Терзополос пов'язав з регуляризацією методів для поверхневої реконструкції. Використання масових паралельних нейронних мереж для реалізації алгоритмів розглядалася в статтях Мероквина, Пало, Блейка і Зайсермана.

Виклад основного матеріала.

Фільтр Калмана. Застосування вищеописаних принципів призводить до появи групи методів для процесу динамічного моделювання.

Розглянемо рівняння прогнозу фільтра Калмана, яке забезпечує прогнозування стану моделі; відстань Махалонибиса, яке є простою величиною для узгодження; і рівняння поліпшення фільтра Калмана, що забезпечує механізм поліпшення властивостей оцінок моделі [4].

Динамічна модель $M(t)$ формує список елементів, які описують стан зовнішнього середовища в момент часу t :

$$M(t) \equiv \{P_1(t), P_2(t), \dots, P_m(t)\}, \quad (1)$$

де $P_1(t), P_2(t), \dots, P_m(t)$ - елементи динамічної моделі $M(t)$.

Модель може, як правило, включати групу елементів, які відображають залежність між різними рівнями елементів. Ці групи утворюють абстракцію, яка зображується як символічні властивості.

Кожний елемент моделі $P_i(t)$ описує частину зовнішнього середовища у вигляді об'єднання внутрішніх властивостей $\hat{X}(t)$ плюс відповідний ID і довірча ймовірність:

$$P(t) \equiv \{ID, \hat{X}(t), CF(t)\}, \quad (2)$$

де ID - значення(мітка), по якій елемент може бути ідентифікований, $CF(t)$ - довірча ймовірність, яка дозволяє контролювати зміст моделі.

Нові значення елементів моделі, отримані за допомогою спостережень, фіксуються в моделі з низьким рівнем довірчої ймовірності.

Подальші спостереження дозволяють підвищити рівень довірчої ймовірності, при цьому якщо значення елемента не спостерігається при наступних циклах, то це значення розцінюється як шум і видаляється з моделі. Система залишається стабільною, рівень довірчої ймовірності дозволяє елементу існувати у деяких циклах, навіть якщо цей елемент, вилучений із спостережень. Значення довірчої ймовірності залежить від застосування системи.

Елементи системи представляють оцінку окремого стану частини зовнішнього навколишнього середовища у вигляді набору N властивостей, які представлені вектором $\hat{X}(t)$:

$$\hat{X}(t) \equiv \{\hat{x}_1(t), \hat{x}_2(t), \dots, \hat{x}_n(t)\}. \quad (3)$$

Фактичний стан зовнішнього середовища $X(t)$ оцінюється через процес спостереження ${}^Y_0\mathbf{H}_X$, який проектується в вектор спостереження $Y(t)$. Також в процесі спостереження присутній шум $N(t)$:

$$Y(t) = {}^Y_0\mathbf{H}_X X(t) + N(t). \quad (4)$$

Стан зовнішнього середовища $X(t)$ не може бути точно вимірний, отже, використовується його оцінка \hat{X} . При кожному циклі моделювання оцінка $\hat{X}(t)$ визначається через об'єднання прогнозованих спостережень $Y^*(t)$ і фактичних спостережень $Y(t)$. Різниця між векторами $Y^*(t)$ і $Y(t)$ забезпечує основу для корекції оцінки $\hat{X}(t)$.

В процесі моделювання $\hat{X}(t)$ та $Y(t)$ повині супроводжуватися оцінкою їх невизначеності. Невизначеність показує відхилення між векторами $\hat{X}(t)$ та реальним вектором $X(t)$. Таке відхилення можна апроксимувати у вигляді коваріаційної матриці $\hat{C}(t)$, яка представляє собою квадрат різниці між оцінкою і дійсним значенням стану зовнішнього середовища:

$$\hat{C}(t) \equiv E\{|X(t) - \hat{X}(t)|\{X(t) - \hat{X}(t)\}^T\}. \quad (5)$$

Оцінка невизначеності заснована на моделі помилок, які спотворюють процеси прогнозування і спостережень. Оцінювати ці помилки одночасно складно і необхідно для функціонування таких систем. Оцінка невизначеностей грає дві ролі:

- забезпечує допустиме обмеження процесу узгодження;
- забезпечує відносну стабільність процесу прогнозування і спостереження, коли відбувається обчислення нових оцінок.

Так як $\hat{C}(t)$ визначає допустимі обмеження для узгодження, виконання системи буде погіршуватися при перевищенні значення $\hat{C}(t)$. З іншого боку, занадто велике значення $\hat{C}(t)$ може збільшувати час при знаходженні узгодження.

На етапі прогнозування в процесі моделювання відбувається здвиг в часі вектора $\hat{X}(t)$, тобто визначається $X^*(t + \Delta T)$. А також відбувається здвиг в часі $\hat{C}(t)$ і визначається $C^*(t + \Delta T)$. Таке визначення оцінок представляє собою процес знаходження похідних між векторами.

Збільшення порядку прогнозування тягне за собою збільшення порядку похідних. Далі розглянуто приклад методу для двох елементів, які є окремими властивостями зовнішнього середовища ($x_1(t)$ і $x_2(t)$), вектора $\hat{X}(t)$. При цьому прийнято, що процес прогнозування та оцінки відбувається за відрізок часу ΔT , значення якого непостійне.

Похідні $x_1(t)$ і $x_2(t)$ по часу $\dot{x}_1(t)$ і $\dot{x}_2(t)$ є також компонентом вектора $\hat{X}(t)$. Таким чином, якщо система складається з N властивостей, то тоді вектор $\hat{X}(t)$ буде складатися з $2N$ елементів: N властивостей та N їх похідних по часу. При цьому похідні елементів вектора спостереження $Y(t)$ знаходити необов'язково. Фільтр Калмана дозволяє нам знаходити похідні, використовуючи лише оцінки спостережень. До того ж оцінки знаходяться за допомогою інтегрування, тому вони більш стійкі до шуму, ніж похідні миттєвих значень.

Зробимо припущення, що елементи $\hat{x}(t)$ вектора $\hat{X}(t)$ має дисперсію $\hat{\sigma}_x^2$. Для прогнозування першого порядку змінної $x^*(t + \Delta T)$ необхідно знайти першу похідну по часу $\hat{x}(t)$:

$$\dot{\hat{x}}(t) \equiv \frac{\partial \hat{x}(t)}{\partial t}. \quad (6)$$

Зміна вектора $X(t)$ можна представити у вигляді ряду Тейлора. Використовуючи прогнозування першого порядку, всі елементи високого порядку можна об'єднати у випадковий вектор $V(t)$, апроксимований через оцінку вектора $\hat{V}(t)$, яка включає в себе одночасно і похідні високих порядків і інші перетворення. Вектор $V(t)$ має свою дисперсію $Q(t)$:

$$Q(t) = E\{V(t)V(t)^T\}. \quad (7)$$

При невідомому значенні $V(t)$ дисперсія має нульове значення, отже, вектор $\hat{V}(t)$ також дорівнює нулю.

Таким чином, кожний елемент прогнозує у відповідності з виразом:

$$x^*(t + \Delta T) = \hat{x}(t) + \left(\frac{\partial \hat{x}(t)}{\partial t}\right) \cdot \Delta T + \hat{v}(t). \quad (8)$$

При цьому вектор $\hat{X}(t)$ представляє собою:

$$\hat{X}(t) \equiv \begin{bmatrix} \hat{x}_1(t) \\ \dot{\hat{x}}_1(t) \\ \hat{x}_2(t) \\ \dot{\hat{x}}_2(t) \end{bmatrix}. \quad (9)$$

В матричній формі прогнозування може бути записано наступним чином:

$$X^*(t + \Delta T) := \varphi \hat{X}(t) + \hat{V}(t). \quad (10)$$

Де зміни ΔT представлено у вигляді матриці φ :

$$\varphi = \begin{bmatrix} 1 & \Delta T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \Delta T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \quad (11)$$

Щоб знайти невизначеність $X^*(t + \Delta T)$ треба визначити оцінку коваріації між оцінкою кожного елементу (властивості) $\hat{x}(t)$ і його похідної.

Оцінка цієї невизначеності, $\hat{Q}_X(t)$ дозволяє визначити критерії стійкості моделювання. Отримаємо наступне рівняння:

$$C_x^*(t + \Delta T) := \varphi \hat{C}_x(t) \varphi^T + \hat{Q}_X(t). \quad (12)$$

Процес «прогнозування-узгодження-поліпшення» спрощує проблему узгодження через застосування обмеження тимчасової безперервності [1]. Різниця, яка оцінюється протягом періоду ΔT між спостереженнями, між прогнозованим і дійсним значенням оцінюваного елемента досить невелика, щоб провести узгодження «найближчого сусіда».

Визначимо матрицю ${}^Y_0\mathbf{H}_X$, яка перетворює систему координат вектора $X(t)$ в систему координат, зв'язану з простором спостереженням:

$$Y(t) = {}^Y_0\mathbf{H}_X X(t) + W(t), \quad (13)$$

де $W(t)$ - спеціальний ефект.

Матриця ${}^Y_0\mathbf{H}_X$ складає модель процесу зчитування, який прогнозує спостереження $Y(t)$, засноване на певних властивостях(вектор $X(t)$). Оцінювання ${}^Y_0\mathbf{H}_X$ є ключовим аспектом в моделюванні. Модель процесу спостереження ${}^Y_0\mathbf{H}_X$ не може бути ідеально оціненим. Процес спостереження, наприклад, в системі «машинного зору» запускається за допомоги фотооптичних, оптичних ті електричних ефектів ($W(t)$ в формулі 13). У більшості випадків $W(t)$ невідоме, отже, оцінка $\hat{W}(t)$ буде дорівнювати:

$$\hat{W}(t) \equiv E\{W(t)\} = 0 \quad (14)$$

і

$$\hat{C}_y(t) \equiv E\{W(t)W(t)^T\}. \quad (15)$$

Для ілюстрації цього процесу, допустимо, що ми можемо спостерігати поточне значення двох елементів (властивостей), але не їх похідних. В цьому випадку ${}^Y_0\mathbf{H}_X$ може використовуватися для виводу вектора переміщення похідних з прогнозованих елементів (властивостей). Тоді, використовуючи вектор першого порядку з попереднього прикладу, отримаємо :

$$\begin{bmatrix} y_1^*(t) \\ y_2^*(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x_1^*(t) \\ x_1^{*'}(t) \\ x_2^*(t) \\ x_2^{*'}(t) \end{bmatrix}. \quad (16)$$

Матриця ${}^Y_0\mathbf{H}_X$ може бути представлена лінійним перетворенням. У випадку, коли оцінка стану і спостереження зв'язані нелінійним перетворенням $F(X)$, то ${}^Y_0\mathbf{H}_X$ апроксимується через першу похідну або якобіан перетворення ${}^Y_0\mathbf{J}_X$.

$${}^Y_0\mathbf{J}_X = \frac{\partial F(X)}{\partial X}. \quad (17)$$

Оцінимо модель прогнозування $M(t)$, яка складається зі списку елементів $P_n^*(t)$, кожний з яких містить вектор параметру $X(t)$ і модель спостереження $O(t)$, яка складається зі списку елементів $P_m(t)$, кожний з яких включає в себе параметри вектору $Y(t)$. На етапі узгодження визначається найкращі оцінки параметрів спостереження та прогнозування, виходячи з близькості (відстань) між прогнозованими і

спостережу вальними властивостями. Відстань є квадратом відстані Махаланобіса.

Вектор прогнозованих параметрів визначається формулою:

$$Y_n^* = {}^Y_0 H_X X_n^*, \quad (18)$$

з коваріацією

$$C_{yn}^* = {}^Y_0 H_X C_{xn}^* {}^Y_0 H_X^T. \quad (19)$$

Вектор спостережу вальних параметрів Y_m визначається аналогічно, з коваріацією C_{ym} . Тоді отримуємо квадрат відстані Махаланобіса між прогнозованими і спостережуваними властивостями:

$$D_{nm}^2 = \frac{1}{2} \{ (Y_n^* - Y_m)^T (C_{yn}^* + C_{ym})^{-1} (Y_n^* - Y_m) \}, \quad (20)$$

У випадку єдиної скалярної властивості формулу 20 можна представити у вигляді наступного рівняння:

$$D_{nm}^2 = \frac{1}{2} \frac{(y_n^* - y_m)^2}{(\sigma_{yn}^{*2} + \sigma_{ym}^2)}. \quad (21)$$

Таким чином, етап узгодження тягне за собою мінімізацію нормованої відстані між прогнозованими і спостережуваними властивостями.

Після того, як зроблено висновок, що спостереження відповідають прогнозу, властивості моделі можуть бути покращені. Рівняння фільтра Калмана дозволяють оцінювати вектор властивостей та їх похідні $\hat{X}_n(t)$, виходячи з об'єднання вектора прогнозованих властивостей $Y_n^*(t)$, з вектором спостережуваних властивостей $Y_m(t)$. При цьому знаходяться точні оцінки, як розглянутих властивостей моделі, так і їх похідних. Знайдені за допомогою рівнянь оцінки рівноцінні оцінками, отриманим методом найменших квадратів.

Ключовим елементом фільтра Калмана є матриця вагою $K(t)$, яка може бути визначена за допомогою невизначеності прогнозування $C_y^*(t)$:

$$K(t) := C_x^*(t) {}^Y H_x^T [C_y^*(t) + C_y(t)]^{-1}. \quad (22)$$

Матриця $K(t)$ дозволяє покращити властивості моделі, яка розглядається, і її похідні за допомогою різниці між прогнозованими та спостережуваними властивостями:

$$\hat{X}(t) := X^*(t) + K(t)[Y(t) - Y^*(t)]. \quad (23)$$

Точність оцінки визначається за допомогою виразу:

$$\hat{C}(t) := C^*(t) - K(t) \cdot {}^Y_0 H_X \cdot C^*(t). \quad (24)$$

Рівняння 10,12, 22,23 і 24 являються п'ятьма рівняннями фільтра Калмана. Таким чином, фільтр Калмана являється рекурсивним фільтром, який оцінює вектор стану динамічної системи, яка дозволяє здійснювати покращення властивостей моделі цієї системи.

Мережа Басса. Баївська мережа представляє собою направлений ациклічний граф, кожній вершині якого може відповідати показання мультисенсора чи судження, а дуги графа кодують відношення правдоподібності між вершинами[5]. Відношення правдоподібності

відповідає ймовірності $P_i(c_{ij})$ події V на i -му вузлі при деякому значенні вимірюваної величини $c_{ij}; i = 1, \dots, m; j = 1, \dots, n$. В даному підході вимірюване значення величини переводиться у відношення правдоподібності з допомогою деякої функції перетворення $f_i(c_{ij})$, яка задається для кожної із m вимірюваних величин [6]. Якщо вимірюванні змінні являються незалежними випадковими величинами, то ймовірність події $P_i(V)$ на вузлі i вираховується по формулі повної ймовірності $P_i(V) = \prod_{j=1}^n P_i(c_{ij})$. Якщо вимірюванні величини є залежними, ймовірність $P_i(V)$ вираховується з використанням умовних ймовірностей. Тоді для кожного мультисенсора за допомогою баївської мережі може бути вирахована ймовірність деякої події в системі моніторинга (наприклад, пожежі для системи пожежної безпеки), на основі яких може бути вироблено загальне судження.

Теорія Демпстера-Шефера. Підхід Демпстера-Шефера являє собою математичну теорію свідочств, засновану на двох функціях перетворення вимірюваних величин – довіри $f_i(c_{ij})$ і правдоподібності $\bar{f}_i(c_{ij})$, - які використовуються для обчислення можливості події. Для кожної вимірюваної змінної призначаються три міри: міра того, що подія сталася $m(V)$; що подія не сталася $m(\bar{V})$; і міра невизначеності $m(V \cup \bar{V})$. Ймовірність $P_i(c_{ij})$ того, що подія відбулася, лежить в інтервалі $m(V) < P_i(V < 1 - m(\bar{V}))$. Таким чином, на відміну від баєвської мережі, в підході Демпстера-Шефера кожний елемент описується не однією, а трьома заходами. Перевагою цього підходу є отримання діапазону ймовірності події $P_i(V)$ і облік невизначеності кожного сенсора.

Теорія голосування. У проблемі голосування існує безліч множин A з n кандидатів, які ранжуються групою з m виборців (експертів, суддів і т. д.) Знаходження згортки декількох ранжирувань в єдине відношення переваги, яке називається відношенням консенсусу, є предметом теорії суспільного вибору.

У разі вимірювальних даних існує можливість побудувати ранжування кожного m властивостей n мультисенсорів на основі деякого простого закону, наприклад, за зростанням величини.

Потім методами теорії голосування на підставі побудованих ранжирувань можна знайти єдине відношення консенсусу, що є приведенням різномірних даних мультисенсорів до єдиної порядкової шкали.

Стосовно до проблеми агрегування вимірювальних даних мультисенсорів в бездротових сенсорних мережах слід зазначити, що коректність результатів традиційно застосовуваних підходів, включаючи баєвські мережі, теорію Демпстера-Шефера, фільтра Калмана, нечітку логіку [7], нейронні мережі [8] та ін., залежить від вибору тієї чи іншої

функції перетворення вимірюваних величин в судження. Оскільки ця функція, як правило, вибирається із суб'єктивних припущень або на основі досить наближених обчислень, зазначені підходи поступаються в коректності методам теорії голосування, в яких ранжирування формуються на основі безпосередніх свідчень мультисенсорів, а судження виносяться без використання яких-небудь функцій перетворення показань.

Таким чином, для призначення пріоритетів вузлів сенсорної мережі був обраний підхід до агрегування даних мультисенсорів на основі теорії голосування.

Висновки. Проведений огляд стану проблеми збирання вимірювальних даних мультисенсорів в бездротових сенсорних мережах показує, що коректність результатів традиційно застосовуваних підходів, включаючи бассовські мережі, теорію Демпстера-Шефера, фільтра Калмана та ін., залежить від вибору тієї чи іншої функції перетворення вимірюваних величин в судження. Оскільки функція перетворення вимірюваних величин в судження, як правило, вибирається із суб'єктивних припущень або на основі досить наближених обчислень, зазначені підходи поступаються в коректності методам теорії голосування, в яких ранжирування формуються на основі безпосередніх свідчень мультисенсорів, а судження виносяться без використання яких-небудь функцій перетворення показань. Найбільш коректним способом агрегування даних мультисенсорів в бездротовій сенсорній мережі є підхід на основі теорії голосування.

Використані джерела інформації:

1. Herman M., Kanade T. Incremental reconstruction of 3D scenes from multiple complex images / M. Herman, T. Kanade // Artificial Intelligence. - 1986. - №30. - P. 289-301.
2. Crowley J. Navigation for an Intelligent Mobile Robot / J. Crowley // IEEE Journal on Robotics and Automation. - 1985. - №1. - P. 153-168.
3. Durrant-Whyte H. Consistent Integration and Propagation of Disparate Sensor Observations / H. Durrant-Whyte // International Journal of Robotics Research. - 1987. - №10. - P. 31-64.
4. Crowley J., Demazeau Y. Principles and Techniques for Sensor Data Fusion / J. Crowley, Y. Demazeau // Livie. - 2000. - № 54. - P. 10-64.
5. Pearl J. Causality: Models, Reasoning, and Inference. / J. Pearl. - Cambridge University Press, 2009. - 464 p.
6. Darwiche A. Modeling and Reasoning with Bayesian Networks. / A. Darwiche. - Cambridge University Press, 2009. - 526 p.
7. Новак В., Перфильева И., Мочкрож И. Математические принципы нечёткой логики / В. Новак, И. Перфильева, И. Мочкрож. - Физматлит, 2006. - 352 с.
8. Еремин Д.М., Гарцев И.Б. Искусственные нейронные сети в интеллектуальных системах управления. / Д.М. Еремин, И.Б. Гарцев. - М.: МИРЭА, 2004.-75 с.

References:

1. Herman M., Kanade T. Incremental reconstruction of 3D scenes from multiple complex images / M. Herman, T. Kanade // Artificial Intelligence. - 1986. - №30. - P. 289-301.
2. Crowley J. Navigation for an Intelligent Mobile Robot / J. Crowley // IEEE Journal on Robotics and Automation. - 1985. - №1. - P. 153-168.
3. Durrant-Whyte H. Consistent Integration and Propagation of Disparate Sensor Observations / H. Durrant-Whyte // International Journal of Robotics Research. - 1987. - №10. - P. 31-64.
4. Crowley J., Demazeau Y. Principles and Techniques for Sensor Data Fusion / J. Crowley, Y. Demazeau // Livie. - 2000. - № 54. - P. 10-64.
5. Pearl J. Causality: Models, Reasoning, and Inference. / J. Pearl. - Cambridge University Press, 2009. - 464 p.
6. Darwiche A. Modeling and Reasoning with Bayesian Networks. / A. Darwiche. - Cambridge University Press, 2009. - 526 p.
7. Novak V., Perfil'eva I., Mochkrozh I. Matematicheskie principy nechjotkoj logiki / V. Novak, I. Perfil'eva, I. Mochkrozh. - Fizmatlit, 2006. - 352 s.
8. Eremin D.M., Garceev I.B. Iskusstvennye nejronnye seti v intel'lektual'nyh sistemah upravlenija. / D.M. Eremin, I.B. Garceev. - M.: MIRJeA, 2004.-75 s.

Рецензент: Дубко В.О.