

ПРЕДИКАТНАЯ МОДЕЛЬ ПРОЦЕССНЫХ ЗНАНИЙ О НАБЛЮДАЕМЫХ ОБЪЕКТАХ В МНОГОКАНАЛЬНЫХ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ СИСТЕМАХ МОНИТОРИНГА

Введение

Приводятся результаты представления и обработки процессных знаний получения информации о наблюдаемых объектах в многоканальных интеллектуальных системах мониторинга. Такой подход позволяет создавать универсальные алгоритмы автоматизации операций обработки информации и обеспечивает эффективное обнаружение слабых полезных сигналов за счет накопления сигнальной (энергетической) и логической информации в анализируемой ячейке и в ее окрестности в сложных условиях мешающих воздействий.

Совершенствование информационных средств обеспечения безопасности движения воздушного и наземного транспорта и автоматизация процессов управления его движением требуют эффективных процедур обработки сигнальной информации. Актуальны также вопросы более полного использования и качественного повышения информационных возможностей систем мониторинга, особенно в зоне мешающих сигналов.

Основной недостаток современной техники обработки сигналов и информации заключается в том, что в ней неэффективно используется семантика человека-оператора, который, имея данные о наблюдаемой обстановке в картинном виде о координатах, форме, яркости и предыстории, может эффективно извлекать полезную информацию и передавать потребителю.

Анализ литературных данных и постановка задач исследований

В известных многоканальных информационных системах мониторинга [1, 2] существуют операции, основанные на анализе информации текущего и нескольких предыдущих циклов измерений. В этих системах, как правило, недостаточно используются алгоритмы анализа процессных знаний, в основе которых лежит модель действий человека-оператора и которые связаны с возможностью параллельного восприятия информации с последующим принятием решения по анализу признаков.

Анализ публикаций показывает, что в понятие «интеллектуальные системы» [3 – 5] вкладывают различный смысл, в частности, интеллектуальными считают системы, которые могут решать весь комплекс задач, выполняемых человеком-оператором, или осуществляют поддержку принятия решений. Важную роль при разработке математического обеспечения ИИС играют реляционные и логические способы представления знаний [3]. Одним из эффективных универсальных математических средств описания информации являются алгебры предикатов и предикатных операций. На языке этих алгебр удобно описывать различную формализуемую информацию, моделировать интеллектуальную деятельность человека.

В многоканальных информационных системах мониторинга подвижных объектов на воздушном и наземном транспорте используют методы обнаружения и распознавания сигналов [6 – 8]. Концептуальные и теоретические основы данной статьи базируются на следующих положениях: обучающее множество как набор известных прецедентов (случаи или события, имевшие место в прошлом и служащие примером или основанием для принятия решений в настоящем); экзаменуемое множество (набор объектов или явлений, которые сравниваются с прецедентами); признаки (качественные и количественные характеристики обучающего множества); решающее правило (алгоритм, позволяющий отнести экзаменуемый объект к одному из классов); обучение (процедура, приводящая к формулировке решающего правила). Основной недостаток в известных методах состоит в низкой автоматизации проце-

дур обработки данных, в том числе, при обнаружении, распознавании и принятия решений о наблюдаемых объектах мониторинга [14].

Цель и задачи исследования

Цель – разработка предикатной модели процессных знаний о наблюдаемых объектах в многоканальных интеллектуальных системах мониторинга, методов интеллектуального анализа процессов с использованием аппарата алгебры конечных предикатов, которые позволили бы автоматизировать процедуры процесса принятия решений о подвижных объектах мониторинга.

Задачи исследований - предлагается провести анализ особенностей и выделить структурные элементы процессной модели знаний. Показать, что преимущества данной модели связаны с возможностями конфигурирования и иерархического представления процесса по обнаружению и распознаванию подвижных объектов на основе интеллектуального анализа сигналов с использованием алгебры конечных предикатов и теории нейронных сетей. Показать, как этот подход можно использовать для автоматизации процесса обнаружения и распознавания малоподвижных объектов, которые могут находиться как в режиме движения, так и в режиме покоя.

Символьная модель сигнальных отметок как база знаний в интеллектуальных системах мониторинга

Рассмотрим особенности оцениваемых многоканальных информационных систем на воздушном и наземном транспорте. Для реализации предлагаемых подходов мониторинга транспортные системы должны синхронно получать и анализировать набор сигналов, принимаемых измерительными каналами. В информационных системах мониторинга наземного транспорта это может быть пространственно распределенная система датчиков, расположенных на транспортных единицах. Например, в диспетчерском пункте областного масштаба для оценки функционального состояния транспортных единиц проводится одновременный прием сигналов от 8 до 200 датчиков.

В информационных системах мониторинга воздушного пространства это может быть обзорная РЛС, формирующая N измерительных каналов от каждого элемента зоны обзора, размеры которого определяются разрешающей способностью или импульсным объемом РЛС. Из полученных сигналов о воздушных объектах формируется карта или матрица данных. Затем в результате накопления формируется новый пространственный сигнальный образ или виртуальное изображение, то есть формируется новая символьная модель сигнальных отметок для подвижных и неподвижных объектов. Таким образом, база данных превращается в базу знаний, в результате анализа которой и необходимо получить требуемое решение. Изображение воздушных объектов на экране индикатора РЛС формируется в виде отметок – символов. Пространство символьных отметок формируется в динамической памяти с постепенным забыванием предыстории (уменьшением) величины сигнала. Формируемый массив данных представляет собой матрицу амплитуд $\|A\|$ размером $M \times N$. Каждый элемент матрицы i, j связан с соответствующим элементом зоны обзора РЛС соответственно. При этом формирование символьного массива амплитуд $\|A\|$ осуществляется уменьшением величины амплитуды q_{ij}^{k-1} предыдущего $(k-1)$ -го цикла на определенную величину Δ в случае отсутствия сигнала в текущем k -м обзоре:

$$q_{ij}^k = q_{ij}^{k-1} - \Delta \text{ при } q_{ij}^k = 0 \text{ I } q_{ij}^{k-1} > 0 \quad (1)$$

Для таких условий модель символа трассового следа подвижного объекта будет определяться как совокупность отметок вдоль направления движения с дискретностью, определяемой скоростью объекта V_o и временем цикла измерений РЛС T_o (рис. 1).

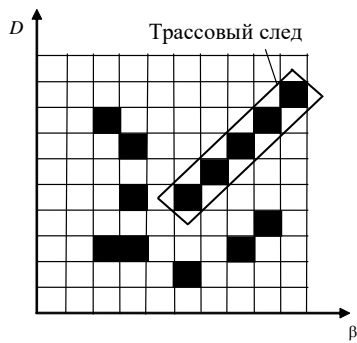


Рис. 1. Символьные модели трассового следа подвижного объекта и мешающего фона

на воздушном или наземном транспорте происходит во временном окне наблюдения с дискретностью Δt , определяемой требуемой точностью слежения за изменениями сигналов в каналах.

Для этого окна формируется матрица сигнала размерности $M \times N$, N – количество отсчетов сигнала, попавших в окно наблюдения. Каждый столбец такой матрицы в дальнейшем рассматривается как фрагмент символической модели мониторинга функциональной активности транспортной системы, сформированный M измерительными датчиками в моменты t_i .

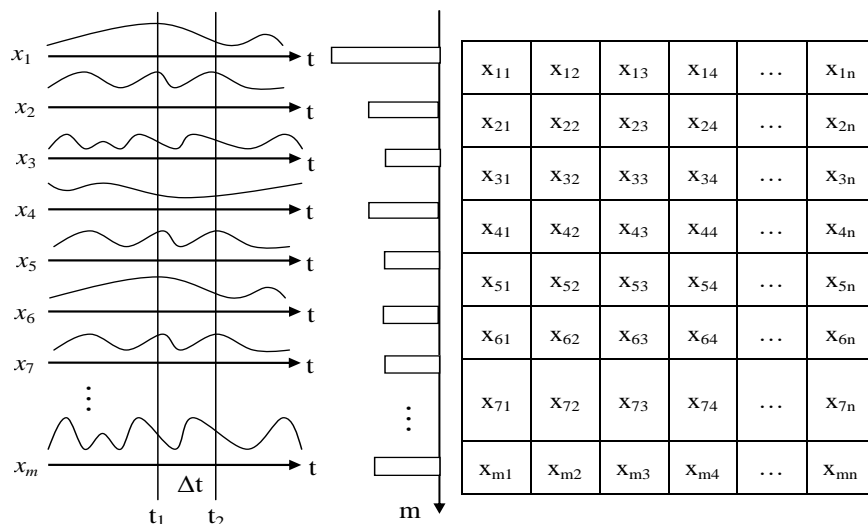


Рис. 2. Представление потока данных многоканального сигнала в матричной форме как символической модели мониторинга транспортной системы

Каждая строка такой матрицы A_1, A_2, \dots, A_m – это множество возможных измеренных значений данных о транспортной единице. Множество A_1, A_2, \dots, A_m всех таких наборов $a_1 \in A_1, a_2 \in A_2, \dots, a_m \in A_m$ формирует символическую матрицу $M \times N$ как декартово произведение этих множеств.

Предикатные модели процессных знаний о наблюдаемых объектах

В разработанную технологию входят процедуры формализации и анализа геометрического сигнального образа наблюдаемых объектов на основе алгебры предикатов [9 – 11] и операций создания предикатной модели процессных знаний для получения решений о наблюдаемых объектах мониторинга на основе методов интеллектуального анализа реальных процессов.

Пусть $M = \{q_{11}, q_{12}, \dots, q_{ij}, \dots, q_{mn}\}$ – фиксированное множество, представляющее собой прямоугольную матрицу $\|A\|$ размерностью $M \times N$, состоящее из элементов $k = m \times n$ – значений амплитуд сигналов в элементах обработки зоны обзора РЛС, а B – некоторое из его подмножеств $B \subseteq M$, амплитуды сигналов которого q_{ij} превышают пороговые значения V_{ij} . Составляем набор логических элементов t_{ij} по следующему принципу: если $q_{ij} \in B$, то $t_{ij} = 1$; если $q_{ij} \notin B$, то $t_{ij} = 0$, $i = \overline{1, m}$, $j = \overline{1, n}$.

Предикат $A(x)$ на множестве M , соответствующий множеству B элементов обработки, превысивших порог, с характеристикой $(t_{11}, t_{12}, \dots, t_{ij}, \dots, t_{mn})$, запишется формулой

$$A(x) = t_{11}x^{q_{11}} \vee \dots \vee t_{mn}x^{q_{mn}} = \bigvee_{i=1, j=1}^{mn} t_{ij}x^{q_{ij}} \quad (2)$$

Здесь выражение $x^{q_{ij}}$ – форма узнавания события. Когда $x = q_{ij}$, то $x^{q_{ij}} = 1$.

Предикатная модель процессных знаний о наблюдаемых воздушных или наземных объектах в общем виде – это система n бинарных предикатов Z_j :

$$M = \{Z_j, j = 1..n\}. \quad (3)$$

Такая система бинарных предикатов позволяет описать ситуацию вокруг анализируемой в данный момент информационной ячейки и позволяет формализовать происходящие изменения в $A(x)$ за нескольких циклов измерений. Их еще называют атрибутами или предикатными признаками процесса. Например, для систем мониторинга это могут быть:

- бинарный предикат Z_{rij}^k повтора сигналов в a_{ij} информационной ячейке (i, j – номера элементов по координатам; k – номер цикла измерений). Определяется как повтор сигналов в текущем и предыдущем циклах измерений;
- бинарный предикат Z_{cij} ухода сигнала в прилегающие информационные ячейки;
- бинарный предикат Z_{nij} появления сигнала в соседней информационной ячейке, прилегающей к рассматриваемой ячейке.

При таких исходных условиях предикатные признаки формируются по правилу:

$$Z_{rij}^k = 1, \text{ при } A_{ij}^k > 0 \wedge A_{ij}^{k-1} > 0 \quad (4)$$

$$Z_{cij} = 1, \text{ при } A_{ij}^{k-1} > 0 \wedge A_{ij}^k = 0 \wedge Z_{rij} = 0 \quad (5)$$

$$Z_{nij} = 1, \text{ при } A_{ij}^k > 0 \wedge A_{ij+1}^{k-1} > 0, \quad (6)$$

где $A(x)$ – предикат события наличия-отсутствия сигнала в соответствующем элементе анализа.

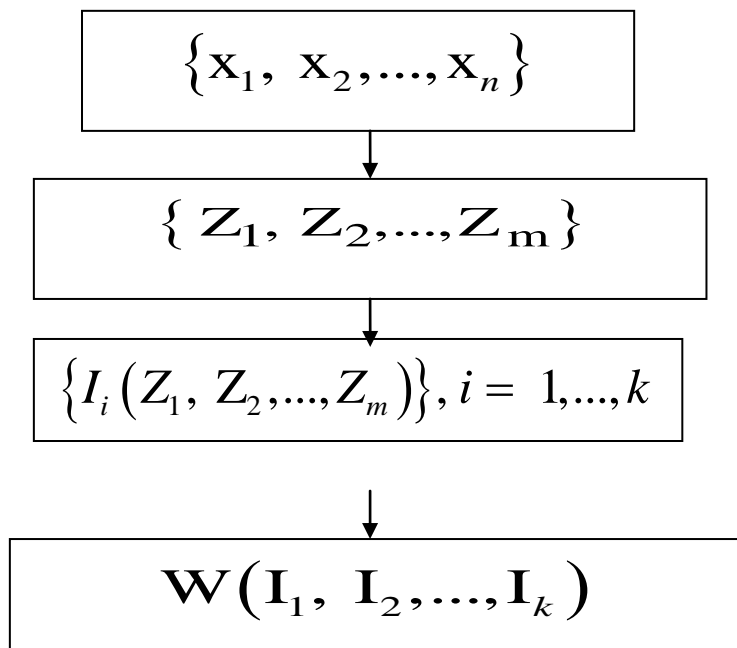
Предикатная модель процессных знаний о наблюдаемых объектах мониторинга, адаптированная на обнаружение разных объектов, имеет следующий вид:

$$M^o = \{Z_j \mid \forall Z_j \in M \exists O_k \in O, k, j = 1..n\}, \quad (7)$$

где O – предметная область, O_k – объекты предметной области.

Разработана в общем виде иерархичная предикатная модель процессных знаний систем мониторинга (рис. 3.), что позволяет представить "горизонтальный" процесс в виде "вертикальной" структуры в аналитической предикатной форме.

Первый уровень модели – это полученные в результате наблюдений данные $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, которые не всегда имеют удобный для использования формат.



На втором уровне реляционная сеть $\{Z_1, Z_2, \dots, Z_m\}$ задает связи между данными, которые определяют структуру информации.

На третьем уровне накопление знаний на основе данных и информации представляется как добавление новых реляционных сетей (отношений) $\{I_i(Z_1, Z_2, \dots, Z_m)\}, i = 1, \dots, k$, заданных на множестве начальных данных $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$.

Рис. 3. Предикатная модель обработки процессных знаний

Четвертый уровень метазнаний объединяет все предыдущие уровни, позволяя находить новое понимание существующего знания. Формально уровень метазнаний имеет вид предикатной операции $W(I_1, I_2, \dots, I_k)$, который задан на множестве $\{I_1, I_2, \dots, I_k\}$, связывает всю полученную информацию и в процессе её обработки получает новую информацию.

В предлагаемой модели между информационными единицами предусмотрена возможность построения связей различного типа. Прежде всего, эти связи характеризуют отношения между информационными единицами. Семантика отношений носит и декларативный, и процедурный характер.

Например, информационные единицы связаны отношением "повтора событий" – это предикатный признак Z_{rij}^k "повтора сигналов в a_{ij} информационной ячейке", две информационные единицы – отношением "причина - следствие" – предикатный признак Z_{cij} "ухода сигнала в прилегающие информационные ячейки, или отношением "нахождение рядом" – предикатный признак Z_{nij} "появления сигнала в соседней информационной ячейке". Приведенные отношения характеризуют декларативные знания.

Если между двумя информационными единицами установлено отношение "аргумент - функция", то оно характеризует процедурное знание, связанное с вычислением определенных функций. С учетом декларативного характера семантики отношений сформированного признака Z_{cij} , в качестве примера покажем возможность формирования предикатного признака трассового следа Z_{ryij} , образующегося как совокупность предикатных признаков ухода сигнальных отметок, имеющего процедурный характер отношений и позволяющего получить информацию о поведении подвижных объектов.

На первом шаге составляем предикатное уравнение и с помощью его находим номера $k = k_1$ и $l = l_1$ рядом расположенного элемента обработки с предикатным признаком Z_{cij} ухода отметки из элемента обработки. Для этого сравниваем признак наличия сигнала A_{ij} в

центральном элементе подматрицы или скользящего окна анализа с соседними восемью элементами попарно на возможное наличие в них предикатного признака Z_{cij} .

$$\begin{aligned} & (Z_{yi+1,j} \wedge A_{yij}) \vee (Z_{yi-1,j} \wedge A_{yij}) \vee (Z_{yi,j+1} \wedge A_{yij}) \vee (Z_{yi,j-1} \wedge A_{yij}) \vee (Z_{yi+1,j+1} \wedge A_{yij}) \vee \\ & \vee (Z_{yi+1,j-1} \wedge A_{yij}) \vee (Z_{yi-1,j+1} \wedge A_{yij}) \vee (Z_{yi-1,j-1} \wedge A_{yij}) = \bigvee_{k=-1, l=-1}^{k=+1, l=+1} (Z_{yi+k, j+l} \wedge A_{yij}) = 1 \end{aligned} \quad (8)$$

На следующих этапах, при составлении предикатного уравнения для нахождения k и l , учитываем обозначившееся на первом шаге направление $(a_{ij}, a_{i+k_1, j+l_1})$ трассового следа (направление движения воздушного или наземного объекта).

В результате решения системы предикатных уравнений находим все значения $k_1, l_1 \dots k_n, l_n$ и запишем формулу трассового следа в виде предикатного уравнения:

$$Z_{iyij} = \bigwedge_{k_1, l_1}^{k_n, l_n} Z_{yi+k_n, j+l_n} = Z_{yi+k_1, j+l_1} \wedge Z_{yi+k_2, j+l_2} \wedge \dots \wedge Z_{yi+(k_{n-1}), j+(l_{n-1})} \wedge Z_{yi+k_n, j+l_n} = 1 \quad (9)$$

Разработка и использование метода принятия решений, основанного на известных прецедентах

На основе предикатной модели процессных знаний о наблюдаемых объектах в многоканальных интеллектуальных системах мониторинга разработан метод принятия решений, основанный на прецедентах. В зависимости от типов связей, используемых в модели, различают классифицирующие и функциональные сети [3].

Для наших целей наиболее применимы продукционные или комбинированные модели. В моделях этого типа используются некоторые элементы логических и сетевых моделей. Из логических моделей заимствована идея правил вывода или решающего правила, а из сетевых моделей – описание знаний в виде семантической нейронной сети (рис. 4).

В этой модели явно выделена процедурная информация, которая описывается иными средствами, чем декларативная информация. Вместо логического вывода, характерного для логических моделей, в этой модели появляется вывод или решающее правило на знаниях. Размер трассового следа выбирается, исходя из необходимого для анализа количества затухающих отметок в трассовом следе. Анализ модельных экспериментов по оценке эффективности обнаружения слабых сигналов подвижных объектов на фоне мешающих воздействий по признакам накопленной энергии сигнала и информации о трассовом следе показывает, что при размерах трассового следа 7 - 9 вероятность правильного обнаружения малозаметных объектов при одинаковых исходных данных повышается с 0.2 до 0.8.

Матрица данных $M = \{q_{11}, q_{12}, \dots, q_{ij}, \dots, q_{mn}\}$
Первый уровень Матрица предиката событий $A = \{A_{11}, A_{12}, \dots, A_{ij}, \dots, A_{mn}\}$
Второй уровень Система бинарных предикатов $\{Z_{11}, Z_{12}, \dots, Z_{ij}, \dots, Z_{mn}\}$: <ul style="list-style-type: none"> – бинарный предикат Z_{rij}^k повтора сигналов $Z_{rij}^k = 1$, при $A_{ij}^k > 0 \wedge A_{ij}^{k-1} > 0$; – бинарный предикат Z_{cij} ухода сигнала $Z_{cij} = 1$, при $A_{ij}^{k-1} > 0 \wedge A_{ij}^k = 0 \wedge Z_{rij} = 0$; – бинарный предикат Z_{nij} появления сигнала в соседней информационной ячейке $Z_{nij} = 1$, при $A_{ij}^k > 0 \wedge A_{ij+1}^{k-1} > 0$.

Третий уровень

Добавление новых реляционных сетей $\{I_i(Z_1, Z_2, \dots, Z_m)\}$, $i = 1, \dots, k$, заданных на множестве начальных данных $A = \{A_{11}, A_{12}, \dots, A_{ij}, \dots, A_{mm}\}$:

– предикатный признак трассового следа:

$$I_{ti,j} = Z_{ci+k_1,j+l_1} \wedge Z_{ci+k_2,j+l_2} \wedge \dots \wedge Z_{ci+(k_{n-1}),j+(l_{n-1})} \wedge Z_{ci+k_n,j+l_n} = 1$$

– предикатный признак следа неподвижных объектов:

$$I_{ri,j} = Z_{ri+k_1,j+l_1} \wedge Z_{ri+k_2,j+l_2} \wedge \dots \wedge Z_{ri+(k_{n-1}),j+(l_{n-1})} \wedge Z_{ri+k_n,j+l_n} = 1,$$

– предикатный признак следа малоподвижных объектов:

$$Z_{lm i,j} = I_{ti+k_1,j+l_1} \wedge I_{ri+k_2,j+l_2} \wedge \dots \wedge I_{ti+(k_{n-1}),j+(l_{n-1})} \wedge I_{ri+k_n,j+l_n} = 1,$$

где k, l – номера элементов следов трассы и следа, начиная с текущего.

Четвертый уровень

объединяет все предыдущие уровни, имеет вид предикатной операции $W(I_1, I_2, \dots, I_k)$.

Возможные иерархические схемы принятия решения

Подвижный объект $O_m = W(I_{ti,j})$	Неподвижный объект $O_r = W(I_{ri,j})$	Малоподвижный объект $O_{ml} = W(I_{ti,j}, I_{ri,j})$
---	---	--

Рис. 4. Иерархическая схема принятия решения

Для оценки энергетического признака символа трассового следа введено понятие пространственного спектра [11] как распределение амплитуд отметок трассового следа в направлении, определяемом вектором (k_n, l_n) согласно предикатному уравнению (9). Вид распределения амплитуд отметок трассового следа формируется согласно (1) путем постепенного уменьшения (затухания) поступившего сигнала при условии отсутствия его обновления в последующих обзорах, поэтому заранее известно, каким должно быть распределение амплитуд (пространственный спектр) отметок трассового следа. Используя данные о форме и пространственном спектре трассового следа, можно определить его направление (вектор скорости воздушного объекта) и суммарную амплитуду в виде

$$W_{i,j} = \sum_{k_1, l_1}^{k_n, l_n} q_{i+k_n, j+l_n} \quad (10)$$

Полученная сумма амплитуд отметок, попавших в пределы пространственного спектра вектора трассового следа, сравнивается с порогом. Порог выбирается из известной величины σ , среднеквадратического отклонения шума. Сигнал, прошедший пороговую обработку, используется в качестве признака.

По виду предикатного признака трассового следа, найденного из системы предикатных уравнений (8), (9), и по признаку накопленной амплитуды отметок трассового следа (10) осуществляется процедура распознавания отметок воздушных объектов за ряд обзоров РЛС.

Заключение

Разработаны предикатная модель процессных знаний о наблюдаемых объектах в многоканальных интеллектуальных системах мониторинга, методы интеллектуального анализа процессов для подвижных, неподвижных и малоподвижных объектов с использованием ал-

гебры конечных предикатов. Приведены основные особенности и структурные элементы этих моделей процессных знаний. Преимущества моделей связаны с возможностями конфигурирования и иерархического представления процесса по обнаружению и распознаванию подвижных объектов на основе интеллектуального анализа сигналов, которые позволили автоматизировать процедуры процесса принятия решений о наблюдаемых объектах мониторинга.

Показано, как интеллектуальная многоканальная информационная система мониторинга на воздушном и наземном транспорте из системы сбора, передачи данных превращается в систему обработки процессных знаний для получения информации о наблюдаемых объектах: местоположение, скорость перемещения и типы воздушных и наземных объектов. Для автоматизации таких систем важным являются: создание предикатной модели процессных знаний о наблюдаемых объектах мониторинга на основе методов интеллектуального анализа реальных процессов; разработка и использование метода принятия решений, основанного на известных прецедентах.

Список литературы

1. Сколник М.И. Справочник по радиолокации. В 2 т. ; пер. с англ. под ред. В.С. Вербы. Москва : Техносфера, 2014. 672 с.
2. Кузьмин С.З. Основы проектирования систем цифровой обработки РЛИ. Москва : Радио и связь, 1986. 323 с.
3. Иванилов А.А. Реляционные алгебры и алгебры предикатов / А.А. Иванилов, Ю.П. Шабанов-Кушнарченко // Восточно-Европейский журнал передовых технологий. 2007. № 4/2. С. 43–48.
4. Russel, S. Artificial intelligence. A modern approach, Second Edition / S. Russel, P. Norvig. Williams, 2006. 1410 p.
5. Бондаренко М. Ф. Теория интеллекта : учебник / М. Ф. Бондаренко, Ю.П. Шабанов-Кушнарченко. Харьков : Изд-во СМИТ, 2007. 576 с.
6. Горелик, А. Л. Методы распознавания / А. Л. Горелик, В. А. Скрипкин. Москва : Высш. шк, 2004. 261 с.
7. Журавлев Ю. И. Об алгебраическом подходе к решению задач распознавания или классификации // Проблемы кибернетики. 2005. Вып. 33. С. 5–68.
8. Solonskaya S.V., Zhirnov V.V. Intelligent analysis of radar data based on fuzzy transforms // Telecommunications and Radio Engineering. 2018. 77 (15). P. 1321-1329.
9. Shubin Igor, Snisar Stanislav, Zhirnov Volodymyr, Slavhorodskyi Vlad. Practical Application of Formal Representation of Information for Intelligent Radar Systems // 5th International Scientific-Practical Conference “Problems of Infocommunications. Science and Technology (PIC S&T)”, 2018, 9-12 October, p. 433-436. Scopus.
10. Solonskaya S.V., Zhirnov V.V. Signal processing in the intelligence systems of detecting low-observable and low-doppler aerial targets // Telecommunications and Radio Engineering. 2018. Vol. 77, Is. 20. P. 1827-1835.
11. Zhirnov V.V., Solonskaya, S.V., Zima, I.I. Magnetic and electric aspects of genesis of the radar angel clutters and their virtual imaging // Telecommunications and Radio Engineering. 2016. 75 (15). P. 1331-1341. |Scopus|0.534. doi: 10.1615/TelecomRadEng.v75.i15.20|

*Харьковский национальный
университет радиоэлектроники*

Поступила в редколлегию 02.11.2019