

УДК 621.391  
DOI: 10.15827/0236-235X.125.115-123

Дата подачи статьи: 23.07.18  
2019. Т. 32. № 1. С. 115–123

## Методика и алгоритмы классификации воздушных объектов системой поддержки принятия решений

Р.В. Допира<sup>1</sup>, д.т.н., профессор, старший научный сотрудник, [rvdopira@yandex.ru](mailto:rvdopira@yandex.ru)  
А.В. Гетманчук<sup>2</sup>, к.т.н., заместитель начальника лаборатории, [getmanshuk@mail.ru](mailto:getmanshuk@mail.ru)  
А.Н. Потанов<sup>3</sup>, к.т.н., доцент, зам. начальника кафедры, [potanov\\_il@mail.ru](mailto:potanov_il@mail.ru)  
М.В. Семин<sup>3</sup>, начальник лаборатории, [potanov\\_il@mail.ru](mailto:potanov_il@mail.ru)  
В.Ю. Семенов<sup>4</sup>, генеральный директор

<sup>1</sup> Военная академия воздушно-космической обороны им. Маршала Советского Союза Г.К. Жукова, г. Тверь, 170022, Россия

<sup>2</sup> Таганрогский научно-исследовательский институт связи, г. Таганрог, 347900, Россия

<sup>3</sup> Военный учебно-научный центр Военно-воздушных сил «Военно-воздушная академия им. проф. Н.Е. Жуковского и Ю.А. Гагарина», г. Воронеж, 394064, Россия

<sup>4</sup> Московский научно-исследовательский институт радиосвязи, г. Москва, 109029, Россия

Статья посвящена разработке методики и алгоритмов классификации воздушных объектов системой поддержки принятия решений АСУ при интенсивных информационных воздействиях. При таких воздействиях признаками информационной перегрузки системы являются количество данных о воздушной обстановке (отметок от воздушных объектов) и качество информации. При решении задачи классификации объектов по каталогу в условиях параметрической неопределенности и пересечения классов использование процедуры последовательного нормирования, основанной на принципе максимизации энтропии, позволяет получить наименее сомнительное распределение вероятностей отнесения каждого из объектов к известным или новым классам.

Предложенная в статье комбинация базового метода с основными принципами методов дробящихся эталонов и кластерного анализа позволяет улучшить характеристики классификации. Основа разработанной методики классификации воздушных объектов системой поддержки принятия решений при интенсивных информационных воздействиях состоит во введении в базовый способ понятия параметрического пространства и представления в нем объектов классификации и классов из каталога эталонных значений. При этом на каждом из основных этапов работы методики анализируется взаимное расположение объектов, участвующих в обработке, относительно друг друга, а также относительно классов из каталога эталонных значений.

Классификационная матрица представлена в виде совокупности динамических списков, что позволяет сократить вычислительную трудоемкость, не только исключая нулевые элементы матрицы из обработки, но и не выделяя память для их хранения. Расширена функциональность обработки результатов классификации с возможностью дополнения каталога эталонных значений актуальной информацией. Система поддержки принятия решений, реализующая новую методику, позволяет персоналу АСУ по мере формирования эмпирического знания осуществлять детальную оценку обстановки и на ее основе корректировать работу АСУ.

**Ключевые слова:** алгоритм, система поддержки принятия решений, автоматизированная система управления, классификационная матрица, классы, информационная перегрузка.

Состояние информационной перегрузки характерно для условий интенсивных информационных воздействий на систему поддержки принятия решений (СППР), интегрированную в состав АСУ специального назначения. СППР имеет в своем составе как БД, так и БЗ. В БД входит информация о воздушных объектах (их классы, характеристика и т.д.), которые подлежат сопровождению АСУ специального назначения.

В этих условиях при обработке может формироваться большое количество ложных траекторий воздушных объектов, что создает предпосылки для информационной перегрузки вычислительного комплекса потребителя, а также каналов передачи и пунктов обработки, получающих информацию от потребителя. Поэтому в работе [1] была рассмотрена процедура обнаружения информационной перегрузки. Для реализации этой процедуры необходимо определить признаки, по которым ее можно идентифицировать в системе, и критерии включения алгоритма агрегирования. Признаками идентификации перегрузки

системы являются количество данных о воздушной обстановке (отметок от воздушных объектов) и качество информации [1]. Когда количество отметок от воздушных объектов достигает величины, соизмеримой с производительностью каналов и потребителя или превышающей ее, возникает ситуация информационной перегрузки, увеличиваются задержки информации, снижается ее качество (точность и достоверность). Качество информации существенным образом ухудшается и в условиях плотных боевых порядков, когда расстояния между объектами в группе соизмеримы и меньше размеров стробов, используемых при обработке (вторичной и третичной). При этом в один строб попадают несколько отметок от воздушных объектов и происходит формирование большого количества ложных траекторий, что создает предпосылки для информационной перегрузки.

В качестве признака, свидетельствующего о предпосылках к возникновению информационной перегрузки канала или потребителя и необходимости

агрегирования всей информации, выдаваемой с данного источника, предлагается использовать количество отметок от воздушных объектов, соизмеримое с пропускной способностью канала или производительностью потребителя.

Критерием включения алгоритма агрегирования по всей информации, выдаваемой в канал обмена  $K_1$ , является достижение количества отметок от воздушных объектов определенной величины, соизмеримой с предельной производительностью элемента системы:

$$K_1 \Rightarrow J \geq k_1 M_{\max}, \quad (1)$$

где  $J$  – общее количество воздушных объектов, находящихся в обработке;  $M_{\max}$  – максимальная производительность канала (потребителя);  $k_1$  – коэффициент, определяющий допустимую загрузку каналов по количеству воздушных судов.

Для обнаружения перегрузки канала по количеству передаваемых стандартных кодограмм используется критерий

$$K_2 \Rightarrow N \geq k_2 N_{\max}, \quad (2)$$

где  $N$ ,  $N_{\max}$  – количество формируемых для передачи стандартных кодограмм в данном цикле обмена и производительность канала по количеству передаваемых кодограмм соответственно;  $k_2$  – коэффициент, определяющий допустимую загрузку каналов по количеству передаваемых стандартных кодограмм.

Таким образом, обнаружение факта перегрузки системы предлагается осуществлять путем сравнения расстояний между воздушными объектами с заданными порогами и количества воздушных объектов, находящихся в системе обработки элемента АСУ.

Для устранения информационной перегрузки при оценке состояния воздушных и космических радиотехнических объектов управления для принятия решения используются алгоритмы классификации объектов, реализованные в виде СППР, интегрированной в состав АСУ специального назначения. Поэтому актуальна разработка методического и алгоритмического обеспечения СППР, интегрированной в состав АСУ специального назначения в условиях информационной перегрузки.

При решении задачи классификации объектов перспективными АСУ в условиях параметрической неопределенности классов широко используется способ Г.В. Шелейховского, характеризующийся высокой степенью достоверности классификации в условиях параметрической неопределенности и пересечения классов [2]. Данный способ максимизирует энтропию, давая в результате наименее сомнительное распределение вероятностей принадлежности объектов классификации к классам из каталога (далее будем называть этот способ базовым). Способ имеет ряд недостатков, затрудняющих применение в АСУ [3], к которым относятся высокая вычислительная трудоемкость и возможное проявление проблемы сходимости. В связи с этим представляет научный интерес анализ основных этапов реализации базового способа с целью устране-

ния или ослабления известных недостатков и обеспечения возможности реализации данного способа СППР, интегрированной в состав АСУ.

Основой для классификации типа объекта классификации по значениям его параметров, представленных в виде совокупности входных признаков, является каталог эталонных значений, записанный в памяти АСУ. Базовый метод оперирует данными из классификационной матрицы  $\Delta$ :

$$\Delta = |\delta_{k,j}|, \quad (3)$$

где  $k = 1, \dots, V$ ;  $j = 1, \dots, W$ .

В матрице (1) число столбцов  $V$  равно числу классов в объединении множеств типов, к которым могут относиться все объекты классификации, находящиеся в обработке. Число строк матрицы равно числу подмножеств однотипных объектов  $W$ . В результате применения процедуры последовательного нормирования матрица  $\Delta$  преобразуется в матрицу вероятности отнесения объектов классификации к различным классам из каталога эталонных значений:

$$P = |p_{k,j}|, \quad k = 1, \dots, V; j = 1, \dots, W, \quad (4)$$

где  $p_{k,j}$  – вероятность принадлежности  $k$ -й группы объектов к  $j$ -му классу;  $V$  – число подмножеств однотипных объектов классификации;  $W$  – число классов.

В матрице (4) для каждого  $k$ -го объекта либо набора объектов в результате реализации базового метода определена вероятность его принадлежности к  $j$ -му классу из каталога. На основе данной матрицы для каждого объекта классификации строится результирующий вектор распределения вероятностей, который является основой для принятия решения о принадлежности объекта определенному классу из каталога.

Базовый способ можно разделить на три основные составляющие:

- подготовительный этап, на котором осуществляются обработка входных данных (признаков – значений параметров) и формирование классификационной матрицы;
- работа классификационной процедуры последовательного нормирования;
- заключительный этап, на котором формируются результаты классификации (векторы распределения вероятностей соотнесения объектов к классам).

Сущность разработанной комбинированной методики классификации состоит во введении в базовый способ понятия параметрического пространства и представления в нем объектов классификации и классов из каталога эталонных значений [3]. Далее на каждом из основных этапов работы комбинированной методики анализируется взаимное расположение объектов относительно друг друга, участвующие в обработке, а также относительно классов из каталога эталонных значений.

Представление в параметрическом пространстве классов из каталога эталонных значений в виде областей, а объектов классификации в виде точек позво-

ляет оценить наличие пересечений классов и места попадания точек (объектов классификации) в области (классы) или пересечения областей. Так, например, при составлении классификационного вектора нет необходимости сравнивать параметры объекта классификации с параметрами всех классов из каталога эталонных значений, достаточно обнаружить первое попадание точки в область и дополнительно оценить принадлежность данной точки только тем областям, которые имеют пересечения с обнаруженной областью. Попадание в параметрическом пространстве точки в область является критерием установки соответствующей единицы в классификационном векторе объекта, представленного данной точкой. Если точка попадает в пересечение областей, это говорит о том, что соответствующий объект классификации будет иметь несколько единиц в своем классификационном векторе.

Появляется возможность оценки взаимного влияния объектов на результат классификации. Представление каталога эталонных значений в виде совокупности областей в параметрическом пространстве позволяет проанализировать состав данного каталога и положение объектов классификации на предмет выявления в группе одновременно наблюдаемых объектов независимых подгрупп взаимозависимых объектов. Объекты, входящие в состав независимой подгруппы взаимозависимых объектов, характеризуются тем, что попадают в совокупность пересекающихся областей, которые не имеют пересечений с областями из других подгрупп. Частным случаем такой подгруппы являются объекты, попавшие в одну область, не имеющую пересечений с другими областями. Указанные выше особенности взаимного расположения точек и областей в параметрическом пространстве могут быть учтены при формировании классификационной матрицы. Построение классификационной матрицы и применение процедуры последовательного нормирования для каждой подгруппы в отдельности могут существенно сократить вычислительную трудоемкость по сравнению с применением данной процедуры к общей классификационной матрице.

Становится возможным расширение функциональных возможностей метода при решении задачи классификации путем построения новых областей для объектов классификации, не попавших ни в одну область из каталога эталонных значений (новые объекты). Последующая информация о новых объектах может либо подтверждать существование новой, созданной ранее области, уточняя ее параметры, либо опровергать ее существование. В результате от измерения к измерению формируется временный каталог новых классов (формирование эмпирического знания), который в дальнейшем может быть использован для корректировки каталога эталонных значений. На рисунке 1 представлена блок-схема предложенной методики классификации объектов в перспективной АСУ.

Сущность решения задач по предложенной методике заключается в следующем [4].

1. Представление в параметрическом пространстве каталога эталонных значений в виде совокупности областей и оценка взаимного расположения данных областей на предмет наличия пересечений. Представление входного набора объектов классификации в виде точек в параметрическом пространстве и анализ их попадания в созданные ранее области (пересечения областей).

2. Анализ, выявление и устранение условий несходимости при решении задачи классификации.



Рис. 1. Блок-схема методики классификации объектов

Fig. 1. The block diagram of the methodology for object classification

3. Выделение на основе анализа объектов, имеющих взаимозависимые объекты и не имеющих таких. Вторую группу следует вывести из процесса создания классификационной матрицы с указанием равномерного распределения вероятностей для каждого объекта классификации между теми классами, в области которых он попал. Оставшееся множество объектов нужно разделить на подмножества взаимозависимых объектов, для каждого из них построить классификационную матрицу и применить процедуру последовательного нормирования.

4. При создании и обработке классификационной матрицы обеспечить хранение в памяти ЭВМ и обработку только ненулевых элементов матрицы.

5. Для каждого нового объекта классификации (не попавшего ни в одну область) строить в параметрическом пространстве область заданного размера. Если данная область от измерения к измерению подтверждается попаданием в нее нового объекта, следует запомнить информацию об этой области с целью обеспечения возможности дальнейшей корректировки каталога эталонных значений (введение нового класса).

#### Алгоритм предварительного анализа входных данных

На начальном этапе работы метода классификации можно поставить вопрос о целесообразности применения процедуры последовательного нормирования для поступившего на обработку набора данных. Применение данной процедуры имеет смысл только в том случае, когда хотя бы один анализируемый объект из поступивших на обработку входных данных может быть отнесен к более чем одному классу.

Очевидно, что обработку входных данных на подготовительном этапе можно разбить на два подэтапа:

- предварительный анализ каталога эталонных значений с целью выявления параметрических пересечений допустимых интервалов;
- анализ набора входных данных на предмет попадания параметров анализируемых объектов в параметрические пересечения допустимых интервалов каталога эталонных значений.

Данные шаги хорошо прослеживаются в методе построения эталонов, а его развитие – в методе дробящихся эталонов [5]. Указанный метод использует гиперсферы в параметрическом пространстве и оценивает местонахождение объекта классификации относительно данных гиперсфер. На рисунке 2 представлен пример использования гиперсфер при классификации методом дробящихся эталонов.

Алгоритм предварительного анализа входных данных реализуется совокупностью блоков 1–3 комбинированной методики классификации (рис. 1) и может быть представлен следующим образом.

1. Предварительный анализ каталога эталонных значений. По аналогии с методом дробящихся эталонов, в котором по обучающей выборке строятся гипер-

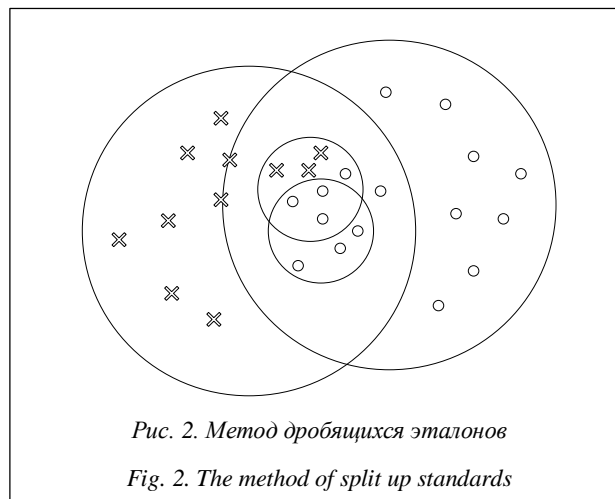


Рис. 2. Метод дробящихся эталонов

Fig. 2. The method of split up standards

сферы, для каталога эталонных значений строятся гиперсферы в  $N$ -мерном параметрическом пространстве. Учитывая специфику представления данных в каталоге в виде допустимых интервалов некоторых значений, целесообразно воспользоваться упрощенной разновидностью метода, в которой вместо гиперсфер используются гиперпараллелепипеды. Стороны параллелепипедов параллельны параметрическим координатным осям, что существенно облегчает задание их исходных размеров и положения, а также проверку условия попадания точек внутри параллелепипедов или в их пересечения. Применение такого подхода к построению и использованию гиперсфер (гиперпараллелепипедов) позволяет экономить до 30 % машинного времени при обработке данных.

Таким образом, в соответствии с методом дробящихся эталонов в результате будет получен набор гиперпараллелепипедов первого уровня (далее областей) в  $N$ -мерном параметрическом пространстве для каталога эталонных значений. Наличие пересечений данных областей говорит о том, что может возникнуть проблема отнесения анализируемого объекта более чем к одному классу. Если же нет ни одного пересечения, можно с уверенностью сказать, что все поступающие на обработку объекты будут однозначно классифицированы или отнесены к классу «новый объект» в случае непопадания ни в одну область. Следовательно, еще до поступления объектов на обработку можно установить, будет ли целесообразным применение процедуры последовательного нормирования или используемый метод вырождается в метод построения эталонов [4].

2. Если первый шаг подготовительного этапа выявил наличие параметрических пересечений допустимых интервалов в каталоге эталонных значений, возникает необходимость анализа набора входных данных на предмет попадания параметров объектов классификации в параметрические пересечения каталога эталонных значений. В случае попадания хотя бы одного объекта более чем в одну область принимается решение о применении процедуры последовательного

нормирования, в противном случае применение данной процедуры является необоснованным.

Формирование классификационных векторов объектов классификации происходит следующим путем:

- для очередного объекта классификации ищется его первое попадание в область;
- если обнаружена область, в которую попадает объект, выбираются все области, имеющие пересечения с обнаруженной;
- анализируется попадание объекта классификации в области, выбранные на предыдущем шаге;
- составляется список областей, в которые попадает объект, – классификационный вектор объекта.

Таким образом, классификационная матрица строится не методом последовательного перебора возможности отнесения анализируемого объекта к каждому классу из каталога эталонных значений, как это делается в базовом методе, а по результатам данного шага алгоритма. Блок-схема алгоритма предварительного анализа входных данных показана на рисунке 3 [5].

Применение алгоритма предварительного анализа входных данных позволяет на подготовительном этапе работы комбинированного метода классификации сделать вывод о целесообразности применения процедуры последовательного нормирования. Причем в слу

чае отсутствия пересечений областей – классов из каталога эталонных значений можно утверждать, что при использовании данного каталога полностью отсутствует необходимость применения процедуры последовательного нормирования при любых наборах входных данных. Анализ взаимного расположения точек и областей в параметрическом пространстве позволяет исключить процедуру последовательного перебора при построении классификационных векторов объектов классификации.

**Алгоритмы списочного представления классификационной матрицы и анализа полученных результатов классификации**

Программная реализация процедуры последовательного нормирования «простым» способом, то есть с использованием обычных двумерных массивов, не представляет особой сложности. В дальнейшем будем называть этот способ матричным. Как правило, на практике объект классификации не может попадать во все классы из каталога эталонных значений (или в большую их часть), отсюда следует вывод о разреженности классификационной матрицы. Следовательно, при матричном способе представления и обработки

классификационной матрицы программа большую часть времени будет обрабатывать нулевые элементы, которые, помимо обработки, нуждаются еще и в выделении памяти для хранения. Исходя из вышесказанного, имеет смысл разработка варианта реализации процедуры последовательного нормирования, оперирующего с классификационной матрицей, представленной в виде циклически связанных ортогональных списков [6].

Суть предлагаемого алгоритма заключается в исключении из рассмотрения нулевых элементов матрицы, то есть в создании псевдоматрицы, состоящей только из значащих элементов [7]. Данный алгоритм реализует блок 6 комбинированного метода классификации (рис. 1). В роли строки матрицы выступает динамический список, который создается при анализе принадлежности  $i$ -го объекта к  $j$ -му классу. В случае возможности принадлежности создается очередной элемент списка. Столбцы матрицы также являются списками. Каждый элемент матрицы входит в состав списка-

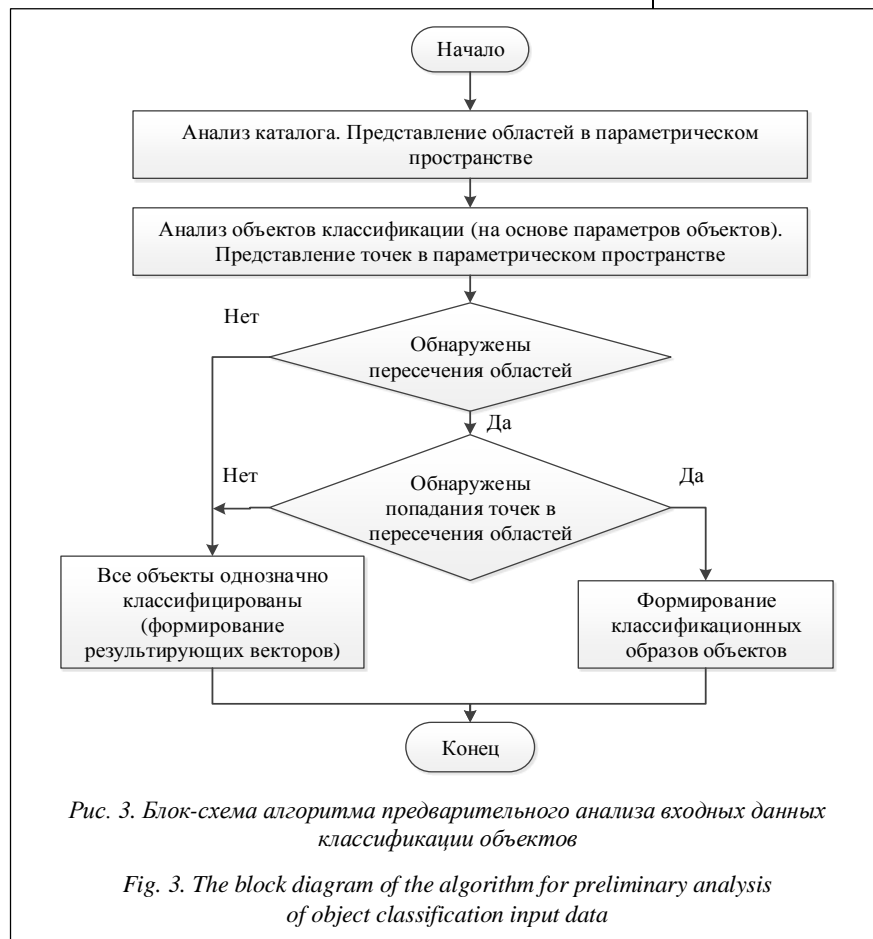


Рис. 3. Блок-схема алгоритма предварительного анализа входных данных классификации объектов

Fig. 3. The block diagram of the algorithm for preliminary analysis of object classification input data

строки и списка-столбца. Назовем данный способ хранения и обработки данных алгоритмом списочного представления классификационной матрицы. Фрагмент псевдоматрицы приведен на рисунке 4, где элементы списка, содержащие рассчитываемые значения вероятностей, обозначены Р. Помимо самой псевдоматрицы, существуют еще два динамических списка, в которых хранится основная информация по строкам (столбцам). Элемент списка основной информации содержит начальный адрес списка со значениями вероятности, абсолютный номер соответствующей строки (столбца) и сумму элементов в строке (столбце). Каждый элемент списка основной информации является «головой» списка со значениями вероятности. На рисунке 4 эти элементы обозначены А [8].

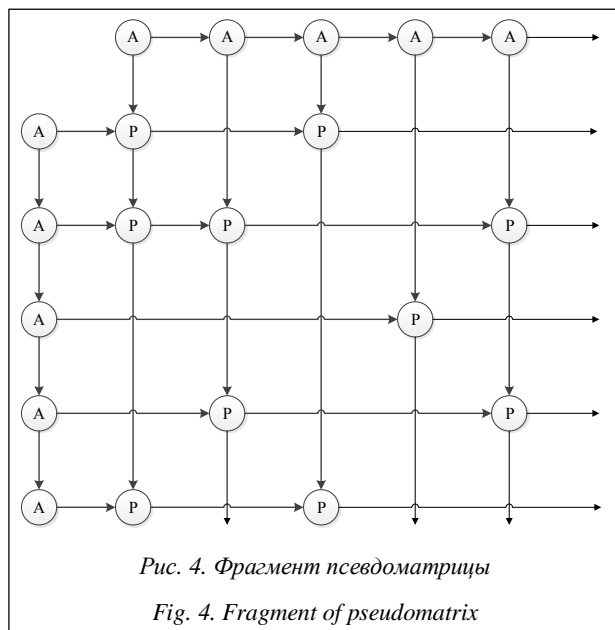


Рис. 4. Фрагмент псевдоматрицы

Fig. 4. Fragment of pseudomatrix

Блок-схема реализации процедуры последовательного нормирования с помощью циклически связанных ортогональных списков приведена на рисунке 5 [8, 9].

Разработанный алгоритм списочного представления классификационной матрицы позволяет при выполнении процедуры последовательного нормирования перемещаться непосредственно от одного значащего элемента матрицы к другому. Данный алгоритм позволяет сократить затраты ресурсов ЭВМ, не только исключая нулевые элементы матрицы из обработки, но и не выделяя память для их хранения.

Базовый метод классификации предполагает анализ полученных результатов лишь относительно объектов, которые удалось классифицировать, то есть отнести хотя бы к одному классу из каталога эталонных значений. Такие классы представлены ненулевыми значениями вероятностей в результирующем векторе, представляющем объект классификации (либо группу однотипных объектов) в матрице вероятностей, полученной в результате применения процедуры последовательного нормирования. Как уже говорилось ранее,

каталог эталонных значений может содержать неполный перечень всех существующих классов. Поэтому сбор и обработка информации о новых классах с целью дальнейшей корректировки данного каталога является актуальной и очень важной задачей.

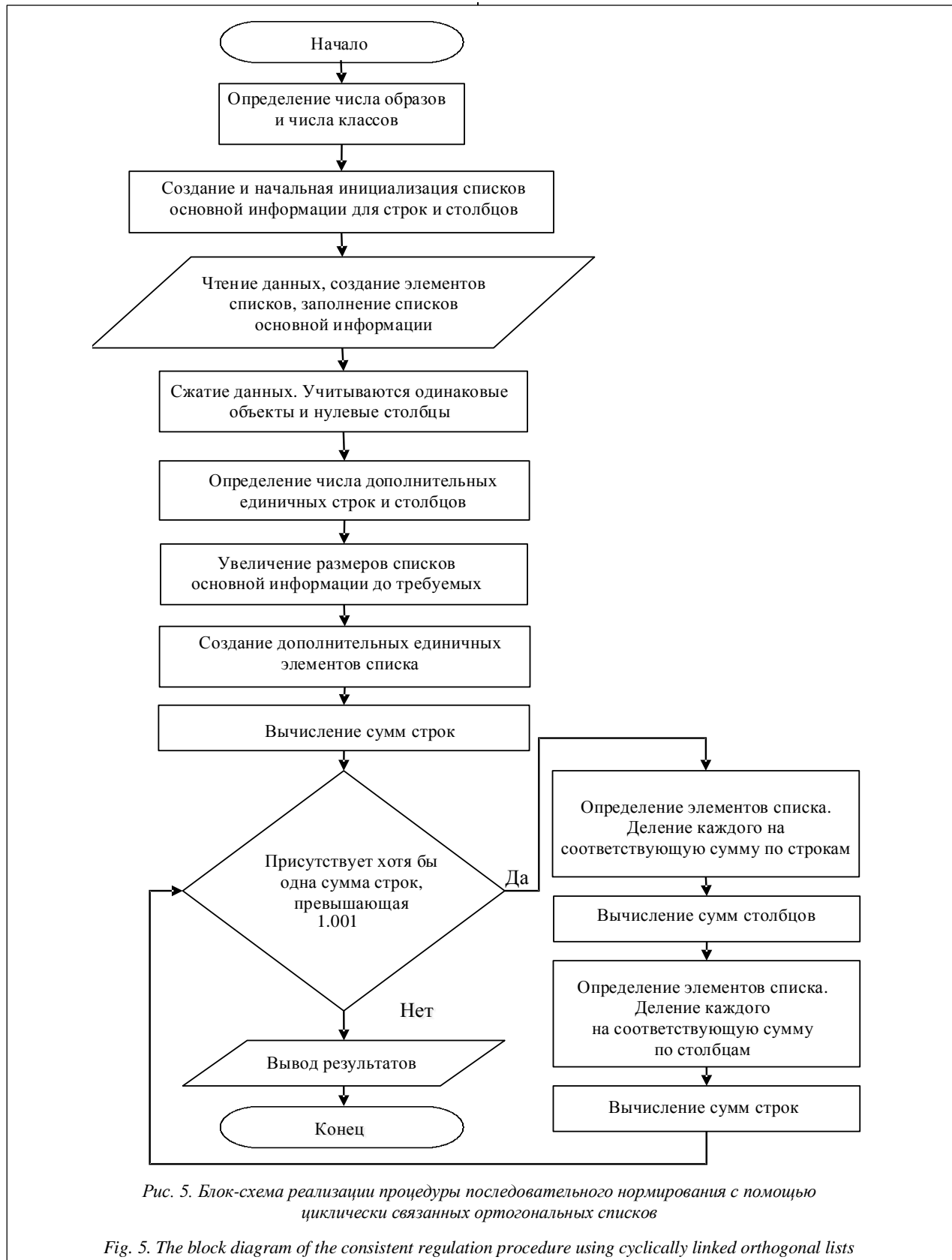
Комбинированный подход к решению поставленной задачи позволяет расширить этап анализа результатов работы, а именно формирование данных о новых классах, не занесенных в каталог эталонных значений.

Следует отметить, что на практике классификация объектов зачастую проходит в условиях сильно насыщенной ложными помеховыми объектами обстановки. А во множестве описаний объектов, поступивших на обработку, могут быть описания объектов различных типов, число которых неизвестно [10–12]. Таким образом, из всего множества новых (неклассифицированных) объектов следует выделить объекты, имеющие постоянные параметры, то есть меняющие свои значения от измерения к измерению в пределах заданного допустимого интервала. При этом все остальные объекты, характерной особенностью которых является резкое изменение некоторых параметров или кратковременное появление, следует относить к ложным, «помеховым» объектам. Данную задачу можно решить построением областей в параметрическом пространстве, используя принципы кластерного анализа.

Разработанный алгоритм анализа результатов классификации при формировании новых классов реализуется совокупностью блоков 8–11 комбинированной методики классификации (рис. 1). Сущность алгоритма представлена ниже [7].

При первом измерении в уже имеющемся параметрическом пространстве, созданном на подготовительном этапе работы метода, для каждого неклассифицированного (нового) объекта строится область, характеризующая новый класс. Центром области является сам объект, а радиусом – заданное заранее значение. При следующем измерении существование области должно подтвердиться попаданием в нее объекта из состава входных данных. Если существование области подтвердилось определенное количество раз (порог подтверждения), информация об эталоне данной области заносится во временный каталог новых классов. В противном случае область удаляется из параметрического пространства. Для объекта, не попавшего ни в одну область, строится новая область. Блок-схема разработанного алгоритма представлена на рисунке (см. <http://www.swsys.ru/uploaded/image/2019-1/2019-1-dop/10.jpg>).

В результате работы алгоритма оператор АСУ, выполняющей классификацию, имеет информацию о новых классах, автоматически обнаруженных во время работы. Данная информация может быть использована при корректировке каталога эталонных значений. Следует отметить, что к недостаткам кластерного анализа можно отнести то, что результат кластеризации существенно зависит от метрики, выбор которой, как правило, субъективен и определяется экспертом. В дан-



ном случае персонал АСУ имеет возможность настройки работы алгоритма по мере формирования

эмпирического знания, изменяя такие параметры, как радиус области для новых объектов, а также количе-

ство подтверждений существования области нового объекта.

Таким образом, расширена функциональность обработки результатов классификации с возможностью дополнения каталога эталонных значений актуальной информацией. СППР, реализующая предложенную методику, позволяет персоналу АСУ по мере формирования эмпирического знания осуществлять детальную оценку обстановки и на ее основе корректировать работу АСУ. Следовательно, может быть учтено влияние на работу АСУ таких факторов, как, например, особенности района применения АСУ, индивидуальные особенности измерительной аппаратуры и т.д.

#### Литература

1. Гетманчук А.В. Алгоритм классификации радиотехнических сигналов по методу Г.В. Шелейховского // Состояние, проблемы и перспективы создания корабельных информационно-управляющих комплексов: сб. докл. науч.-технич. конф. М., 2013. С. 258–262.
2. Шпак В.Ф., Радченко С.А., Кулаков А.А. Программная реализация алгоритма классификации по методу Г.В. Шелейховского // Вопросы специальной радиоэлектроники. 2010. Вып. 3. С. 49–57.
3. Дикарев В.А. Обработка параметров системы информационного обеспечения авиационных комплексов радиоэлектронной борьбы // Радиотехника. 2001. № 4. С. 59–64.
4. Хайдуков Д.С. Применение кластерного анализа в государственном управлении // Философия математики: актуальные проблемы: тез. II Междунар. научн. конф. М.: МАКС Пресс, 2009. С. 57–69.
5. Кулаков А.А., Лобода К.П., Шпак В.Ф. Основные принципы параллельной обработки входной информации разнотипными АСУ радиотехнических комплексов // Вопросы специальной радиоэлектроники. 2013. Вып. 2. С. 15–20.
6. Рыбина Г.В. Основы построения интеллектуальных систем. М.: Финансы и статистика, ИНФРА-М, 2010. 178 с.
7. Гетманчук А.В. Высокопроизводительные метод и алгоритмы автоматической классификации объектов в условиях параметрической неопределенности и пересечения классов на основе методологии с системной максимизацией энтропии // Изв. ЮФУ. 2016. № 7. С. 39–52.
8. Потапов А.Н., Семин М.В., Титов И.Ю. Программно-ориентированный комплекс имитационной математической модели оценки качества представления информации в автоматизированной системе управления для выдачи в каналы передачи данных «Оценка КПИ АСУ». Свид. о гос. регистр. прогн. для ЭВМ № 2017613390 РФ. Зарегистр. 17.03.2017.
9. Круг П.Г. Нейронные сети и нейрокомпьютеры. М.: Изд-во МЭИ, 2002. 128 с.
10. Горелик А.Л., Барабаш Ю.Л., Кривошеев О.В., Эпштейн С.С. Селекция и распознавание на основе локационной информации. М.: Радио и связь, 1990. С. 32–43.
11. Jenssen R. An information theoretic approach to machine learning. Thesis of Dr. Sc. Department of Physics Univ. of Tromsø, Norway, 2005, pp. 111–118.
12. Torkkola K. Feature extraction by non-parametric mutual information maximization. J. Machine Learning Research. 2013, vol. 3, pp. 24–30.

Software & Systems  
DOI: 10.15827/0236-235X.125.115-123

Received 23.07.18  
2019, vol. 32, no. 1, pp. 115–123

### The methodology and algorithms of aerial object classification by the decision support system under intense information influence

R.V. Dopira<sup>1</sup>, Dr.Sc. (Engineering), Professor, Senior Researcher, rvdopira@yandex.ru  
A.V. Getmanchuk<sup>2</sup>, Ph.D. (Engineering), Deputy Head of Laboratory, getmanshuk@mail.ru  
A.N. Potapov<sup>3</sup>, Ph.D. (Engineering), Associate Professor, Deputy Head of Chair, potapov\_il@mail.ru  
M.V. Semin<sup>3</sup>, Head of Laboratory, potapov\_il@mail.ru  
V.Yu. Semenov<sup>4</sup>, General Director

<sup>1</sup> Military Academy of the Aerospace Defence, Tver, 170022, Russian Federation

<sup>2</sup> Taganrog Research Institute of Communication, Taganrog, 347900, Russian Federation

<sup>3</sup> Military Scholastic-Scientific Centre of the Air Forces "Zhukovsky and Gagarin Air Forces Academy", Voronezh, 394064, Russian Federation

<sup>4</sup> Moscow Radio Communication Research Institute, Moscow, 109029, Russian Federation

**Abstract.** The paper considers the development of methodology and algorithms for classification of aerial objects by a decision support system of the automated control system under intensive information influence. In case of such influence, the signs of system information overload are the amount of data on the air situation (marks from aerial objects) and the information quality. When solving the problem of object classification according to the catalog under parametric uncertainty and class intersection, the use of the sequential normalization procedure based on the entropy maximization principle allows obtaining the least doubtful distribution of probabilities of classifying each of the objects to known or new classes.

The paper proposes a combination of the basic method with the basic principles of the methods of split up standards and cluster analysis. The combination allows improving classification characteristics. The basis of the developed methodology of aerial objects classification by a decision support system under intensive information influence is the introduction of the concept of parametric space into the basic method, as well as the representation of classification objects and classes from the catalog of reference values. At the same time, each of the main stages of the methodology analyzes the mutual location of the processing objects relative to each other, as well as relative to the classes from the catalog of reference values.



The classification matrix is presented in the form of a set of dynamic lists. It allows reducing computational complexity while excluding matrix zero elements from processing and not allocating memory to store them. The functionality of processing classification results is extended. There is a possibility to fill in the catalog of reference values with the latest information. The decision support system, which implements the new methodology, allows the automated control system staff to assess the situation in detail and to adjust the automated control system work as the empirical knowledge is formed.

**Keywords:** algorithm, expert decision support system, automated control system, classification matrix, classes, information overload.

### References

1. Getmanchuk A.V. An algorithm for radio signals classification by the method of G.V. Sheleykhovsky. *Proc. Sci. and Tech. Conf. "State, Problems and Prospects of Ship Management Information Systems"*. Moscow, 2013, pp. 258–262 (in Russ.).
2. Shpak V.F., Radchenko S.A., Kulakov A.A. Classification algorithm software implementation by the method of G.V. Sheleykhovsky. *Special Radio Electronics Issues*. Taganrog, 2010, iss. 3, pp. 49–57 (in Russ.).
3. Dikarev V.A. Processing of system parameters of information support systems of electronic warfare aircraft systems. *Radio Engineering*. 2001, no. 4, pp. 59–64 (in Russ.).
4. Khaydukov D.S. Application of cluster analysis in public administration. *Proc. 2nd Intern. Sci. Conf. "Philosophy of Mathematics: Important Problems"*. Moscow, MAX Press, 2009, pp. 57–69 (in Russ.).
5. Kulakov A.A., Loboda K.P., Shpak V.F. Basic principles of parallel processing of input information by different types of radio engineering complex ACS. *Special Radio Electronics Issues*. Moscow–Taganrog, 2013, iss. 2, pp. 15–20 (in Russ.).
6. Rybina G.V. *Basics of intellectual system construction*. Moscow, Finansy and Statistika, INFRA-M Publ., 2010, 178 p.
7. Getmanchuk A.V. High-performance methods and algorithms for automatic object classification under parametric uncertainty and classes intersection based on the methodology with system entropy maximization. *Izvestiya SFedU. Engineering Sciences*. Taganrog, 2016, no. 7, pp. 39–52 (in Russ.).
8. Potapov A.N., Semin M.V., Titov I.Yu. *A program-oriented complex of a simulation mathematical model for of information presentation quality evaluation in an automated control system for the issuance in data transfer channels "ACS IPQ Evaluation"*. Certificate of registration of a computer program no. 2017613390, 2017 (in Russ.).
9. Krug P.G. *Neural Networks and Neurocomputers*. Moscow, MEI Publ., 2002, 128 p.
10. Gorelik A.L., Barabash Yu.L., Krivosheev O.V., Epshtein S.S. *Selection and recognition based on location information*. Moscow, Radio i Svyaz Publ., 1990, pp. 32–43 (in Russ.).
11. Janssen R. *An information theoretic approach to machine learning*. Dr.Sc. Thesis. Tromso, Norway, 2005, pp. 111–118.
12. Torkkola K. Feature extraction by non-parametric mutual information maximization. *J. of Machine Learning Research*. 2013, vol. 3, pp. 24–30.

### Примеры библиографического описания статьи

1. Допера Р.В., Гетманчук А.В., Потапов А.Н., Семин М.В., Семенов В.Ю. Методика и алгоритмы классификации воздушных объектов системой поддержки принятия решений // Программные продукты и системы. 2019. Т. 32. № 1. С. 115–123. DOI: 10.15827/0236-235X.125.115-123.
2. Dopira R.V., Getmanchuk A.V., Potapov A.N., Semin M.V., Semenov V.Yu. The methodology and algorithms of aerial object classification by the decision support system under intense information influence. *Software & Systems*. 2019, vol. 32, no. 1, pp. 115–123 (in Russ.). DOI: 10.15827/0236-235X.125.115-123.