



<http://dx.doi.org/10.35596/1729-7648-2020-18-2-89-95>

*Оригинальная статья*  
*Original paper*

УДК 629.325 + 519.5

## ОПТИМИЗАЦИОННЫЙ МЕТОД НЕЧЕТКОЙ АВТОМАТИЧЕСКОЙ КЛАССИФИКАЦИИ В ЗАДАЧЕ ОБЪЕДИНЕНИЯ ОЦЕНОК ТРАЕКТОРНЫХ ИЗМЕРЕНИЙ В РАДИОЛОКАЦИОННОЙ СИСТЕМЕ

ХИЖНЯК А.В.

*Военная академия Республики Беларусь (г. Минск, Республика Беларусь)*

*Поступила в редакцию 12 марта 2020*

© Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники, 2020

**Аннотация.** В статье рассмотрено применение оптимизационного метода нечеткой автоматической классификации в задаче объединения оценок траекторных измерений в радиолокационной системе. Под радиолокационной системой будем понимать единый автоматизированный иерархический технический комплекс, объединяющий с помощью средств связи совокупность асинхронно функционирующих средств радиолокации, а также центрального и промежуточных пунктов, осуществляющих сбор, обработку и выдачу траекторной радиолокационной информации. Следует отметить, что в условиях сопровождения плотных групп воздушных объектов с относительно небольшими интервалами, дистанциями или превышениями, не всегда удается получить траекторную информацию требуемого качества. Основной причиной этого является сложность определения значений корреляционных матриц ошибок оценок параметров вектора состояния воздушных объектов. При этом задача усложняется по мере увеличения числа промежуточных пунктов обработки при ее доведении до конечного потребителя. Целью настоящей статьи является повышение точности оценок траекторных измерений в радиолокационной системе. Для исследования используется математический аппарат теории нечетких множеств, в частности, оптимизационный метод нечеткой автоматической классификации. Показано, что в условиях априорной неопределенности параметров закона распределения ошибок траекторных измерений применение результатов нечеткой автоматической классификации при определении весовых коэффициентов позволяет повысить точность оценок в указанных условиях до 30 % по сравнению с методами, основанными на применении вероятностного подхода. Полученные результаты позволяют обосновать перспективность применения оптимизационных методов нечеткой автоматической классификации в задачах обработки траекторной информации. Кроме того, достоинством предложенного метода является его низкая вычислительная сложность и простота реализации, что особенно важно при одновременном сопровождении большого количества воздушных объектов.

**Ключевые слова:** радиолокационная информация, корреляционная матрица ошибок, вектор состояния траектории, теория нечетких множеств.

**Конфликт интересов.** Автор заявляет об отсутствии конфликта интересов.

**Для цитирования.** Хижняк А.В. Оптимизационный метод нечеткой автоматической классификации в задаче объединения оценок траекторных измерений в радиолокационной системе. Доклады БГУИР. 2020; 18(2): 89-95.

## THE OPTIMIZATION METHOD OF FUZZY AUTOMATIC CLASSIFICATION IN THE PROBLEM OF COMBINING THE ASSESSMENTS OF TRAJECTOR MEASUREMENTS IN THE RADAR SYSTEM

ALEXANDER V. KHIZHNIAK

*Military Academy of the Republic of Belarus (Minsk, Republic of Belarus)*

*Submitted 12 March 2020*

© Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics, 2020

**Abstract.** The paper describes the application of the optimization method of fuzzy automatic classification in the problem of combining estimates of trajectory measurements in a radar system. By a radiolocation system the author mean an automated hierarchical technical complex that combines, using communication tools, a set of asynchronously functioning radiolocation tools, as well as central and intermediate points that collect, process and issue trajectory radiolocation information. It must be borne in mind that in conditions of tracking tight groups of air targets, with relatively small intervals and distances, it is not always possible to obtain trajectory information of the required quality. The main reason for this is the difficulty in determining the values of the correlation matrices of errors in estimating the parameters of the state vector of air targets. The task becomes more complicated as the number of intermediate processing points increases when it is brought to the final consumer. The main goal of the article is to increase the accuracy of estimates of trajectory measurements in a radiolocation system. The research is done by means of the mathematical tool of fuzz-set theory, namely, by optimizing fuzzy automatic classification. The article demonstrates that using fuzzy automatic classification under a priori parametrical uncertainty in the law of trajectory measurement errors, when determining weight coefficients, can improve the accuracy of estimates in these conditions up to 30 % compared with methods based on the application of the probabilistic approach. The results obtained allow us to justify the prospects of using optimization methods of fuzzy automatic classification in the tasks of processing trajectory information. In addition, the advantage of the proposed method is its low computational complexity and ease of implementation, which is especially important while maintaining a large number of airborne objects.

**Keywords:** radar information, correlation matrix of errors, trajectory state vector, theory of fuzzy sets.

**Conflict of interests.** The author claims no conflict of interest.

**For citation.** Khizhniak A.V. The optimization method of fuzzy automatic classification in the problem of combining estimates of trajectory measurements in a radar system. Doklady BGUIR. 2020; 18(2): 89-95.

### Введение

Среди основных направлений повышения качества решения задачи объединения оценок траекторных измерений в радиолокационной системе можно выделить два подхода [1]. Первый направлен на повышение качества траекторной радиолокационной информации (РЛИ) путем восстановления статистики траекторных параметров и последующего применения классических статистических алгоритмов [2]. Однако данный подход хорош, когда это восстановление, во-первых, возможно, а, во-вторых, радиолокационная система включает максимум 1÷2 промежуточных пункта обработки. Если таких пунктов больше, то восстановление исходной статистики становится крайне затруднительным. На практике количество промежуточных пунктов может доходить до 5÷6 и более, что делает указанный подход неприемлемым. Вторым направлением повышения качества решения задачи третичной обработки является разработка новых методов и алгоритмов, обеспечивающих их качественное функционирование в условиях низкой достоверности исходных данных.

Математическую постановку задачи третичной обработки можно отнести к классу задач классификации объектов с многомерными векторами параметров. Анализ работ в этой области показал, что в настоящее время одним из перспективных направлений является

применение математического аппарата теории нечетких множеств [3]. Теоретические и практические разработки при решении информационных задач и задач управления, использующие нечеткие алгоритмы, широко известны и в рекламе не нуждаются. Безусловно, они имеют как свои достоинства, так и недостатки. Однако в теории цифровой обработки РЛИ они не нашли широкого распространения.

Поэтому в настоящей статье автор хотел бы продемонстрировать как возможность применения, так и достоинства использования методов нечеткой математики при решении задач объединения траекторной РЛИ в условиях отсутствия достоверной информации о статистических свойствах ошибок траекторных измерений.

### Основная часть

Сформулируем постановку задачи.

Имеется набор векторов состояния траекторий воздушных объектов, полученных от источников траекторной информации. В состав вектора состояния входят: прямоугольные координаты положения воздушных объектов  $(x, y, z)$ ; параметры изменения координат положения воздушного объекта  $V_x$  и  $V_y$ ; признаки и характеристики траекторий; время получения траекторных данных о воздушных объектах от источников информации; номера траекторий в системе нумерации источников траекторной РЛИ. Параметры положения воздушных объектов и скорости их изменения приведены в единую систему координат и к единому началу отсчета во времени. Законы распределения ошибок оценки координат и параметров траекторий считаются неизвестными. Систематические ошибки определения координат воздушных объектов считаются скомпенсированными. Обнаружение, завязка и отождествление траекторий считаются выполненными. Признаком пространства при объединении траекторных измерений образуются пространственными координатами воздушных объектов и составляющими скорости их изменения.

Искомая задача состоит в разработке способа объединения оценок траекторных измерений координат и параметров воздушных объектов на основе процедуры нечеткой автоматической классификации (НАК) при неизвестных значениях ошибок оценки траекторных измерений. Критерием качества реализации алгоритма объединения траекторных измерений является соответствие полученного на его выходе результата реальной воздушной обстановке.

Среди известных методов НАК наиболее широкое распространение получили методы на основе оптимизационного подхода, в рамках которого предполагается минимизация среднеквадратического отклонения параметров векторов состояния отождествляемых траекторий от центра масс выделенного кластера [4]. В качестве кластера выступает набор траекторий, имеющих «близкие» (в статистическом смысле) параметры векторов состояния. При этом в качестве меры близости используется значение степени принадлежности  $\mu_{li}$   $i$ -й отождествляемой траектории  $l$ -му кластеру.

Применение вычислительных процедур НАК при решении задачи объединения траекторных измерений предполагает: во-первых, выделение кластеров, характеризующихся наличием в них центров, представляющих собой значение взвешенной дисперсии параметров векторов состояний отождествляемых траекторий относительно центров кластеров, в заданной метрике пространства; во-вторых, вычисление элементов весовой матрицы отождествления в виде значений степеней принадлежности отождествляемых траекторий каждому из выделенных кластеров (его центров). Суть метода состоит в последовательной НАК векторов состояния траекторий по каждому траекторному измерению. Результатом такой процедуры является совокупность наборов матриц степеней принадлежности векторов состояния траекторий по координатам и составляющим вектора скорости. Значения элементов полученных матриц степеней принадлежности используются для получения весовых коэффициентов при объединении траекторных измерений.

Наиболее распространенный и изученный вариант экстремальной постановки задачи классификации в терминах нечетких множеств является вариант, используемый в качестве функционала качества классификации, – функционал Дж. Беждека – Дж. Данна, имеющий вид [4]

$$Q(P) = \sum_{l=1}^c \sum_{i=1}^n \mu_{li}^\gamma d(\theta_i, \tau^l), \quad (1)$$

где  $\theta_i$  – вектор состояния  $i$ -го объекта;

$\mu_{li}$  – значение степени принадлежности классифицируемого объекта  $i=1, \dots, n$  нечеткому кластеру с центром  $\tau^l$   $l=1, \dots, c$ ;

$d(\theta_i, \tau^l)$  – расстояние между  $i$ -м классифицируемым объектом и  $l$ -м нечетким кластером;

$\gamma$  – показатель нечеткости классификации ( $\gamma = 2$ ) [4].

Результатом оптимизации функционала (1) является матрица  $|\mu^*| = |\mu(\theta_i, \tau^l)|$ ,  $i=1, \dots, n$ ,  $l=1, \dots, c$ , элементами которой являются значения степеней принадлежности классифицируемых объектов с векторами состояний  $\theta_i$  нечетким кластерам с центрами  $\tau^l$ . Оптимизацию будем проводить с использованием известного метода  $c$ -средних (fuzzy  $c$ -means) [4].

В большинстве описанных в литературе вариантов реализации метода  $c$ -средних в качестве функции расстояния  $d(\theta_i, \tau^l)$  принято использовать квадрат евклидовой нормы в  $m$ -мерном пространстве признаков:

$$d(\theta_i, \tau^l) = |\theta_i - \tau^l|^2. \quad (2)$$

Для рассматриваемого в статье случая при  $m = 5$  ( $x, y, z, V_x, V_y$ ) расстояние (2) примет вид

$$d(\theta_i, \tau^l) = \left[ |x_i - \tau_x^l|^2 + |y_i - \tau_y^l|^2 + |z_i - \tau_z^l|^2 + |V_{x_i} - \tau_{V_x}^l|^2 + |V_{y_i} - \tau_{V_y}^l|^2 \right]. \quad (3)$$

С учетом (3) вид функционала качества классификации (1) примет вид

$$Q(P) = \sum_{l=1}^c \sum_{i=1}^n \mu_{li}^2 \left[ |x_i - \tau_x^l|^2 + |y_i - \tau_y^l|^2 + |z_i - \tau_z^l|^2 + |V_{x_i} - \tau_{V_x}^l|^2 + |V_{y_i} - \tau_{V_y}^l|^2 \right]. \quad (4)$$

Применив метод  $c$ -средних для минимизации (4), получим матрицу степеней принадлежности  $|\mu_{li}^{\theta_i}|$   $i$ -х классифицируемых объектов к  $l$ -м кластерам по совокупности всех пяти параметров векторов состояния  $\theta_i$ . Применение матрицы  $|\mu_{li}^{\theta_i}|$  целесообразно для решения задачи классификации в общем по совокупности всех признаков, но затруднительно для определения весовых коэффициентов при решении задачи объединения параметров траекторий, когда целесообразно учитывать каждый параметр отдельно. Поэтому для получения исходных данных весовых коэффициентов будем реализовывать выполнение НАК последовательно по каждому параметру вектора состояния  $\theta_i$  с фиксацией полученных результатов. При этом для одного и того же набора векторов состояния  $\theta_i$  поочередно выполняется оптимизация следующих функционалов:

$$Q_x(P) = \sum_{l=1}^c \sum_{i=1}^n (\mu_{li}^x)^2 |x_i - \tau_x^l|^2, \quad (5)$$

$$Q_y(P) = \sum_{l=1}^c \sum_{i=1}^n (\mu_{li}^y)^2 |y_i - \tau_y^l|^2, \quad (6)$$

$$Q_z(P) = \sum_{l=1}^c \sum_{i=1}^n (\mu_{li}^z)^2 |z_i - \tau_z^l|^2, \quad (7)$$

$$Q_{V_x}(P) = \sum_{l=1}^c \sum_{i=1}^n (\mu_{li}^{V_x})^2 |V_{x_i} - \tau_{V_x}^l|^2, \quad (8)$$

$$Q_{V_y}(P) = \sum_{l=1}^c \sum_{i=1}^n (\mu_{li}^{V_y})^2 |V_{y_i} - \tau_{V_y}^l|^2, \quad (9)$$

где  $\mu_{li}^x, \mu_{li}^y, \mu_{li}^z, \mu_{li}^{V_x}, \mu_{li}^{V_y}$  – значения степеней принадлежности по параметрам вектора состояния  $x, y, z, V_x, V_y$ .

Полученные в результате оптимизации функционалов (5) – (9) наборы матриц степеней принадлежности позволяют перейти к определению весовых коэффициентов. Рассмотрим иллюстрационный пример при объединении 9 измерений ( $R_1 - R_9$ ) по 3 классам ( $\tau_x^1 - \tau_x^3$ ) для одной прямоугольной координаты «x» векторов  $\theta_i$ . После выполнения алгоритма НАК получаем матрицу степеней принадлежности  $|\mu_{li}^x|$ , вид которой представлен в табл. 1.

**Таблица 1.** Форма представления матрицы степеней принадлежности по координате «x»  
**Table 1.** The form of representation of the matrix of degrees of membership in the coordinate "x"

	$R_1$	$R_2$	$R_3$	$R_4$	$R_5$	$R_6$	$R_7$	$R_8$	$R_9$
$\tau_x^1$	$\mu_{11}^x$	$\mu_{12}^x$	$\mu_{13}^x$	$\mu_{14}^x$	$\mu_{15}^x$	$\mu_{16}^x$	$\mu_{17}^x$	$\mu_{18}^x$	$\mu_{19}^x$
$\tau_x^2$	$\mu_{21}^x$	$\mu_{22}^x$	$\mu_{23}^x$	$\mu_{24}^x$	$\mu_{25}^x$	$\mu_{26}^x$	$\mu_{27}^x$	$\mu_{28}^x$	$\mu_{29}^x$
$\tau_x^3$	$\mu_{31}^x$	$\mu_{32}^x$	$\mu_{33}^x$	$\mu_{34}^x$	$\mu_{35}^x$	$\mu_{36}^x$	$\mu_{37}^x$	$\mu_{38}^x$	$\mu_{39}^x$

Таким образом, значения степеней принадлежности  $\mu_{li}^x$  определяют вес каждого из значений вектора состояний классифицируемых объектов при отнесении их к соответствующему классу по координате «x». Обобщенная оценка по этой координате вычисляется в соответствии с выражением

$$\hat{x}_l = \frac{\sum_{i=1}^n x_i \mu_{li}^x}{n}, \quad (10)$$

где  $n$  – количество классифицируемых воздушных объектов.

Вычисление остальных обобщенных параметров вектора состояния траекторий осуществляется аналогично (10):

$$\hat{y}_l = \frac{\sum_{i=1}^n y_i \mu_{li}^y}{n}, \quad (11)$$

$$\hat{z}_l = \frac{\sum_{i=1}^n z_i \mu_{li}^z}{n}, \quad (12)$$

$$\hat{V}_{x_i} = \frac{\sum_{i=1}^n V_{x_i} \mu_{li}^{V_x}}{n}, \quad (13)$$

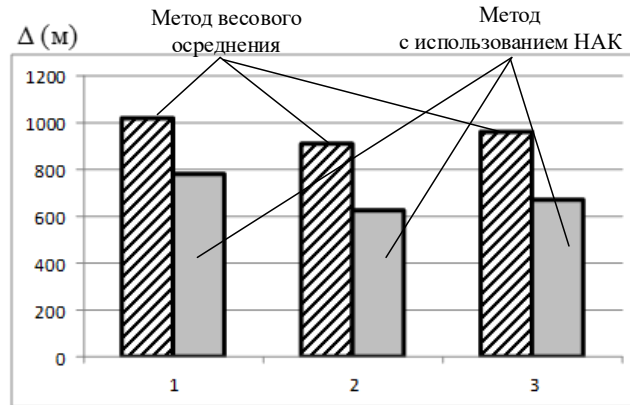
$$\hat{V}_{y_i} = \frac{\sum_{i=1}^n V_{y_i} \mu_{li}^{V_y}}{n}. \quad (14)$$

В ходе моделирования проводилось сравнение результатов объединения траекторных измерений, полученных методом весового осреднения [5] (используются значения дисперсий ошибок оценок параметров векторов состояния), с предложенным методом. На рис. 1 показана зависимость ошибок определения пространственного положения воздушных объектов от их условий полета и метода осреднения. Рассмотрены три варианта условий полета: в построениях «ромб», «пеленг», «клин». Заштрихованные диаграммы соответствуют ошибкам оценок положения, вычисленным методом весового осреднения. Сплошной заливкой показаны диаграммы, полученные методом с использованием НАК.

Для представленного иллюстрационного примера проведена оценка сходимости алгоритма, реализующего вышеописанный способ. Останов алгоритма соответствует выполнению условия

$$\sum_{l=1}^3 \sum_{i=1}^9 (\mu_{li}^{k-1} - \mu_{li}^k) \leq \varepsilon, \quad (15)$$

где  $\varepsilon$  – значение критерия останова;  $k$  – номер итерации.

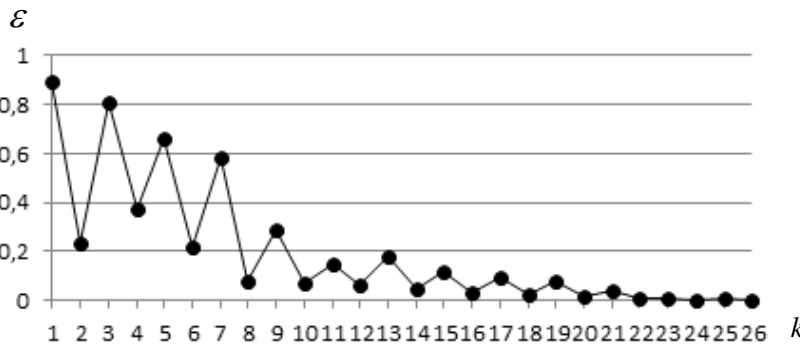


**Рис. 1.** Зависимость ошибок определения пространственного положения воздушных объектов от их условий полета и метода осреднения (1 – полет в построении «ромб», 2 – полет в построении «пеленг», 3 – полет в построении «клин»)

**Fig. 1.** The dependence of the errors in determining the spatial position of airborne objects from their flight conditions and the averaging method (1 – flight in the construction of the “rhombus”, 2 – flight in the construction of the “bearing”, 3 – flight in the construction of the “wedge”)

Критерием останова алгоритма будем считать достижение заданного порога  $\varepsilon = 0,01$ , при котором обеспечиваются удовлетворительные результаты [4].

Для нашего примера график сходимости имеет вид, представленный на рис. 2.



**Рис. 2.** Сходимость алгоритма НАК для иллюстрационного примера

**Fig. 2.** Convergence of the NAC algorithm for an illustrative example

### Обсуждение результатов

Наиболее плотным распределением объектов в воздушном пространстве является «ромб». Далее идут «клин» и «пеленг» соответственно. Как следует из рис. 1, более плотному построению соответствуют и большие ошибки. Однако во всех трех вариантах построения наблюдается преимущество в точности оценок положения метода с использованием НАК перед методом весового осреднения в среднем до 30 %.

На рис. 2 график сходимости алгоритма с-средних достигает искомого значения  $\varepsilon = 0,01$  примерно на 15÷17 итерациях. Это соответствует времени исполнения алгоритма, не превышающего 10–20 мкс, что позволяет решать задачу в масштабе реального времени.

## Заклучение

Таким образом, в условиях априорной неопределенности параметров закона распределения ошибок траекторных измерений, особенно в условиях плотного построения воздушных объектов, применение методов нечеткой автоматической классификации позволяет повысить точность оценок до 30 % по сравнению с методами, основанными на применении вероятностного подхода. Кроме того, высокое быстродействие алгоритмов НАК обуславливает перспективность их применения в системах траекторной обработки, особенно в условиях возрастающей интенсивности воздушного движения.

## Список литературы

1. Сирота А.Л. Вероятностные модели формирования результирующего вектора наблюдений в многоуровневых, многопозиционных системах. *Радиотехника*. 1998;6:10-14.
2. Коновалов А.А. *Основы траекторной обработки радиолокационной информации*. Санкт-Петербург: СПбГЭТУ «ЛЭТИ»; 2013.
3. Белоус А.А., Хижняк А.В., Шевяков А.В. Метод объединения радиолокационной информации на основе нечеткой классификации. *Инженерный вестник*. 2010;3(29):38-43.
4. Вятчин Д.А., Шевяков А.В., Хижняк А.В. *Нечеткая кластеризация и нечеткая математическая морфология в задачах обработки изображений*. Минск: ВА РБ; 2012.
5. Охрименко А.Е. *Основы обработки и передачи информации*. Минск: МВИЗРУ; 1990.

## References

1. Sirota A.L. [Probabilistic models for the formation of the resulting observation vector in multi-level, multi-position systems]. *Radiotekhnika = Radio Engineering*. 1998;6:10-14. (In Russ.)
2. Konovalov A.A. [*Fundamentals of trajectory processing of radar information*]. Saint Petersburg: SPSETU "LETI"; 2013. (In Russ.)
3. Belous A.A., Khizhnyak A.V., Shevyakov A.V. [The method of combining radar information based on fuzzy classification]. *Inzheneriy vestnik = Inzheneriy vestnik*. 2010;3(29):38-43. (In Russ.)
4. Vyatchenin D.A., Shevyakov A.V., Khizhnyak A.V. [*Fuzzy clustering and fuzzy mathematical morphology in image processing problems*]. Minsk: VA RB; 2012. (In Russ.)
5. Okhrimenko A.E. [*Fundamentals of information processing and transmission*]. Minsk: MVIZRU; 1990. (In Russ.)

### Сведения об авторах

Хижняк А.В., к.т.н., доцент, начальник кафедры автоматизированных систем управления войсками Военной академии Республики Беларусь.

### Information about the authors

Khizhniak A.V., PhD, Assistant of Professor, Head of research laboratory automated control system of troops of Military Academy of the Republic of Belarus.

### Адрес для корреспонденции

220057, Республика Беларусь,  
г. Минск, пр. Независимости, д. 220,  
Военная академия Республики Беларусь  
тел. +375-29-364-41-90;  
e-mail: khizhniak\_av@mail.ru  
Хижняк Александр Вячеславович

### Address for correspondence

220057, Republic of Belarus,  
Minsk, Nezavisimosty ave., 220,  
Military Academy of the Republic of Belarus  
tel. +375-29-364-41-90;  
e-mail: khizhniak\_av@mail.ru  
Khizhniak Aliaksandr Vyacheslavovich