Известия вузов России. Радиоэлектроника. 2021. Т. 24, № 2. С. 54–67
Journal of the Russian Universities. Radioelectronics. 2021, vol. 24, no. 2, pp. 54–67

Радиолокация и радионавигация

УДК 621.391 Оригинальная статья

https://doi.org/10.32603/1993-8985-2021-24-2-54-67

Синтез алгоритма траекторной обработки объектов методами теории кластеризации данных

Бао Нгуен Фунг[1, 2] ✉, Данг Куанг Хиеу[1]

[1] Технический университет им. Ле Куй Дона, Ханой, Вьетнам

[2] Институт развития технологий, Медиа и общественная ассоциация, VUSTA, Вьетнам

✉ nguyenphungbao@lqdtu.edu.vn, baonp@imc.org.vn

Аннотация

Введение. С каждым годом становится сложнее совершенствовать процесс обработки информации о траекториях движения объектов, получаемой из сенсорной сети. Этот процесс имеет особое значение для центров обработки информации и данных (ЦОИД), в которых осуществляется контроль и управление, так как возникает вопрос сопоставления информации и формирования истинных траекторий объектов в области пересечения зон обнаружения сети. При использовании традиционных подходов к решению данной проблемы возникают вопросы, связанные с обеспечением эффективного предоставления пользователем выходной достоверной траекторной информации в реальном времени. В данной статье предложен новый подход к решению этого вопроса на основе теории интеллектуального анализа данных (data mining) с помощью методов кластеризации данных.

Цель работы. Разработка обобщенной схемы траекторной обработки (ТО) в ЦОИД и синтез алгоритма ТО с использованием методов кластеризации данных.

Материалы и методы. Теория кластеризации данных, теория системотехники, теория обработки радиолокационной информации (РЛИ), методы математического моделирования и практического исследования.

Результаты. На основе анализа сущности процесса обработки РЛИ в ЦОИД и его сходства с процессом кластеризации данных синтезирован алгоритм траекторной обработки объектов, проверенный моделированием и экспериментально. Помимо алгоритма синтезирована структурная схема ТО для ЦОИД, полученной из сенсорной сети.

Заключение. Предложены обобщенная структурная схема и алгоритм ТО для ЦОИД. Они могут эффективно применяться для различных системных моделей ТО, таких, как централизованная, иерархическая и децентрализованная. Синтезированный алгоритм может обеспечивать предоставление выходных данных об истинных отождествленных траекториях по многим показателям системы обработки информации (СОИ).

Ключевые слова: траекторная обработка, период апдейта (период обновления), отождествление траектории объектов, отметка траектории (ОТ), радиолокационная информация, кластеризация данных, горная кластеризация, субтрактивная кластеризация

Для цитирования: Бао Нгуен Фунг, Данг Куанг Хиеу. Синтез алгоритма траекторной обработки объектов методами теории кластеризации данных // Изв. вузов России. Радиоэлектроника. 2021. Т. 24, № 2. С. 54–67. doi: 10.32603/1993-8985-2021-24-2-54-67

Конфликт интересов. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Статья поступила в редакцию 25.01.2021; принята к публикации после рецензирования 18.03.2021; опубликована онлайн 29.04.2021

© Бао Нгуен Фунг, Данг Куанг Хиеу, 2021

Контент доступен по лицензии Creative Commons Attribution 4.0 License
This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 License

Radar and Navigation

Original article

Synthesis of an Algorithm for Processing the Trajectories of Moving Objects Using the Methods of Data Clustering Theory

Bao Nguyen Phung [1, 2] ✉, Dang Quang Hieu[1]

[1] Le Quy Don Technical University, Hanoi, Vietnam

[2] Institute of Technology Development, Media and Community Association, VUSTA, Vietnam

✉ nguyenphungbao@lqdtu.edu.vn, baonp@imc.org.vn

Abstract

Introduction. Requirements for the quality of information about the trajectory of moving objects provided by sensor networks are increasingly becoming more stringent. For Information and Data Processing Centers (DPC) at control and management command posts, the issue of information mapping and forming the true trajectories of moving objects in the area of intersection of network detection zones is of particular importance. The use of conventional approaches to solving this problem involves issues related to ensuring the efficient provision of users with complete and reliable information about trajectories in real time. In this article, wee propose a new approach to solving this problem using data mining theory, in particular, the methods of data clustering theory. Based on an analysis of the process of processing radar data in a DPC and its similarity with that of data clustering, we synthesized an algorithm for processing the trajectories of moving objects. The algorithm was verified by modelling and experimental research.

Aim. To develop a generalized scheme for processing object trajectories (TP) in a DPC and to synthesized a TP algorithm using the methods of data clustering theory.

Materials and methods. Data Clustering theory, Systems Engineering theory, Radar Data processing theory (RD), methods of mathematical modelling and experimental research.

Results. Based on an analysis of the essence of radar data processing (RD) in a DPC and its similarity with the process of data clustering, an algorithm for processing the trajectories of moving objects was synthesized and verified by modelling and experimental research. A generalized scheme for processing the trajectories of moving objects in a DPC and a TP algorithm for a DPC were synthesized.

Conclusions. An algorithm for processing object trajectories was proposed based on a new approach of data clustering theory. A generalized scheme and an algorithm for processing object trajectories (TP) in a DPC were suggested. These developments can be effectively applied in various models, e.g. centralized, hierarchical and decentralized. The synthesized algorithm can provide output information about the true identified trajectories in terms of various indicators of data processing systems (DPS).

Keywords: trajectory processing, update period (UP), identification of objects trajectories, trajectory marker (TM), radar data, data clustering, subtractive clustering

For citation: Bao Nguyen Phung, Dang Quang Hieu. Synthesis of an Algorithm for Processing the Trajectories of Moving Objects Using the Methods of Data Clustering Theory. Journal of the Russian Universities. Radioelectronics. 2021, vol. 24, no. 2, pp. 54–67. doi: 10.32603/1993-8985-2021-24-2-54-67

Conflict of interest. The authors declare no conflicts of interest.

Submitted 25.01.2021; accepted 18.03.2021; published online 29.04.2021

Введение. Обработка информации о траекториях движения объектов всегда была актуальной проблемой [1, 2]. К настоящему времени в области траекторной обработки (ТО) существует множество литературы и исследовательских работ, в которых принято делить процесс ТО на этапы: детектирование сигналов O_0, первичную (O_1), вторичную (O_2) и третичную (O_3) обработку. Этапы O_2 и O_3 различаются тем, что зоны обнаружения отдельных сенсоров и зоны действия Центров обработки данных нижнего уровня (ЦОД) обычно перекрываются. Это приводит к образованию области пространственного пере-

сечения, в которой информация о траектории одного и того же объекта обновляется с разных сенсоров. В связи с этим одной из задач O_3 является нахождение в реальном времени числа объектов в этой области (рис. 1).

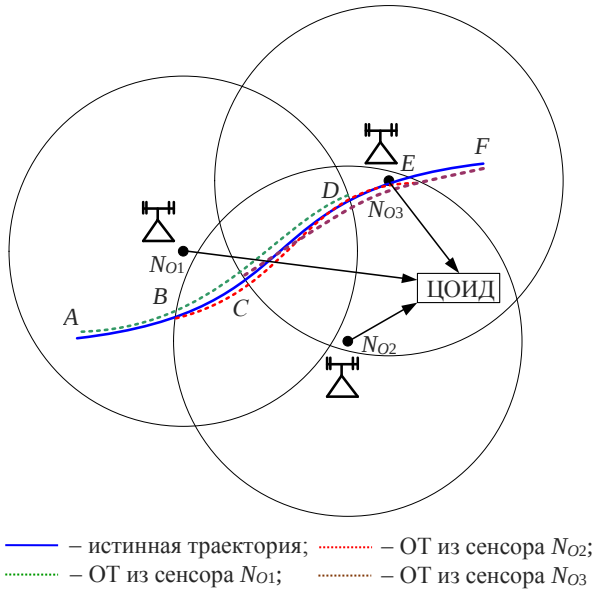


Рис. 1. Третичная обработка O_3 в ЦОИД

Fig. 1. Tertiary O_3 processing in a DPC

Однако конечным результатом вторичной O_2 и третичной O_3 обработки является информация о траекториях движения объектов, поэтому такое явное деление не всегда правильное. В некоторых конкретных моделях используется множество сенсорных сетей, и реализация O_3 требует использования довольно большого количества априорной информации, что не всегда практично в реальном времени и, в свою очередь, требует громоздких математических вычислений [1, 3–6]. В результате возникает проблема в области пересечения сетей, связанной с ассоциацией (группировкой) траекторных отметок к истинным траекториям. По этой причине в данной статье предлагается объединить этапы O_2 и O_3, а весь процесс ТО будет состоять только из двух этапов: обработки сигналов и траекторной обработки.

В данной статье предлагается новый подход к решению задачи ТО методами теории кластеризации данных. Вначале приводятся некоторые необходимые понятия и обобщенная структурная схема процесса ТО в Центре обработки информационных данных (ЦОИД), затем − решение задачи ТО методами теории кластеризации, далее представлено основное содержание процесса синтеза алгоритма и наконец − результаты моделирования и практических испытаний, а также оценка эффективности предложенных решений.

Определения и обобщенная структурная схема ТО в ЦОИД. Как известно, траекторная информация о движущихся объектах, поступающая от сенсоров и ЦОД к ЦОИД, имеет дискретный характер по времени, поэтому можно ввести следующее определение "отметки траектории" (ОТ) $\mathbf{x}_{i(k)}$:

1. ОТ $\mathbf{x}_i(k)$ – это вектор, содержащий конкретные количественные и качественные значения в пространстве признаков: $\mathbf{x}_i(k)=\{x_{i1}(k)\ldots x_{iP}(k)\}$. Поэтому входная информация ЦОИД может быть представлена в виде множества векторов или матрицы:

$$\mathbf{X}(k)=\left\{x_1,\ldots,x_{m(k)}\right\},$$

$$\mathbf{X}(k)=\begin{bmatrix} x_{11}(k) & x_{12}(k) & \ldots & x_{1p}(k) \\ x_{21}(k) & x_{22}(k) & \ldots & x_{2p}(k) \\ \ldots & \ldots & \ldots & \ldots \\ x_{m(k)1}(k) & x_{m(k)2}(k) & \ldots & x_{m(k)p}(k) \end{bmatrix},$$

где $\mathbf{x}_i=\{x_{i1},\ldots,x_{ip},\ldots,x_{iP}\}$ – вектор i-й траекторной отметки $(i=1\ldots m(k))$ некоторой неопределенной траектории; $m(k)$ – число отметок траектории, поступающих из сенсорной сети к ЦОИД в k-м периоде апдейта; x_{ip} – значение p-го признака i-й отметки траектории $(p=1\ldots P)$; $P=P_1+P_2$ (P_1, P_2 – число количественных и качественных признаков траекторной отметки соответственно).

Кроме того, добавляется понятие "период апдейта".

2. Под "периодом апдейта" следует понимать необходимый интервал времени, указанный вычислительной системой для выполнения задачи траекторной обработки в ЦОИД.

В соответствии с определением период апдейта ЦОИД не зависит от периода наблюдения, обработки отдельных сенсоров и ЦОД. ЦОИД может работать независимо от сенсоров и не требует синхронизации с ними. Проблема выбора пе-

риода апдейта для ЦОИД возникает из требований предоставления пользователем отождествленной траекторной информации в реальном времени.

Обобщая результаты исследования, можно сформулировать задачу ТО в ЦОИД следующим образом: определение количества истинных траекторий в зоне действия сети, построенной из множества разных источников (сенсоров), кластеризация и сортировка классов ОТ к истинным траекториям, фильтрация и сопровождение истинных отождествленных траекторий.

Для решения сформулированной задачи предлагается использовать методы теории кластеризации, предполагающие следующий алгоритм:

1. Определение числа классов (числа истинных траекторий) из входного множества ОТ $\mathbf{X}(k)$ в зоне действия сети.

2. Разбиение входного множества $\mathbf{X}(k)$ по числу классов (числу истинных траекторий).

3. Сортировка найденных классов (подмножеств из $\mathbf{X}(k)$) к истинным траекториям.

4. Фильтрация и сопровождение истинных отождествленных траекторий.

На рис. 2 изображена обобщенная схема ТО в ЦОИД.

Решения задач ТО методами теории кластеризации.

Решение задачи определения числа истинных траекторий в зоне действия системы методом субтрактивной кластеризации. Сущность метода субтрактивной кластеризации заключается в том, что процесс кластеризации производится по признаку плотности входных данных (отметок) в пространстве измерения [7–9]. В свою очередь, Yager R и Filev D предложили назначить каждой отметке свой потенциал по признаку плотности [7, 8]. Сначала предполагается, что все отметки могут быть центрами кластеров. На втором этапе для каждой отметки рассчитывается значение потенциала, показывающего возможности формирования кластера в его окрестности. Чем гуще расположены отметки, тем выше значения потенциала. На третьем этапе итерационно выбираются центры кластеров среди отметок с максимальными потенциалами.

Обычно максимальный пик окружен некоторым количеством достаточно высоких пиков. Поэтому для назначения центра следующего кластера необходимо, в первую очередь, исключить влияние только что найденного кластера. В таком случае следует пересчитать значения потенциала для оставшихся возможных центров кластеров. Затем вычитают вклад центра только что найденного кластера. Именно поэтому такую кластеризацию называют субтрактивной.

Анализируя целевые функции задачи субтрактивной кластеризации в частном случае определения числа истинных траекторий, можно сделать вывод о сходстве "плотностного свойства" распределения ОТ в пространстве признаков (рис. 3).

В связи с этим появляется возможность применения субтрактивной кластеризации для нахождения числа истинных траекторий в зоне действия сети.

Нечеткая кластеризация ОТ по данным истинных траекторий. Для решения ряда задач разбиения данных по классам, число которых определено, популярным инструментом является нечеткий алгоритм кластеризации (c-mean-кластеризация). При точном определении целевой функции критерием для разбиения является

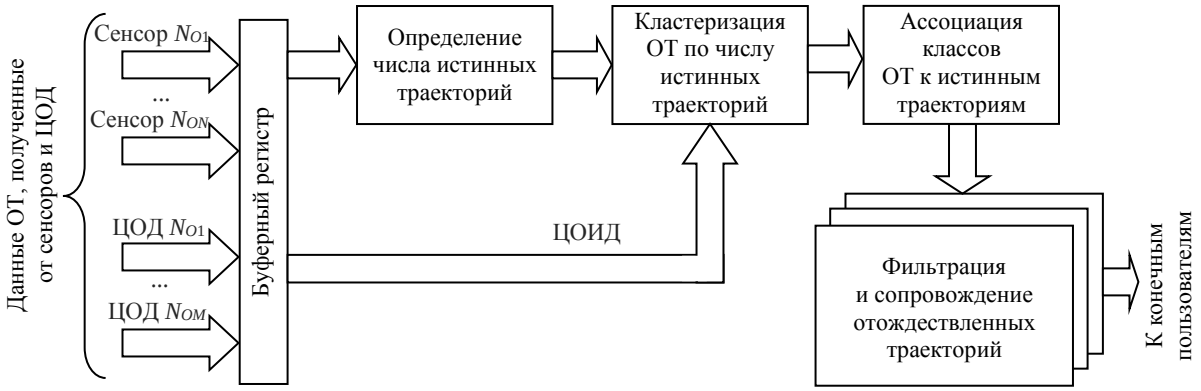
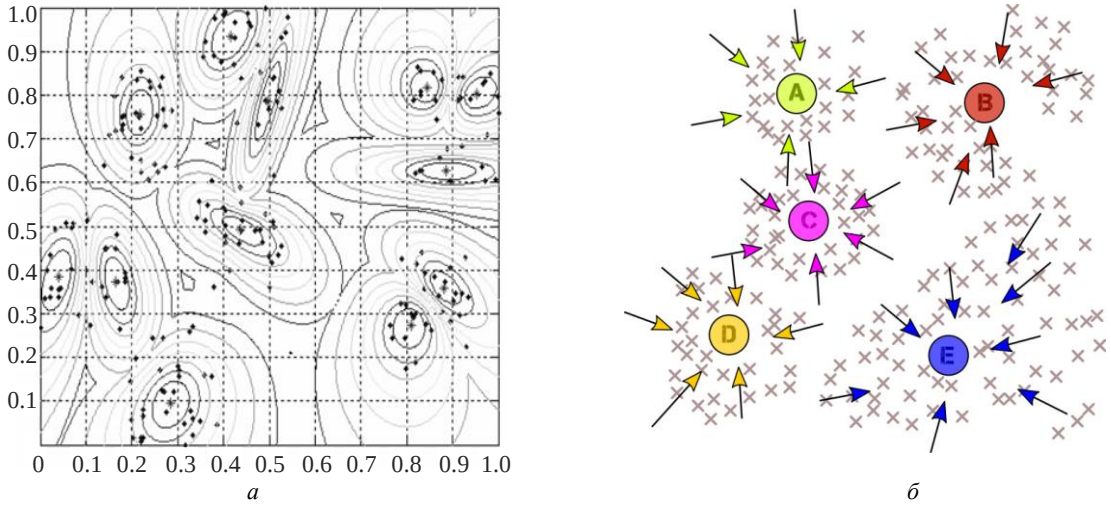


Рис. 2. Обобщенная схема ТО в ЦОИД

Fig. 2. Generalized scheme TP in a DPC



а *б*

Рис. 3. Сходство "плотностного свойства" распределения данных в пространстве признаков данных субтрактивной кластеризации (*а*) и нахождении числа истинных траекторий в зоне действия сети (*б*)

Fig. 3. The similarity of the "density property" of data distribution in the feature space of subtractive clustering data (*a*) and finding the number of true trajectories within the coverage area of the sensor network (*б*)

степень принадлежности каждого значения к рассматриваемому классу, представителем которого является центр самого класса [9–11]. Однако при реализации c-mean-кластеризации степень принадлежности некоторого входного значения может принимать только 2 состояния: либо 1, либо 0 [12, 13]. Это приводит к тому, что данные, находящиеся на границе разбиения, будут удалены из входного пространства.

Этот недостаток можно устранить нечеткой c-mean-кластеризацией. При этом степень принадлежности данных может находиться в интервале от 0 до 1. Ограничения нечеткой c-mean-кластеризации будут возникать в ситуациях, когда данные находятся слишком далеко от центра класса (траекторная отметка находится далеко от отождествленной траектории). При этом интуитивно хотелось бы назначить степень принадлежности для любой отдаленной отметки, но это приводит к нарушению условия равенства суммы степеней принадлежности всех данных в одном классе единице для этой методики. Результатом применения нечеткой c-mean-кластеризации для задачи разбиения множества входных ОТ являются подмножества – классы, число которых найдено ранее, и их представители – центры классов.

Сортировка классов (подмножеств) ОТ к истинным траекториям (классам). Ассоциация (сравнение) индекса истинных траекторий и индекса классов (подмножеств), найденных ранее, осуществляют простым методом *k*-кластеризации входного множества, содержащего все центры классов. Результатом этого процесса будет ассоциация ОТ каждого подмножества со своей истинной отождествленной траекторией. Что же касается задачи фильтрации и сопровождения отождествленных отметок, возможно применение алгоритма субоптимального байесовского подхода алгоритм PDA [6, 8]. При этом в выражении для оценки динамического состояния объекта значения вероятности ассоциации отметки к траектории можно заменить на соответствующее значение уровня принадлежности, исходя из методики, описанной ранее.

Синтез алгоритма ТО. Системный алгоритм может быть выведен из обобщенной схемы ТО в ЦОИД (см. рис. 2) и включает в себя 3 дополнительных алгоритма:

1. Алгоритм определения числа истинных траекторий методом субтрактивной кластеризации.

2. Алгоритм кластеризации входного множества траекторных отметок по числу истинных траекторий методом нечеткой c-mean-кластеризации.

3. Алгоритм ассоциации классов (подмножеств) к истинным траекториям методом *k*-mean-кластеризации.

На рис. 4 изображена схема алгоритма определения числа истинных траекторий объектов в зоне действия со следующими обозначениями: $\mathbf{X}(k)$ – множество входных данных траекторных отметок, входящих в интервал периода апдейта *k*; $x_{i,p}(k)$ – значение *p*-го признака *i*-й траекторной отметки $(i=1\ldots m(k))$; $m(k)$ – число отметок в $\mathbf{X}(k)$;

p – индекс признака (как количественного, так и качественного [15]); $z_h(k)$ – центр класса при $z_h(k) \equiv x_i(k)$; $d[\xi,\varsigma] = \sqrt{\left|x_\xi - x_\varsigma\right|^2}$ – мера расстояния между $x_\xi(k)$ и $x_\varsigma(k)$ в пространстве признаков; $N_t(k)$ – число истинных траекторий, имеющих переменную t; $P[*]$ – функция определения потенциальной возможности вставки центра класса; $\eta_t(k)$ – параметр центра t-го признака.

На рис. 5 изображена схема алгоритма кластеризации входного множества ОТ по числу истинных траекторий со следующими обозначениями: α – весовой коэффициент; $x_i(k)$ – параметры i-й входной траекторной отметки и $v_t(k)$ – параметры t-го центра класса (траектории);

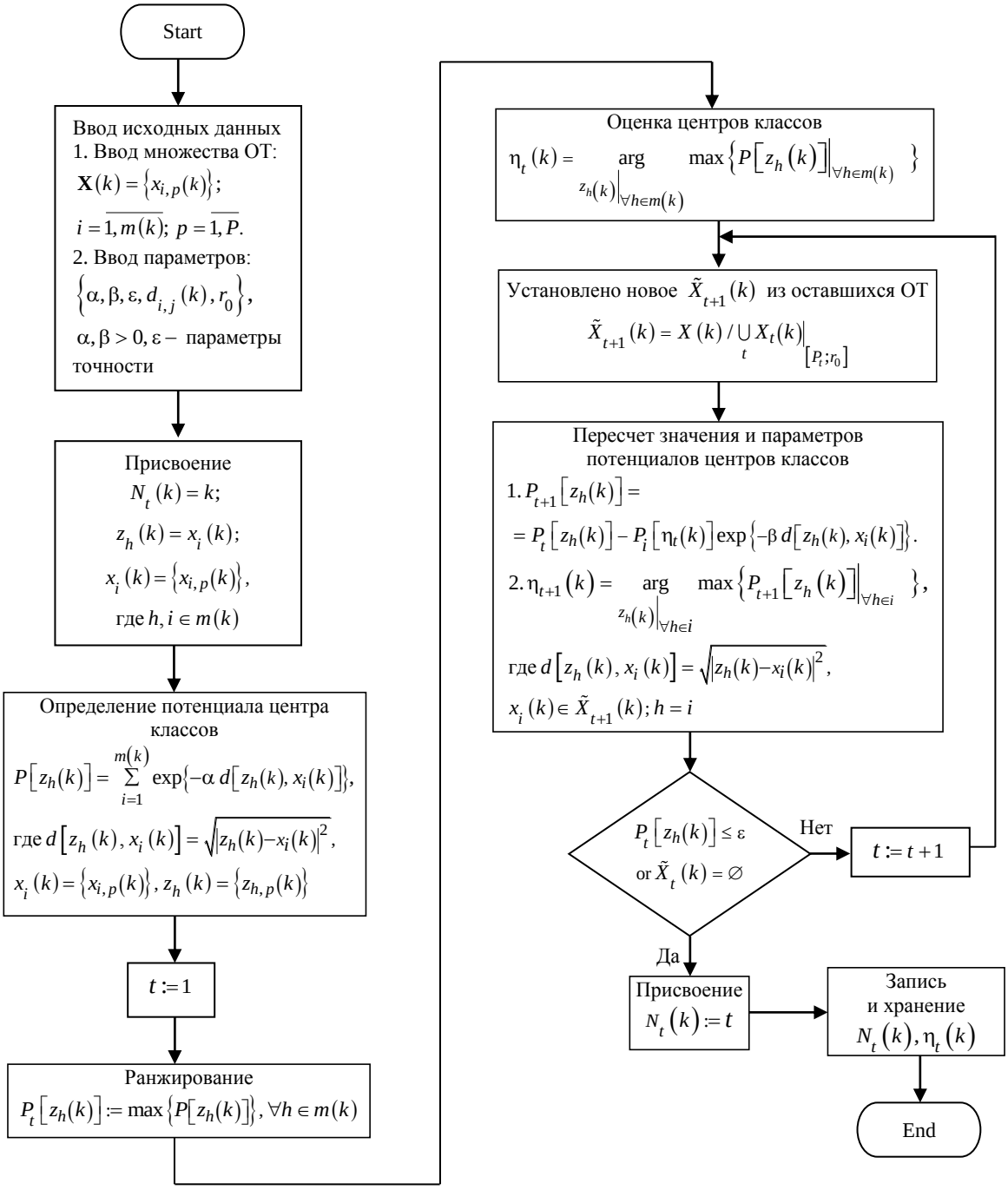


Рис. 4. Алгоритм определения числа истинных траекторий объектов в зоне действия

Fig. 4. Algorithm for determining the number of true trajectories within the coverage area

$x_{i,p}(k)$ – значения параметров *i*-й входной траекторной отметки и $v_{i,p}(k)$ – значения параметров *t*-го центра класса (траектории) в пространстве признаков; $\gamma_{i,t}$ – степень принадлежности *i*-й ОТ к *t*-му центру класса (траектории); $F(k)$ – матрица степени принадлежности $\gamma_{i,t}$; $Q(k)$ – целевая функция; χ – коэффициент отклонения.

На рис. 6 изображена схема алгоритма ассоциации классов (подмножеств) ОТ к отождествленным траекториям и формирования подмножеств следующего вида:

$$\left\{ \begin{array}{c} \left[X_1(k), v_1(k), \left(\gamma_{1,m_1}\right)\right], \ldots \\ \ldots, \left[X_t(k), v_t(k), \left(\gamma_{t,m_t}\right)\right], \ldots \\ \ldots, \left[X_{N_t(k)}(k), v_{N_t(k)}(k), \gamma_{N_t(k), m_{N_t(k)}}\right] \end{array} \right\},$$

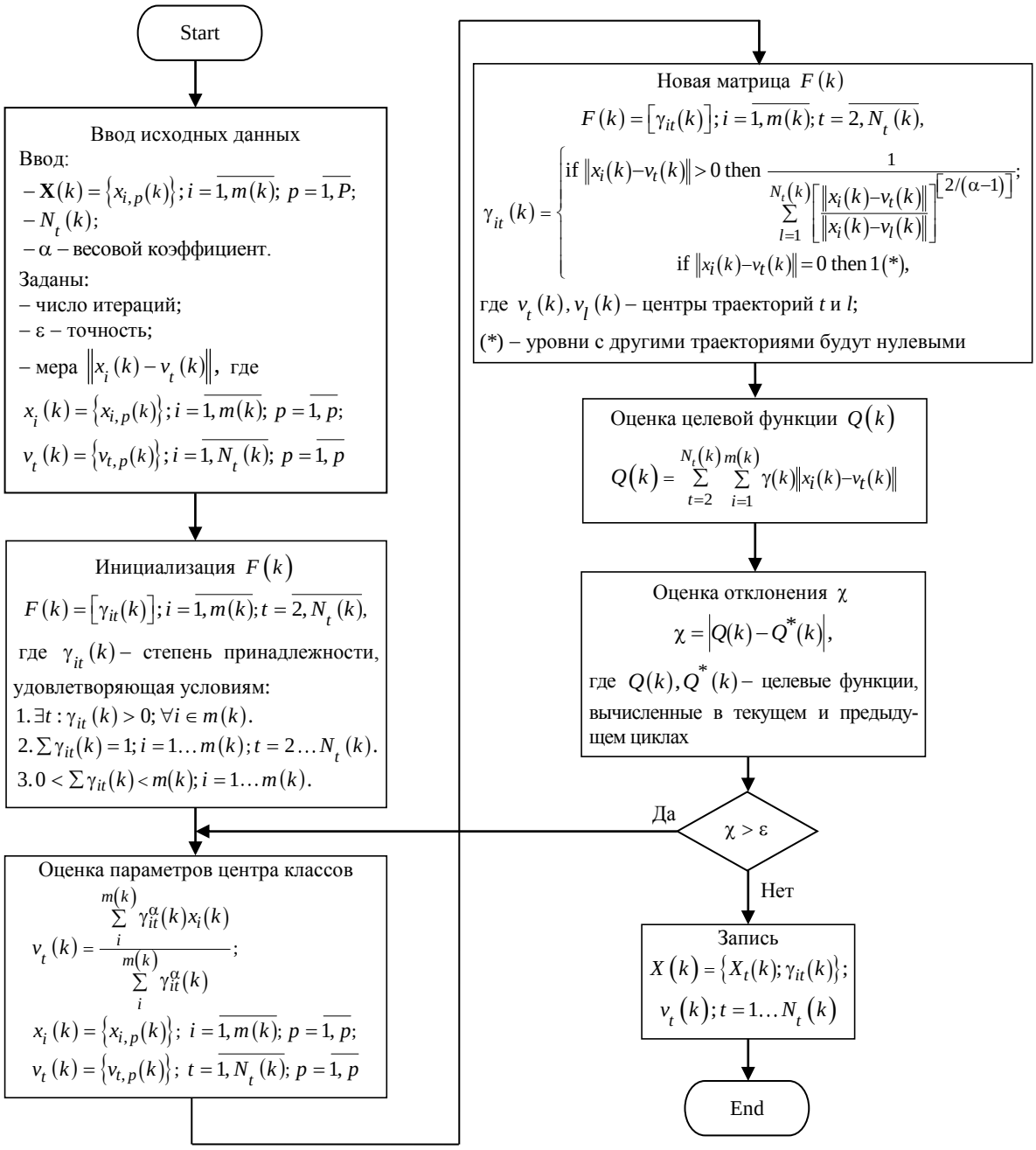


Рис. 5. Алгоритм кластеризации входного множества ОТ по числу истинных траекторий

Fig. 5. Algorithm for clustering the input trajectory markers data set by the number of true trajectories

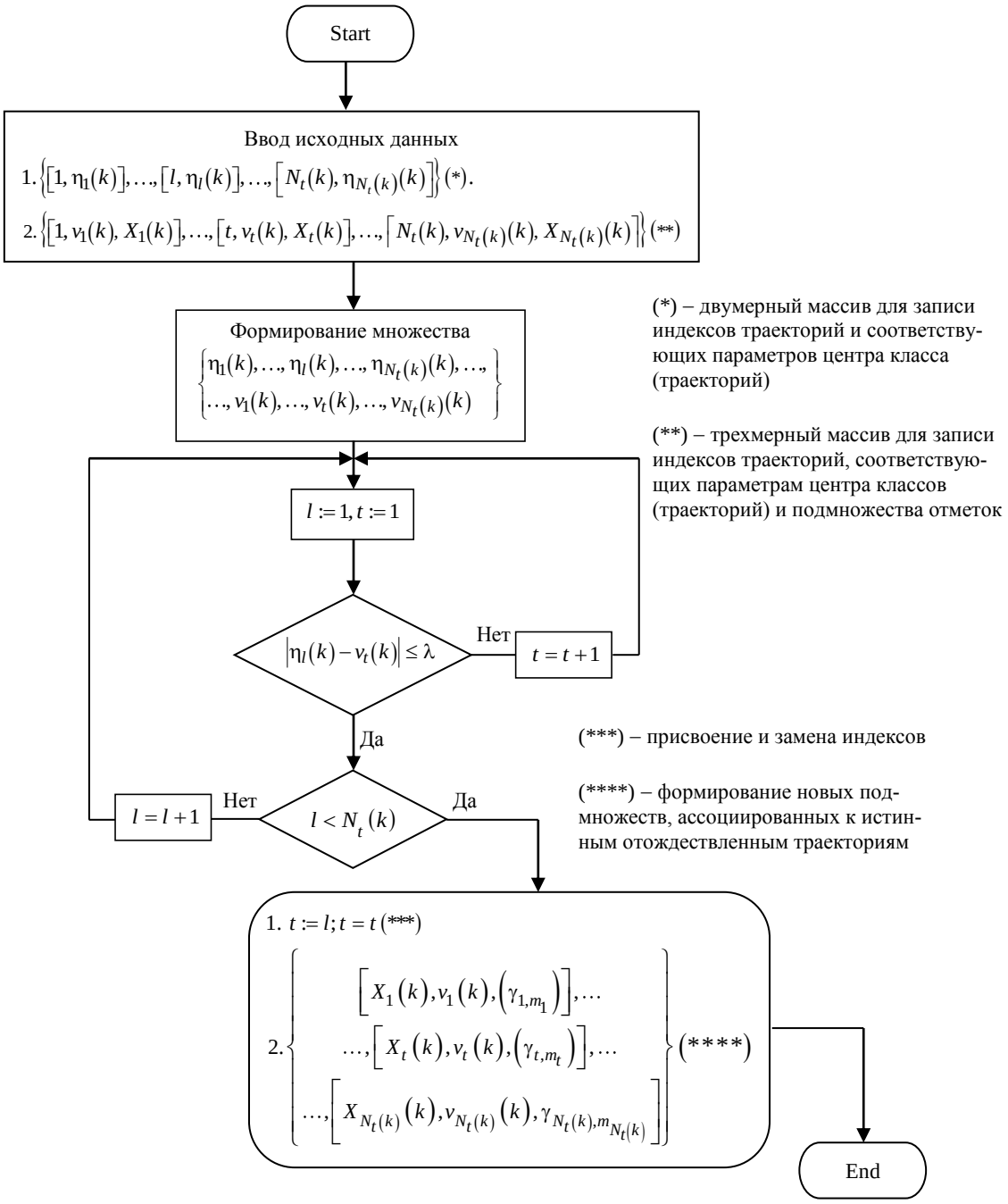


Рис. 6. Алгоритм ассоциации классов (подмножеств) ОТ к отождествленным траекториям

Fig. 6. Algorithm for the association of trajectory markers data classes (subsets) to the identified trajectories

где $\sum_{t=1}^{N_t(k)} m_t(k) = m(k); \gamma_{t,m_t} = \{\gamma_{t,1}, \ldots, \gamma_{t,m_t}\}$ – значение степени принадлежности m_t-й ОТ к t-й траектории.

Выводы. Проведено сопоставление с данными моделирования и экспериментальных исследований. Согласно [1, 6], оценка качества работы ЦОИД определяется полнотой предоставляемой информации, содержание которой включает такие критерии, как пропускная способность, полнота выходной информации, достоверность информации и требование работы в реальном времени. Моделирование проводилось в лаборатории Центра системной интеграции Института системной интеграции ЛКД ТУ Ха Ной. Для проведения исследований использовался компьютер ПК Dell Optiplex 3050, Core I5-7500 (3.4GHz); RAM 8 GB, SSD 240 GB, ОС Win10Pro 64 бит; набор инструментов для программирования VisualStudio 2013, язык *C* / *C*++, библиотека MFC.

При проведении моделирования выявлены некоторые особенности:

– исследование выполнялось на основе набора входных данных, соответствующих каждому периоду апдейта, который рассчитывался независимо от количества входных истинных траекторий, заранее неизвестных;

– исследование проводилось поэтапно с постепенным увеличением числа истинных входных траекторий в зоне действия ЦОД (примерно до 1000), это делалось для одновременного исследования пропускной способности и получения достоверной информации.

В ходе моделирования были получены следующие результаты:

– при увеличении числа траекторий в зоне до 1000 вычислительная способность ЦОИД обеспечивает выполнение процесса ТО в интервале времени, меньшем периода реального апдейта (около 10 с). Статистка интервалов времени ТО, зависящих от числа траекторий и ОТ, показана в табл. 1.

Из табл. 1 можно сделать следующие выводы:

– среднее число отметок для каждой траектории (частное от деления данных 2-го столбца на данные 1-го столбца) лежит в интервале от 4 до 10, но в этих пределах также присутствуют ложные траектории. Это отражает реальную обстановку зоны действия ЦОД для морского и воздушного районов;

– из следующих столбцов видно, что при применении методики кластеризации максимальное время ТО намного меньше, чем реальный период апдейта, в значение которого входит и период обработки.

Табл. 1. Статистка интервалов времени ТО, зависящих от числа траекторий и ОТ

Table 1. Statistics of TP time intervals depending on a number of trajectories and TP

Число		Интервал времени ТО, мс				
ист. тр.	ОТ	1-й	2-й	3-й	4-й	5-й
10	96	< 1	< 1	< 1	< 1	< 1
50	379	15	15	15	15	15
100	550	15	15	31	46	31
200	850	77	93	78	94	93
300	1625	171	156	187	171	187
500	2701	468	499	390	484	468
800	4211	2140	1936	1995	2280	1921
1000	6715	5600	6273	5831	6854	5534

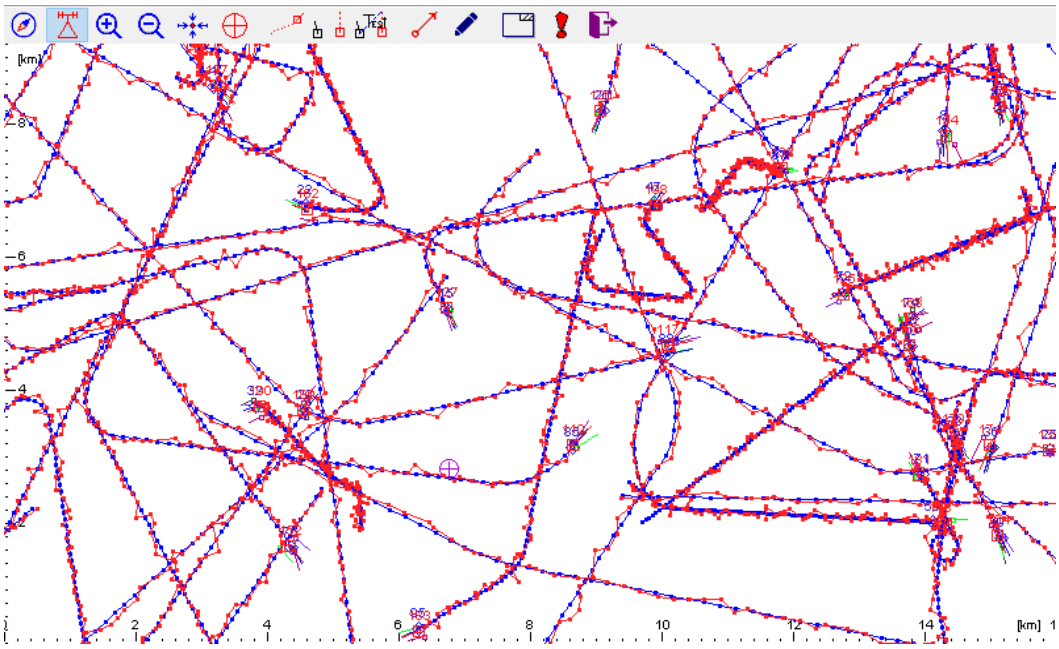


Рис. 7. Результат обработки 100 истинных отождествленных траекторий в 80-м периоде апдейта (периоде обработки) (истинная – синий цвет; отождествленная – красный цвет)

Fig. 7. The processed result of 100 true identified trajectories in the 80rd updating period (true trajectory – blue; identified – red)

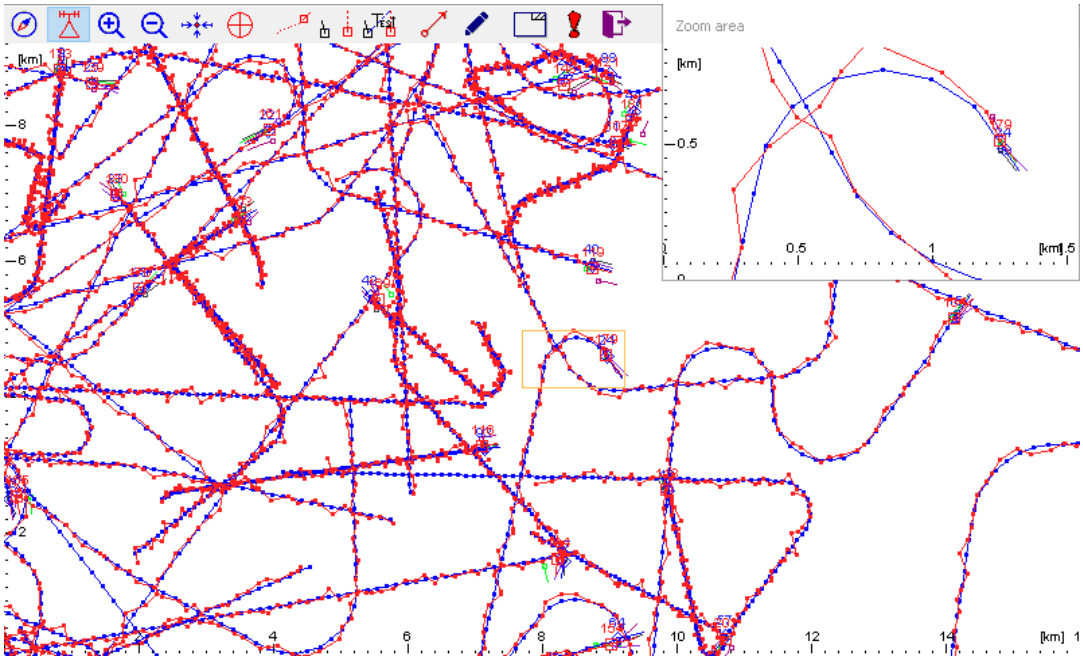
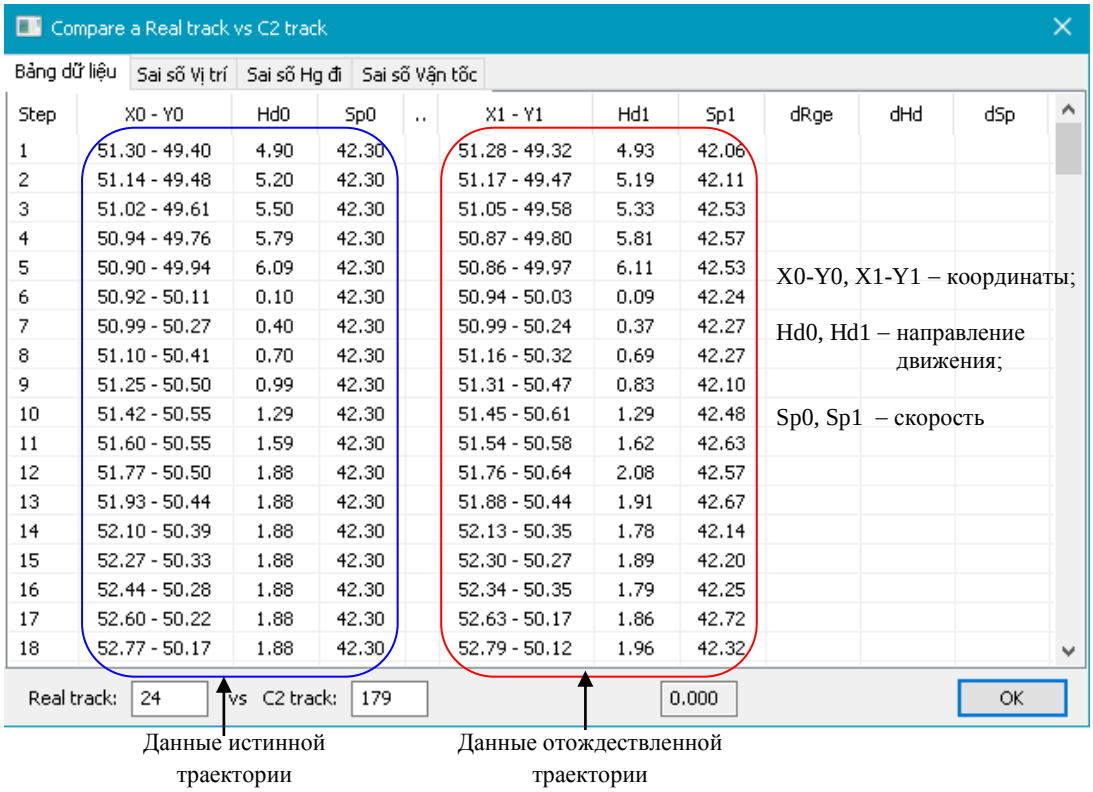


Рис. 8. Результат обработки 100 истинных отождествленных траекторий и одна конкретная ситуация

Fig. 8. The processed result of 100 true identified trajectories and one stable position

Данные выводы свидетельствуют о возможности обеспечения высокой пропускной способности системы по сравнению с другими системами, в которых применены известные традиционные процедуры обработки РЛИ [1, 6]. На рис. 7 показан результат обработки 100 истинных отождествленных траекторий, при этом время ТО составляет около 30 мс. На рис. 8 приведен резуль-



Compare a Real track vs C2 track

Bảng dữ liệu | Sai số Vị trí | Sai số Hg đi | Sai số Vận tốc

Step	X0 - Y0	Hd0	Sp0	..	X1 - Y1	Hd1	Sp1	dRge	dHd	dSp
1	51.30 - 49.40	4.90	42.30		51.28 - 49.32	4.93	42.06			
2	51.14 - 49.48	5.20	42.30		51.17 - 49.47	5.19	42.11			
3	51.02 - 49.61	5.50	42.30		51.05 - 49.58	5.33	42.53			
4	50.94 - 49.76	5.79	42.30		50.87 - 49.80	5.81	42.57			
5	50.90 - 49.94	6.09	42.30		50.86 - 49.97	6.11	42.53			
6	50.92 - 50.11	0.10	42.30		50.94 - 50.03	0.09	42.24			
7	50.99 - 50.27	0.40	42.30		50.99 - 50.24	0.37	42.27			
8	51.10 - 50.41	0.70	42.30		51.16 - 50.32	0.69	42.27			
9	51.25 - 50.50	0.99	42.30		51.31 - 50.47	0.83	42.10			
10	51.42 - 50.55	1.29	42.30		51.45 - 50.61	1.29	42.48			
11	51.60 - 50.55	1.59	42.30		51.54 - 50.58	1.62	42.63			
12	51.77 - 50.50	1.88	42.30		51.76 - 50.64	2.08	42.57			
13	51.93 - 50.44	1.88	42.30		51.88 - 50.44	1.91	42.67			
14	52.10 - 50.39	1.88	42.30		52.13 - 50.35	1.78	42.14			
15	52.27 - 50.33	1.88	42.30		52.30 - 50.27	1.89	42.20			
16	52.44 - 50.28	1.88	42.30		52.34 - 50.35	1.79	42.25			
17	52.60 - 50.22	1.88	42.30		52.63 - 50.17	1.86	42.72			
18	52.77 - 50.17	1.88	42.30		52.79 - 50.12	1.96	42.32			

Real track: 24 vs C2 track: 179 0.000 OK

X0-Y0, X1-Y1 – координаты;

Hd0, Hd1 – направление движения;

Sp0, Sp1 – скорость

Данные истинной траектории

Данные отождествленной траектории

Рис. 9. Таблица данных ОТ входной истинной и выходной отождествленной траекторий

Fig. 9. Table of trajectory markers data of input true trajectories and output identified trajectories

тат обработки 100 истинных отождествленных траекторий при одной конкретной ситуации сопровождения.

Для наглядного сравнения можно использовать приведенную на рис. 9 таблицу данных ОТ входной истинной и выходной отождествленной траекторий.

На рис. 10 приведены графики ошибок по координатным параметрам (*а*), по направлению движения (*б*) и по скорости (*в*). Здесь $\sigma_{коор}$ – среднеквадратичная ошибка (СКО) по координатам; $\sigma_{напр}$ – СКО по направлению движения и $\sigma_{скор}$ – СКО по скорости. Эти графики построены на основе данных, полученных в результате моделирования процесса ТО.

В процессе исследования оценка точности выходной информации отождествленных траекторий производится на основе:

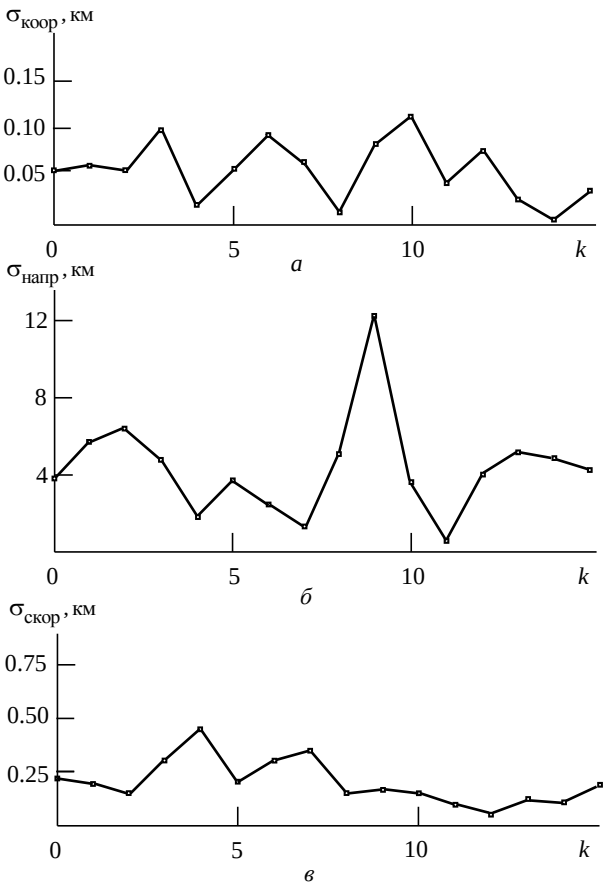


Рис. 10. Ошибка ТО по координатным параметрам (*а*), по направлению движения (*б*) и по скорости (*в*)

Fig. 10. Errors of TP in coordinate (*a*), in track direction (*б*) and speed parameters (*в*)

– сравнения ошибок параметров отождествленных траекторий (включая координаты, направление движения и скорость) с истинными значениями;

– сравнения ошибок параметров отождествленных траекторий (включая координаты, направление и скорость движения) с исходной траекторией из сенсорной сети.

Точность информации с выхода ЦОИД не может превышать точность информации, полученной от сенсоров. Таким образом, оценка точности обработки системы ЦОИД имеет только относительное значение. В табл. 2 приведены результаты оценки точности выходной информации ТО в зависимости от количества тактов работы (периодов апдейта) при моделировании.

Табл. 2. Оценки точности выходной информации ТО в зависимости от количества периодов апдейта

Table 2. Estimates of the accuracy of the output TP data depending on a number of update periods

Число тактов	$\sigma_{коор}$, %	$\sigma_{напр}$, %	$\sigma_{скор}$, %
30	4.5	6.2	6.4
50	4.5	6.1	6.4
80	4.2	5.5	5.3
110	3.7	5.5	4.4
150	3.3	4.4	4.2
180	1.8	4.2	3.6

Заключение. Представлены результаты синтеза алгоритма ТО для объектов в зоне действия мультисенсорной сети методами теории кластеризации, в числе которых:

1. Синтез алгоритма определения числа истинных траекторий из множества входных ОТ данных. Фактически, этот вопрос является одним из самых волнующих и трудоемких для специалистов соответствующей области, особенно – проблема определения истинных траекторий в области пересечения зон обнаружения сенсоров [4, 6, 14]. Хотя сама теория кластеризации данных (в том числе и методика субтрактивной кластеризации) не нова, но ее применение для решения конкретной вышеобозначенной проблемы явилось непростой задачей.

2. Синтез алгоритмов кластеризации входного множества данных траекторных отметок по числу истинных траекторий и ассоциации классов (подмножеств) к истинным траекториям.

Построение этих двух алгоритмов основано на применении методов нечеткой и явной кластеризации.

Одним из достоинств способа ТО методами кластеризации является то, что система не требует общей синхронизации. Это происходит благодаря тому, что в момент прихода какой-либо отметки в интервале периода апдейта ЦОИД определяет конкретное значение степени принадлежности к нужной траектории. В связи с этим случаи, при которых на интервале периода апдейта ЦОД имеется более одной отметки прихода траектории из одного сенсора, не важны, в частности, потому, что у них разные значения степени принадлежности. Из этого следует, что синтезированный алгоритм ТО является эффективным для многих моделей радиоэлектронных систем – как централизованных, так и независимо децентрализованных.

Данный алгоритм был проверен на практике и в ходе проведения испытаний адаптирован для таких ситуаций, как появление новых траекторий; прекращение фильтрации и сопровождения; группировка траекторий многих объектов в одну и т. д.

Список литературы

1. Bar-Shalom Y., Fortmann T. E. Tracking and data association. Boston: Academic Press, 2010. 322 p.

2. Ворошилина Е. П., Тисленко В. И. Анализ методов автоматического сопровождения целей по дальности // Изв. Томского политехн. ун-та. 2006. Т. 309, № 8. С. 67–72.

3. Ahmad A. Multiple. Targets Classification and Fuzzy Logic Decision Fusion in Wireless Sensor Networks // World Academy of Science, Engineering and Technology Intern. J. of Electrical and Coputer Engineering. 2014. Vol. 8, № 1. P. 121–128.

4. Multitarget Tracking / Ba-Ngu Vo, M. Mallick, Y. Bar-Shalom, S. Coraluppi, R. Osborne, R. Mahler, Ba-Tuong // Vo Preprint: Wiley Encyclopedia of Electrical and Electronics Engineering, Wiley, Sept. 2015. P. 1–23.

5. Baoliang Sun, Chunlan Jiang, Ming Li. Fuzzy Neural Network-Based Interacting Multiple Model for Multi-Node Target Tracking Algorithm // Sensors. 2016. Vol. 16, iss. 11. P. 1–14. doi: 10.3390/s16111823

6. Кузьмин С. З. Цифровая радиолокация. Введение в теорию. Киев: КВІЦ, 2000. 428 с.

7. Агеев С. А. Применение интеллектуальных методов представления информации для управления рисками информационной безопасности в защищенных мультисервисных сетях специального назначения // Тр. СПИИРАН. 2015. Вып. 4 (41). С. 149–162.

8. Леоченков А. В. Нечеткое моделирование в среде MatLab и fuzzyTECH. СПб.: БХВ-Петербург, 2005. 736 с.

9. Штовба С. Проектирование нечетких систем средствами MatLab. М.: Горячая линия–Телеком, 2007. 288 с.

10. An effisient tracking algorithm based on spatial kerne and FCM classifier / M. Yosefi, M. Erza, N. Aliakbari, S. Khoshguian // Australian J. of basic and applied sciences. 2011. Vol. 5, iss. 3. P. 592–600.

11. Демидова Л. А., Титов С. Б. Подход к проблеме нечеткой кластеризации в условиях неопределенности выбора целевой функции // Вестн. РГРТУ. 2009. № 3 (29). С. 54–60.

12. Shaoming He, Hyo-Sang Shin, Tsourdos A. Multi-Sensor Multi-Target Tracking Using Domain Knowledge and Clustering // IEEE Sensors J. 2018. Aug. P. 1–11. doi: 10.1109/JSEN.2018.2863105

13. An Improved Fuzzy C-means Cluster Algorithm for Radar Data Association / Yang Yu, B. Zhang, B. Rao, L. Chen // Intern. J. of Advancements in Computing Technology. 2019. Vol. 4, iss. 20. doi: 10.4156/IJACT.VOL4.ISSUE20.22

14. An Algorithm based on Hierarchical Clustering for Multi-target Tracking of Multi-sensor Data Fusion / Wang Hao, Liu Tangxing, Qing Bu, Bo Yang // Proc. of the 35th Chinese Control Conf., Chengdu, China, Jul. 2016. doi: 10.1109/ChiCC.2016.7554147

15. Хижняк А. В., Белоус А. А., Белый А. С. Идентификация траекторной информации на основе автоматической классификации в задаче объединения трассовой информации // Докл. БГУИР. 2012. № 4 (66). С. 56–61.

Информация об авторах

Бао Нгуен Фунг – кандидат технических наук (1996); инженер по специальности "Радиолокационные системы" (1982, Киев, УССР). Автор 26 научных работ и двух национальных авторских лицензий. Сфера научных интересов – радиолокационная обработка информации; радиоэлектронная и радиолокационная технология, системотехника.
Адрес 1: Технический университет им. Ле Куй Дона, ул. Хоанг Куок Вьет, д. 236, Ханой, Вьетнам
Адрес 2: Институт развития технологий, Медиа и общественная ассоциация, VUSTA, пр. Чыонг Чинь, д. 176, Ханой, Вьетнам
E-mail: baonp@imc.org.vn, nguyenphungbao@lqdtu.edu.vn

Данг Куанг Хиеу – магистр техники и технологии по направлению "Телекоммуникации" (2002, Технический университет им. Ле Куй Дона, Ханой, Вьетнам); старший исследователь названного университета. Автор 6 научных работ. Сфера научных интересов – радиолокация и радионавигация; телекоммуникации.
Адрес: Институт развития технологий, Медиа и общественная ассоциация, VUSTA, пр. Чыонг Чинь, д. 176, Ханой, Вьетнам
E-mail: hieudq.isi@lqdtu.edu.vn

References

1. Bar-Shalom Y., Fortmann T. E. Tracking and data association. Boston, Academic Press, 2010, 322 p.

2. Voroshilin E. P., Tislenko V. I. Analysis of methods of automatic tracking of targets by range. Bulletin of the Tomsk Polytechnic University. 2006, vol. 309, no. 8, pp. 67–72. (In Russ.)

3. Ahmad A. Multiple. Targets Classification and Fuzzy Logic Decision Fusion in Wireless Sesor Networks. World Academy of Science, Engineering and Technology Intern. J. of Electrical and Coputer Engineering. 2014, vol. 8, no. 1, pp. 121–128.

4. Ba-Ngu Vo, Mallick M., Bar-Shalom Y., Coraluppi S., Osborne R., Mahler R., Ba-Tuong Multitarget Tracking. Vo Preprint, Wiley Encyclopedia of Electrical and Electronics Engineering, Wiley. Sept. 2015, pp. 1–23.

5. Baoliang Sun, Chunlan Jiang, Ming Li. Fuzzy Neural Network-Based Interacting Multiple Model for Multi-Node Target Tracking Algorithm. Sensors. 2016, vol. 16, iss. 11, pp. 1–14. doi: 10.3390/s16111823

6. Kuzmin S. Z. Digital radar. Introduction to theory. Kiev, *KVITS*, 2000, 428 p. (In Russ.)

7. Ageev S. A. Application of intelligent methods of information representation to manage information security risks in secure multiservice special-purpose networks. Proc. of SPIIRAS. 2015, vol. 4, iss. 41, pp. 149–162. (In Russ.)

8. Leochenkov A. V. Fuzzy modeling in MatLab and fuzzyTECH. St Petersburg BHV, 2005, 736 p. (In Russ.)

9. Shtovba S. Design of fuzzy systems by means of MatLab. M., Publishing house "Hotline–Telecom", 2007, 288 p. (In Russ.)

10. Yosefi M., Erza M., Aliakbari N., Khoshguian S. An effisient tracking algorithm based on spatial kerne and FCM classifier. Australian J. of basic and applied sciences. 2011, vol. 5, iss. 3, pp. 592–600.

11. Demidova L. A., Titov S. B. An approach to the problem of odd clusterization under conditions of uncertainty in the selection of the target function. *Vest. RGRTU. Ryazan'*. 2009, no. 3, iss. 29, pp. 54–60. (In Russ.)

12. Shaoming He, Hyo-Sang Shin, Tsourdos A. Multi-Sensor Multi-Target Tracking Using Domain Knowledge and Clustering. IEEE Sensors J. 2018, Aug., pp. 1–11. doi: 10.1109/JSEN.2018.2863105

13. Yang Yu, Zhang B., Rao B., Chen L. Internat An Improved Fuzzy C-means Cluster Algorithm for Radar Data Association. J. of Advancements in Computing Technology. 2019, vol. 4, iss. 20. doi: 10.4156/IJACT.VOL4.ISSUE20.22

14. Wang Hao, Liu Tangxing, Qing Bu, Bo Yang An Algorithm based on Hierarchical Clustering for Multi-target Tracking of Multi-sensor Data Fusion. Proc. of the 35th Chinese Control Conf., Chengdu, China, Jul. 2016. doi: 10.1109/ChiCC.2016.7554147

15. Khizhnyak A. V., Belous A. A., Bely A. S. Identification of trajectory information by applying fuzzy automatic classification in the information association problem. *Dokl. BGUIR*. 2012, no. 4 (66), pp. 56–61. (In Russ.)

Information about the authors

Nguyen Phung Bao, Cand. Sci. (Eng.) (1996); engineer specializing in "Radar systems" (1982 in Kiev, Ukraina, SSR). Author of 26 scientific works and two national licenses. Area of expertise: radar information processing; radio-electronic and radar technology, systems engineering.
Address 1: Technical University n. a. Le Cui Don, 236 Hoang Quoc Viet St., Hanoi, Vietnam
Address 2: Institute of Technology Development, Media and Community Association, VUSTA, 176 Truong Chinh Pr., Hanoi, Vietnam
E-mail: baonp@imc.org.vn, nguyenphungbao@lqdtu.edu.vn

Dang Quang Hieu, Master of Science in Radio Engineering (2002, Le Quy Don University of Science and Technology, Hanoi, Vietnam), Chief Researcher of named University. The author of 6 scientific publications. Area of expertise: radiolocation and radio navigation; telecommunications.
Address: Institute of Technology Development, Media and Community Association, VUSTA, 176 Truong Chinh Pr., Hanoi, Vietnam
E-mail: hieudq.isi@lqdtu.edu.vn