

doi: 10.17586/2226-1494-2024-24-1-62-69

УДК 004.383:621.391

## Решение задачи предварительного разбиения разнородных данных на классы в условиях ограниченного объема

Андрей Владимирович Шарамет✉

ОАО «КБ Радар» — управляющая компания холдинга «Системы радиолокации», Минск, 220026, Республика Беларусь

Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники, Минск, 220062, Республика Беларусь

[a.sharamet@kbradar.by](mailto:a.sharamet@kbradar.by)✉, <https://orcid.org/0000-0003-0950-8700>

### Аннотация

**Введение.** В условиях формирования существенно отличающихся по своей природе разнородных данных даже небольшого объема возникает необходимость их анализа для принятия решений. Это характерно для многих высокотехнологических промышленных областей деятельности человека. Задача может быть решена путем приведения разнородных данных к единому виду с последующим разбиением на кластеры. Вместо поиска решения по каждому элементу данных предлагается использовать разбиение всей совокупности нормированных данных на кластеры, и тем самым упростить процесс вычленения кластера и принятия по нему решения. **Метод.** Сущность предлагаемого решения состоит в автоматической группировке объектов со схожими данными в кластеры. Это позволяет снизить объем анализируемой информации за счет объединения множества данных и выполнить математические операции уже для кластера. При разбиении предлагается использовать теорию нечеткой логики. Возможность такого подхода связана с тем, что различные объекты всегда имеют несколько признаков, по которым они могут быть объединены. Эти признаки чаще всего не являются явными и плохо формализуются. **Основные результаты.** Предложена иерархическая модификация метода распределения по нечетким кластерам, основанного на операции (max-min) нечеткого отношения сходства. Рассмотрены основные понятия и определения предлагаемого метода автоматического разбиения совокупности входных данных, поэтапная схема соответствующей кластер-процедуры. Работоспособность предложенного метода продемонстрирована на примере решения задачи формирования потока летательных аппаратов. В качестве исходных данных использована информация, которая имеется у лиц, принимающих решение, и анализируется вручную. Численный эксперимент показал, что разработанный алгоритм позволяет автоматически провести анализ информации и корректно сформировать поток. **Обсуждение.** Применение предложенной модификации позволяет провести предварительное разбиение данных на кластеры и снизить в дальнейшем объем анализируемых данных. При этом отсутствует необходимость рассматривать объекты в каждом случае отдельно.

### Ключевые слова

снижение объема вычислений, автоматическое разбиение на классы, ограниченный объем данных, иерархический метод, устойчивость алгоритма, порог сходства, транспортный поток

### Благодарности

Данная статья подготовлена в память о Д.А. Вятчине, всю жизнь посвятившему себя теории нечеткого кластерного анализа.

**Ссылка для цитирования:** Шарамет А.В. Решение задачи предварительного разбиения разнородных данных на классы в условиях ограниченного объема // Научно-технический вестник информационных технологий, механики и оптики. 2024. Т. 24, № 1. С. 62–69. doi: 10.17586/2226-1494-2024-24-1-62-69

## Solving the problem of preliminary partitioning of heterogeneous data into classes in conditions of limited volume

Andrei V. Sharamet✉

JSC “KB Radar” — Managing Company of “Radar Systems” Holding, Minsk, 220026, Republic of Belarus  
 Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics, Minsk, 220062, Republic of Belarus  
 a.sharamet@kbradar.by✉, <https://orcid.org/0000-0003-0950-8700>

### Abstract

In the context of the formation of heterogeneous data that differ significantly in nature, even of a small volume, it becomes necessary to analyze them for decision-making. This is typical for many high-tech industrial fields of human activity. The problem can be solved by bringing heterogeneous data to a single view and then dividing it into clusters. Instead of searching for a solution for each data element, it is proposed to use the division of the entire set of normalized data into clusters, and thereby simplify the process of isolating the cluster and making a decision on it. The essence of the proposed solution is the automatic grouping of objects with similar data into clusters. This allows you to reduce the amount of analyzed information by combining a lot of data and perform mathematical operations already for the cluster. When splitting, it is proposed to use the theory of fuzzy logic. The possibility of such an approach is due to the fact that different objects always have several characteristics by which they can be combined. These signs are often not obvious and are poorly formalized. A hierarchical modification of the AFC fuzzy clustering method based on the operation (max-min) of the fuzzy similarity ratio is proposed. The basic concepts and definitions of the proposed method of automatic partitioning of a set of input data, a step-by-step scheme of the corresponding cluster procedure are considered. The efficiency of the proposed method is demonstrated by the example of solving the problem of forming a traffic flow. A numerical experiment has shown that the developed algorithm allows you to automatically analyze heterogeneous data and stably divide them into classes. The application of the proposed modification allows for the preliminary partitioning of data into clusters and allows reducing the volume of analyzed data in the future. There is no need to consider the objects in each case separately.

### Keywords

reduction of the amount of calculations, automatic division into classes, limited amount of data, hierarchical method, algorithm stability, similarity threshold, traffic flow

### Acknowledgements

This article is prepared in memory of Viatchenin D.A. who devoted his whole life to the theory of fuzzy cluster analysis.

**For citation:** Sharamet A.V. Solving the problem of preliminary partitioning of heterogeneous data into classes in conditions of limited volume. *Scientific and Technical Journal of Information Technologies, Mechanics and Optics*, 2024, vol. 24, no. 1, pp. 62–69 (in Russian). doi: 10.17586/2226-1494-2024-24-1-62-69

### Введение

При разработке систем управления и поддержки принятия решений особую роль играют методы разбиения объектов на группы [1], в частности, методы автоматической кластеризации [2], именуемые также методами численной таксономии, методами распознавания образов с самообучением [3] или методами кластерного анализа [4–7]. Группа методов, образующих оптимизационный подход к решению нечеткой модификации задачи автоматической кластеризации, является наиболее многочисленной [4, 8, 9], однако иерархические кластер-процедуры в ряде случаев позволяют провести более детальный анализ структуры классифицируемого множества [10, 11]. В работе [12] предложен эвристический метод автоматической кластеризации, в основе которого лежит операция «max-min» нечеткого отношения  $T$ , описывающая исходные данные в виде матрицы близости  $\mathbf{r}_{n \times n} = [\mu_T(x_i, x_j)]$ ,  $i, j = 1, \dots, n$  объектов анализируемой совокупности данных —  $X = \{x_1, \dots, x_n\}$ .

В настоящей работе предложена иерархическая взвешенная модификация эвристического метода, использующая в качестве основы понятие нечеткого отношения уровня  $\alpha$ , введенное в работе [13], и аппарат распределения по нечетким кластерам (Allotment among Fuzzy Clusters, AFC) — AFC-метод нечеткой кластеризации [6, 14, 15].

### Методика иерархической кластеризации данных

Иерархические кластер-процедуры позволяют наглядно представить структуру разбиваемой на кластеры совокупности  $X$ . Вместе с тем общим недостатком для всех иерархических кластер-процедур является то, что, как отмечается в работе [4], «при программной реализации методов иерархической кластеризации требования к объему оперативной памяти вычислительной платформы и времени выполнения алгоритма быстро растут с ростом числа элементов в множестве  $X$ ». При этом для проведения предварительного анализа данных задача кластеризации заключается в разбиении исследуемой совокупности объектов  $X$  на некоторое «естественное» число кластеров. Методы кластеризации, выделяющие кластеры, именуются методами прямой кластеризации [7].

Рассмотрим работу предлагаемого метода. При этом исходные данные являются физическими величинами и не могут иметь отрицательные значения.

Схему соответствующей нечеткой иерархической кластер-процедуры представим в виде следующей последовательности шагов.

Шаг 1. Выполнение нормировки входных данных  $\rho_{n \times n} = [\mu(x_i, x_j)]$ ,  $i, j = 1, n$  нечеткого отношения несходства позволяет сформировать матрицу  $\mathbf{X}_{m \times n} = [x_t^i]$ ,  $i = 1, n, t = 1, m$ :

$$X_{m \times n} = \begin{bmatrix} 0,0213 & 0,7500 & 0,1563 & 0,0562 & 0,3604 & 0,2801 & \dots & 0,4942 & 0,1942 \\ 0,0204 & 0,7500 & 0,1103 & 0,0704 & 0,3878 & 0,2840 & \dots & 0,4713 & 0,2000 \\ 0,0319 & 0,7500 & 0,0828 & 0,0651 & 0,0394 & 0,0639 & \dots & 0,0481 & 0,0284 \\ 0,0272 & 0,7500 & 0,0724 & 0,0595 & 0,0223 & 0,0433 & \dots & 0,0474 & 0,0319 \\ 0,0329 & 0,7500 & 0,1617 & 0,0479 & 0,0632 & 0,0495 & \dots & 0,0446 & 0,0633 \\ 0,0512 & 0,5000 & 0,1148 & 0,0478 & 0,0553 & 0,0431 & \dots & 0,0371 & 0,0175 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0,0233 & 0,5000 & 0,0267 & 0,0419 & 0,0268 & 0,0497 & \dots & 0,0351 & 0,0238 \\ 0,0237 & 0,2500 & 0,0260 & 0,0400 & 0,0260 & 0,0498 & \dots & 0,0335 & 0,0223 \end{bmatrix}$$

Далее сформируем матрицу расстояния:

$$d(x_i, x_j) = \begin{bmatrix} 0 & 0,3501 & 0,5898 & 0,5854 & 0,5720 & 0,5768 & \dots & 0,6046 & 0,6176 \\ 0,3501 & 0 & 0,5535 & 0,5633 & 0,5602 & 0,5788 & \dots & 0,6043 & 0,6148 \\ 0,5898 & 0,5535 & 0 & 0,0677 & 0,2535 & 0,2099 & \dots & 0,2568 & 0,2788 \\ 0,5854 & 0,5633 & 0,0677 & 0 & 0,2516 & 0,2137 & \dots & 0,2699 & 0,2914 \\ 0,5720 & 0,5602 & 0,2535 & 0,2516 & 0 & 0,2047 & \dots & 0,3773 & 0,3912 \\ 0,5768 & 0,5788 & 0,2099 & 0,2137 & 0,2047 & 0 & \dots & 0,3016 & 0,3063 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0,6046 & 0,6043 & 0,2568 & 0,2699 & 0,3773 & 0,3016 & \dots & 0 & 0,0652 \\ 0,6176 & 0,6148 & 0,2788 & 0,2914 & 0,3912 & 0,3063 & \dots & 0,0652 & 0 \end{bmatrix} \tag{1}$$

Применение операции дополнения нечеткого отношения к (1), позволяет сформировать матрицу попарных коэффициентов сходства объектов  $\mu(x_i, x_j) = 1 - \mu_f(x_i, x_j)$ ,  $i, j = \overline{1, n}$  разбиваемой совокупности  $X$ , которая задает нечеткую толерантность  $T$ :

$$\mu_f(x_i, x_j) = \begin{bmatrix} 1 & 0,6498 & 0,4101 & 0,4145 & 0,4279 & 0,4231 & \dots & 0,3953 & 0,3823 \\ 0,6498 & 1 & 0,4464 & 0,4366 & 0,4397 & 0,4212 & \dots & 0,3956 & 0,3851 \\ 0,4101 & 0,4464 & 1 & 0,9322 & 0,7465 & 0,7900 & \dots & 0,7431 & 0,7211 \\ 0,4145 & 0,4366 & 0,9322 & 1 & 0,7483 & 0,7862 & \dots & 0,7300 & 0,7085 \\ 0,4279 & 0,4397 & 0,7465 & 0,7483 & 1 & 0,7952 & \dots & 0,6226 & 0,6087 \\ 0,4231 & 0,4212 & 0,7900 & 0,7862 & 0,7952 & 1 & \dots & 0,6983 & 0,6936 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0,3953 & 0,3956 & 0,7431 & 0,7300 & 0,6226 & 0,6983 & \dots & 1 & 0,9347 \\ 0,3823 & 0,3851 & 0,7211 & 0,7085 & 0,6087 & 0,6936 & \dots & 0,9347 & 1 \end{bmatrix} \tag{2}$$

Шаг 2. К полученной матрице (2) применим «max-min» операцию (рис. 1).

В результате сформируем матрицу толерантности:

$$T = \begin{bmatrix} 1 & 0,6498 & 0,4464 & 0,4464 & 0,4464 & 0,4464 & \dots & 0,4464 & 0,4464 \\ 0,6498 & 1 & 0,4464 & 0,4464 & 0,4464 & 0,4464 & \dots & 0,4464 & 0,4464 \\ 0,4464 & 0,4464 & 1 & 0,9322 & 0,7900 & 0,7900 & \dots & 0,7951 & 0,7951 \\ 0,4464 & 0,4464 & 0,9322 & 1 & 0,7900 & 0,7900 & \dots & 0,7951 & 0,7951 \\ 0,4464 & 0,4464 & 0,7900 & 0,7900 & 1 & 0,7952 & \dots & 0,7900 & 0,7900 \\ 0,4464 & 0,4464 & 0,7900 & 0,7900 & 0,7952 & 1 & \dots & 0,7900 & 0,7900 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0,4464 & 0,4464 & 0,7951 & 0,7951 & 0,7900 & 0,7900 & \dots & 1 & 0,9347 \\ 0,4464 & 0,4464 & 0,7951 & 0,7951 & 0,7900 & 0,7900 & \dots & 0,9347 & 1 \end{bmatrix} \tag{3}$$

Шаг 3. Проведем декомпозицию полученной на шаге 2 матрицы (3) нечеткой толерантности  $T$  в ран-

жированном виде  $0 \leq \alpha_1 < \dots < \alpha_l < \dots < \alpha_z \leq 1$ , что позволит найти значение порога сходства  $\alpha_l$ :

$$\alpha_l = \{1,0000 \ 0,9347 \ 0,9322 \ 0,7951 \ \dots \ 0,9000 \ 0,6498 \ 0,4464\}.$$

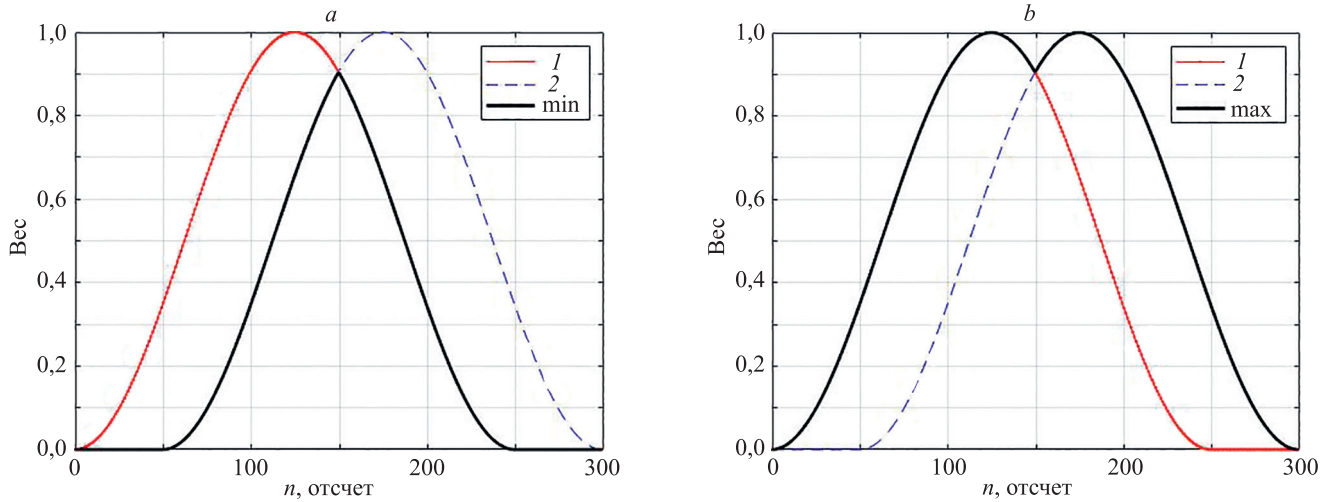


Рис. 1. Операция взятия min (a) и max (b)  
 1 — нижняя граница; 2 — верхняя граница

Fig. 1. Operation of taking the min (a) and max (b)

Шаг 4. Для вычисленного на шаге 3 значения  $\alpha_l$  из последовательности  $0 \leq \alpha_1 < \dots < \alpha_l < \dots < \alpha_z \leq 1$  построим нечеткое отношение:

$$T_{(\alpha_l)} = \begin{bmatrix} 1 & 0,6498 & 0,4464 & 0,4464 & 0,4464 & 0,4464 & \dots & 0,4464 & 0,4464 \\ 0,6498 & 1 & 0,4464 & 0,4464 & 0,4464 & 0,4464 & \dots & 0,4464 & 0,4464 \\ 0,4464 & 0,4464 & 1 & 0,9322 & 0,7900 & 0,7900 & \dots & 0 & 0 \\ 0,4464 & 0,4464 & 0,9322 & 1 & 0,7900 & 0,7900 & \dots & 0 & 0 \\ 0,4464 & 0,4464 & 0,7900 & 0,7900 & 1 & 0,7952 & \dots & 0,7900 & 0,7900 \\ 0,4464 & 0,4464 & 0,7900 & 0,7900 & 0,7952 & 1 & \dots & 0,7900 & 0,7900 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0,4464 & 0,4464 & 0 & 0 & 0,7900 & 0,7900 & \dots & 1 & 0,9347 \\ 0,4464 & 0,4464 & 0 & 0 & 0,7900 & 0,7900 & \dots & 0,9347 & 1 \end{bmatrix}. \quad (4)$$

Шаг 5. Для нечеткого отношения (4) построим начальное распределение по нечетким  $\alpha$ -кластерам  $R_l^\alpha(X) = \{A_{\alpha_l}^l | l = \overline{1, n}\}$ , из элементов которого сформируем распределение  $R_z^{\alpha_l}(X)$  и множество  $B(\alpha_l) = \{R_z^{\alpha_l}(X)\}$ .

Шаг 6. Для каждого  $R_z^{\alpha_l}(X) \in B(\alpha_l)$  вычислим значение критерия  $F(R_z^{\alpha_l}(X), \alpha)$ .

Шаг 7. Произведем проверку выполнения критерия (шаг 6). Если критерий выполняется для некоторого единственного  $R_z^{\alpha_l}(X) \in B(\alpha_l)$ , то это распределение является искомым решением  $R(X)$  для уровня  $\alpha_l$  и алгоритм прекращает работу. Если критерий не выполняется, то построим множество распределений  $B'(\alpha_l) \subseteq B(\alpha_l)$  и осуществим переход на шаг 8.

Шаг 8. Для каждого распределения  $\{R_z^{\alpha_l}(X) \in B'(\alpha_l)\}$  выполним следующую последовательность операций.

Шаг 8.1. На начальном шаге предположим, что  $l = 1$ .

Шаг 8.2. Для нечеткого  $\alpha$ -кластера  $A_{\alpha_l}^l \in R_z^{\alpha_l}(X)$  выделим его носитель  $Supp(A_{\alpha_l}^l) \in A_{\alpha_l}^l$  и путем вычеркивания соответствующих объектам  $x_i \notin A_{\alpha_{l+1}}^l, i = \overline{1, n}$  строк в матрице  $X_{m \times n} = [x_i^t], i = \overline{1, n}, t = \overline{1, m}$  исходных данных построим матрицу  $X_{m \times n_l} = [x_i^t], x_i \in A_{\alpha_{l+1}}^l, t = \overline{1, m}$  «объект-свойство» кластера  $A_{\alpha_{l+1}}^l$  где  $n_l = card(A_{\alpha_l}^l)$ .

Шаг 8.3. Вычислим координаты геометрического центра  $\bar{\tau}^l = \{\bar{x}^1, \dots, \bar{x}^m\}$  кластера  $A_{\alpha_l}^l$  в соответствии с выражением  $\bar{x}_i^t = \frac{1}{n_l} \sum_{x_i \in A_{\alpha_l}^l} x_i^t, t = \overline{1, m}$  (рис. 2, a).

Шаг 8.4. Вычисляется расстояние  $d(\tau^l, \bar{\tau}^l)$  между объектом  $\tau^l$ , являющимся типичной точкой нечеткого  $\alpha$ -кластера  $A_{\alpha_l}^l$  и его геометрическим центром  $\bar{\tau}^l$ .

Шаг 8.5. Если просмотрены не все нечеткие  $\alpha$ -кластеры  $A_{\alpha_l}^l \in R_z^{\alpha_l}(X)$ , то следует  $l = l + 1$ , и осуществим переход на шаг 8.2, иначе — переход на шаг 9.

Шаг 9. Произведем попарное сравнение нечетких  $\alpha$ -кластеров  $A_{\alpha_l}^l$ , являющихся элементами различных распределений  $R_z^{\alpha_l}(X) \in B'(\alpha_l)$ , и в качестве решения  $R(X)$  для уровня  $\alpha_l$  выберем распределение, в котором расстояние  $d(\tau^l, \bar{\tau}^l)$  является наименьшим для всех нечетких  $\alpha$ -кластеров  $A_{\alpha_l}^l$ , и алгоритм прекращает работу.

Для проверки сходимости метода сформируем группу наборов данных, которые кластеризуем (рис. 2, b). Анализ полученных результатов показал, что разработанный метод устойчиво позволяет кластеризовать данные объектов для последующего принятия решения.

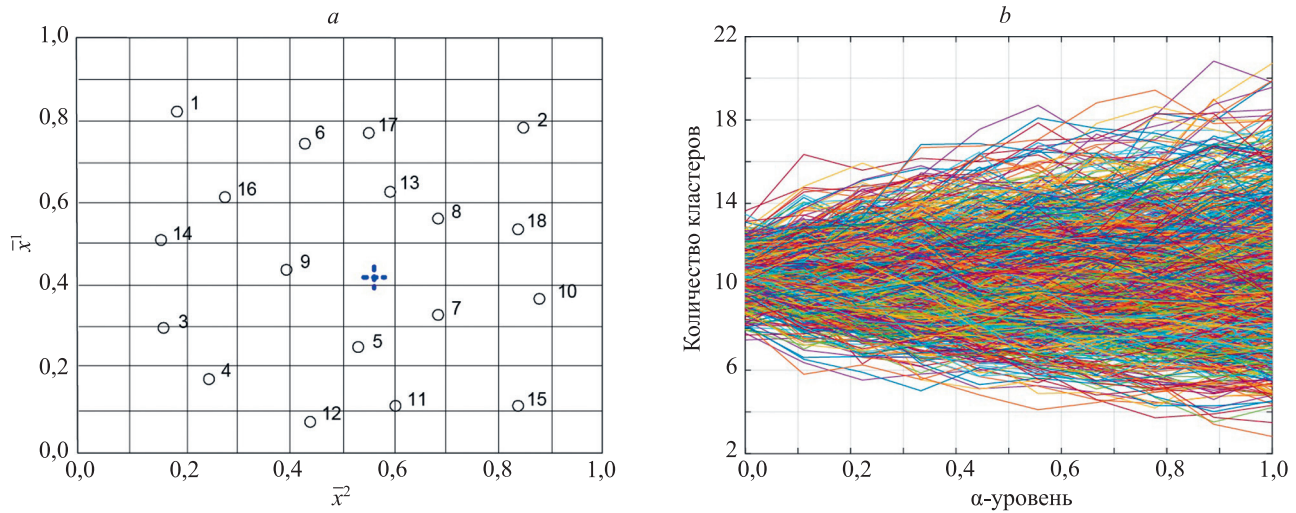


Рис. 2. Пояснения к реализованной методике: поиск геометрического центра кластера (а); сходимость методики (b)  
 Fig. 2. Explanations for the implemented method: search for the geometric center of the cluster (a); convergence of the technique (b)

Таким образом, предложенный метод основан на двух методах и представляет собой, с одной стороны, основанную на понятии нечеткого отношения уровня взвешенную модификацию кластер-процедуры [13], а с другой — иерархическую версию AFC-метода нечеткой кластеризации, отличительная особенность которой от изложенного метода в работе [12] заключается в применении операции нечеткой толерантности. Главным отличием предложенного алгоритма от обоих методов кластеризации является то, что матрицей исходных данных является матрица «объект-свойство»  $X_{m \times n} = [x_i^t]$ ,  $i = \overline{1, n}$ ,  $t = \overline{1, m}$  и для решения задачи кла-

стеризации используется некоторая метрика  $d(x_i, x_j)$ . С физической точки зрения сущность разработанного алгоритма заключается в том, что решением задачи кластеризации является иерархия распределений  $R(X)$  по  $\alpha$ -уровням, типичные точки которой находятся наиболее близко к геометрическим центрам соответствующих нечетких  $\alpha$ -кластеров. Отметим, что ввиду применения операции «max-min» предложенная нечеткая кластер-процедура обладает более высокой скоростью по сравнению со стандартным AFC-методом и строит распределения  $R(X)$  по полностью разделенным нечетким  $\alpha$ -кластерам.

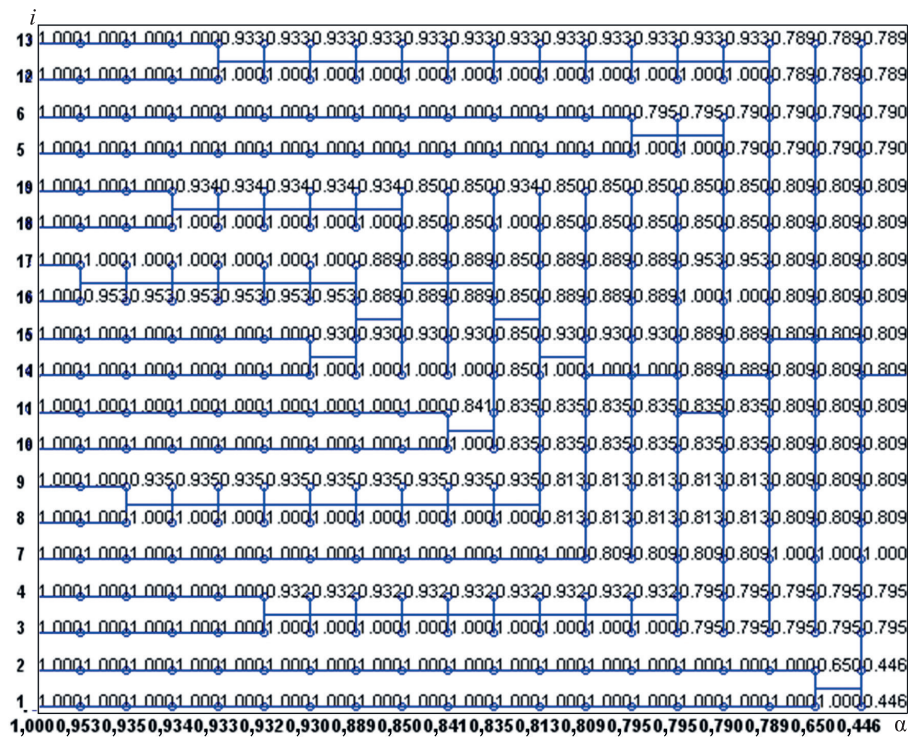


Рис. 3. Графическое представление иерархического распределения по  $\alpha$ -уровням  
 Fig. 3. Graphical representation of hierarchical distribution by  $\alpha$ -levels

**Результаты численного эксперимента**

При проведении вычислительного эксперимента в качестве метрики  $d(x_i, x_j)$  использовано, как и в работе [5], относительное евклидово расстояние. Результат применения предложенного алгоритма к исследуемой совокупности разнородных данных небольшого размера  $X = \{x_1, \dots, x_{19}\}$  анализируемых объектов в виде

иерархии распределений по нечетким  $\alpha$ -кластерам показан на рис. 3. В результате видно, что при наличии 19 объектов, предложенное решение позволило разбить объекты на 10 кластеров.

Распределение  $R(X)$  при соответствующем значении уровня  $\alpha$  можно представить в виде компонент взвешенного графа, рис. 4. Типичные точки данного графа нечетких  $\alpha$ -кластеров (элементов распределения

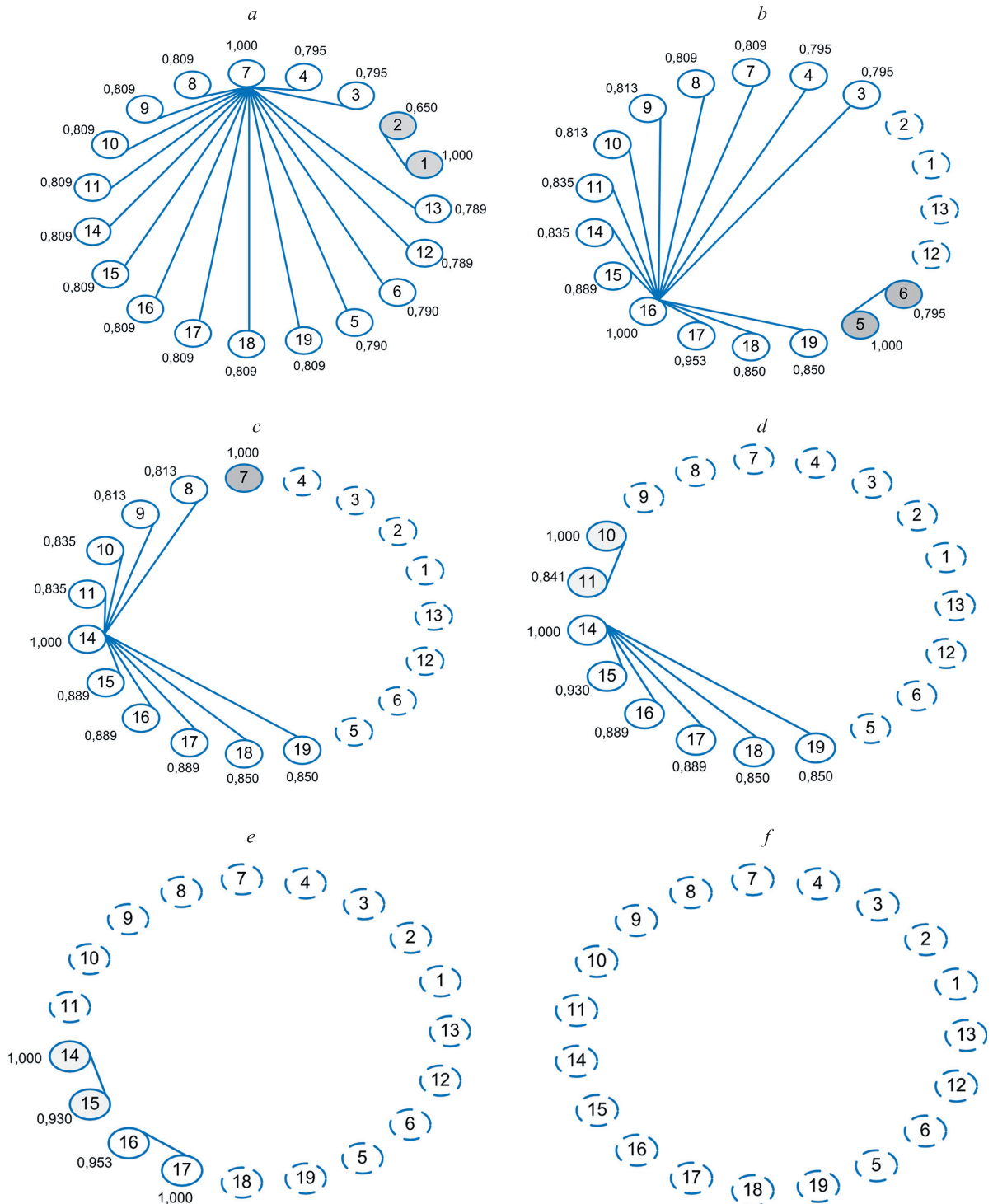


Рис. 4. Выборочное представление распределения в зависимости от  $\alpha$ -уровня:  $\alpha = 0,650$  (a);  $\alpha = 0,795$  (b);  $\alpha = 0,809$  (c);  $\alpha = 0,841$  (d);  $\alpha = 0,930$  (e);  $\alpha = 0,953$  (f)

Fig. 4. Selective representation of the distribution depending on the  $\alpha$ -level:  $\alpha = 0.795$  (b);  $\alpha = 0.809$  (c);  $\alpha = 0.841$  (d);  $\alpha = 0.930$  (e);  $\alpha = 0.953$  (f)

соответствующего значения уровня) имеют значения принадлежности, равные единице, а весовые коэффициенты дуг обозначают степень подобия объекта с типичной точкой соответствующего нечеткого  $\alpha$ -кластера.

Типичные точки полученного распределения при соответствующем значении уровня могут рассматриваться, как эталоны и использоваться для дальнейшего сравнения с целью их идентификации [16].

## Заключение

В ходе решения задачи предварительного разбиения совокупностей, существенно отличающихся по своей природе и имеющих ограниченный объем данных, предложен метод иерархической кластеризации, который позволяет существенно сократить время их разбиения. Выполнен анализ работы метода, который показал устойчивость разработанного алгоритма. Научной новизной метода является применение операции «max-min» нечеткого отношения сходства в составе иерархического алгоритма.

Полученные результаты наглядно показали, что метод может быть использован в качестве методологической основы перспективных систем идентификации, а также систем поддержки принятия решений.

## Литература

1. Светашов А.К. Использование искусственных нейронных сетей для их применения в существующих и перспективных радиосистемах: тематическое исследование // Молодой ученый. 2023. № 22(469). С. 52–58.
2. Алимов Х.Т., Дзамикхова Ф.Х., Паровик Р.И. Дробная математическая модель Макшерри // Вестник КРАУНЦ. Физико-математические науки. 2023. Т. 42. № 1. С. 164–179. <https://doi.org/10.26117/2079-6641-2023-42-1-164-179>
3. Salimian F., Damiri M., Ramezankhani M., Fariman S.K. Developing a new interval type-2 hesitant fuzzy TOPSIS-based fuzzy best-worst multicriteria decision-making method for competitive pricing in supply chain // Journal of Mathematics. 2022. V. 2022. P. 7879028. <https://doi.org/10.1155/2022/7879028>
4. Sinitsyn A.V., Lisay N.Yu., Selivanov S.A., Sinitsyn A.A. Development the information systems with fuzzy logic algorithms and network optimization // Информационная и инновации. 2023. Т. 18. № 2. С. 33–47. <https://doi.org/10.31432/1994-2443-2023-18-2-33-47>
5. Gogoi S., Gohain B., Chutia R. Distance measures on intuitionistic fuzzy sets based on cross-information dissimilarity and their diverse applications // Artificial Intelligence Review. 2023. V. 56. Suppl. 3. P. 3471–3514. <https://doi.org/10.1007/s10462-023-10608-y>
6. Вячечин Д.А. Нечеткие методы автоматической классификации. Минск: Технопринт, 2004. 219 с.
7. Белов М.А., Гришко С.И., Живетьев А.В., Подгорный С.А., Токарева Н.А. Применение методов нечеткой логики для формирования адаптивной индивидуальной траектории обучения на основе динамического управления сложностью курса // Моделирование, оптимизация и информационные технологии. 2022. Т. 10. № 4. С. 7–8. <https://doi.org/10.26102/2310-6018/2022.39.4.018>
8. Эдгулова Е.К., Тхабисимова М.М., Бозиева А.М. Особенности построения баз знаний в интеллектуальных системах // Информационные технологии в экологии, образовании и бизнесе: материалы конференции. Нальчик: КБГУ, 2021. С. 168–174.
9. Zhan Q., Jin L., Yager R.R., Mesiar R.. A novel three-way decision method for interval-valued hesitant fuzzy environment // Soft Computing. 2023. V. 27. N 17. P. 12289–12307. <https://doi.org/10.1007/s00500-023-08259-w>
10. Zhao S., Wang D., Changyong L., Lu W. Induced choquet integral aggregation operators with single-valued neutrosophic uncertain linguistic numbers and their application in multiple attribute group decision-making // Mathematical Problems in Engineering. 2019. V. 2019. P. 9143624. <https://doi.org/10.1155/2019/9143624>
11. Zhang Y., Li P., Wang Y., Ma P., Su X. Multiattribute decision making based on entropy under interval-valued intuitionistic fuzzy environment // Mathematical Problems in Engineering. 2013. V. 2013. P. 526871. <https://doi.org/10.1155/2013/526871>
12. Tamura S., Higuchi S., Tanaka K. Pattern classification based on fuzzy relations // IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics. 1971. V. SMC-1. N 1. P. 61–66. <https://doi.org/10.1109/TSMC.1971.5408605>

## References

1. Svetashov A.K. Using artificial neural networks for their application in the existing and future radio systems: a case study. *Young Scientists*, 2023, no. 22(469), pp. 52–58. (in Russian)
2. Alimov Kh.T., Dзамikhova F.Kh., Parovik R.I. Fractional mathematical model McSherry. *Bulletin KRASEC. Physical and Mathematical Sciences*, 2023, vol. 42, no. 1, pp. 164–179. (in Russian). <https://doi.org/10.26117/2079-6641-2023-42-1-164-179>
3. Salimian F., Damiri M., Ramezankhani M., Fariman S.K. Developing a new interval type-2 hesitant fuzzy TOPSIS-based fuzzy best-worst multicriteria decision-making method for competitive pricing in supply chain. *Journal of Mathematics*, 2022, vol. 2022, pp. 7879028. <https://doi.org/10.1155/2022/7879028>
4. Sinitsyn A.V., Lisay N.Yu., Selivanov S.A., Sinitsyn A.A. Development the information systems with fuzzy logic algorithms and network optimization. *Information and Innovations*, 2023, vol. 18, no. 2, pp. 33–47. <https://doi.org/10.31432/1994-2443-2023-18-2-33-47>
5. Gogoi S., Gohain B., Chutia R. Distance measures on intuitionistic fuzzy sets based on cross-information dissimilarity and their diverse applications. *Artificial Intelligence Review*, 2023, vol. 56, suppl. 3. pp. 3471–3514. <https://doi.org/10.1007/s10462-023-10608-y>
6. Viatchenin D.A. *Fuzzy Methods for Automatic Classification*. Minsk, Technoprint Publ., 2004, 219 p. (in Russian)
7. Belov M.A., Grishko S.I., Zhivetyev A.V., Podgorny S.A., Tokareva N.A. Use of fuzzy logic to create an adaptive individual learning path based on dynamic course complexity management. *Modeling, Optimization and Information Technology*, 2022, vol. 10, no. 4, pp. 7–8. (in Russian). <https://doi.org/10.26102/2310-6018/2022.39.4.018>
8. Edgulova E.K., Tkhabisimova M.M., Bozieva A.M. Features of building knowledge bases in intelligent systems. *Information Technologies in Ecology, Education and Business: Conference Proceedings*. Nalchik, KBSU, 2021, pp. 168–174. (in Russian)
9. Zhan Q., Jin L., Yager R.R., Mesiar R.. A novel three-way decision method for interval-valued hesitant fuzzy environment. *Soft Computing*, 2023, vol. 27, no. 17, pp. 12289–12307. <https://doi.org/10.1007/s00500-023-08259-w>
10. Zhao S., Wang D., Changyong L., Lu W. Induced choquet integral aggregation operators with single-valued neutrosophic uncertain linguistic numbers and their application in multiple attribute group decision-making. *Mathematical Problems in Engineering*, 2019, vol. 2019, pp. 9143624. <https://doi.org/10.1155/2019/9143624>
11. Zhang Y., Li P., Wang Y., Ma P., Su X. Multiattribute decision making based on entropy under interval-valued intuitionistic fuzzy environment. *Mathematical Problems in Engineering*, 2013, vol. 2013, pp. 526871. <https://doi.org/10.1155/2013/526871>
12. Tamura S., Higuchi S., Tanaka K. Pattern classification based on fuzzy relations. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1971, vol. SMC-1, no. 1, pp. 61–66. <https://doi.org/10.1109/TSMC.1971.5408605>
13. Sidorov D., Belov M. Design of hardware-software systems in the educational process with the use of Virtual Computer Lab. *System*

13. Сидоров Д.С., Белов М.А. Проектирование аппаратно-программных комплексов в учебном процессе с применением виртуальной компьютерной лаборатории // Системный анализ в науке и образовании. 2020. № 2. С. 70–82. <https://doi.org/10.37005/2071-9612-2020-2-70-82>
14. Viattchenin D.A. A new heuristic algorithm of fuzzy clustering // Control & Cybernetics. 2004. V. 33. N 2. P. 323–340.
15. Вятчин Д.А. Параметры AFC-метода нечеткой кластеризации // Вестник ВА РБ. 2004. № 4. С. 51–55.
16. Han Y., Huang Y., Jia S., Liu J. An interval-parameter fuzzy linear programming with stochastic vertices model for water resources management under uncertainty // Mathematical Problems in Engineering. 2013. V. 2013. P. 942343. <https://doi.org/10.1155/2013/942343>
17. Миловидова А.А., Черемисина Е.Н., Добрынин В.Н. Алгоритм определения типа и параметров функции принадлежности нечеткого измерителя // Современная наука: актуальные проблемы теории и практики. Серия: Естественные и технические науки. 2019. № 9. С. 69–74.

- Analysis in Science and Education*, 2020, no. 2, pp. 70–82. (in Russian). <https://doi.org/10.37005/2071-9612-2020-2-70-82>
14. Viattchenin D.A. A new heuristic algorithm of fuzzy clustering. *Control & Cybernetics*, 2004, vol. 33, no. 2, pp. 323–340.
15. Viattchenin D.A. Parameters of the AFC fuzzy clustering method. *Vestnik VA RB*, 2004, no. 4, pp. 51–55. (in Russian)
16. Han Y., Huang Y., Jia S., Liu J. An interval-parameter fuzzy linear programming with stochastic vertices model for water resources management under uncertainty. *Mathematical Problems in Engineering*, 2013, vol. 2013, pp. 942343. <https://doi.org/10.1155/2013/942343>
17. Milovidova A.A., Cheremisina E.N., Dobrynin V.N. Definition algorithm type and parameters of membership function of fuzzy measuring. *Modern Science: actual problems of theory and practice*, a series "Natural and Technical Sciences", 2019, no. 9, pp. 69–74. (in Russian)

#### Автор

**Шарамет Андрей Владимирович** — кандидат технических наук, доцент, начальник отдела ОАО «КБ Радар» — управляющая компания холдинга «Системы радиолокации», Минск, 220026, Республика Беларусь; докторант, Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники, Минск, 220062, Республика Беларусь, <https://orcid.org/0000-0003-0950-8700>, [a.sharamet@kbradar.by](mailto:a.sharamet@kbradar.by)

*Статья поступила в редакцию 19.10.2023*  
*Одобрена после рецензирования 05.12.2023*  
*Принята к печати 20.01.2024*

#### Author

**Andrei V. Sharamet** — PhD, Associate Professor, Head of Department, JSC “KB Radar” — Managing Company of “Radar Systems” Holding, Minsk, 220026, Republic of Belarus; Doctoral Student, Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics, Minsk, 220062, Republic of Belarus, <https://orcid.org/0000-0003-0950-8700>, [a.sharamet@kbradar.by](mailto:a.sharamet@kbradar.by)

*Received 19.10.2023*  
*Approved after reviewing 05.12.2023*  
*Accepted 20.01.2024*



Работа доступна по лицензии  
 Creative Commons  
 «Attribution-NonCommercial»