

Royale des Sciences et Belles-Lettres de Bruxelles. – 1845. – 18, Art. 1. – P. 1-45.

5. Our World in Data. Statistics and Research. Coronavirus Pandemic (COVID-19). – URL: <https://ourworldindata.org/coronavirus#> (дата обращения 10.10.2021).

---

**Гучук В.В.**

### **Прикладная формализация корректировки экспертной кластеризации многопараметрических объектов**

**Аннотация:** Рассматривается формализация процедуры корректировки экспертных оценок, используемой в качестве механизма повышения надежности и адекватности применения экспертных оценок. Интерактивная процедура основана на простейших предположениях о свойствах объектов, которые позволяют улучшать качество кластеризации по экспертным оценкам слабо формализуемых многопараметрических объектов.

**Ключевые слова:** экспертные оценки, кластеризация, объективизация, алгоритмизация, нечеткие множества, фаззификация, диндекс

Использование экспертных оценок актуально при разработке новых сложных научно-технических изделий, в медицинской диагностике, при анализе сложно-структурированных объектов, которые плохо поддаются полной или даже частичной формализации. Для повышения надежности этих оценок автором в [1] предлагается использовать процедуру, позволяющую на основе анализа измеряемых параметров улучшать качество экспертной кластеризации объектов – процедуру объективизация экспертных оценок. В качестве одного из механизмов дополнительной поддержки надежности и адекватности применения экспертных оценок может служить формализация таких процедур.

Сложность формализации процедуры объективизации экспертной кластеризации определяется, как правило, отсутствием математических моделей реальных объектов.

Для фаззификации (интерпретации содержания процедуры объективизации в терминах теории нечетких множеств [2])  $\{\vec{V}\}_i$  (множество векторов  $i$ -го класса) определим как нечеткое множество  $F_i$ , а именно как совокупность пар  $F_i = \{(v, \mu_i(v)) | v \in U\}$ , где  $v$  – вектор, принадлежащий универсуму  $U$ , т.е. множеству всех векторов,  $\mu_i(v): U \rightarrow [0,1]$  – функция (степень) принадлежности вектора  $v$  к нечеткому множеству  $F_i$  (выше определенная как кластерный коэффициент принадлежности вектора к классу). В качестве порогового значения степени принадлежности обычно используют значение т.н. точки перехода нечеткого множества, а именно 0,5, которое можно использовать в качестве начального ориентира. Носителем нечеткого множества  $F_i$  будет подмножество  $\tilde{F}_i$  векторов, обладающих явными признаками класса, т.е. степень принадлежности  $\mu_i(v)$  которых весьма высока.

Поскольку в нашем случае объективизация априори производится для достаточно представительных выборок, то высота нечеткого множества  $\sup_{F_i} \mu_i(v) = 1$ , т. е. нечеткое множество  $F_i$

нормально. По этой же причине нечеткое множество  $F_i$  не унимодально, т.е. степень принадлежности (коэффициент принадлежности вектора к классу) достигает единичного значения как минимум для нескольких векторов. Фильтрация векторов с использованием максимальных пороговых значений  $K^* = \alpha$  ( $K^{**} = \alpha$ ) для коэффициентов принадлежности порождает  $\alpha$ -срез нечеткого множества  $F_i$ , т.е. подмножество, называемое четким множеством  $A_{i,\alpha}$  и определяемое характеристической функцией  $\chi_{A_{i,\alpha}}$ , согласно формуле (1):

$$((\mu_i < \alpha) \rightarrow (\chi_{A_{i,\alpha}} = 0)) \& ((\mu_i \geq \alpha) \rightarrow (\chi_{A_{i,\alpha}} = 1)). \quad (1)$$

Для  $\alpha$ -срезов нечеткого множества  $F_i$  справедлива взаимная импликация  $\alpha_1 < \alpha_2 \leftrightarrow A_{i,\alpha_1} \supset \supset A_{i,\alpha_2}$ , отражающая тот факт, что фильтрация векторов с использованием большего порогового значения порождает множества меньшей мощности чем фильтрация с меньшим пороговым значением.

Что касается такого важного понятия, как выпуклость множества, то к реальным экспериментальным данным в большинстве случаев оно не применимо. Следует сказать, что гипотетически в оценочном плане вышеупомянутое нечеткое

множество  $F_i$  может быть выпуклым из-за простоты построения границ множеств в пространстве измеряемых параметров. В дальнейшем нарушить условия выпуклости может переклассификация векторов, отнесенных экспертным оцениванием к  $F_i$  и лежащих внутри области  $F_i$ , но в результате объективизации включенных в другое множество.

Для уже объективизированной кластеризации можно применять и более развернутый инструментарий теории нечетких множеств, в частности, основанный на максиминных, алгебраических и ограниченных операциях, и использующий  $t$ -норму и  $t$ -конорму. Так, если для практических целей объединяются два нечетких множества, получается объединение множеств  $F_i \vee F_j$  – наименьшее нечеткое множество  $F_i \cup_j$ , содержащее одновременно  $F_i$  и  $F_j$ , для которого  $\mu_{i \cup_j}(v) = \max(\mu_i(v), \mu_j(v))$ , т.е. в качестве ориентира берется наибольшая по величине степень принадлежности (кластерный коэффициент принадлежности) к первому (например,  $i$ -му) или второму (соответственно,  $j$ -му) классу. Для уточнения  $\mu_{i \cup_j}$  необходимо снова произвести в два подэтапа ранжирование векторов объединенного множества  $F_i \cup_j$ . Если необходимо вычленить подмножество векторов, имеющих ненулевые степени принадлежности к двум нечетким множествам, определяется пересечение множеств  $F_i \wedge F_j$  – наибольшее нечеткое множество  $F_i \cap_j$ , содержащееся одновременно в  $F_i$  и  $F_j$ , для которого  $\mu_{i \cap_j}(v) = \min(\mu_i(v), \mu_j(v))$ , т.е. в качестве степени принадлежности берется наименьшая по величине степень принадлежности (кластерный коэффициент принадлежности) к  $i$ -му или  $j$ -му классу.

Отметим, что алгоритм переклассификации использует более сложные конструкции, в частности, применяется логический анализ абсолютных значений степеней принадлежности и соотношения значений степеней принадлежности к разным классам одного и того же вектора. В результате такого логического анализа можно, в частности, произвести корректировку вышеупомянутого пересечения множеств  $F_i \wedge F_j$ .

При фаззификации еще не объективизированной экспертной кластеризации более релевантными являются нечеткие (размытые) оценки степени принадлежности. Это вызвано тем, что на этом этапе невозможно получить достаточно точные и окончательные оценки. В процессе объективизации состав множества  $F_i$ , а также

подмножества  $\tilde{F}_i$ , может претерпеть существенные изменения, влияющие на параметрическое формирование степеней принадлежности. Дополнительно можно ввести понятие степени размытости оценок и понятие уверенности (надежности) этих оценок [3], или использовать вероятностные характеристики для степени принадлежности. Что касается нечеткой классификации, то это понятие в общепринятом понимании сложно применить к параметрической классификации, выполняемой с использованием алгоритмов распознавания (алгоритмов классификации). В определенном смысле задачу нечеткой классификации решает эксперт при субъективной оценке степени сходства вектора  $v$  с формируемым им же эталоном класса  $F_i$ , т.е. используя попарные сравнения и заранее не определенное число классов.

Задача нечеткого упорядочивания при данном подходе вообще не ставится – используется ранжирование векторов по вычисляемым кластерным коэффициентам принадлежности. Показатель размытости нечеткого множества, понимаемый как мера внутренней неопределенности, можно использовать и для характеристики компактности класса в параметрическом пространстве, и для оценки идентифицируемости векторов  $i$ -го класса в общей массе векторов. Вообще, аппарат теории нечетких множеств предназначен, прежде всего, для описания и анализа статической ситуации, когда имеется некоторое зафиксированное на определенный момент состояние анализируемых множеств и оценочного конгломерата.

Для полноценной формализации процедуры объективизации необходимо изначально вводить динамические конструкции. В качестве первого шага можно использовать введение такого понятия, как *неустоявшееся* множество (*динамическое* множество), которое в процессе своего развития меняет состав, мощность и т.п. Дополнительно к известной атрибутике здесь добавляется *диндекс* (динамический индекс) множества, для простоты имеющий дискретный характер, и отражающий шаг или итерацию в динамическом процессе корректировки множества, в данном случае итерацию в процедуре объективизации кластеризации многопараметрических объектов по экспертным оценкам.

При фиксации значения диндекса, т.е. при рассмотрении зафиксированного состояния на определенном этапе

объективизации, ситуация входит в общепринятое русло, для которого имеется развитый математический аппарат. Известны прецеденты использования диндекса, например, в методах генетической оптимизации, развивающих идеи Дж. Холланда [2]. Его присутствие прослеживается также в концепции итеративных множеств [4], являющихся частным случаем неустоявшихся (динамических) множеств. Для описания и анализа процедуры объективизации в данном случае необходимо вводить такие понятия как обусловленность множества, вырождение множества, стабильность присутствия элементов на множестве и т.п. Возможно также использовать такую аналитику, как сходимость итеративных процедур, например, стремление мощности множества в процессе его корректировки к определенному значению, устойчивость множества относительно номенклатуры элементов и ряд других понятий. Естественным образом к неустоявшимся (динамическим) множествам, в контексте формализации процедуры объективизации, применима определенная часть инструментария теории множеств, а также аппарат нечетких множеств.

В заключение отметим, что работы по объективизации экспертных оценок проводились и ранее [5]. Процедуры разрабатывались для уточнения выставленных в ранговых шкалах экспертных оценок качества одной группы объектов. Объективизации экспертных оценок служат и стандартные, для экспертного оценивания, процедуры обработки оценок, например, привлечение достаточно большой группы экспертов, проведение отбора наиболее компетентных экспертов и т.п. Разработанная процедура объективизации была использована при создании алгоритмов медицинской диагностики по пульсовым сигналам на основе субъективной кластеризации формы пульсовых сигналов [6].

#### Литература:

1. *Guchuk V.V.* Application of algorithms of objectifying expert clustering of Multiparameter objects in the analysis of big arrays of information // *Advances in Systems Science and Applications*. – 2018. – № 1. – P. 102-109.
2. *Гэри В., Джонсон Д.* Вычислительные машины и труднорешаемые задачи. – М.: Мир, 1982. – 416 с.

3. Гучук В.В. Технология объективизации экспертной кластеризации слабо формализуемых объектов // Вестник УГАТУ. – 2014. – №5. – С. 149-154.

4. Maddy P. Second philosophy: a naturalistic method. – Oxford: Oxford University Press, 2007. – 448 p.

5. Kuznetsov M.P., Strijov V.V. Methods of expert estimations concordance for integral quality estimation // Expert Systems with Applications. – 2014. – Vol. 4. – P. 1988-1996.

6. Гучук В.В., Покровская И.В., Дорофеев А.А., Десова А.А. Интеллектуальный анализ квазипериодических биосигналов в задачах медицинской диагностики (на примере пульсового сигнала) // Автоматика и телемеханика. – 2018. – №11. – С. 3-15.

---

**Хабибулин Р.Ш., Кадиев Ш.К.**

### **Онтологический подход к выявлению проблем в области реагирования на чрезвычайные ситуации**

**Аннотация:** Показана необходимость разработки и внедрения информационных моделей в предметную область реагирования на чрезвычайные ситуации (ЧС). Представлены функциональная модель деятельности центра управления в кризисных ситуациях (ЦУКС) при получении сообщения о ЧС и графическое изображение онтологической модели одноименной предметной области. Вместе с тем, отмечена необходимость разработки теоретической базы информационного моделирования процессов реагирования на ЧС с точки зрения определения необходимых сил и средств для их ликвидации.

**Ключевые слова:** онтологическая модель, чрезвычайная ситуация, функциональное моделирование, антикризисное управление, машинное обучение

Реагирование и ликвидация ЧС – это сложный, многозадачный процесс. Выбор из множества решений, сбор, накопление и хранение знаний опытных руководителей, оптимизация полученной информации, оперативное реагирование – лишь некоторые из большого числа задач лиц принимающих решения (ЛПР).