

## АЛГОРИТМЫ ВЫЯВЛЕНИЯ И УСТРАНЕНИЯ ОШИБОК В БАЗАХ ЗНАНИЙ ЭКСПЕРТНЫХ ДИАГНОСТИЧЕСКИХ СИСТЕМ

**С.А. Баркалов**, [bsa610@yandex.ru](mailto:bsa610@yandex.ru)

**В.Е. Белоусов**, [vbelousov@cchgeu.ru](mailto:vbelousov@cchgeu.ru)

**О.А. Просолупов**, [vigasu@rambler.ru](mailto:vigasu@rambler.ru)

*Воронежский государственный технический университет, Воронеж, Россия*

**Аннотация.** В данной работе рассматриваются диагностические системы, которые по своим функциям предназначены для помощи пользователю в разрешении следующей проблемной ситуации: по набору значений частных признаков, описывающих состояние объекта исследования, требуется определить, какими свойствами этот объект обладает. Такие задачи могут возникать, например, в медицинской диагностике (по набору симптомов, описывающих состояние больного, врач должен вынести заключение о характере заболевания), в технической диагностике (по ряду показателей работы системы определяется причина сбоя или поломки), в геологии (на основе данных геологоразведки сделать вывод о наличии месторождений полезных ископаемых) и т. д. К сожалению, для решения подобных задач не всегда возможно применение методов машинного обучения или глубокого машинного обучения, поэтому единственным выходом является использование экспертных механизмов. **Цель исследования** заключается в формировании базы знаний для решения задач диагностики, которые должны содержать в себе решающие правила опытных экспертов, позволяющих строить классификацию всех возможных состояний объекта в предварительно структурированной проблемной области, классами которой являются подмножества состояний, обладающих одним и тем же свойством. **Методы исследования.** Для решения задач формирования непротиворечивой базы знаний применяются методы бинарной классификации, теории графов. При исправлении ошибок в классификации состояний отсутствует возможность однозначного проведения необходимых изменений в классификации ранее идентифицированных состояний, так как устранение ошибок нельзя осуществить отдельно для каждого класса. В этом случае каждому состоянию должен быть назначен только один класс принадлежности, поэтому возможное добавление класса принадлежности некоторым состояниям приводит к необходимости исключения ранее назначенных им классов принадлежности, что достигается применением направленных графов. **Результаты.** Для проведения опроса специалиста, исследующего электроэнцефалограмму, изначально было сформировано все многообразие возможных состояний, которые описываются значениями признаков. В общей сложности, количество подобных состояний равно 216. После получения заключения эксперта ему было предложено оценить степень вероятности наличия заболевания или его симптомов в данном состоянии, используя термины «сильная», «средняя» и «слабая» степени вероятности. Для врача это означало, что перед ним стояла стандартная задача по постановке диагноза. В результате использования рациональной процедуры опроса, в ходе которой было представлено наиболее информативное состояние, удалось за короткий период времени провести классификацию возможных состояний и получить ответы на все вопросы. Всего было задано около 40 вопросов. С помощью системы результаты классификации были сведены в единую базу знаний, которая включала в себя номера состояний, классы принадлежности (диагнозы) и номера степени вероятности для каждого из них. Такое представление знаний имеет место быть потому, что каждое состояние может быть описано набором признаков, которые имеют однозначное соответствие его номеру. Таким образом, благодаря использованию такой организации данных в базе знаний системы можно вычислить номер из базы знаний по совокупности симптомов пациента и определить его диагноз. **Заключение.** Для того чтобы получить от экспертов исчерпывающую и непротиворечивую совокупность правил, которые будут основаны на простых и понятных действиях, необходимо применить предложенный подход к решению задачи экспертной классификации. В диагностической системе полученные знания легко объединяются в базу знаний, которая экономит ресурсы памяти и быстро находит решение проблемы. Несомненно то, что приобретенные классификации могут быть представлены в традиционной для экспертных систем форме продуктов. Как показал опыт использования диагностической системы, предлагаемый нами способ организации данных имеет более высокую эффективность в сравнении с традиционным.

**Ключевые слова:** алгоритм, бинарная классификация, граф, диагностика, база знаний, проблема

**Для цитирования:** Баркалов С.А., Белоусов В.Е., Просолупов О.А. Алгоритмы выявления и устранения ошибок в базах знаний экспертных диагностических систем // Вестник ЮУрГУ. Серия «Компьютерные технологии, управление, радиоэлектроника». 2025. Т. 25, № 1. С. 18–29. DOI: 10.14529/ctcr250102

Original article

DOI: 10.14529/ctcr250102

## ALGORITHMS OF IDENTIFICATION AND ELIMINATION OF MISTAKES IN KNOWLEDGE BASES OF EXPERT DIAGNOSTIC SYSTEMS

S.A. Barkalov, bsa610@yandex.ru

V.E. Belousov, vbelousov@cchgeu.ru

O.A. Prosolupov, vigasu@rambler.ru

Voronezh State Technical University, Voronezh, Russia

**Abstract.** In this work diagnostic systems which on the functions are intended for the help to the user in permission of the following problem situation are considered: it is required to determine by a set of values of the private signs describing a condition of an object of a research. what properties this object has. Such tasks can arise, for example, in medical diagnostics (on a set of the symptoms describing a condition of the patient, the doctor has to take out the conclusion about the nature of a disease); in technical diagnostics (the reason of failure or breakage is determined by a number of indicators of work of a system); in geology (on the basis of data of geological exploration to draw a conclusion on existence of mineral deposits), etc. Unfortunately, for the solution of similar tasks use of methods of machine learning or deep machine learning therefore the only exit is use of expert mechanisms is not always possible. **The research objective** consists in forming of the knowledge base for the solution of problems of diagnostics which have to comprise decisive rules of the skilled experts allowing to build classification of all possible conditions of an object in previously structured problem area which classes are subsets of the states having the same property. **Research methods.** Methods of binary classification, the theory of counts are applied to the solution of problems of forming of the consistent knowledge base. When proofreading in classification of states there is no possibility of unambiguous carrying out necessary changes in classification of earlier identified states as elimination of mistakes cannot be carried out separately for each class. In this case to each state only one class of accessory therefore possible addition of a class of accessory to some states results in need of an exception of the accessory classes which are earlier appointed by it that is reached by use of the directed counts has to be appointed. **Results.** For holding poll of the specialist investigating the electroencephalogram initially all variety of possible states which are described by values of signs was created. In total, the quantity of similar states is equal to 216. After obtaining the expert opinion it was offered to it to estimate degree of probability of existence of a disease or its symptoms in this state, using terms “strong”, “average” and “weak” degrees of probability. It meant for the doctor that he was faced by a standard task of diagnosis. As a result of use of the rational procedure of poll during which the most informative state was provided it was succeeded to carry out classification of possible states for a short span and to receive answers to all questions. In total about 40 questions were asked. By means of a system, results of classification were reduced in the uniform knowledge base which included numbers of states, classes of accessory (diagnoses) and numbers of degree of probability for each of them. Such representation of knowledge takes place to be in a look because each state can be described by a feature set which have unambiguous compliance to its number. Thus, thanks to such data structure in the knowledge base of a system it is possible to calculate number from the knowledge base on set of symptoms of the patient and to define his diagnosis. **Conclusion.** To receive exhaustive and not contradictory set of rules which will be based on simple and clear actions from experts it is necessary to apply the offered approach to the solution of a problem of expert classification. In a diagnostic system the gained knowledge easily unites in the knowledge base which saves resources of memory and quickly finds a solution. Undoubtedly, the fact that the acquired classifications can be provided in a form of products, traditional for expert systems. As showed the experience of use of a diagnostic system offered by us a way of data structure, has higher performance in comparison with traditional.

**Keywords:** algorithm, binary classification, count, diagnostics, knowledge base, problem

**For citation:** Barkalov S.A., Belousov V.E., Prosolupov O.A. Algorithms of identification and elimination of mistakes in knowledge bases of expert diagnostic systems. *Bulletin of the South Ural State University. Ser. Computer Technologies, Automatic Control, Radio Electronics.* 2025;25(1):18–29. (In Russ.) DOI: 10.14529/ctcr250102

### Введение

В различных областях человеческой деятельности лица, принимающие решения (ЛПР), вынуждены работать в ситуациях, где их знания недостаточно полны, а будущие последствия принятых решений обладают значительной неопределенностью. В этих случаях они вынуждены полагаться на свой опыт и интуицию. С развитием вычислительной техники возникла идея создания экспертных систем, которые могли бы служить советчиками и консультантами для менее опытных руководителей. Задача построения таких систем возникла в двух направлениях исследований. Во-первых, в рамках работ по искусственному интеллекту появились так называемые экспертные системы [1]. Во-вторых, в рамках работ по принятию решений возникли системы поддержки принятия решений [2]. И те, и другие системы имеют в своем составе базу знаний (БЗ), в которой содержатся знания опытного эксперта.

В процессе формирования БЗ необходимо получить большой объем экспертной информации. Организация и проведение экспертного опроса требуют значительных трудозатрат как разработчиков, так и самих экспертов. БЗ должна удовлетворять многим требованиям, среди которых важнейшими являются обоснованность, полнота и непротиворечивость содержащейся в ней информации. Обоснованность БЗ определяется компетентностью эксперта, знания которого используются при ее построении. Полнота БЗ означает ее способность давать рекомендации (решения) во всех гипотетически возможных ситуациях в выделенной предметной области. Под непротиворечивостью БЗ обычно понимается ее способность гарантировать получение однозначного решения для любой рассматриваемой ситуации. Следовательно, необходимо предусмотреть средства для проверки экспертной информации и анализа ее непротиворечивости.

В настоящее время вопрос о способах оценки качества полученных экспертных знаний весьма противоречив. В многочисленных работах по экспертным системам, как правило, лишь отмечается, что качество экспертных систем зависит от полноты и совершенства их баз знаний [3]. Как правило, заполнение БЗ системы осуществляется посредством введения в нее данных об известных эксперту закономерностях, основных элементах и структуре взаимосвязей в изучаемой предметной области. Расширение БЗ выполняется в ходе работы эксперта с системой, нахождении им пробелов в БЗ и их последовательном заполнении (зачастую методами математической статистики, что не всегда корректно). При этом процесс формирования БЗ носит в целом фрагментарный характер, является трудоемким и не обеспечивает выполнения указанных выше требований.

Одним из видов систем, основанных на знаниях, являются диагностические системы, которые по своим функциям предназначены для помощи пользователю в разрешении следующей проблемной ситуации: по набору значений частных признаков, описывающих состояние объекта исследования, требуется определить, какими свойствами этот объект обладает. Базы знаний для решения таких задач должны содержать в себе решающие правила опытных экспертов, позволяющих строить классификацию всех возможных состояний объекта в предварительно структурированной проблемной области, классами которой являются подмножества состояний, обладающих одним и тем же свойством.

В работе предлагается новый подход к выявлению экспертных знаний для формирования БЗ диагностических систем.

### Постановка задачи

Принять решение о создании БЗ диагностической системы, опираясь на экспертную классификацию, можно следующим образом.

Предположительно, объект исследования может обладать множеством характеристик  $P = \{P_0, P_1, \dots, P_L\}$ . Согласно исследованиям, эти свойства можно обнаружить в его характеристиках с помощью значений  $M$  признаков ( $m = \overline{1, M}$ ), которые характеризуют различные стороны объекта. Для каждого  $m$ -го признака существует множество возможных значений:  $Q_m = \{q_{m_1}, q_{m_2}, \dots, q_{m n_m}\}$ , где  $n_m$  – число возможных значений  $m$ -го признака. Мы можем заметить то, что характеристики и возможные значения этих признаков сформулированы на естественном языке.

В Декартовом произведении  $A = Q_1 \times Q_2 \times \dots \times Q_M$  содержится множество всех возможных состояний объектов, которые могут быть определены как возможные и в которых они могут обладать свойствами из множества  $P$ . Данное состояние  $a_i \in A$  можно описать с помощью вектора  $\bar{a}_i = (a_{i1}, a_{i2}, \dots, a_{im})$ , где  $a_{im} \in Q_m, m = \overline{1, M}$ .

На основе знаний эксперта необходимо определить наличие соответствующих свойств  $P$  для каждого состояния из  $A$  и, опираясь на эти знания, выстроить классификацию множества  $A = \bigcup_{l=0}^L K_l$  таким образом, чтобы каждое состояние  $a_i \in A$  относилось к определенному классу  $K_l$  в случае, если оно обладает по мнению эксперта свойством  $P$ . Класс  $K_0$  включает в себя состояния, при которых объекты не имеют ни одного из рассмотренных свойств [4].

Данные задачи могут быть сформулированы в зависимости от особенностей, которые будут влиять на ее постановку:

– в случае если объект в каждом из состояний  $a_i \in A$  имеет несколько свойств  $P$ , которые могут быть отнесены к одному из множества  $A$ , результатом классификации  $K_0, K_1, \dots, K_L$  должно быть покрытие множества множественными частями;

– в случае если объект в каждом из состояний  $a_i \in A$  имеет возможность обладать только одним из свойств множества  $P$ , то результатом классификации должно быть разделение множеств  $A$  на классы  $L + 1$ ;

– степень проявления свойств у объекта может быть различной в различных состояниях, которые относятся к данному классу, и тогда задача классификации будет дополнена требованием проведения экспертной оценки степени проявления свойств у различных состояний.

Экспертная классификация имеет дело с реальными задачами, которые имеют достаточно большой размер [3, 4]. Это может быть связано с большим количеством признаков и их возможных значений, которые могут быть определены. Как результат, можно сделать вывод, что непосредственная классификация экспертом всех состояний объекта, которая является простым и очевидным способом решения задачи, не представляется возможной. Проведение анализа отдельных ключевых правил эксперта, позволяющих классифицировать возможные состояния, требует определенных усилий и может быть трудоемким. Также не гарантируется полная и однозначная передача информации в случае, если они будут выявлены. При решении поставленной перед нами задачи необходимо разработать методику работы с экспертом, которая будет включать в себя систематизацию его классифицирующих правил и сокращение количества вопросов, на которые он должен будет отвечать. Кроме того, необходимо обеспечить проверку получаемой информации на соответствие ее стандартам и выявить возможные ошибки в ответах на вопросы.

Предлагаемый подход к решению задачи экспертной классификации основан на предположении о том, что степень отличности отдельных значений каждого признака для каждого свойства имеет свою собственную закономерность, которая не зависит от других признаков [4].

Допустим, что это можно описать так: если значения признака  $Q_m$  упорядочить по их особенной значимости для характеристики свойства  $P_l$ , то это может привести к введению на  $Q_m$  транзитивного и антирефлексивного бинарного отношения (линейный порядок):  $r_m^l: (q_{m_s}, q_{m_t}) \in r_m^l$ , если значение  $q_{m_s}$  более характерно для свойства  $P_l$ , чем значение  $q_{m_t}$ .

Поясним это на примере выявления вызванной синхронизации/десинхронизации на электроэнцефалограмме. Электроэнцефалография (ЭЭГ) является широко распространенным методом получения сигналов головного мозга, для снятия которых используются электроды, расположенные на поверхности головы [5]. ЭЭГ активность, представляющая собой волны приблизительно одной постоянной частоты, называется ритмом, при этом наиболее выраженный в ЭЭГ ритм считается доминирующим. Процесс, выражающийся в формировании регулярной, упорядоченной ритмической активности и нарастании амплитуды колебаний, является синхронизацией ритма, а нарушение ритмичности протекания волновых процессов с замещением упорядоченной синхронной волновой активности колебаниями, менее регулярными, разной частоты и меньшей амплитуды называют десинхронизацией.

В настоящее время приняты два способа регистрации ЭЭГ – монополярный и биполярный. При монополярном отведении разность потенциалов измеряют между двумя электрически активными участками головного мозга (оба электрода находятся на коже головы) (рис. 1).

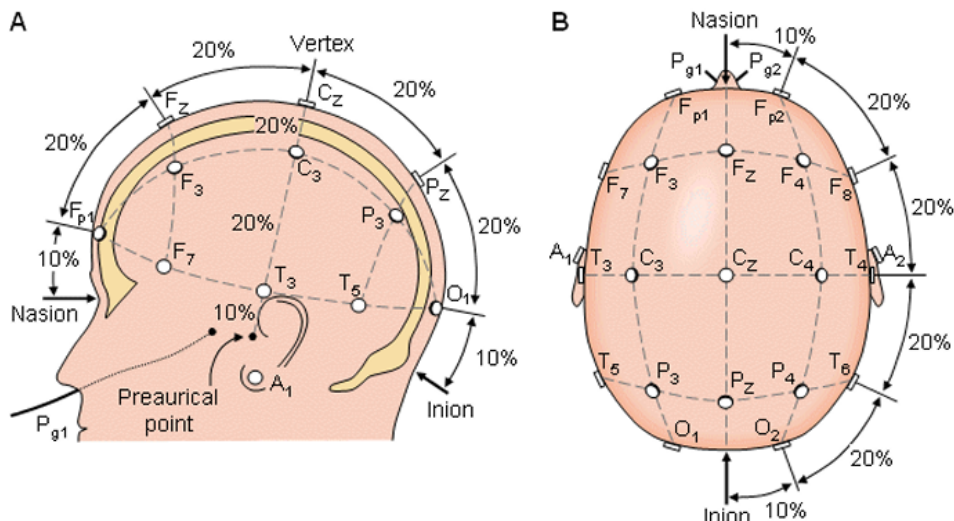


Рис. 1. Схема монтажа электродов электроосциллографа  
Fig. 1. Scheme of installation of electrodes of an elektro-oscilloscope

Данная система позволяет построить координатную сетку, в узлы которой ставят электроды, получающие буквенно-цифровое обозначение по участкам: лобные, центральные, теменные, височные, затылочные. Всего устанавливается 19 датчиков, суммарная ЭЭГ по которым представлена на рис. 2.

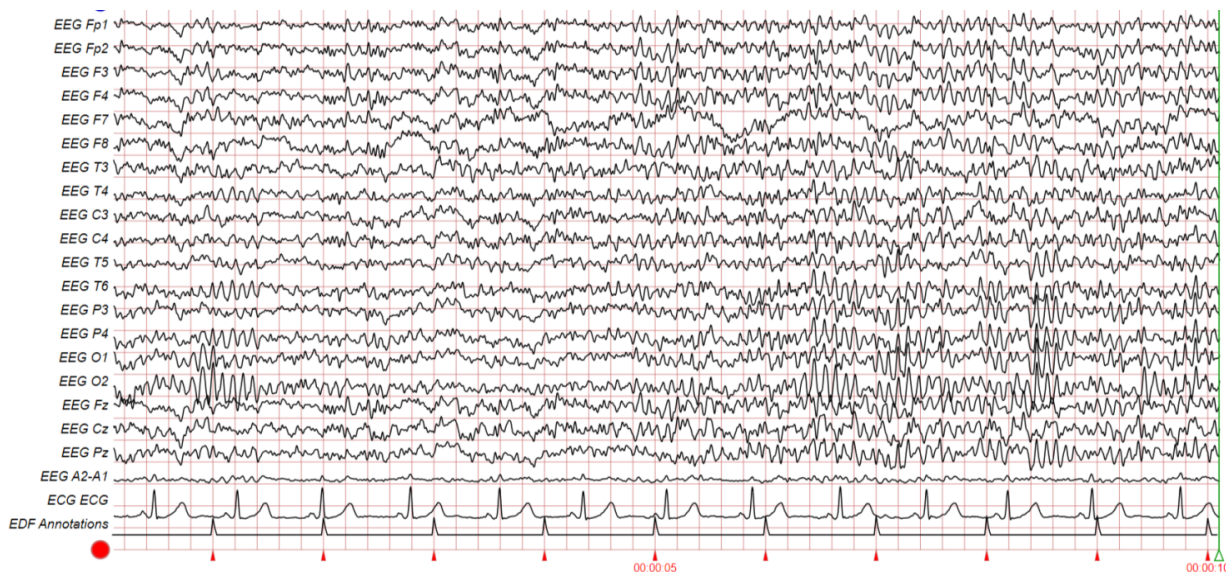


Рис. 2. Суммарная ЭЭГ по 19 датчикам  
Fig. 2. Total EEG on 19 sensors

В ходе анализа были определены правила выделения ритмов вызванной [4, 5]:

- синхронизации: это альфа-ритм, определяемый на теменной и затылочной областях головного мозга датчиками:  $P3, Pz, P4, O1, O2$  при амплитуде колебаний  $40\text{--}80\text{ мкВ}$  и частоте  $7,5\text{--}25\text{ Гц}$ ;
- десинхронизации: бета-ритм, определяемый на лобной и височной частях головного мозга датчиками:  $Fp1, Fp2, F7, F3, F2, F4, F8, T3, T4, T5, T6$  при амплитуде колебаний менее  $15\text{ мкВ}$  и частоте  $14\text{--}35\text{ Гц}$ .

С помощью такого подхода, как бинарные отношения характерности значений признаков для различных свойств и их сочетаний ( $r_m^l, m = \overline{1, M}, l = \overline{1, L}$ ), можно построить отношения доминирования по характеристике каждого свойства на множестве состояний объекта исследования [6]:

$$R^l = \{(a_s, a_l) \in A \times A | \forall m = \overline{1, M} (a_{tm}, a_{sm}) \in r_m^l \text{ и } \exists m_0 (l \leq m_0 \leq M) \text{ такое, что } (a_{sm_0}, a_{lm_0}) \in r_{m_0}^l\}, l = \overline{1, L}.$$

По сути, можно допустить вероятность того, что состояние, описываемое набором значений признаков и их сочетаний, не менее характерно для данного свойства объекта, также может быть определено экспертом, как его состояние:

$$\text{если } a_s \in K_l \text{ и } (a_t, a_s) \in R^l, \text{ то } a_t \in K_l. \quad (1)$$

Также можно сделать вывод о том, что если в некоторый момент времени объект исследования не обладает какой-то характеристикой, то это свойство не будет иметь место и в менее характерном для него состоянии:

$$\text{если } a_s \in \overline{K}_l \text{ и } (a_s, a_t) \in R^l, \text{ то } a_t \in \overline{K}_l. \quad (2)$$

При выполнении условий (1) и (2) можно сделать вывод о наличии свойств в ряде состояний, не проходя непосредственно идентификации с экспертом. Это даёт возможность организовать эффективную процедуру экспертного опроса, цель которого состоит в том, чтобы классифицировать все возможные состояния при уменьшении количества вопросов к эксперту [7].

### Обработка экспертной информации

Мы обозначим множество номеров формируемых классов  $K = \{0, 1, \dots, L\}$ . Мы можем представить состояние  $a_i \in A$  в виде двух множеств:  $C_i^+$  – множество номеров классов, которые соответствуют данному состоянию  $a_i$  и  $C_i^-$  – множество номеров классов, к которым состояние  $a_i$  не может быть отнесено (будем называть такие классы невозможными).

Полагаем, что  $a_i$  будет признано классифицированным, если

$$C_i^+ \cap C_i^- = \emptyset, \text{ а } C_i^+ \cup C_i^- = K. \quad (3)$$

Обозначим через подмножество состояний  $A^0 \subset A$ , те, которые имеют классификацию [8]. В начале проведения экспертного опроса  $\forall a_i \in A$ , мы полагаем,  $C_i^+ = \emptyset$ ,  $C_i^- = \emptyset$ ,  $A^0 = A$ . Когда заканчивается процесс проведения экспертного опроса, то  $A^0 = A$ .

Специальным образом в ходе экспертного опроса выбирается очередное состояние, которое будет предложено эксперту  $a_i \in A$ . Согласно заключению эксперта, состояние объекта имеет свой класс принадлежности, который представлен в виде перечня его номеров [9].

Таким образом, в состоянии  $a_i$  очевидным способом определяется множество  $C_i^+$ , а неявным –  $C_i^- = K \setminus C_i^+$ .

Далее состояние  $a_i$  классифицируется и получает информацию, которая помогает уменьшить неопределенность в отношении других состояний  $A^0 = A^0 \cup a_i$ .

Для каждого  $l \in C_i^+$  будет определено отдельное подмножество  $A_{il}^+ = \{a_j \in A | (a_j, a_i) \in R^l\}$ , которое мы для него установим.

Начиная с каждого  $a_j \in A_{il}^+$ , мы должны определить  $C_j^+ = C_j^+ \cup l$  его отдельное множество:

$$A_{il}^- = \{a_j \in A | (a_i, a_j) \in R^l\}$$

и для каждого  $a_j \in A_{il}^-$  положим  $C_j^- = C_j^- \cup l$ .

Для того чтобы показать работу алгоритма, можно воспользоваться ориентированными графами  $L$ , которые соответствуют бинарным отношениям доминирования, установленным по характеристикам: орграф  $G^l = \{A, R^l\}$  состояния из множества  $A$ , которые входят в состав орграфа, имеют свои вершины и дуги. Они объединяют их в качестве вершин и образуют отношения  $R^l$  между ними [10]. Эти отношения имеют направление от состояний  $P_l$ , которые являются более характерными для данного свойства, к менее характерным. (Обратим внимание, что все орграфы  $G^l$ ,  $l = \overline{1, L}$  имеют одинаковое количество вершин).

На рис. 3 показаны два орграфа  $G^1$  и  $G^2$  для двух характеристик  $P_1$  и  $P_2$ . В данном случае состояние характеризуется значениями двух признаков  $Q_1$  и  $Q_2$ .

В таблице содержатся номера значений признаков  $Q_1$  и  $Q_2$  в каждом из упорядочений по характерности для свойств  $P_1$  и  $P_2$ , определяемых отношениями  $r_1^1, r_1^2, r_2^1$  и  $r_2^2$ .

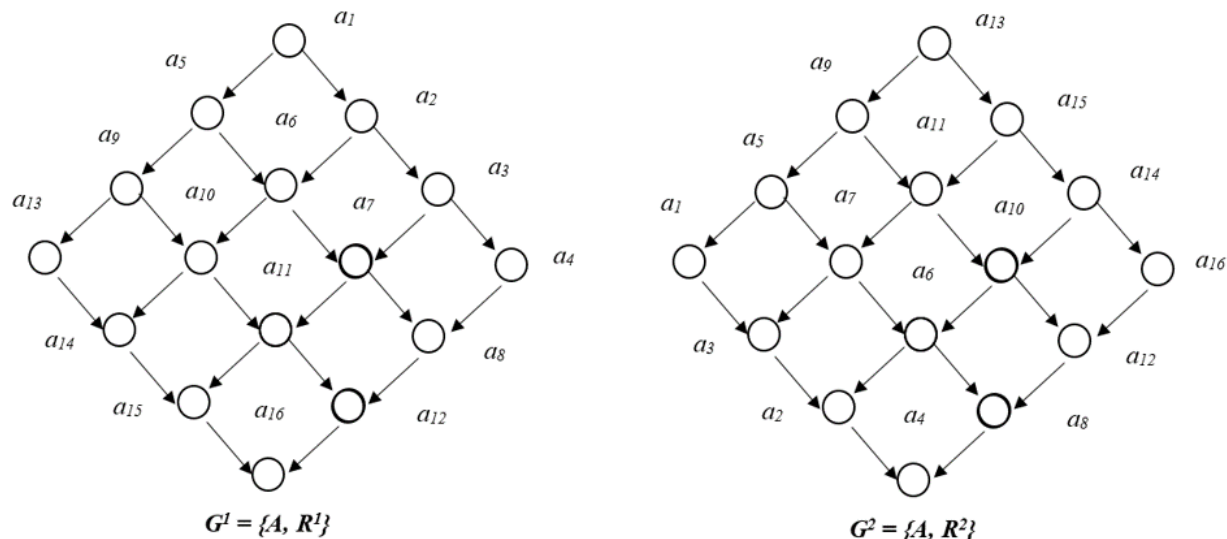


Рис. 3. Два орграфа  $G^1$  и  $G^2$  для двух характеристик  $P_1$  и  $P_2$   
Fig. 3. Two Artaud of columns of  $G^1$  and  $G^2$  for two characteristics of  $P_1$  and  $P_2$

Номера значений признаков  $Q_1$  и  $Q_2$   
Numbers of values of signs  $Q_1$  and  $Q_2$

| Значения признака $Q_1$ | Упорядоченная по характеристике для свойств |       | Значения признака $Q_2$ | Упорядоченная по характеристике для свойств |       |
|-------------------------|---------------------------------------------|-------|-------------------------|---------------------------------------------|-------|
|                         | $P_1$                                       | $P_2$ |                         | $P_1$                                       | $P_2$ |
| $q_{11}$                | 1                                           | 4     | $q_{21}$                | 1                                           | 1     |
| $q_{12}$                | 2                                           | 3     | $q_{22}$                | 2                                           | 2     |
| $q_{13}$                | 3                                           | 2     | $q_{33}$                | 3                                           | 3     |
| $q_{14}$                | 4                                           | 1     | $q_{44}$                | 4                                           | 4     |

Пусть на очередном шаге эксперту предъявляется состояние  $a_6$  и он определяет, что  $C_6^+ = \{1\}$  и соответственно  $C_6^- = \{0, 2\}$ .

Сформируем множество состояний  $A_{61}^+ = \{a_j \in A | (a_j, a_6) \in R^1\}$ , из рис. 1 видно, что  $A_6 = \{a_1, a_2, a_5\}$ .

Из условия (1) следует, что  $C_1^+ = C_2^+ = C_5^+ = \{1\}$ .

Сформируем множество  $A_{62}^- = \{a_j \in A | (a_6, a_j) \in R^2\}$ :  $A_{62}^- = \{a_2, a_4, a_8\}$ .

Из условия (2) следует, что  $C_4^- = C_8^- = \{2\}$ ; а  $C_2^- = \{0, 2\}$  и т. д.

Все, о чем говорилось ранее, относится к решению задачи покрытия множества состояний различными классами  $K_0, K_1, \dots, K_L$ . Для того чтобы построить разбиение множеств  $A$  на классы  $K_0, K_1, \dots, K_L$ , необходимо провести некоторые изменения в процедуре обработки экспертной информации [11]. Также и в общем случае, после того как эксперт классифицировал очередное предъявляемое ему состояние  $a_i \in A$ , можно предположить, что все эти состояния  $(a_j, a_i) \in R^l$  тоже имеют отношение к классу  $K_l$ . т. е.  $C_j^+ = \{l\}$ . При этом все эти состояния  $P_l$  можно отнести к классифицированным, так как они не обладают никакими другими характеристиками кроме того, что им присуще. В связи с этим операция определения невозможных классов для ряда иных состояний должна проводиться, опираясь на информацию обо всех состояниях, которые непосредственно или косвенно классифицированы на данном этапе.

Из условия (2) следует, что для каждого  $a_j \in A_{il}^+ \cup a_i$  для всех  $a_s \in A_{it}^- (t \neq l)$  надо положить  $C_s^- = C_s^- \cup t$ .

Процедуру назначения невозможных классов для всех таких состояний  $a_s$  можно сделать более эффективной, если для каждого свойства  $P_t (t \neq l)$  выделить на подмножестве  $A_{il}^+ \cup a_i$  подмножество Парето по отношению  $R^t$  (т. е. подмножество  $\pi_{it}$  состояний, недоминируемых [12, 13]



по отношению  $R^t$ ) и для каждого состояния  $a_s \in A$ , для которого  $\exists a_j \in \pi_{it}$  такое, что  $(a_j, a_s) \in R^t$ , положить  $C_s^- = C_s^- \cup t$ .

Для начала рассмотрим вопрос о том, какова степень проявления свойств у состояний, которые входят в один и тот же класс. Степени проявления свойств  $P_l$  могут быть определены с помощью значений  $\{P_l^1, P_l^2, \dots, P_l^n\}$ .

Также эти значения можно обозначить с помощью естественного языка, например: «сильная», «средняя» и «слабая» степени. Определить необходимо, какие именно степени выраженности состояний характерны для классов  $K_l$ .

В данной статье аналогичная задача классификации по порядку была рассмотрена в [12, 13]. На множестве  $\{P_l^1, P_l^2, \dots, P_l^n\}$  было определено отношение линейного порядка  $R^*$ , которое соответствовало тому, что  $(P_l^i, P_l^j) \in R^*$ , в случае если  $i < j$ . Благодаря использованию отношения  $r_m^l$  ( $m = \overline{1, M}$ ), которое характеризует значение каждого признака  $P_l$  для свойства и бинарного отношения  $R^l$  доминирования по характеристике данного свойства, можно уменьшить количество вопросов к эксперту в данной задаче. Каким образом, в случае если эксперт определяет для состояния  $a_i \in K_l$  степень  $P_l^t$  и делает вывод о том, что состояние  $\forall a_j \in K_l$  характеризуется степенью проявления свойств  $(a_i, a_j) \in R^l$ , становится известно, что степень проявления свойства  $P_l$  не может быть больше, чем  $P_l^t$ .

Если рассматривать все рассмотренные случаи, следует помнить о том, что множество состояний  $A$  может быть определено с помощью формального способа как декартово произведение шкал признаков. Находящиеся в нем состояния могут быть описаны различными значениями признака, которые противоречат друг другу. Предложенная процедура предполагает использование возможности ответа «состояние противоречиво» с указанием номеров значений признаков, которые не могут быть совмещены в реальной ситуации. В результате этого стало возможным исключить из множества все состояния, в описании которых присутствует указанная экспертом неоднозначная комбинация признаков [13].

### Выявление ошибок в ответах эксперта и процедуры их устранения

Экспертный опрос, проводимый в целях выявления причин ошибочных ответов, должен учитывать возможность возникновения таких ситуаций. Это может быть вызвано усталостью эксперта или его недостаточной последовательностью при оценке сложных состояний, а также несоответствием модели (отношений  $r_m^l$ ,  $(m = \overline{1, M}; l = \overline{1, L})$ ) к реальной ситуации, которая имеет место быть.

*Определение.* Мы можем назвать ошибкой в построенной классификации состояний допущение нарушения условия (1) (т. е. такую ситуацию, когда состояние с более значимыми для данного качества характеристиками не относится к данному классу, в то время как к данному классу отнесено состояние, описываемое менее значимыми для этого класса характеристиками).

В [14] рассматривается ситуация, когда анализ и устранение ошибок при решении задачи о порядке проведения операций над множеством производится после классификации всех состояний исходного множества. С помощью диалогового решения задачи экспертной классификации появилась возможность проводить оперативную проверку создаваемой классификации на наличие в ней ошибок, которые могут быть обнаружены экспертом.

Для того чтобы построить покрытие множеств  $A$ , на следующем этапе экспертного опроса уже проведена классификация некоторых состояний, которые объединены в множество  $A^0$ , и эксперту предоставляется для идентификации новое состояние  $a_i$ . Если в результате проведения процедуры, описанной в предыдущем разделе, удалось определить множество классов  $A^0$  принадлежности  $C_i^+$  и  $C_i^-$  – множество номеров невозможных классов для состояний, то можно предположить, что это произошло благодаря косвенному определению множества номеров классов принадлежности и множеству номеров невозможных типов состояний  $a_i$ . В момент непосредственного определения состояния эксперт явно указывает на наличие множеств классов принадлежности  $\tilde{C}_i^+$  и их номера, а также косвенные номера невозможных классов  $\tilde{C}_i^-$ .

*Утверждение.* Если задача покрытия имеет целью обеспечить отсутствие ошибок в классификации состояний  $A^0 = A^0 \cup a_i$ , то необходимо выполнить следующие условия:

$$C_i^+ \subset \tilde{C}_i^+, C_i^- \subset \tilde{C}_i^-. \quad (4)$$



*Доказательство.* Пусть при выполнении соотношений (4) в построенной классификации имеются ошибки. Тогда в силу определения ошибок  $\exists a_j, a_i$  и  $K_l$  такие, что либо

$$(a_i, a_j) \in R^l, a_j \in K_l \text{ и } a_i \notin K_l,$$

либо

$$(a_j, a_i) \in R^l, a_j \notin K_l \text{ и } a_i \in K_l.$$

Так как  $a_j \in K_l$ , а  $(a_i, a_j) \in R^l$ , то  $l \in C_i^+$ . Но по условию  $a_i \notin K_l$ , т. е.  $l \notin \tilde{C}_i^+$ , следовательно,  $C_i^+ \subset \tilde{C}_i^+$ . Аналогично во втором случае имеет место соотношение  $C_i^- \subset \tilde{C}_i^-$ , а это противоречит сделанным предположениям. Тем самым доказана достаточность утверждения. Заметим, что для задачи разбиения в силу того, что  $|C_i^+| = |\tilde{C}_i^+| = 1$ , необходимо и достаточно выполнение соотношения  $C_i^- \subset \tilde{C}_i^-$ .

Ошибки в построенной классификации состояний могут быть следствием как ошибок эксперта, который определяет классы принадлежности для каждого состояния,  $a_i$ , так и ошибок, которые возникают при классификации некоторых состояний  $A^0$ , которые имеют с состоянием нарушение условия (1). Опишем через некоторое количество способов множество подобных состояний  $A_{err}$ . Для исправления ошибок необходимо повторно представить эксперту состояние  $a_i$  и  $a_j \in A_{err}$ , для того чтобы он смог более подробно рассмотреть их. Ошибочность модели, которую разработал эксперт, и необходимость ее пересмотра может быть подтверждена отказом эксперта изменять данные им ранее ответы. В случае, когда происходит повторное рассмотрение состояний  $a_i$  и  $a_j \in A_{err}$  и эксперт дает новый ответ по поводу состояния, процесс обработки этого ответа будет осуществляться заново. В соответствии с процедурой, описанной в предыдущем разделе, это происходит в порядке, аналогичном тому, как это описано в предыдущих разделах. В случае, если эксперт признает свою ошибку при классификации состояний  $A_{err}$ , он должен будет внести изменения в их классификацию [15].

Обозначим следующим образом алгоритм внесения исправлений в ошибочную классификацию:

–  $S_i^+$  – классификация состояний из-за неправильного определения классов принадлежности приводит к множеству номеров, которые не соответствуют друг другу.  $A^0: S_i^+ = C_i^+ \setminus (C_i^+ \cap \tilde{C}_i^+)$ ;  
–  $S_i^-$  – среди множества номеров классов, которые были ошибочно исключены из числа возможных для определенного состояния в результате классификации состояний из множества других факторов, есть некоторое количество классов, которые не подходят для данного состояния.  $A^0: S_i^- = C_i^- \setminus (C_i^- \cap \tilde{C}_i^-)$ .

Для задачи покрытия алгоритм будет иметь следующий вид:

**Шаг 1.** Для каждого  $l \in S_i^+$  сформируем подмножество  $A_{err}^l \subset A_{err}$  такое, что  $A_{err}^l = \{a_j \in A_{err} \mid (a_i, a_j) \in R^l, a_j \in K_l\}$  и  $\forall a_j \in A_{err}^l$ , полагаем  $C_j^+ = C_j^+ \setminus l$ .

**Шаг 2.** Для каждого  $l \in S_i^-$  сформируем подмножество  $A_{err}^l \subset A_{err}$  такое, что  $A_{err}^l = \{a_j \in A_{err} \mid (a_j, a_i) \in R^l, a_j \notin K_l\}$  и  $\forall a_j \in A_{err}^l$ , полагаем  $C_j^+ = C_j^+ \setminus l$ .

В алгоритме используется диалоговый режим, в котором все изменения, внесенные в классификацию, должны быть согласованы с экспертом.

Исправление ошибок, допущенных в классификации состояний  $A^0$ , невозможно осуществить в единственном экземпляре для каждого класса, так как не существует способа проведения необходимых изменений в каждой категории ранее определенных состояний. Данный случай предполагает, что каждому из состояний должен быть назначен только один класс принадлежности. В этом случае возможно (в процессе исправления ошибки) добавление дополнительного класса принадлежности к некоторым из этих состояний, что приводит к необходимости исключить ранее назначенные им классы принадлежности  $A^0$ . Следовательно, это может привести к исключению классов принадлежности у некоторых других состояний, в результате чего они снова станут неклассифицированными.

Алгоритм коррекции в задаче разбиения имеет следующий вид:

**Шаг 1.** Пусть  $a_i \in K_l$ :

**Шаг 2.** Сформируем множество  $A_{err} = \{a_j \in A^0 \mid (a_j, a_i) \in R^l, a_j \notin K_l\}$ .

**Шаг 3.**  $\forall a_j \in A_{err} \forall t \neq l$  ( $t = \overline{1, L}$ ) сформируем множества:

$$A_{err}^{jt} = \{a_q \in A^0 \mid (a_j, a_q) \in R^l \text{ и } a_q \notin K_l\}.$$

**Шаг 4.**  $\forall a_q \in A_{err}^{jt}$  положим  $C_q^+ \neq \emptyset$  и  $A^0 = A^0 \setminus a_q$ .

### Выводы

Для проведения опроса специалиста, исследующего ЭЭГ, изначально было сформировано все многообразие возможных состояний, которые описываются значениями признаков. В общей сложности, количество подобных состояний равно 216. Когда происходил диалог, специалист получал на естественном языке изложение своего состояния, являющееся своеобразным фрагментом истории болезни пациента. На экране дисплея было представлено «меню» возможных ответов, включающее в себя: 1 – синхронизация, 2 – десинхронизация, 3 – состояние покоя, 4 – ни одно из заболеваний, перечисленных ранее, 100 – ситуация неоднозначна. После получения заключения эксперта ему было предложено оценить степень вероятности наличия заболевания или его симптомов в данном состоянии, используя термины «сильная», «средняя» и «слабая» степени вероятности. Для врача это означало, что перед ним стояла стандартная задача по постановке диагноза. В результате использования рациональной процедуры опроса, в ходе которой было представлено наиболее информативное состояние, удалось за короткий период времени провести классификацию возможных состояний и получить ответы на все вопросы. Всего было задано около 40 вопросов. С помощью системы результаты классификации были сведены в единую базу знаний, которая включала в себя номера состояний, классы принадлежности (диагнозы) и номера степени вероятности для каждого из них. Такое представление знаний имеет место быть потому, что каждое состояние может быть описано набором признаков, которые имеют однозначное соответствие его номеру. Таким образом, благодаря использованию такой организации данных в базе знаний системы можно вычислить номер из базы знаний по совокупности симптомов пациента и определить его диагноз.

Для того чтобы получить от экспертов исчерпывающую и непротиворечивую совокупность правил, которые будут основаны на простых и понятных действиях, необходимо применить предложенный подход к решению задачи экспертной классификации. В диагностической системе полученные знания легко объединяются в базу знаний, которая экономит ресурсы памяти и быстро находит решение проблемы. Несомненно то, что приобретенные классификации могут быть представлены в традиционной для экспертных систем форме продуктов. Как показал опыт использования диагностической системы, предлагаемый нами способ организации данных имеет более высокую эффективность в сравнении с традиционным.

### Список литературы

1. Баркалов С.А., Бурков В.Н., Порядина В.Л. Механизмы активной экспертизы в задачах комплексного оценивания // Вестник Воронежского государственного технического университета. 2009. Т. 5, № 6. С. 64–66.
2. Белоусов В.Е., Абросимов И.П., Губина О.В. Алгоритм идентификации состояний многоуровневой технической системы с использованием расплывчатых категорий модели представления знаний // Вестник ВГУ. Серия: Системный анализ и информационные технологии. 2017. № 3. С. 124–129.
3. Aarish Asif Khan. Harmful Brain Activity Classification / K-NN Model // Kaggle: сайт. 2024. URL: <https://www.kaggle.com/code/aarishasifkhan/harmful-brain-activity-classification-k-nn-model> (дата обращения: 22.03.2024).
4. Горелик А.Л., Скрипкин В.А. Методы распознавания. М.: Высшая школа, 2004. 341 с.
5. Бранцевич П.Ю. Примеры цифровой обработки электроэнцефалограмм // Медэлектроника – 2022. Средства медицинской электроники и новые медицинские технологии: сб. науч. ст. XIII Междунар. науч.-техн. конф. (Республика Беларусь, Минск, 8–9 декабря 2022 года). Минск: БГУИР, 2022. С. 314–318.
6. Вапник В.Н. Восстановление зависимости по эмпирическим данным. М.: Наука, 1979. 295 с.
7. Osherson D.N., Weinstein S., Stoli M. Modular learning // Computational Neuroscience / E.L. Schwartz (Ed.). Cambridge, MA: MIT Press, 1990. P. 369–377.
8. Галинская А.А. Модульные нейронные сети: обзор современного состояния разработок // Математические машины и системы. 2003. № 3-4. С. 87–102.
9. Алгоритмы: построение и анализ: пер. с англ. / Т. Кормен, Ч. Лейзерсон, Р. Ривест, К. Штайн. 2-е изд. М.: Вильямс, 2005. 1296 с.

10. Моделирование системы оценки компетенций в управлении профессорско-преподавательским составом вуза / С.А. Баркалов, В.Е. Белоусов, Н.Ю. Калинина и др. // XXI Международная конференция по мягким вычислениям и измерениям (SCM'2018): сб. докл.: в 2 т. СПб.: СПбГЭТУ «ЛЭТИ». Т. 2. С. 355–358.

11. Белоусов В.Е., Нижегородов К.И., Соха И.С. Алгоритмы получения упорядоченных правил предпочтения в задачах принятия решений при планировании производственных программ // Управление строительством. 2019. № 1 (14). С. 105–110.

12. Jordan M.I. Attractor dynamics and parallelism in a connectionist sequential machine // The Eighth Annual Conference of the Cognitive Science Society. Amherst, MA, 1986. P. 531–546.

13. Афанасьев В.Н., Юзбашев М.М. Анализ временных рядов и прогнозирование: учеб. М.: Финансы и статистика, 2001. С. 203–211.

14. Губко М.В., Караваев А.П. Согласование интересов в матричных структурах управления // Автоматика и телемеханика. 2001. № 10. С. 132–146.

15. Hart O., Holmstrom B. The Theory of Contracts // Advances in Economic Theory – 5th World Congress / T.F. Bewley (Ed.). Cambridge: Cambridge University Press, 1987. P. 71–155.

### References

1. Barkalov S.A., Burkov V.N., Porjadina V.L. Mechanisms of active examination in problems complex estimation. *Bulletin of Voronezh state technical university*. 2009;5(6):64–66. (In Russ.)

2. Belousov V.E., Abrosimov I.P., Gubina O.V. [An algorithm of identification of conditions of a multilevel technical system with use of indistinct categories of model of representation of knowledge]. *Proceedings of Voronezh state university. Series: Systems analysis and information technologies*. 2017;(3):124–129. (In Russ.)

3. Aarish Asif Khan. Harmful Brain Activity Classification / K-NN Model. *Kaggle: website*. 2024. Available at: <https://www.kaggle.com/code/aarishasifkhan/harmful-brain-activity-classification-k-nn-model> (accessed 22.03.2024).

4. Gorelik A.L., Skripkin V.A. *Metody raspoznavaniya* [Recognition methods]. Moscow: Vysshaya shkola; 2004. 341 p. (In Russ.)

5. Brantsevich P.Yu. [Examples of digital processing of electroencephalograms]. In: *Medelektronika – 2022. Sredstva meditsinskoj elektroniki i novye meditsinskie tekhnologii: sb. nauch. st. XIII Mezhdunar. nauch.-tekhn. konf. (Respublika Belarus', Minsk, 8–9 dekabrya 2022 goda)* [The Medical electronic engineer – 2022. Means of medical electronics and new medical technologies: collection of scientific works of the XIII International scientific and technical conference (Republic of Belarus, Minsk, on December 8–9, 2022)]. Minsk: Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics (BSUIR); 2022. P. 314–318. (In Russ.)

6. Vapnik V.N. *Vosstanovlenie zavisimosti po empiricheskim dannym* [Recovery of dependence according to empirical data]. Moscow: Nauka; 1979. 295 p. (In Russ.)

7. Osherson D.N., Weinstein S., Stoli M. Modular learning. In: *Schwartz E.L. (Ed.). Computational Neuroscience*. Cambridge, MA: MIT Press; 1990. P. 369–377.

8. Galinskaya A.A. [Modular neural networks: review of the current state of developments]. *Mathematical machines and systems*. 2003;(3-4):87–102. (In Russ.)

9. Cormen T., Leiserson Ch., Rivest R., Stein C. *Introduction to Algorithms*. Transl. from Engl. 2nd ed. Moscow: Williams; 2005. 1296 p. (In Russ.)

10. Barkalov S.A., Belousov V.E., Kalinina N.Yu., Nasonova T.V., Fomina M.A., Leksashov A.V. Modeling the competence evaluation system in the management of the faculty of the university. In: *XXI International conference on soft calculations and measurements (SCM'2018)*. In 2 volumes. St. Petersburg: Saint Petersburg Electrotechnical University “LETI”; 2018. Vol. 2. P. 355–358. (In Russ.)

11. Belousov V.E., Nizhegorodov K.I., Soha I.S. Algorithms of obtaining the ordered rules of preference in problems of decision-making when planning production programs. *Upravleniye stroitel'stvom*. 2019;1(14):105–110. (In Russ.)

12. Jordan M.I. Attractor dynamics and parallelism in a connectionist sequential machine. In: *The Eighth Annual Conference of the Cognitive Science Society*. Amherst, MA; 1986. P. 531–546.

13. Afanas'ev V.N., Yuzbashev M.M. *Analiz vremennykh ryadov i prognozirovaniye: uchebnyk* [Analysis of time series and forecasting. Textbook]. Moscow: Finansy i statistika; 2001. P. 203–211. (In Russ.)

14. Gubko M.V., Karavaev A.P. Interest reconciliation in matrix control structures. *Automation and Remote Control*. 2001;62(10):1658–1672. DOI: 10.1023/A:1012414500272

15. Hart O., Holmstrom B. The Theory of Contracts. In: *Bewley T.F. (Ed.). Advances in Economic Theory – 5th World Congress*. Cambridge: Cambridge University Press; 1987. P. 71–155.

#### ***Информация об авторах***

**Баркалов Сергей Алексеевич**, д-р техн. наук, проф., заведующий кафедрой управления, декан факультета экономики, менеджмента и информационных технологий, Воронежский государственный технический университет, Воронеж, Россия; bsa610@yandex.ru.

**Белоусов Вадим Евгеньевич**, канд. техн. наук, доц., заведующий базовой кафедрой кибернетики в системах организационного управления, Воронежский государственный технический университет, Воронеж, Россия; vbelousov@cchgeu.ru.

**Просолупов Олег Александрович**, аспирант кафедры управления, Воронежский государственный технический университет, Воронеж, Россия; vighasu@rambler.ru.

#### ***Information about the authors***

**Sergey A. Barkalov**, Dr. Sci. (Eng.), Prof., Head of the Department of Management, Dean of the Faculty of Economics, Management and Information Technologies, Voronezh State Technical University, Voronezh, Russia; bsa610@yandex.ru.

**Vadim E. Belousov**, Cand. Sci. (Eng.), Ass. Prof., Head of the Basic Department of Cybernetics in the Systems of Organizational Management, Voronezh State Technical University, Voronezh, Russia; vbelousov@cchgeu.ru.

**Oleg A. Prosolupov**, Postgraduate student of the Department of Management, Voronezh State Technical University, Voronezh, Russia; vighasu@rambler.ru.

***Вклад авторов:*** все авторы сделали эквивалентный вклад в подготовку публикации.

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

***Contribution of the authors:*** the authors contributed equally to this article.

The authors declare no conflicts of interests.

***Статья поступила в редакцию 24.06.2024***

***The article was submitted 24.06.2024***