

2. *Быков А.В., Корневская С.Н., Комлев И.А. и др.* Прогнозирование развития критического состояния кровообращения сердца на основе нечетких моделей // *Известия Юго-Западного государственного университета. Серия: Управление, вычислительная техника, информатика. Медицинское приборостроение.* 2018. Т. 8. № 1 (26). С. 74-87.
3. *Филист С.А., Шаталова О.В., Ефремов М.А.* Гибридная нейронная сеть с макрослоями для медицинских приложений // *Нейрокомпьютеры. Разработка и применение.* 2014. № 6. С. 35-39.
4. *Томакова Р.А., Филист С.А., Яа Зар До* Универсальные сетевые модели для задач классификации биомедицинских данных // *Известия Юго-Западного государственного университета.* 2012. № 4 (43). С. 44-50.
5. *Филист С.А., Емельянов С.Г., Рыбочкин А.Ф.* Нейросетевой решающий модуль для исследования живых систем // *Известия Курского государственного технического университета.* 2008. № 2 (23). С. 77-82.
6. *Моросанова Н.А., Соловьев С.Ю.* Формальные свойства схемы Шортлифа / *Управление большими системами. Сборник трудов.* 2012. Вып. 36. С. 5-38.
7. *Пашкевич В.М.* Автоматизация построения сложных эмпирических зависимостей при исследованиях технологических объектов // *Вестник ГГТУ им. П.О. Сухого.* 2019. № 1. С. 10-17.
8. *Смирнова М.Д., Фофанова Т.В., Агеев Ф.Т. и др.* Прогностические факторы развития сердечно-сосудистых осложнений во время аномальной жары 2010 г. (когортное наблюдательное исследование) // *Кардиологический вестник.* 2016. № 11 (1). С. 43-51.
9. *Зо Зо Тун, Филист С.А., Шаталова О.В.* Способы и алгоритмы морфологического анализа в задачах распознавания QRS-комплексов // *Научные ведомости БелГУ. Серия: Экономика. Информатика.* 2011. № 7 (102). Вып. 18/1. С. 50-60.

*Елена Валерьевна Петрунина,*  
канд. техн. наук, доцент,  
декан факультета прикладной  
математики и информатики,  
ФГБОУ ИВО «Московский государственный  
гуманитарно-экономический университет»,  
г. Москва,  
*Ольга Владимировна Шаталова,*  
канд. техн. наук, доцент,  
*Зейнаб Усама Протасова,*  
аспирант,  
кафедра биомедицинской инженерии,  
*Анатолий Федорович Рыбочкин,*  
д-р техн. наук, профессор,  
кафедра космического приборостроения,  
*Вадим Владимирович Серебровский,*  
д-р техн. наук, профессор,  
кафедра программной инженерии,  
ФГБОУ ВО «Юго-Западный  
государственный университет»,  
г. Курск,  
e-mail: shatolg@mail.ru

*С.В. Ульянов, А.А. Мамаева, А.В. Шевченко*

## **Интеллектуальная система оценки эмоций оператора – инструментарий обработки ЭЭГ**

### **Аннотация**

Описывается применение оптимизатора баз знаний на мягких вычислениях, который структурно реализован на трех генетических алгоритмах. С точки зрения теории искусственного интеллекта и нечетких систем, оптимизатор баз знаний выполняет роль универсального аппроксиматора обучающего сигнала с требуемой точностью, а с точки зрения теории интеллектуальных систем управления – осуществляет глубокое машинное обучение.

### **Введение**

Включение человека-оператора в интеллектуальные системы управления (далее – ИСУ) для принятия решения в сложных ситуациях создает информационный ресурс, который позволяет повысить эффективность разработки и применения ИСУ, но из-за наличия непредсказуемого человеческого фактора часто связан с повышением количества ситуаций информационного риска [1]. Экспериментальные исследования коры головного мозга и поведенческих реакций человека-оператора подтвердили гипотезу о взаимосвязи электрического возбуждения отдельных участков коры головного мозга (нейронов или группы нейронов) с определением и прогнозом поведения человека-оператора. Именно поэтому необходимо иметь количественные и качественные показатели, которые не зависели бы от индивидуальных характеристик человека-оператора и при этом гарантировалась объективность полученных показателей [2].

Одной из основных проблем применения когнитивных технологий управления в системе «мозг – компьютер» является проблема, связанная с психофизиологическими особенностями состояния человека-оператора.

В ряде исследований [3], [4] показана возможность построения упрощенных математических моделей эмоций. Но, помимо физических ограничений, на корректность описания и достоверность извлеченных знаний из математической моде-

ли существенное влияние оказывают также и информационные границы на применимость разработанной модели.

Утомление, возбужденность, отвлекающие шумы и прочие факторы влияют на физическое состояние, что, естественно, сказывается на качестве распознавания команд и качестве управления конечным устройством. Но такие технологии не обладают механизмом адаптации к особенностям оператора. В свою очередь, зарекомендовавшие себя в широком классе областей мягкие вычисления (генетические алгоритмы, нечеткая логика и нечеткие нейронные сети) и технология интеллектуальных вычислений в виде интеллектуального инструментария позволяют спроектировать интеллектуальную когнитивную систему управления, обладающую требуемыми качествами.

Целью рассматриваемой работы является описание интеллектуального инструментария обработки сигнала электроэнцефалограммы (далее – ЭЭГ) для классификации ментальных состояний человека-оператора в когнитивных интеллектуальных системах управления. Выявление объективных показателей психофизиологического состояния исследуемого лица достигается применением технологий интеллектуальных вычислений типа мягкие вычисления.

Данная работа является продолжением и развитием разработки медицинских экспертных систем 2-го поколения с глубоким представлением знаний [5]-[7], построенных на извлечении знаний из экспериментальных данных на основе технологий интеллектуальных вычислений.

## Методы достижения

В задачах управления достижение цели управления в условиях информационного риска и непредвиденных (или нештатных) ситуаций управления достигается за счет поддержки свойства робастности функционирования сложного слабоструктурированного объекта управления (далее – ОУ) с применением ИСУ и интеллектуальных вычислений [8]. С алгоритмической точки зрения, эффективное решение актуальной проблемы обеспечения устойчивого функционирования ОУ в условиях неопределенности и сохранения робастности ИСУ означает, что в используемом алгоритме достижения цели управления выполняются следующие необходимые и достаточные (в общем случае – антагонистические) условия [9], [10]:

- минимум исходной информации о внешней среде (или о возмущении, действующем на ОУ);
- минимальный расход обобщенного полезного ресурса в ОУ и ИСУ.

Практическим применением ИСУ на основе интеллектуального инструментария – оптимизатора баз знаний на мягких вычислениях (далее – ОБЗ) – является возможность гарантированного достижения цели управления с максимальным качеством управления на верхнем уровне и минимальным расходом полезного ресурса системы «объект управления + регулятор» на нижнем (исполнительском) уровне иерархической ИСУ как в заданных, так и в непредвиденных (нштатных) ситуациях управления. Проблемы физических ограничений и информационных границ решаются возможностью формирования баз знаний (далее – БЗ) с требуемым уровнем робастности в процессе проектирования ИСУ путем извлечения знаний и ценной информации из динамического поведения модели самого физического ОУ. Под термином «база знаний» понимается стандартное для теории нечетких систем управления определение БЗ [11] в виде конечного множества продукционных логических правил (*look-up table*) определенной модели нечеткого вывода с конкретными типами и параметрами функций принадлежности, формирующих законы управления ОУ. Параметры и тип функции принадлежности хранятся в базе данных (далее – БД) нечеткого регулятора.

Важную роль при формировании уровня интеллектуальности системы автоматического управления играет выбор используемого инструментария технологии интеллектуальных вычислений для проектирования соответствующей базы знаний при заданной цели управления.

### Шаг 1. Фильтрация сигнала ЭЭГ

В случае с оценкой эмоционального состояния первый шаг к построению ИСУ – обработка, очищение и фильтрация сигнала ЭЭГ.

В рамках решения задачи необходимо получить наиболее информативные фрагменты сигнала. Для анализа выделяются

частотные ритмы ЭЭГ. Понятие «частотный ритм» определяет тип электрической активности, соответствующий некоторому состоянию мозга, для которого определены границы диапазона частот. Это подразумевает разложение сигнала ЭЭГ на частотные составляющие, что достигается посредством быстрых преобразований Фурье (БПФ), которое возвращает для каждого частотного буфера комплексное число, содержащее амплитуду и фазу:

$$X_k = \sum_{n=0}^{N-1} X_n \cdot e^{-i2\pi kn/N},$$

где  $N$  – количество временных выборок;  $k = 0, N - 1$  – текущая частота;  $n = 0 \dots N - 1$  – текущая выборка;  $x_n$  – входные отсчеты во временной области;  $x_k$  – выходные отсчеты в частотной области.

### Шаг 2. Определение сильного эмоционального всплеска

Сильное эмоциональное переживание как форма когнитивной деятельности способно привести к торможению других психических процессов, реализации поведенческих соответствующих реакций, нарушению сознательного контроля над действиями, в результате чего могут совершаться неконтролируемые поступки [12]. Такие состояния возникают помимо воли, невозможен сознательный контроль над своими действиями. Возникновение подобных ситуаций может привести к критической ошибке в контуре управления. Таким образом, второй шаг – выявление сильного уровня эмоционального возбуждения.

Однако в случае применения простых математических операций (таких как накопление интегральной ошибки) можно выявить только наличие эмоционального всплеска в контуре управления, но трудно обеспечить робастность ИСУ.

### Шаг 3. Распознавание знака эмоции

Поскольку эмоции характеризуются отчетливо выраженной интенсивностью, ограниченной продолжительностью, осознанностью причин их появления, связью с конкретным объектом, обстоятельством, полярностью, необходима аппроксимация коэффициента отклонения от нейтрального состояния оператора необходимо применение оптимизатора баз знаний на мягких вычислениях. Для создания базы знаний на мягких вычислениях используется ПО «SCOptimizer». Оптимизатор баз знаний на основе мягких вычислений (Оптимизатор баз знаний, ОБЗ, *Soft Computing Optimizer, SCOptimizer™* [13], [14]) является программным средством для создания автоматических нечетких моделей объекта управления и моделей нечеткого логического вывода. Структурная схема обработки сигнала ЭЭГ представлена на рис. 1.

ОБЗ использует наборы значений вектора вход-выход для



Рис. 1. Структурная схема обработки сигнала ЭЭГ с применением машинного обучения и ОБЗ на мягких вычислениях

создания и оптимизации нечеткой модели. Для выполнения различных алгоритмов оптимизации необходим обучающий сигнал, который в данном случае является результатом работы сверточной нейронной сети (далее – СНС), – коэффициенты отклонения от нейтрального состояния. Реализация классификатора на основе СНС оправдана свойствами данного вида классификаторов, которые позволяют в автоматическом режиме выделять признаки в исходном наборе данных.

### Алгоритм обработки сигнала ЭЭГ на основе ОБЗ

Основу ОБЗ составляет метод извлечения, обработки и формирования знаний с использованием обучающего сигнала, полученного в результате работы СНС. Обучающий сигнал подается на вход ОБЗ, который аппроксимирует его при помощи заданной пользователем модели нечеткого вывода, используя разработанный инструментарий.

ОБЗ состоит из взаимосвязанных генетических алгоритмов (ГА 1, ГА 2, ГА 3), оптимизирующих отдельные компоненты БЗ. На рис. 2 представлены структура и шаги оптимизации.

Специфицируем шаги алгоритма оптимизации.

**Шаг 1.** Выбор модели нечеткого вывода. Пользователь определяет тип модели нечеткого вывода (Сугено, Мамдани, и т. д.) и число входных и выходных переменных.

**Шаг 2.** Создание лингвистических переменных. При помощи ГА 1 определяется оптимальное число функций принадлежности для каждой входной лингвистической переменной, а также выбирается оптимальная форма представления ее функций принадлежности (треугольная, гауссовская и т. д.).

**Шаг 3.** Создание базы правил. На данном этапе используется специальный алгоритм отбора наиболее «робастных правил».

**Шаг 4.** Оптимизация базы правил. При помощи ГА 2 оптимизируются правые части правил БЗ, определенной на шаге 3. На данном этапе находится решение, близкое к глобальному оптимуму (минимум ошибки аппроксимации ОС). При помощи следующего шага это решение может быть локально улучшено.

**Шаг 5.** Настройка базы правил. При помощи ГА 3 оптимизируются левые и правые части правил БЗ, т. е. подбираются оптимальные параметры функций принадлежности входных/выходных переменных (с точки зрения заданной функции пригодности ГА). В данном процессе оптимизации используются различные функции пригодности, выбранные пользователем (шаги 5-1, 5-2 на рис. 2). На данном этапе имеется также возможность настройки БЗ при помощи традиционного метода обратного распространения ошибки (см. шаг 5-3 на рис. 2).

Результатом аппроксимации ОС является построенная БЗ НР (база знаний нечеткого регулятора), включающая в себя множество правил и оптимально сформированные параметры функции принадлежности входных и выходных переменных НР.

### Верификация (тестирование) построенной БЗ

Построенные БЗ ИСУ тестируются с точки зрения робастности и качества управления. Для дальнейшего использования выбирается функционально наилучшая БЗ, которая апробируется в режиме функционирования в реальном времени [11].

### Вывод

В статье приведено описание интеллектуального инструментария обработки сигнала ЭЭГ для классификации менталь-

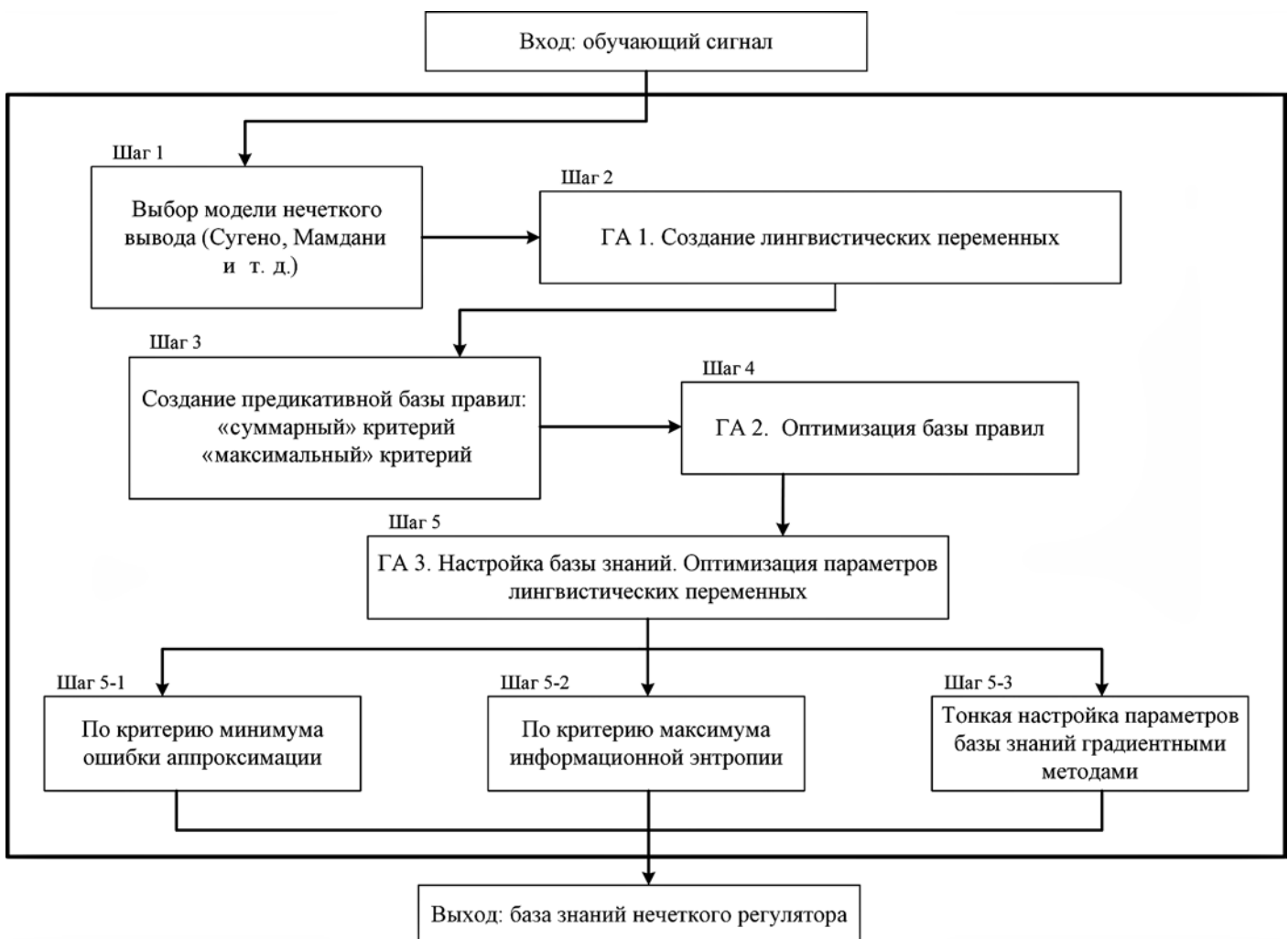


Рис. 2. Структура ОБЗ: входные данные, шаги оптимизации БЗ и выходные данные

ных состояний человека-оператора в когнитивных интеллектуальных системах управления. В силу специфичной природы эмоций и невозможности построения математической модели для обеспечения робастности ИСУ был выбран интеллектуальный инструментарий, основанный на применении СНС совместно с ОБЗ на мягких вычислениях.

#### Список литературы:

1. Петров Б.Н., Уланов Г.М., Ульянов С.В., Хазен Э.М. Информационно-семантические проблемы в процессах управления и организации. – М.: Наука, 1977. С. 452.
2. Noor A. Potential of cognitive computing and cognitive systems // Open Eng. 2015. № 5. PP. 75-88.
3. Chie Hieida, Takato Horii, Takayuki Nagai Deep emotion: A computational model of emotion using deep neural networks [electronic resource] / CoRR 2018. <http://arxiv.org/abs/1808.08447>.
4. Bazgir O., Mohammadi Z., Habibi S. Emotion recognition with machine learning using EEG signals [Electronic resource] / CoRR 2019. <http://arxiv.org/abs/1903.0727>.
5. Amirova E.K., Ulyanov S.V. Expert system for selecting lower-extremity (thigh) prostheses and diagnosis of the quality of artificial replacement. Part 1 // J. of Biomedical Engineering. 1991. № 3. PP. 26-31. Part 2. 1991. № 6. PP. 5-12.
6. Лунина И.В., Слепченко А.Н., Ульянов С.В. Гибридная экспертная система с глубинным представлением знаний для проектирования и диагностики биотехнических изделий // Изв. АН СССР. Техническая кибернетика. 1991. № 5. С. 152-175.
7. Rakhmanova Z.B., Ulyanov S.V. Expert medical diagnostic system // J. of Biomedical Engineering. 1988. Vol. 22. № 6.
8. Ульянов С.В., Литвинцева Л.В. и др. Интеллектуальное робастное управление: технологии мягких вычислений. – М.: ВНИИгеосистем, 2011. С. 406.
9. Kaynak O., Zadeh L.A., Turksen B., Rudas I.J. Computational intelligence: Soft computing and fuzzy-neuro integration with applications. – Berlin: Springer-Verlag (NATO ASI Series, Series F), 1998. Vol. 162.
10. Ulyanov S.V., Litvintseva L.V. Quantum information and quantum computational intelligence: Quantum optimal control and quantum filtering – Stability, robustness, and self-organization models in nanotechnologies // Journal of Computer and Systems Sciences International. 2009. Vol. 48. № 6. P. 96.
11. Ульянов С.В., Литвинцева Л.В., Добрынин В.Н., Мишин А.А. Интеллектуальное робастное управление: технология мягких вычислений / Учебное пособие для студентов вузов. Международный университет природы, общества и человека «Дубна» (Институт системного анализа и управления); PronetLabs; под общ. ред. С.В. Ульянова. – М.: ВНИИгеосистем, 2011.
12. Fretska E., Bauer H., Leodolter M., Leodolter U. Loss of control and negative emotions: A cortical slow potential topography study // International Journal of Psychophysiology. 1999. № 33. PP. 127-141.
13. Ulyanov S.V. System for soft computing simulation / US Patent № 2006,0218 A1. Sept. 2006.
14. Ulyanov S.V. Soft computing optimizer of intelligent control system structures / US Patent № 7,219,087B2. May 15, 2007.

Сергей Викторович Ульянов,  
д-р физ.-мат. наук, профессор,  
Алла Александровна Мамаева,  
аспирант,

Андрей Владимирович Шевченко,  
аспирант,

кафедра системного анализа и управления,

ГБОУ ВО МО «Университет «Дубна»,

Институт системного анализа и управления,

г. Дубна, Московская обл.,

e-mail: allamamaeva.d@gmail.com

---

Л.В. Осипов, Н.С. Кульберг, Д.В. Леонов, С.П. Морозов

## Трехмерное ультразвуковое исследование: особенности визуализации объемных данных

### Аннотация

Статья продолжает опубликованный ранее обзор «Трехмерное ультразвуковое исследование: технологии, тенденции развития», являющийся первой работой из цикла, посвященного ультразвуковым технологиям 3D/4D. В первой работе объяснены основные принципы получения трехмерных изображений в ультразвуковой медицинской визуализации и рассмотрены физические основы, достоинства и недостатки применяемых датчиков и основных методов объемного сканирования. Цель данной статьи состоит в том, чтобы дать сведения об основных особенностях визуального представления данных трехмерного сканирования, доступных в современных ультразвуковых диагностических приборах.

### Введение

В результате объемного сканирования любым из описанных в статье [1] способов в памяти ультразвукового прибора формируется трехмерный массив данных, являющийся образом исследуемого объема тканей. Но чтобы эти данные были правильно поняты врачом ультразвуковой диагностики, их необходимо подвергнуть ряду преобразований и отобразить на экране прибора. *Цель настоящей статьи* – в доступной для широкой аудитории форме описать основные особенности визуализации данных трехмерного сканирования, доступные в современных ультразвуковых диагностических приборах.

### Подготовительные операции

Прежде чем говорить о способах собственно визуализации, необходимо описать некоторые вспомогательные операции, без которых отображение получаемых при сканировании массивов теряет смысл.

В процессе объемного сканирования из оцифрованной информации об эхо-сигналах формируется трехмерный массив чисел, каждое из которых соответствует отражающей способности некоторой точки в исследуемом объеме. На рис. 1а показана схема получения данных на примере конвексно-механического способа получения изображения (плоскость меха-