

УДК 004.81

DOI: 10.35330/1991-6639-2020-6-98-43-51

## ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ МОДЕЛЬ УПРАВЛЕНИЯ ЗНАНИЯМИ В УСЛОВИЯХ ГЕТЕРОГЕННОСТИ ИНФОРМАЦИОННОГО ПРОСТРАНСТВА\*

Э.В. КУЛИЕВ<sup>1</sup>, М.П. КРИВЕНКО<sup>1</sup>, В.А. ДЕНИСЕНКО<sup>2</sup>, Ю.Х. ХАМУКОВ<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Институт компьютерных технологий и информационной безопасности ЮФУ  
347928, Ростовская область, г. Таганрог, пер. Некрасовский, 44  
E-mail: info@ictis.sfedu.ru

<sup>2</sup> Институт информатики и проблем регионального управления –  
филиал ФГБНУ «Федеральный научный центр  
«Кабардино-Балкарский научный центр Российской академии наук»  
360000, КБР, г. Нальчик, ул. И. Арманд, 37-а  
E-mail: iipru@rambler.ru

*Процессы поиска данных сместились в сторону открытых процессов с визуализацией и настройкой параметров и прогнозной модели. Данные и модели в гиперпространствах могут быть визуализированы для конечных пользователей с помощью популярных платформ интеллектуального анализа данных. Многочисленные исследования показали, как корректировка и даже создание классификаторов дерева решений помогают конечным пользователям лучше понимать набор данных и контекст, в котором были собраны данные. Чтобы использовать возможности такого открытого подхода, в статье представлен метод расширенного интеллекта, а также биоинспирированный алгоритм, основанный на адаптивном поведении летучих мышей. Данный метод позволит конечным пользователям анализировать данные в итеративном процессе. На основе предложенного метода обнаружение знаний и точность прогнозирующей модели, сгенерированной алгоритмом, со временем возрастают благодаря взаимодействиям между моделями и конечными пользователями. В статье описаны методы извлечения информации при интеллектуальном анализе данных. Описан расширенный интеллект, включающий алгоритмы машинного обучения и сетей глубинного обучения, а также методы рационального и дополненного машинного обучения, на базе которых будут созданы собственные данные, при ограниченном объеме информации для обучения.*

**Ключевые слова:** управление данными, знания, мягкие системы, метод расширенного интеллекта, биоинспирированный алгоритм, летучие мыши.

### ВВЕДЕНИЕ

Управление знаниями является предметом, который вызвал интерес у многих исследователей в последнее десятилетие, и является процессом Knowledge Management (KM). Поскольку это всеобъемлющая тема, публикации о процессе управления знаниями имеют междисциплинарный вклад. Результаты исследований, направленных на концептуализацию процесса, анализ и изучение каждого этапа, показывают, что процесс управления знаниями состоит из четырех основных этапов: приобретение, хранение, распространение и использование знаний. Из-за его нематериального и непосредственно связанного с природой человеческого разума трудно точно определить знание. Согласно Какабадзе (2003), термины «знания» и «информация» используются взаимозаменяемо, однако их полезно

\* Исследование выполнено при финансовой поддержке РФФИ в рамках научного проекта № 19-01-00648 и № 19-07-00099

различать. Цепочка знаний представляет собой поток, состоящий из данных-информации-реализации-действия / размышления-мудрости [1].

Знание развивается через эволюционный цикл. С наблюдения и организации данных начинается процесс обучения, при котором из структурированных данных приобретаются конкретные знания, т.е. принадлежащие отдельному человеку или группе лиц. Этот процесс заканчивается приобретением мудрости человеком, которая растет с опытом. В то же время он запускает рутинный процесс, который начинается с данных о конкретном контексте данной организации, а затем практика достигает определенной задачи.

Классификация знаний в явном и неявном измерениях была первоначально предложена Поланьи в 1967 году. Явная часть относится к формализованным знаниям, выраженным в форме данных, формул, спецификаций, руководств и процедур. С другой стороны, молчаливое знание определяется Поланьи как невербализированное, интуитивное знание. Спендер (1996) предполагает, что молчаливое знание лучше всего определить как знание, которое еще не было абстрагировано от практики.

Явное знание считается лучшим способом передачи знаний. Однако эта особенность делает его уязвимым для подражания со стороны конкурентов, что делает его хрупким в качестве единственного источника конкурентного преимущества организаций для представления низкой степени соответствия. Молчаливое знание в свою очередь практично, присуще людям, не подлежит передаче и специфично для контекста, следовательно, сложного формулирования и коммуникации [2]. Именно благодаря этим знаниям организация может генерировать инновации и новые знания. Поскольку эта концепция тесно связана со способностью человека выполнять задачи, неявные знания используются для поддержки основных параметров компетенций и организационных навыков.

В литературе важность КМ как инструмента для достижения конкурентного преимущества является обобщенным фактом. Все организации должны мобилизовать свои знания для продвижения и поддержки своих стратегий, и управление знаниями указывает систему организации и мобилизации знаний, полученных организацией.

Есть два различных способа управления знаниями: с использованием систем на основе цифровых технологий и с использованием мягких систем.

Системы, основанные на технологиях, могут включать в себя совместную базу знаний, где каждый может добавлять и редактировать информацию. Также могут включать в себя программы или базы данных в локальной сети компании, где информация организована таким образом, чтобы каждый мог получить к ней доступ.

Мягкие системы [3-5] – это такие подходы, в рамках которых имеют место конкретные действия или встречи для обмена знаниями, помощь людям в налаживании контактов и способности делиться друг с другом.

Управление знаниями приобретает все большее значение для организаций. Наличие эффективной системы управления знаниями не только защищает доходы, оно также может улучшить удержание сотрудников, повысить производительность труда, а также способствовать внедрению инноваций.

Системы управления знаниями должны попытаться реализовать подход из двух частей: с использованием баз данных или баз знаний, чтобы собрать явное знание, и большее взаимодействие и улучшение коммуникаций коллег друг с другом, чтобы подвигнуть их делиться неявными знаниями.

Сегодня компаниям необходимо решение, которое способно обеспечить эффективное унифицированное управление разнообразными данными на едином уровне. Системы управления данными создаются на основе платформ и могут включать в себя базы данных, озера данных, системы управления большими данными, аналитические средства и многое другое.

Все эти компоненты взаимодействуют между собой, образуя единый инструмент для работы с данными. Он обеспечивает средства управления данными, которые применяются в корпоративных приложениях, а также инструменты анализа и алгоритмы обработки этих данных. Хотя современные инструменты дают возможность автоматизировать выполнение многих задач управления, большинство развертываний баз данных имеет настолько большой размер и сложную структуру, что вмешательство администратора базы данных по-прежнему является необходимым. Это увеличивает вероятность появления ошибок.

Большие данные можно рассматривать как огромную коллекцию потенциально полезных данных. Термин SmartData появился в экосистеме больших данных. Смарт Данные относятся к проблеме извлечения качественных данных из необработанных больших данных [6]. Эта новая концепция направлена на получение качественных данных (больших или нет) с ценностью и достоверностью свойств. Таким образом, цель технологий на основе интеллектуальных данных – получить подмножество данных, которое содержит достаточно качества для более поздних данных.

Интеллектуальный анализ данных можно определить как набор методов, предназначенных для построения закономерности познания посредством анализа структурированных данных. Методы интеллектуального анализа данных можно классифицировать на две разные категории: описательные методы и методы прогнозирования. Первая стремится выявить взаимосвязи в данных, в то время как вторая сфокусирована на выявлении того, как модели будут вести себя в отношении будущих входных данных. В зависимости от того, целевая переменная указана или нет, можно различать контролируемое и неконтролируемое обучение [9]. Контролируемое обучение определяет связь между входными и целевыми переменными, а также прогнозирует их значения для новых подходов. Классификация и регрессия – это два подсемейства контролируемого обучения в зависимости от типа целевой переменной (дискретная или непрерывная). С другой стороны, в неконтролируемых проблемах целевая переменная не определена. Аналогично процессу обучения неконтролируемые проблемы можно разделить на два разные подсемейства: группировка экземпляров по сходству (кластеризация) и идентификация ассоциации между переменными (правила ассоциации) [1, 4, 6].

#### МЕТОДЫ ИЗВЛЕЧЕНИЯ И ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО АНАЛИЗА ДАННЫХ

Интеллектуальный анализ данных представляет собой набор методов, в которых наборы необработанных данных, собранные в учреждениях, преобразуются в содержательные презентации условий для руководства заинтересованными сторонами, связанными с контекстом. Типичными подходами к интеллектуальному анализу данных являются классификация, кластерный анализ, обнаружение выбросов и анализ правил ассоциации. Данные могут различаться по размеру. Для больших наборов данных многие алгоритмы интеллектуального анализа данных работают хорошо, но для небольших выборок существует несколько алгоритмов, которые действительно могут соответствовать данным [3]. Алгоритмы, которые могут работать с меньшими наборами данных, включают, например, машины опорных векторов для классификации и алгоритмы иерархической кластеризации для кластерного анализа.

Наиболее часто используемые алгоритмы связаны с классификацией, кластерным анализом и анализом отношений. Примерами таких алгоритмов являются классификаторы деревьев решений и нейронные сети. Другой широко используемый метод в области интеллектуального анализа данных – кластерный анализ. Обычно используемые методы кластерного анализа представляют собой метод k-means и алгоритмы иерархического кластерного анализа. Для визуализаций набора данных обычно используются общие методы уменьшения размерности, такие как самоорганизующиеся карты и анализ главных компонентов, в случаях, когда размерность векторов данных превышает три.

Существуют специально разработанные инструменты, доступные для решения задач интеллектуального анализа, а также общие инструменты интеллектуального анализа данных и машинного обучения, которые обычно используются в образовательных контекстах. Среди наиболее часто используемых инструментов – Weka и RapidMiner. Оба инструмента предлагают обширный набор алгоритмов для проведения процессов интеллектуального анализа данных, таких как кластерный анализ и классификация. Кроме того, текущие инструменты обычно работают в режиме «белого ящика», и конечные пользователи могут свободно исследовать и корректировать алгоритмы и созданные прогностические модели с помощью нескольких параметров и визуализаций. Алгоритмы и модели, созданные с помощью алгоритмов, могут быть настроены различными способами. Например, в RapidMiner конечные пользователи могут настраивать сотни параметров, которые влияют на результаты анализа и процесс.

Дополненный интеллект (AUI) – это термин, который описывает системы, объединяющие человека и искусственный интеллект (ИИ). В отличие от ИИ AUI стремится улучшить восприятие человека и поддерживать людей в принятии решений, обучении или планировании с помощью ИИ вместо того, чтобы заменять людей в процессах, автоматизированных с ИИ. Принципы этого метода были представлены ранее Jormanainen и Sutinen, которые продемонстрировали, что ученые извлекают выгоду из открытого и настраиваемого процесса интеллектуального анализа данных, который использует алгоритмы интеллектуального анализа данных «белого ящика», такие как деревья решений. Основное требование для открытого процесса состоит в том, что выходные данные выбранного алгоритма легко визуализировать. Конечные пользователи могут получить доступ к данным и получить представление о них или процессе с помощью визуализаций. Кроме того, исследователь должен иметь возможность настроить прогностическую модель, созданную выбранным подходом интеллектуального анализа данных, а также при необходимости повторить процесс построения классификатора [6].

Концепция AUI относится к итеративному процессу, где в каждом цикле процесса как конечный пользователь, так и компьютер совместно применяют свои результаты обучения для совместного получения результата. В методе AUI обучение машины оказывает влияние на обучение конечного пользователя и наоборот. Подобные понятные и интерпретируемые подходы к машинному обучению были исследованы в области объяснимого искусственного интеллекта. Тем не менее, данный метод сочетает в себе обучение как человека, так и компьютера вместо того, чтобы пытаться явно объяснить обучение машины и человека. Кроме того, метод AUI зависит не только от изменяющихся параметров, которые влияют на построенную модель прогнозирующего алгоритма. Вместо этого в методе AUI фактическая прогнозирующая модель, сгенерированная алгоритмом, является настраиваемой.

Jormanainen и Sutinen успешно исследовали влияние процесса добычи открытых данных, но их исследование было ограничено использованием только деревьев решений. Несколько платформ в настоящее время позволяют конечным пользователям корректировать или даже строить классификатор дерева решений, и исследования, связанные с этими платформами, показывают, что конечные пользователи получают выгоду от таких процессов. Для более обобщенного метода AUI необходимо расширить область применения на другие часто используемые алгоритмы. Однако, например, обеспечение легко интерпретируемой визуализации для вывода алгоритма кластеризации в гиперпространственном пространстве не является тривиальным. Для целей метода AUI был разработан новый алгоритм кластеризации, названный «нейронные N-Tree», который решает некоторые из проблем, возникающих обычно в настройках интеллектуального анализа данных.

## МЕТОД РАСШИРЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

Цель метода расширенного интеллекта АИИ заключается в том, чтобы конечные пользователи генерировали новые знания о контексте на основе собранного набора данных и модели, разработанной в контексте. Основываясь на полученных знаниях и своих знаниях, конечный пользователь может настроить модель, созданную компьютером. Основываясь на информированных изменениях конечного пользователя, компьютер перестраивает новую модель, используя новые знания и данные, которые он имеет. Процесс повторяется, и на каждом этапе цикла вырабатываются новые знания о контексте и изучаемом явлении.

Расширенный интеллект подразумевает использование алгоритмов машинного обучения и сетей глубинного обучения, а также методы рационального и дополненного машинного обучения (Lean and Augmented Learning), на базе которых ИИ сможет создавать собственные данные, имея ограниченный объем информации для обучения. IBM, например, акцентирует внимание на работе с угрозами: ИИ ищет связи, выдает рекомендации, и в итоге компании смогут быстрее и увереннее отрабатывать возникшие риски, оценивать инциденты.

В настоящее время основным и наиболее распространенным инструментом прогнозирования развития сложных ситуаций и выработки управляющих решений является эмпирический анализ. Большинство автоматизированных систем управления работали и работают по единой методологии: осуществляется сбор информации, ее визуализация и представление специалистам по оперативному управлению в заданной предметной области. По существу, информационная система работает в этом случае в режиме оперативной визуализации и передачи команд к исполнительным подсистемам управления.

Однако в сложных, нестационарных ситуациях, обусловленных большим числом разнообразных гетерогенных факторов влияния, специалисты далеко не всегда находят рациональные решения, их мнения оказываются субъективными и противоречивыми. Человеческий мозг, как правило, не способен прогнозировать развитие ситуаций, находящихся под воздействием более 3–5 независимых факторов. Для взаимосвязанных воздействий даже опытный специалист способен корректно учесть не более трех факторов. В то же время большинство реальных управленческих ситуаций требуют учета, как минимум, от 6 до 50 (и более) значимых факторов влияния. Таким образом, возникает актуальная проблема создания качественно новой аналитической системы управления, ориентированной на решение задач выработки управляющих решений на основе комплексного анализа оперативных ситуаций и прогнозирования их развития в интересах формирования и реализации оптимальных режимов управления.

На помощь в сложившейся ситуации при работе с данными могут прийти алгоритмы, основанные на адаптивном поведении биологических систем.

АЛГОРИТМ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО АНАЛИЗА ДАННЫХ  
НА ОСНОВЕ САМООРГАНИЗАЦИИ БИОЛОГИЧЕСКИХ СИСТЕМ

В качестве одного из биоинспирированных алгоритмов можно выделить алгоритм стаи летучих мышей.

Алгоритм летучей мыши (АЛМ) был предложен Янгом в 2010 году и представляет собой метаэвристический алгоритм роевого интеллекта, основанный на эхолокации. Эхолокация представляет собой тип ультразвука, благодаря которому летучие мыши могут летать и охотиться.

Большинство видов летучих мышей обладают совершенными средствами эхолокации, которые используются ими для обнаружения добычи и препятствий, а также для обеспечения возможности разместиться в темноте на насесте.

АЛМ подчиняется следующим правилам:

- все летучие мыши используют эхолокацию, чтобы анализировать расстояние, а также иметь различие между едой (добычей) и природными препятствиями;

- летучие мыши перемещаются случайным образом со скоростью  $v_i$  в позицию  $x_i$  с частотой  $f_{min}$ , изменяемой длиной волны и громкостью  $A_0$  для поиска добычи. Они могут автоматически регулировать длину волны (или частоту) испускаемого импульса и регулировать его скорость  $r \in [0,1]$  в зависимости от близости их цели;

- хотя громкость может варьироваться разными способами, мы предполагаем, что громкость изменяется от большого (положительного)  $A_0$  до минимального постоянного значения  $A_{min}$ .

Стандартный алгоритм летучей мыши работает очень хорошо, но в нем нет строгого математического анализа, чтобы связать параметры со скоростью сходимости. В принципе поведение сходимости должно контролироваться параметрами алгоритма. На практике было замечено [11], что алгоритм летучей мыши сходится очень быстро в ранних стадиях, а затем скорость конвергенции замедляется, и таким образом алгоритм летучей мыши очень полезен для нахождения хороших решений некоторых сложных проблем в короткие сроки. Тем не менее точность может быть ограничена, если количество оценок функций невысокая. Поэтому один из ключевых вопросов – как улучшить скорость сходимости на более поздней стадии во время итераций.

Различные методы, включая гибридные подходы, пытаются улучшить алгоритм летучих мышей. В алгоритме летучих мышей обязательными являются следующие правила [10]:

- Летучие мыши используют эхолокацию, чтобы определять расстояние, находить добычу, препятствия.

- Летучие мыши передвигаются случайным образом с некоторой скоростью  $v_i$ , в позиции  $S_i$ , с фиксированной частотой  $[f_{max}, f_{min}]$ . Регулируемыми параметрами являются: длина испускаемой волны  $\lambda$ , частота импульса  $r [0;1]$  и громкость  $a$ .

- Громкость меняется от максимального  $a_{max}$  к минимальному (постоянному)  $a_{min}$ .

Представим работу алгоритма летучих мышей в виде очередности следующих этапов:

- Этап 1: инициализировать популяцию летучих мышей в позиции  $S_i$  ( $i = 1,2 \dots n$ ) и скорость  $v_i$ .

- Этап 2: инициализировать частоту  $f_i$  в позиции  $S_i$ .

- Этап 3: определить начальную частоту импульса  $r_i$  и громкость  $a_i$ .

- Этап 4: измерить расстояние между начальным и конечным значениями:

$$d = \sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2},$$

где  $x_1, y_1$  — координаты точки старта,  $x_2, y_2$  — координаты точки финиша.

- Этап 5: вычислить частоту для новых решений через следующую формулу:

$$f_i = f_{min} + (f_{max} - f_{min}) * U(0,1),$$

где  $U$  – случайное число.

- Этап 6: обновить скорость и глобальное лучшее решение.

- Этап 7: вычислить локальное лучшее решение для каждой из летучих мышей.

#### ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В работе были описаны методы извлечения и интеллектуального анализа данных. На основе метода расширенного интеллекта был произведен выбор биоинспирированного алгоритма, который оптимально может помочь в решении поставленной задачи. Было произведено его теоретическое описание и приведены основные положения, на которых и основывается данный алгоритм. Алгоритм заключается в том, чтобы пользователи генерировали новые знания о контексте на основе собранного набора данных. Основываясь на полученных знаниях и своих знаниях, конечный пользователь может настроить модель, созданную компьютером. Представлен алгоритм интеллектуального анализа данных на

основе адаптивного поведения летучих мышей. Представлена работа алгоритма летучих мышей для решения задач интеллектуального анализа данных. Инициализация параметров предложенного алгоритма летучих мышей имеет важное влияние на скорость и точность сходимости. Предложено, что скорость сходимости и точность поиска алгоритма определяются импульсом громкости и частотой пульса.

## ЛИТЕРАТУРА

1. *Емельянова С.В.* Обработка информации и анализ данных. Программная инженерия. Математическое моделирование. Прикладные аспекты информатики. М.: Ленанд, 2015. 104 с.
2. *Баушев С.В.* Удостоверяющие автоматизированные информационные системы и средства. Введение в теорию и практику. СПб.: BHV, 2016. 304 с.
3. *Мезенцев К.Н.* Автоматизированные информационные системы. М.: Academia, 2016. 1280 с.
4. *Федорова Г.Н.* Информационные системы. М.: Academia, 2016. 158 с.
5. Базы данных. Интеллектуальная обработка информации / В.В. Корнеев, А.Ф. Гареев, С.В. Васютин, В.В. Райх. М.: Изд-во «Нолидж», 2000. 352 с.
6. *Редько В.Г.* Эволюция, нейронные сети, интеллект: модели и концепции эволюционной кибернетики. М.: Комкнига, 2005. 304 с.
7. *Курейчик В.В., Курейчик В.М., Гладков Л.А., Сороколетов П.В.* Биоинспирированные методы в оптимизации: учебное пособие. М.: Физмалит, 2009.
8. *Курейчик В.В., Запорожец Д.Ю.* Роевой алгоритм в задачах оптимизации // Известия Южного федерального университета. Технические науки. 2010. Т. 108. № 7. С. 28-32.
9. *Yurevich Zaporozhets D., Victorovna Zaruba D., Kureichik V.V.* Hybrid bionic algorithms for solving problems of parametric optimization // World Applied Sciences Journal. 2013. 23 (8). Pp. 1032-1036.
10. *Кулиев Э.В., Денисенко В.А., Хамуков Ю.Х.* Когнитивная архитектура биоинспирированного поиска для методов интеллектуального принятия решения // Информатика, вычислительная техника и инженерное образование. 2016. № 2 (26). С. 1-8.
11. *Кулиев Э.В., Лежебоков А.А., Кравченко Ю.А.* Роевой алгоритм поисковой оптимизации на основе моделирования поведения летучих мышей // Известия ЮФУ. Технические науки. 2016. № 7 (180). С. 53-62.

## REFERENCES

1. *Emelyanova S.V.* *Obrabotka informatsii i analiz dannykh. Programmnaya inzheneriya. Matematicheskoye modelirovaniye. Prikladnyye aspekty informatiki* [Information processing and data analysis. Software engineering. Mathematic modeling. Applied aspects of informatics]. M.: Lenand, 2015. 104 p.
2. *Baushev S.V.* *Udostoverayayushchiye avtomatizirovannyye informatsionnyye sistemy i sredstva. Vvedeniye v teoriyu i praktiku* [Authentication automated information systems and tools. Introduction to theory and practice]. SPb.: BHV, 2016. 304 p.
3. *Mezentsev K.N.* *Avtomatizirovannyye informatsionnyye sistemy* [Automated information systems]. M.: Academia, 2016. 180 p.
4. *Fedorova G.N.* *Informatsionnyye sistemy* [Information systems]. M.: Academia, 2016. 158 p.
5. *Bazy dannykh. Intellektual'naya obrabotka informatsii* [Databases. Intellectual information processing] / V.V. Korneev, A.F. Gareev, S.V. Vasyutin, V.V. Reich. M.: Publishing house "Knowledge", 2000. 352 p.
6. *Redko V.G.* *Evolyuetsiya, neyronnyye seti, intellekt: modeli i kontseptsii evolyutsionnoy kibernetiki* [Evolution, neural networks, intellect: models and concepts of evolutionary cybernetics]. M.: Komkniga, 2005. 304 p.

7. Kureichik V.V., Kureichik V.M., Gladkov L.A., Sorokoletov P.V. *Bioinspirirovannyye metody v optimizatsii: uchebnoye posobiye* [Bioinspired methods in optimization: textbook]. M.: Fizmalit, 2009.

8. Kureichik V.V., Zaporozhets D.Yu. *Royevoy algoritm v zadachakh optimizatsii* [Swarm algorithm in optimization problems] // Bulletin of the Southern Federal University. Technical sciences. 2010. T. 108. No. 7. P. 28-32.

9. Yurevich Zaporozhets D., Victorovna Zaruba D., Kureichik V.V. Hybrid bionic algorithms for solving problems of parametric optimization // World Applied Sciences Journal. 2013. 23 (8). Pp. 1032-1036.

10. Kuliev E.V., Denisenko V.A., Khamukov Yu.Kh. *Kognitivnaya arkhitektura bioinspirirovannogo poiska dlya metodov intellektual'nogo prinyatiya resheniya* [Cognitive architecture of bioinspired search for methods of intellectual decision-making] // Informatics, Computing and Engineering Education. 2016. No. 2 (26). Pp. 1-8.

11. Kuliev E.V., Lezhebokov A.A., Kravchenko Yu.A. *Royevoy algoritm poiskovoy optimizatsii na osnove modelirovaniya povedeniya letuchikh myshey* [Swarm algorithm of search optimization based on modeling the behavior of bats] // Izvestia SFU/Bulletin of SFU/ Technical science. 2016. No. 7 (180). Pp. 53-62.

## INTELLECTUAL MODEL OF KNOWLEDGE MANAGEMENT IN THE CONDITIONS OF THE HETEROGENEITY OF INFORMATION SPACE\*

E.V. KULIEV<sup>1</sup>, M.P. KRIVENKO<sup>1</sup>, V.A. DENISENKO<sup>2</sup>, Y.KH. KHAMUKOV<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Southern Federal University of the Russian Academy of Sciences  
347928, Rostov region, Taganrog, Nekrasovsky lane, 44  
E-mail: info@ictis.sfedu.ru

<sup>2</sup> Institute of Computer Science and Problems of Regional Management –  
Branch of Federal public budgetary scientific establishment «Federal scientific center  
«Kabardino-Balkarian Scientific Center of the Russian Academy of Sciences»  
360000, KBR, Nalchik, 37-a, I. Armand St.  
E-mail: iipru@rambler.ru

*Data retrieval processes have shifted towards open processes with visualization and parameter setting and a predictive model. Data and models in hyperspace can be visualized for end users using popular data mining platforms. Numerous studies have shown how adjusting and even creating decision tree classifiers can help end users better understand the dataset and the context in which the data was collected. In order to use the possibilities of such an open approach, the article presents a method of extended intelligence, as well as a bioinspired algorithm based on the adaptive behavior of bats. This method will allow end users to analyze data in an iterative process. Based on the proposed method, knowledge discovery and the accuracy of the predictive model generated by the algorithm increase over time due to interactions between models and end users. The article describes methods of information extraction in data mining. An extended intelligence is described, including algorithms for machine learning and deep learning networks, as well as methods of rational and augmented machine learning, on the basis of which own data will be created, having a limited amount of information for training.*

**Keywords:** data management, knowledge, soft systems, extended intelligence method.

*Работа поступила 08.12.2020 г.*

---

\* The research was carried out with the financial support of the Russian Foundation for Basic Research within the framework of scientific projects No. 19-01-00648 and No. 19-07-00099



**Сведения об авторах:**

**Кулиев Эльмар Валерьевич**, доцент Южного федерального университета.

347928, Ростовская область, г. Таганрог, пер. Некрасовский, 44.

E-mail: ekuliev@sfedu.ru

**Кривенко Марина Павловна**, магистр Южного федерального университета.

347928, Ростовская область, г. Таганрог, пер. Некрасовский, 44.

E-mail: krivenko@sfedu.ru

**Денисенко Владимир Анатольевич**, н.с. лаборатории «Интеллектуальные среды обитания» Института информатики и проблем регионального управления – филиала Кабардино-Балкарского научного центра РАН.

360000, КБР, г. Нальчик, ул. И. Арманд, 37-а.

E-mail: sage@mail.ru

**Хамуков Юрий Хабижевич**, к.ф.-м.н., с.н.с. отдела «Мультиагентные системы» Института информатики и проблем регионального управления – филиала Кабардино-Балкарского научного центра РАН.

360000, КБР, г. Нальчик, ул. И. Арманд, 37-а.

E-mail: yukhimkhab@rambler.ru

**Information about the authors:**

**Kuliev Elmar Valerievich**, Associate professor of Southern Federal University of the Russian Academy of Sciences.

347928, Rostov region, Taganrog, Nekrasovsky lane, 44.

E-mail: ekuliev@sfedu.ru

**Krivenko Marina Pavlovna**, master, Southern Federal University of the Russian Academy of Sciences.

347928, Rostov region, Taganrog, Nekrasovsky lane, 44.

E-mail: krivenko@sfedu.ru

**Denisenko Vladimir Anatolievich**, researcher, laboratory "Intelligent environment", Institute of Computer Science and Problems of Regional Management of KBSC of the Russian Academy of Sciences.

360000, KBR, Nalchik, I. Armand street, 37-a.

E-mail: sage@mail.ru

**Khamukov Yury Khabizhevich**, Candidate of Physical-Mathematical sciences, senior researcher of the Department of the multiagent systems, Institute of Computer Science and Problems of Regional Management of KBSC of the Russian Academy of Sciences.

360000, KBR, Nalchik, I. Armand street, 37-a.

E-mail: yukhimkhab@rambler.ru