

В. В. Бова, доц., e-mail: vvbova@sfedu.ru,
Ю. А. Кравченко, канд. техн. наук, доц., e-mail: yakravchenko@sfedu.ru,
Э. В. Кулиев, канд. техн. наук, доц., e-mail: ekuliev@sfedu.ru,
В. В. Курейчик, д-р техн. наук, зав. каф. САПР, e-mail: vkur@sfedu.ru,
Южный федеральный университет, г. Таганрог

Моделирование поведения субъекта в Интернет-сервисах на основе модифицированного алгоритма бактериальной оптимизации¹

Данная статья посвящена решению междисциплинарной научной проблемы идентификации несущих угрозу информационных событий в процессе взаимодействия субъекта с Интернет-сервисами. Предложены модели поведения интеллектуальных агентов в Интернет-пространстве и модифицированный алгоритм бактериальной оптимизации, позволяющий эффективно провести оценку семантической близости характеристик имеющих прецедентов и текущего события.

Ключевые слова: информационные угрозы, онтологические структуры, интеллектуальные агенты, роевые алгоритмы, модели поведения

Введение

Виктимное воздействие Интернет-сервисов на пользователя имеет различные типы и способы проявления. Часто информационные угрозы связаны с применением методов социальной инженерии, в основе которых находятся психологические приемы, позволяющие либо усыпить бдительность, либо ввести в заблуждение субъекта Интернет-общения [1–3] в целях проведения информационных воздействий (атак) различного характера, наносящих прямой или косвенный материальный и/или моральный ущерб субъекту. Для обеспечения информационной безопасности применяется комплекс мер различного характера, позволяющих предотвратить или уменьшить последствия подобных угроз [4]. Данная работа посвящена развитию методов и средств автоматизированной идентификации ключевой информации, указывающей на возможное виктимное воздействие с применением социальной инженерии, и повышению эффективности интеллектуальных систем-ассистентов, обеспечивающих безопасность и эффектив-

ность деятельности пользователя в Интернет-пространстве [1–4]. Это позволяет идентифицировать несущие угрозу информационные события в процессе взаимодействия и выработать (предложить) эффективную стратегию для предотвращения или уменьшения нежелательных последствий.

Сложность описанной проблемы двояка и противоречива, она заключается, с одной стороны, в необходимости обеспечения высокой скорости (в реальном масштабе времени) принятия решений создаваемыми интеллектуальными системами-ассистентами, а с другой — необходимостью постоянного анализа и обработки больших объемов информации в условиях неопределенности, так как реальная Интернет-среда представляет собой сложный для формализации комплекс взаимосвязанных предметных областей и отличается частичной наблюдаемостью, динамикой, непрерывностью, эпизодичностью, стохастичностью [5–8]. Для обработки подобной информационной среды авторы предлагают использовать концепцию агентности, предполагающую множественность, автономность одновременно со связанностью агентов, принимающих решения относительно процессов анализируемой среды и субъектов (пользователей) информационного взаимодействия.

¹ Исследование выполнено при финансовой поддержке РФФИ в рамках научного проекта № 18-29-22019.

1. Основные свойства интеллектуальных систем-ассистентов взаимодействия субъекта с Интернет-средой

Для эффективной идентификации информационных угроз разрабатываемые интеллектуальные системы-ассистенты должны обладать основными свойствами, такими как сопровождение взаимодействия пользователя с Интернет-средой, самообучения и самоорганизации. Система, обладающая перечисленными свойствами, позволяет извлекать и обрабатывать ценную инструктирующую информацию, указывающую на безопасность или, напротив, вредоносность получаемых пользователем данных. Построить такую систему-ассистента с нуля невозможно, ее можно только "вырастить", создав эффективный и быстрый инструмент, наделенный свойством самоорганизации. Подобная система самообучается, собирая по мере функционирования в заданной среде ценную информацию и создавая базу прецедентов для проведения процедур сравнения реальных ситуаций с имеющейся ретроспективой.

Для поддержки в системе процессов самоорганизации создаются необходимые внешние и внутренние условия на основе механизмов реализации поиска и отбора информации, имеющей определенную меру ценности. Управляемое создание условий для протекания такого процесса самоорганизации усложняется неструктурированностью решаемых задач и неопределенностью надлежущего момента времени, в котором интеграция разрозненных элементов ценной информации приведет к формированию знания нового качества. Дальнейшее протекание процесса накопления ценной информации может привести к рассеиванию преимуществ интеграции.

В настоящее время решение проблемы анализа неструктурированных задач накопления и обработки знаний требует формализации процессов структуризации знаний, которая обычно выполняется экспертами. В работе авторы предлагают решать данную задачу на основе модифицированного алгоритма бактериальной оптимизации. Эта задача является классической задачей искусственного интеллекта, суть которой состоит в анализе междисциплинарных связей различных предметных областей на основе исследования онтологической структуры, позволяющей реализовать механизм идентификации информационных угроз в режиме реального времени.

2. Описание моделей поведения интеллектуальных агентов в Интернет-пространстве

Для обеспечения эффективной защиты от нежелательных воздействий Интернет-пространства на пользователя используем событийный подход. Произошедшее в текущий момент времени событие не обязательно является непосредственной угрозой, но с течением времени может представлять опасность как одно из звеньев цепочки воздействий, суммарный вред которых превышает допустимый предел. Отслеживание таких событий и их последовательности авторы предлагают проводить с учетом исследований психологов [1–4] в прецедентах, сведенных в онтологическую структуру. Данную структуру представим в виде следующей модели:

$$O = \langle P, V, R, C \rangle,$$

где P — множество понятий; V — множество экземпляров понятий; R — множество предикатов (атрибутов) понятий; C — множество отношений.

Опишем полный цикл поведенческой модели субъекта, включающий следующие этапы:

- 1) идентификация текущего события как эквивалента одного из концептов онтологии прецедентов;
- 2) поиск траекторий возможного развития событий в целях обнаружения информационных угроз;
- 3) совершенствование онтологии прецедентов на основе анализа полученных траекторий;
- 4) учет и распределение изменений в модели поведения субъекта;
- 5) выработка уточненного плана действий;
- 6) сохранение результатов анализа текущей обстановки.

На основе описанных этапов построим интегрированную модель реакции субъекта на воздействие в контексте процессов взаимодействия с Интернет-пространством (рис. 1).

Большинство из описанных этапов влияют на изменения в самой модели поведения и инструментах ее настройки и доработки. Отметим, что при совпадении характеристик текущего события с прототипом из онтологии прецедентов представленная модель может быть упрощена.

При полной эквивалентности текущего события и однозначности выбранной траектории, не требующей изменения модели поведения, цикл реакции субъекта на воздействие примет вид, представленный на рис. 2.

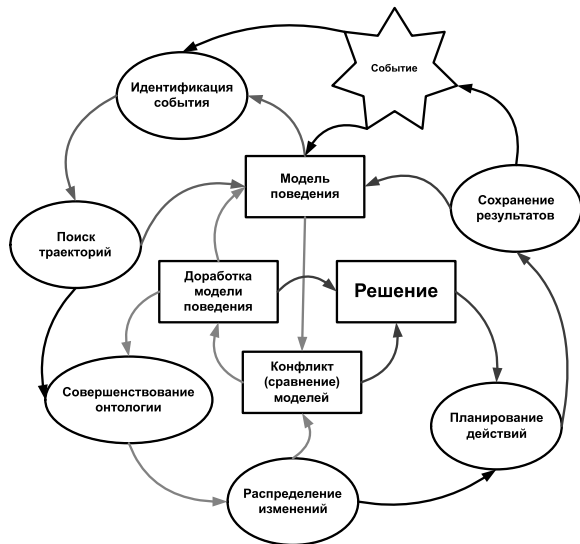


Рис. 1. Интегрированная модель реакции субъекта на воздействие

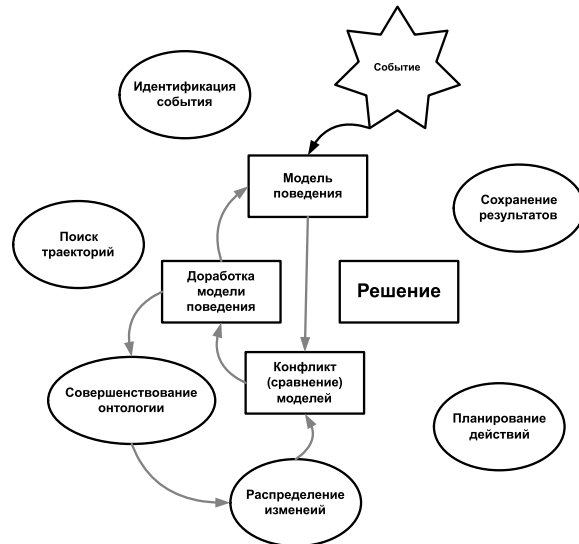


Рис. 3. Цикл доработки модели поведения

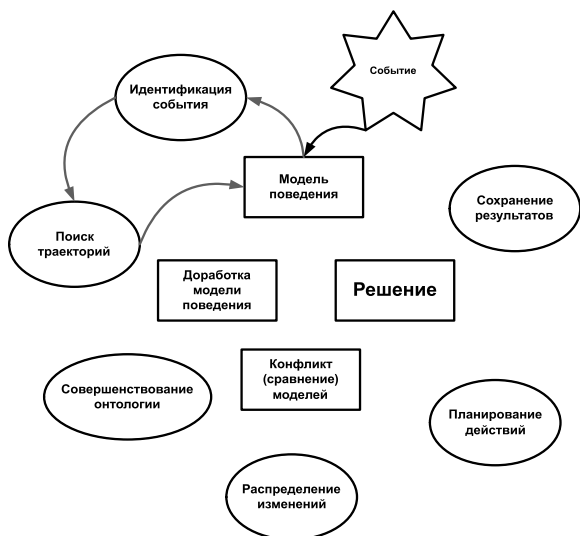


Рис. 2. Упрощенный цикл поведения субъекта

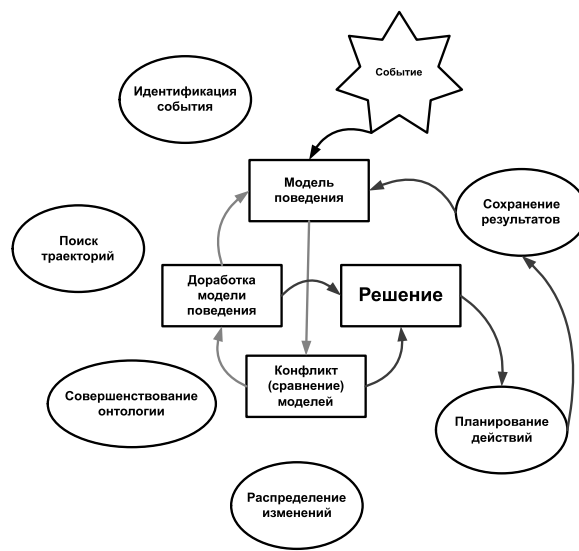


Рис. 4. Цикл принятия решений

Возможен вариант решения, предполагающий обработку новых событий только на основе применения имеющейся модели поведения субъекта. В этом случае пропускаются этапы идентификация текущего события как эквивалента одного из концептов онтологии прецедентов [9, 10] и поиска траекторий возможного развития событий в целях обнаружения информационных угроз. При этом обработка неизвестных событий будет происходить на основе сравнения и доработки модели поведения субъекта. Результат данной процедуры отразится в онтологии прецедентов (рис. 3).

Завершение процесса доработки модели поведения субъекта активирует этап принятия решений с последующим планированием мер по уменьшению последствий отрицатель-

ного воздействия и сохранением полученных результатов анализа текущих событий при взаимодействии с Интернет-пространством (рис. 4).

Данные модели поведения субъекта с учетом его индивидуальных особенностей используются при разработке алгоритмов функционирования интеллектуальных систем-ассистентов и автоматизированных систем-наставников. В связи с большой размерностью решаемых задач и высокой степенью информационной неопределенности авторы предлагают для получения набора квазиоптимальных решений применять методы биоинспирированного поиска [7, 11–14], в частности, один из методов роевого интеллекта — алгоритм бактериальной оптимизации [5, 6, 8, 9, 12, 15].

3. Постановка задачи

Каждое происходящее при использовании Интернет-сервисов событие имеет собственный набор атрибутов, характеризующих его с точки зрения особенностей текущего момента сетевого взаимодействия, а также со стороны специфики психофизиологического воздействия на личность и системы отношений с множеством наиболее вероятных предшествующих и последующих событий, называемых прецедентами.

Рассмотрим случайно выбранное текущее событие P_j^{real} , $j \in [1 : N]$, где N — заданное экспертным путем максимальное число событий, рассматриваемых в одном цикле уточнения модели поведения субъекта в Интернет-пространстве. Для идентификации эквивалентности текущего события P_j^{real} с имеющимися прецедентами сравним его подмножество атрибутов $R_j^{real} = \{R_{j1}^{real}; R_{j2}^{real}; \dots; R_{jk_j}^{real}\}$, где j — порядковый номер текущего события, k_j — число атрибутов события P_j^{real} , с элементами множества предикатов R_j^{ont} концептов P_i^{ont} , где $i \in [1 : M]$, M — число концептов онтологии O . Каждый элемент множества предикатов $R_j^{ont} = \{R_{j1}^{ont}; R_{j2}^{ont}; \dots; R_{jk_j}^{ont}\}$ является подмножеством конкретных атрибутов $R_i^{ont} = \{R_{i1}^{ont}; R_{i2}^{ont}; \dots; R_{ik_i}^{ont}\}$, принадлежащих каждому из понятий (концептов) онтологии, где i — порядковый номер концепта онтологии, k_i — число атрибутов обрабатываемого концепта P_i^{ont} .

Эквивалентность атрибутов текущего события и концептов онтологии определим на основе оценки семантической близости описанных подмножеств [10] R_j^{real} и части из подмножеств R_i^{ont} , $i \in [1 : M]$. При обнаружении определенного сходства между атрибутами события и прецедента организуется поиск соответствия траекторий воздействия Интернет-сервиса на психофизиологическое состояние пользователя как в ретроспективе рассматриваемого события, что позволит повысить объективность прогноза, так и в перспективе. Поиск в перспективе является основной процедурой и осуществляется на основе оценки соответствия текущему событию понятий онтологии прецедентов. В свою очередь, для проверки корректности полученного прогноза в ретроспективе оценивается сходство события, произошедшего перед текущим, с понятиями онтологии прецедентов. Таким образом, множества атрибутов текущего и предшествующего событий являются статическими элементами,

а подмножества атрибутов концептов онтологии прецедентов — динамическим полем поиска. Множество атрибутов предшествующего события извлекается из памяти и определяется следующим образом:

$$R_{j-X}^{real} = \{R_{(j-X)1}^{real}; R_{(j-X)2}^{real}; \dots; R_{(j-X)k_{(j-X)}}^{real}\},$$

где X — случайное целое число, определяющее число шагов от текущего события к предшествующему, такое что $\forall j \in [1; N]$, $j - X > 0$, $k_{(j-X)}$ — число атрибутов события P_{j-X}^{real} . Тогда целевая функция описанной задачи примет вид:

$$f(R_j^{real}, R_{j-X}^{real}, R^{ont}) \rightarrow \max,$$

а значение целевой функции будет вычисляться на основе следующего выражения:

$$f(R_j^{real}, R_{j-X}^{real}, R^{ont}) = \sum_{i=1}^m ((R_j^{real} \cap R_i^{ont}) + (R_{j-X}^{real} \cap R_i^{ont})) \geq d,$$

где $d > 0$, d — пороговое значение, равенство или превышение которого означает присутствие значимой семантической близости между подмножествами атрибутов рассматриваемых событий и концептов онтологии прецедентов нежелательного воздействия Интернет-сервисов на психоэмоциональное и когнитивное состояние потенциального пользователя. Чем выше показатель d , тем более значимой является семантическая близость между подмножествами атрибутов.

4. Модифицированный алгоритм бактериальной оптимизации

Для проведения эффективных поисковых процедур в реальном масштабе времени соответствия атрибутов возникающих событий возможным отрицательным прецедентам, организованным в виде онтологических структур, авторами предложена модифицированная версия популяционного алгоритма бактериальной оптимизации на основе роевой модели поведения агентов-бактерий, обладающего преимуществами децентрализованного управления и распараллеливания вычислений [15]. Параллельность вычислений обеспечивается колонией бактерий, размерность которой имеет значение S и определяет число используемых в процедурах поиска агентов.

Основными этапами работы алгоритма бактериальной оптимизации являются хемотаксис,

репродукция и ликвидация (рассеивание) [8, 15]. Хемотаксис — движение бактерии в направлении высокой концентрации питательных веществ. При попадании в неблагоприятную для уровня здоровья бактерии среду она способна сделать "кувырок", изменяя направление движения от репеллента к аттрактанту. Репродукция — процесс увеличения числа бактерий на успешных направлениях поиска за счет исключения и замены бактерий-неудачников, что позволяет ускорить сходимость алгоритма. Процесс ликвидации и рассеивания позволяет уничтожить некоторое число бактерий, чтобы воспроизвести их с новыми координатами местоположения в пространстве поиска, что позволяет алгоритму выйти из локальных оптимумов и улучшить результаты поиска.

При кодировке решений для устранения возможного несоответствия размерностей подмножеств атрибутов различных понятий и событий установлена максимальная размерность MAX шаблона массива для заполнения усредненными значениями атрибутов. Если остаются свободные ячейки в конкретных вариантах наборов атрибутов, незанятые поля заполняются значением $NULL$.

Работа алгоритма начинается со случайного выбора для каждой бактерии набора атрибутов R_i^{ont} концепта онтологии прецедентов из множества R^{ont} в целях оценки его семантической близости с множеством атрибутов текущего события R_j^{real} . Тогда начальным условием для каждой бактерии заданной колонии станет пара множеств (рис. 5). Первый набор динамического элемента поиска является текущим положением $X_{y,r,l} = X_{y,r,l}(t)$ бактерии $s_y \in S$ на t -м шаге хемотаксиса, r -м шаге репродукции и l -м шаге ликвидации и рассеивания, здесь $y \in [1:|S|]$, $t \in [1:T]$, $r \in [1:T^r]$, $l \in [1:T^l]$, где T , T^r , T^l — общие числа шагов хемотаксиса, репродукции, ликвидации и рассеивания соответственно (свободные параметры алгоритма), а $|S|$ — четное число бактерий в колонии. Число шагов репродукции предполагается вводить четным для дальнейшего определения в целочисленном значении середины протекания данной процедуры ($r/2$) при реализации смены статуса элементов поиска. Число бактерий в колонии также задается четным для корректности проведения в дальнейшем процедуры репродукции, во

время которой исключается из рассмотрения половина ($S/2$) наиболее слабых бактерий.

При отсутствии движения рассматриваемой бактерии, что выражается в локализации значений уровня текущего здоровья h_y бактерии s_y в средней части области допустимых значений, происходит изменение набора значений статичного элемента R_j^{real} на значения атрибутов R_{j-X}^{real} более раннего события. Для этого вводится переменная α (рис. 5), которая изначально для атрибутов текущего события R_j^{real} имеет значение "1", а в данном случае для перехода к R_{j-X}^{real} меняет свое значение на "0". Смена значений данной переменной означает смену статичного элемента подмножеств атрибутов, а соответственно и текущего положения бактерии (рис. 6).

Далее алгоритм реализует случайный выбор набора атрибутов R_i^{ont} концепта онтологии прецедентов из множества R^{ont} для оценки его семантической близости с множеством атрибутов одного из предшествующих событий R_{j-X}^{real} .

Процедура смены статичных элементов происходит на шаге репродукции $r/2$. Таким образом, обнаружение максимального подобия (эквивалентности) между наборами подмножеств атрибутов указывает на высокую семантическую близость концептов и события, которым данные атрибуты принадлежат. Для определения текущего направления вектора хемотаксиса бактерии $V_y(\epsilon)$ по вершинам графа онтологии авторы вводят переменную ϵ_m , где $m \in [1:M]$. Значение данной переменной соответствует локальной степени (мощности окрестности) вершин графа онтологии, в которой осуществляется поиск (передвижение бактерий). Выбор направления движения бак-

Статичный элемент (событие)	R_{j1}^{real}	R_{j2}^{real}	...	R_{jMAX}^{real}	$\alpha = 1$ (перспектива)
Динамический элемент (онтология)	R_{i1}^{ont}	R_{i2}^{ont}	...	R_{iMAX}^{ont}	Мощность окрестности (ϵ) Глубина поиска (λ)

Рис. 5. Элементы подмножеств атрибутов текущего события и атрибутов концепта онтологии и их статусы

Статичный элемент (событие)	$R_{(j-X)1}^{real}$	$R_{(j-X)2}^{real}$...	$R_{(j-X)MAX}^{real}$	$\alpha = 0$ (ретроспектива)
Динамический элемент (онтология)	R_{i1}^{ont}	R_{i2}^{ont}	...	R_{iMAX}^{ont}	Мощность окрестности (ϵ) Глубина поиска (λ)

Рис. 6. Элементы подмножеств атрибутов более раннего события и атрибутов концепта онтологии и их статусы

терии соответствует траектории к вершине с максимальной мощностью окрестности.

Для уменьшения времени работы алгоритма авторы вводят переменную глубины поиска $\lambda > 1$, которая ограничивает передвижение бактерии по одной из выбранных траекторий. При обработке онтологий сверхбольшой размерности задается переменная $\eta > 1$, устанавливающая шаг передвижения бактерии [15], т. е. моделирующая скорость передвижения бактерии.

Локальную оптимизацию в алгоритме реализует процедура хемотаксиса. Новая дислокация $X'_{y,r,l}$ бактерии s_y на $(t + 1)$ -м шаге хемотаксиса определяется следующим выражением:

$$X'_{y,r,l} = X_{y,r,l} + \eta_y V_y(\varepsilon, \lambda).$$

Вектор $V_y(\varepsilon, \lambda)$ остается неизменным, если происходит увеличение значения целевой функции. В этом случае $V'_y(\varepsilon, \lambda) = V_y(\varepsilon, \lambda)$. При уменьшении значений целевой функции, т. е. уменьшении числа атрибутов, указывающих на сходство исследуемых концептов и события, бактерия совершает "кувырок" [15], возвращаясь в вершину с максимальной ε , определенной на предыдущем шаге хемотаксиса, после чего движение возобновляется по новой траектории. Такая последовательность действий не позволяет бактерии покинуть найденный локальный оптимум, а хемотаксис продолжается до тех пор, пока значение целевой функции стабильно растет.

Для ускорения сходимости алгоритма используется механизм репродукции [8, 15], позволяющий интенсифицировать протекание процесса поиска локальных оптимумов. Зададим текущий уровень здоровья (healthstatus) бактерии как сумму значений целевой функции во всех точках пройденной траектории:

$$h_y = \sum_{\tau=1}^T f(R_j^{real}, R_{j-X}^{real}, R^{ont}), y \in [1 : |S|].$$

Для проведения процедуры репродукции после вычисления всех значений h_y номера бактерий заносятся в список в порядке убывания значений их здоровья, чтобы на $(r + 1)$ -м шаге исключить из рассмотрения половину наиболее слабых агентов, а каждого агента-бактерию из выживших дублировать копией с координатами, равными координатам дублируемого агента.

Например, если выжившая бактерия s_q , $q \in [1 : |S|]$ имеет положение $X_{q,r,l}$, тогда после репродукции появится бактерия s_w , причем

$$w = \frac{|S|}{2} + q, X_{q,r+1,l} = X_{q,r,l}, X_{w,r+1,l} = X_{q,r,l}$$

Таким образом, после процедуры репродукции общее число бактерий в колонии остается неизменным.

При решении проблемы преждевременной сходимости, т. е. выхода бактерий из найденных локальных оптимумов, в предлагаемом алгоритме проводится процедура ликвидации и рассеивания [8, 15]. Для определения момента запуска процедуры ликвидации и рассеивания авторы вводят переменную θ_z , где $z \in [1 : Z]$, Z — число процедур репродукции до начала ликвидации и рассеивания. Достижение максимального значения Z указывает на момент начала процедуры ликвидации и рассеивания, которая начинается с уничтожения случайным образом выбранного числа $g < |S|$ бактерий. Вместо уничтоженных создается аналогичное число бактерий с начальными координатами в новых случайно выбранных парах подмножеств атрибутов концептов и события. Далее процесс выполнения алгоритма происходит итерационно до получения набора квазиоптимальных решений.

4. Экспериментальные исследования

Для подтверждения эффективности предложенного подхода разработан программный модуль, включающий в себя функции построения онтологии, генерации набора атрибутов исследуемых событий и проведения оценки семантической близости с расчетом траекторий потенциальных информационных угроз на основе модифицированного алгоритма бактериальной оптимизации. В качестве значений атрибутов применены усредненные абстрактные показатели, полученные случайным образом с заданной вероятностью.

В результате проведенных комплексных исследований получена временная сложность предложенного модифицированного алгоритма (рис. 7). Временная сложность алгоритма (ВСА) в представленном примере составила $O(n^2)$, где n — число анализируемых алгоритмом входных данных, которым в данном случае является число вершин графа онтологии прецедентов. В представленной модификации алгоритма бактериальной оптимизации предусмотрено два вложенных цикла прохождения по вершинам графа онтологии: один для осуществления поиска эквивалентности текущего события и

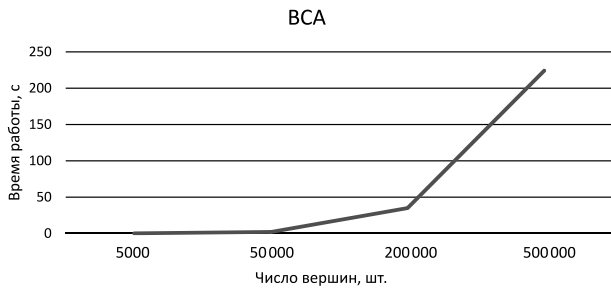


Рис. 7. ВСА в зависимости от числа вершин графа онтологии прецедентов

концепта онтологии прецедентов, а второй для обнаружения в ретроспективе рассматриваемого события возможной траектории нежелательного воздействия. Таким образом, максимально возможное число операций зависит от числа вершин графа онтологии как $n * n$.

Экспериментальные исследования предложенного алгоритма проводили на вычислительной системе с производительностью порядка 109 операций в секунду (Гфлопс). В этом случае, например, при $n = 50\ 000$ вершин время выполнения алгоритма не превысит 2,5 с, при $n = 200\ 000$ вершин — 40 с, при $n = 500\ 000$ вершин — 250 с, что наглядно иллюстрирует представленная на рис. 7 полученная зависимость времени выполнения предложенного алгоритма от числа вершин графа онтологии прецедентов.

Исследование скорости работы модифицированного алгоритма бактериальной оптимизации проводилось в сравнении с каноническим бактериальным алгоритмом и алгоритмом роя частиц (см. таблицу).

Из приведенных экспериментальных данных видно, что предложенный модифицированный алгоритм показал лучший результат по сравнению с каноническим алгоритмом и алгоритмом роя частиц. Эффективность предложенного алгоритма повышена за счет введения параметра мощности окрестности при выборе направления движения бактерии-агента и процедуры оценки семантической близости ретроспективы происходящих событий.

Сравнение времени работы алгоритмов

Размерность графа	Модифицированный бактериальный алгоритм	Канонический бактериальный алгоритм	Алгоритм роя частиц
50 000	1,97	5,25	2,77
200 000	34,85	65,81	57,56
500 000	224,12	303,47	279,44

В данной работе представлена разработка комплекса моделей поведения субъекта в интеллектуальных Интернет-сервисах, позволяющих идентифицировать несущие угрозу информационные события в процессе взаимодействия. Логика процессов оценки происходящих событий в данных моделях организована на основе применения биоинспирированного модифицированного алгоритма бактериальной оптимизации. Отметим, что колония бактерий значительной размерности формирует масштабные пространственно-временные структуры со сложной системой отношений, позволяющие повысить эффективность решения задачи оценки семантической близости при поиске информационных угроз в Интернет-пространстве.

При оценке качества работы предложенного модифицированного алгоритма бактериальной оптимизации были проведены экспериментальные исследования, подтвердившие эффективность разработки в сравнении с каноническим бактериальным алгоритмом и алгоритмом роя частиц. По проведенным оценкам временная сложность разработанного алгоритма не превышает полиномиальной.

Список литературы

1. Lyz' N. A., Kupovich J. G., Prima A. K. Conceptual analysis and measurement of personal safety representations // SGEM International Multidisciplinary Scientific Conference on Social sciences and Arts. 2014. Vol. 1. P. 61–68.
2. Лызь Н. А., Куповых Ж. Г., Прима А. К. Опыт исследования представлений вузовской молодежи о безопасности // Вестник Пермского университета. Философия. Психология. Социология. 2016. № 3 (27). С. 86–95.
3. Лызь Н. А., Веселов Г. Е., Лызь А. Е. Информационно-психологическая безопасность в системах безопасности человека и информационной безопасности государства // Известия ЮФУ. Технические науки. 2014. Т. 157, № 8. С. 58–66.
4. Lyz' N., Opryshko A. Life-creating education: new educational meanings in modern world // On the Horizon. 2016. Vol. 24, Iss. 4. P. 377–386.
5. Abraham A., Grosan G., Ramos V. Swarm Intelligence in Data Mining // Berlin, Heidelberg: Springer Verlag, 2006. P. 267.
6. Курейчик В. В., Бова В. В., Лещанов Д. В. Модель семантического поиска в системах управления знаниями на основе генетических процедур // Информационные технологии. 2017. Т. 23, № 12. С. 876–883.
7. Kravchenko Y. A., Kursityis I. O., Bova V. V. Knowledge sifters in MDA technologies // International Conference Information Technologies in Business and Industry 2018 // IOP Conf. Series: Journal of Physics: Conf. Series 1015 (2018) 042024. doi: 10.1088/1742-6596/1015/4/042024.
8. Tripathy M., Mishra S. Bacteria Foraging-Based Solution to Optimize Both Real Poser Loss and Voltage Stability Limit // IEEE Transactions on Power Systems. 2007. N. 22 (1). P. 240–248.
9. Hu X., Shi Y., Eberhart R. C. (2004) Recent Advances in Particle Swarm // Proc. of Congress on evolutionary Computation (CEC). Portland, Oregon. P. 90–97.

10. **Кравченко Ю. А.** Модель фильтра знаний для задач семантической идентификации // Известия ЮФУ. Технические науки. 2018. № 4 (198). С. 175–185.

11. **Гладков Л. А., Курейчик В. В., Курейчик В. М., Сороколетов П. В.** Биоинспирированные методы в оптимизации. М.: Физматлит, 2009. 384 с.

12. **Sousa T., Silva A., Neves A.** (2004) Particle Swarm based Data Mining Algorithms for classification tasks // Parallel Computing. Vol. 30, Iss. 5–6. P. 767–783.

13. **Родзин С. И., Курейчик В. В.** Состояние, проблемы и перспективы развития биоэвристик // Программные системы и вычислительные методы. 2016. № 2. С. 158–172.

14. **Родзин С. И., Курейчик В. В.** Теоретические вопросы и современные проблемы развития когнитивных биоинспирированных алгоритмов оптимизации // Кибернетика и программирование. 2017. № 3. С. 51–79.

15. **Карпенко А. П.** Современные алгоритмы поисковой оптимизации: учеб. пособие. М.: Издательство МГТУ им. Н. Э. Баумана, 2014. 446 с.

V. V. Bova, Associate Professor, e-mail: vvbova@sfedu.ru,
Yu. A. Kravchenko, Associate Professor, e-mail: yakravchenko@sfedu.ru,
E. V. Kuliev, Associate Professor, e-mail: ekuliev@sfedu.ru,
V. V. Kureichik, Head of CAD department, e-mail: vkur@sfedu.ru,
Southern Federal University

Behavior Modeling of the Subject in the Internet Services Based on the Bacterial Optimization Modified Algorithm

This article is devoted to the solution of the fundamental and interdisciplinary scientific problem of identifying information events that pose a threat in the process of the subject's interaction with Internet services and develop effective strategies for preventing or reducing undesirable consequences. A special place in the solution of this problem takes the process of building models of intelligent agents' behavior. The large dimension of the problem being solved and the high degree of information uncertainty do not allow the use of mathematical analysis methods. In this paper, a modified bacterial algorithm is used to obtain quasioptimal solutions. In contrast to the canonical form, the proposed algorithm introduces new mechanisms to support search procedures. The specific scientific result was the swarm model of agents' behavior whose purpose of search procedures is to assess in real time the correspondence of the events' attributes to possible negative precedents organized in the form of ontological structures. The obtained results are relevant and in demand when creating methods and algorithms for using artificial intelligence to simulate, predict and support effective and psychologically safe informational and educational activities of a person in the Internet space. The work is directed to the study of this problem and the development of intelligent assistant systems that optimize educational activities in the Internet space, based on the methodology of biologically plausible machine learning methods. The developed models of information and educational activities and scenarios of the subject's behavior, taking into account its individual characteristics, will form the basis for the development of intelligent assistant systems and automated tutoring systems. Biologically plausible machine learning methods that provide the most effective solution to the problems of classification, clustering, recognition, optimization and coding of information will make it possible to find solutions that are close to optimal for an acceptable time in conditions of various kinds' Internet resources avalanche-like growth, on the one hand, it has a purposeful, self-organizing and self-developing character, on the other — signs of uncertainty and risk.

Keywords: information threats, ontological structures, intelligent agents, swarm algorithms, behavior patterns

Acknowledgements: The study was carried out with the financial support of the Russian Foundation for Basic Research in the framework of the research project No.18-29-22019.

DOI: 10.17587/it.25.397-404

References

1. **Lyz' N. A., Kupovich J. G., Prima A. K.** *SGEM International Multidisciplinary Scientific Conference on Social sciences and Arts*, 2014, vol. 1, pp. 61–68.

2. **Lyz' N. A., Kupovich J. G., Prima A. K.** *Vestnik Permskogo universiteta. Filosofija. Psihologija. Sociologija*, 2016, no. 3 (27), pp. 86–95 (in Russian).

3. **Lyz' N. A., Veselov G. E., Lyz' A. E.** *Izvestija JuFU. Tehnicheskie nauki*, 2014, vol. 157, no. 8, pp. 58–66 (in Russian).

4. **Lyz' N., Opryshko A.** *On the Horizon*, 2016, vol. 24, iss. 4, pp. 377–386.

5. **Abraham A., Grosan G., Ramos V.** *Swarm Intelligence in Data Mining*, Berlin, Heidelberg, Springer Verlag, 2006, 267 p.

6. **Kureichik V. V., Bova V. V., Leshchanov D. V.** *Informacionnye Tekhnologii*, 2017, vol. 23, no. 12, pp. 876–883 (in Russian).

7. **Kravchenko Y. A., Kursitys I. O., Bova V. V.** *International Conference Information Technologies in Business and Industry*

2018 — *IOP Conf. Series: Journal of Physics: Conf. Series*, 1015 (2018), 042024, doi: 10.1088/1742-6596/1015/4/042024.

8. **Tripathy M., Mishra S.** *IEEE Transactions on Power Systems*, 2007, no. 22 (1), pp. 240–248.

9. **Hu X., Shi Y., Eberhart R. C.** *Proceedings of Congress on evolutionary Computation (CEC)*, 2004, Portland, Oregon, pp. 90–97.

10. **Kravchenko Yu. A.** *Izvestija JuFU. Tehnicheskie nauki*, 2018, no. 4 (198), pp. 175–185 (in Russian).

11. **Gladkov L. A., Kureichik V. V., Kureichik V. M., Sorokoletoev P. V.** *Bioinspired methods in optimization*, Moscow, Fizmatlit, 2009, 384 p. (in Russian).

12. **Sousa T., Silva A., Neves A.** *Parallel Computing*, 2004, vol. 30, iss. 5–6, pp. 767–783.

13. **Rodzin S. I., Kureichik V. V.** *Programmnye Sistemy i Vychislitel'nye Metody*, 2016, no. 2, pp. 158–172 (in Russian).

14. **Rodzin S. I., Kureichik V. V.** *Kibernetika i Programirovanie*, 2017, no. 3, pp. 51–79 (in Russian).

15. **Karpenko A. P.** *Sovremennye algoritmy poiskovoj optimizacii*, Moscow, Publishing house of MGTU im. N. Je. Bauman, 2014, 446 p. (in Russian).