

В.И. Передерий, С.А. Бабичев, В.И. Литвиненко

ПРИМЕНЕНИЕ АЛГОРИТМА КЛОНАЛЬНОГО ОТБОРА ДЛЯ ПРИНЯТИЯ РЕЛЕВАНТНЫХ РЕШЕНИЙ ПОЛЬЗОВАТЕЛЯМИ С УЧЕТОМ ЛИЧНОСТНЫХ И ВНЕШНИХ ФАКТОРОВ

Аннотация. Разработаны алгоритмы формализации взаимосвязи внешних факторов и психофункциональных характеристик пользователей на основе теории нечетких множеств и алгоритма клонального отбора для оптимизации релевантности принимаемых решений. Приведены результаты численных экспериментов.

Ключевые слова: Лицо принимающее решение, психофункциональные характеристики пользователей, релевантность принимаемых решений, гибридная система, нечеткая логика, алгоритм клонального отбора

Введение.

Современные автоматизированные системы характеризуются наличием сложного объекта управления с распределенными параметрами, неоднородных и интенсивных информационных потоков, поступающих к пользователю в режиме реального времени. Работа пользователя системы при управлении технологическими объектами является напряженной, а последствия ошибок приводят к значительному материальному ущербу, человеческим жертвам и т. д. [1] Вследствие этого актуальной является разработка на начальной стадии проектирования моделей и алгоритмов, позволяющих повысить как безопасность функционирования автоматизированных систем так и принятия релевантных решений при управлении сложными технологическими объектами.

Постановка проблемы

Анализ работ [1,2] показывает, что наиболее вероятной причиной неработоспособности автоматизированной системы является человеческий фактор. В процессе функционирования системы адекватность действий пользователя может существенно изменяться вследствие воздействия на него внешних и внутренних факторов. Мерой адекватности действий пользователя может служить релевантность принимаемых им решений.

В литературе [1–4] подробно рассмотрены вопросы определения

комфортной рабочей среды пользователя системы но до настоящего времени мало внимания уделялось разработке алгоритмов, позволяющих оценить релевантность принимаемых решений с учетом влияния внешних и личностных факторов на процесс безопасности работы автоматизированных систем.

Цель работы. Разработка математических моделей на основе иммунных алгоритмов для оценки релевантности принимаемых пользователем решений с учетом его личностных и внешних факторов, влияющих на работу автоматизированной системы управления.

Изложение основного материала

При разработке математических моделей влияния факторов состояния среды и характеристик пользователя на релевантность принимаемых решений в автоматизированных системах управления необходимо учитывать следующие особенности [2]: зависимость характеристик состояния от процессов физиологической и психологической природы; невозможность полного контролирования физических и психических процессов, происходящих в организме пользователя; зависимость состояния пользователя от длительности и условий его работы; разброс характеристик начального состояния вследствие влияния социального окружения.

В работах [1, 2] авторами показано, что всю совокупность влияющих факторов можно разделить на две группы:

1) факторы, связанные с влиянием окружающей среды пользователя;

2) факторы, связанные с текущим состоянием пользователя.

К первой группе относятся: а) интенсивность шума IN ; б) интенсивность вибраций IV ; в) освещенность рабочего места E ; г) температура T ; д) влажность φ ; е) давление P ;

В состав группы факторов, связанных с текущим состоянием пользователя входят: а) ограниченная информационная пропускная способность I_0 ; б) степень усталости пользователя F ; г) ограниченность времени принятия решения Tr ; д) несоответствие степени напряженности TS ; е) недостаточная концентрированность внимания A .

Первая группа факторов определяет уровень состояния среды Sc , вторая группа факторов определяет уровень состояния человека Sp . Очевидно, что обе группы факторов определяют релевантность при-

нимаемого решения R_p . Граф, иллюстрирующий взаимосвязь вышеописанных характеристик представлен на рисунке 1.

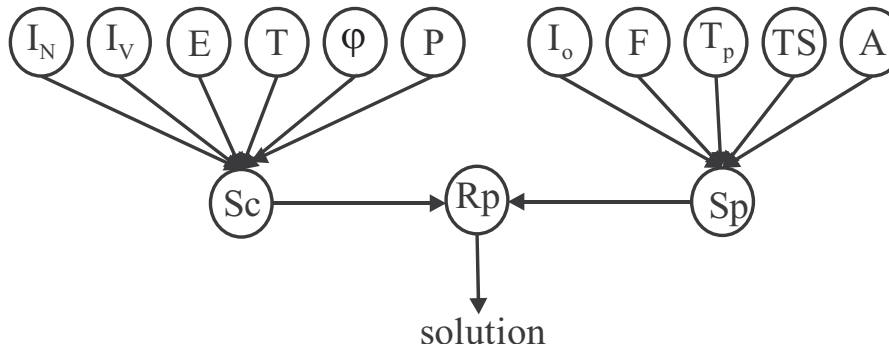


Рисунок 1 – Граф взаимосвязи влияющих факторов и релевантности принимаемого решения

Анализ характера влияющих факторов и выходных параметров системы позволяет сделать вывод, что невозможно однозначно утверждать, что при заданном наборе входных характеристик элемент можно отнести к тому или иному классу, можно указать лишь степень принадлежности элемента. Для решения задач такого типа целесообразно использование теории нечетких множеств, которая позволяет учесть степень принадлежности классу того или иного элемента [5,6].

Системы нечеткого логического вывода преобразуют значения входных переменных в выходные переменные на основе использования нечетких правил. Для формирования базы правил необходимо:

определить множество входных переменных: $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$;

определить множество выходных переменных: $D = \{d_1, d_2, \dots, d_m\}$;

сформировать базовое терм-множество с соответствующими функциями принадлежности каждого терма: $T = \{t_1, t_2, \dots, t_i\}$;

сформировать конечное множество нечетких правил, согласованных относительно используемых в них переменных:

$$\bigcup_{k=1}^m \left[\bigcap_{i=1}^n (x_i = t_i^k), \text{ nпу } \omega_k \right] \rightarrow D = d_k, \quad (1)$$

где $k = \overline{1, m}$ – количество логических высказываний, $i = \overline{1, n}$ – число используемых термов.

Начальным этапом построения нечеткой модели является фаззификация, цель которой – установление соответствия между численным значением входной переменной системы нечеткого вывода и значением функции принадлежности. Для этого функции принадлежност-

ти, определённые на входных переменных, применяются к их фактическим значениям, т.е. определяются $\mu^{t_i^k}(x_i)$ – функции принадлежности переменной x_i для термов t_i^k . Этап фаззификации считается законченным, когда будут найдены все значения $b_i = \mu(t_i)$ для всех правил, входящих в рассматриваемую базу правил системы нечеткого логического вывода.

Агрегирование представляет собой процедуру определения степени истинности условий по каждому из правил системы нечеткого вывода. Находятся уровни «отсечения» для предпосылок каждого из правил с использованием операции \min :

$$\alpha_k = \bigwedge_{i=1}^n [\mu^{a_i^k}(x_i)] \rightarrow \min \quad (2)$$

Активизация представляет собой процесс нахождения степени истинности каждого из подзаключений правил нечеткого вывода, т.е. определение усеченных функций принадлежности нечетких множеств:

$$\mu'_k = (\alpha_k \wedge \mu_k(D)), \quad (3)$$

где $\mu(D)$ – усеченные функции принадлежности для входных переменных, $\mu'(D)$ – усеченные функции принадлежности для нечетких правил.

Аккумуляцией является процесс нахождения функции принадлежности итогового нечеткого подмножества для переменной выхода:

$$\mu_\Sigma(D) = \bigvee_{k=1}^m [\mu'_k(D)]. \quad (4)$$

Этап аккумуляции считается законченным, когда для каждой из выходных лингвистических переменных будут определены итоговые функции принадлежности нечетких множеств.

Дефаззификация – процесс нахождения четкого значения для каждой из выходных лингвистических переменных. Цель дефаззификации заключается в том, чтобы, используя результаты аккумуляции всех выходных лингвистических переменных, получить количественное значение каждой из выходных переменных, которое в дальней-

шем используется системой для принятия соответствующего решения.

Факторы, определяющие состояние окружающей среды формализуем в виде лингвистических переменных, для которых универсальные множества и соответствующие терм-множества представлены в таблице 1.

Таблица 1

Формализация факторов состояния окружающей среды в лингвистические переменные

Первичный фактор	Границы изменения	Термы лингвистической оценки
IN (дБА)	0–80	0–10 – «ОН»(очень низкий), 11–20 – «Н»(низкий), 21–30 – «С»(средний), 31–45 – «В»(высокий), 45–80 – «ОВ»(очень высокий)
IV (см/с)	0–1,6	0–0,4 – «Н»(низкий), 0,5–1 – «С»(средний), 1,1– 1,6 «В»(высокий)
E (Лк)	0–600	0–200 – «Н»(низкий), 201–400 – «С»(средний), 401–600 – «В»(высокий)
T (°C)	10–30	10–17 – «НК»(некомфортная), 18–22 – «К»(комфортная), 23–30 - «НК»(некомфортная)
φ (%)	0–60	0–30 – «Н»(низкая), 31–60 – «О»(оптимальная)
$\frac{\Delta P}{\Delta t}$ (мм.рт.ст/сут)	0–10	0–1 – «К»(комфортное), 2–4 – «У»(удовлетворительное), 5–10 – «НК»(некомфортное)

Формализация факторов текущего состояния потребителя в виде лингвистических переменных и термов представлена в таблице 2. Учитывая сложность в выборе единицы измерения той или иной личностной характеристики предложено использовать ранговую шкалу, каждый диапазон которой соответствует степени проявления того или иного фактора.

Формализация вторичных факторов в виде лингвистических переменных и термов представлена в таблице 3. Использовалась ранго-

вая шкала, каждый диапазон которой соответствовал определённому терму лингвистической оценки.

Таблица 2

Формализация факторов текущего состояния потребителя в лингвистические переменные

Первичный фактор	Границы изменения	Термы лингвистической оценки
Io (ранг)	0–3	0-1 – «Н»(низкая), 1-2 – «С»(средняя), 2–3 – «В» (высокая)
F (ранг)	0–3	0-1 – «Н»(низкая), 1-2 – «С»(средняя), 2–3 – «В» (высокая)
Tr (мин)	0–60	0–5 – «В»(высокая), 5-30 – «С»(средняя), 30–60 – «Н»(низкая)
TS (ранг)	0–3	0-1 – «Н»(низкая), 1-2 – «С»(средняя), 2–3 – «В» (высокая)
A (ранг)	0–3	0-1 – «Н»(низкая), 1-2 – «С»(средняя), 2–3 – «В» (высокая)

Таблица 3

Формализация вторичных факторов в лингвистические переменные

Вторичный фактор	Границы изменения	Термы лингвистической оценки
Sc (ранг)	0–19	0–3 – «OP»(очень плохое), 4-7 – «P»(плохое), 8-11 – «C»(среднее), 12–15 – «CH»(хорошее), 16-19 – «OT»(отличное)
Sp(ранг)	0–19	0–3 – «OP»(очень плохое), 4-7 – «P»(плохое), 8-11 – «C»(среднее), 12–15 – «CH»(хорошее), 16-19 – «OT»(отличное)

Для оценки релевантности пользователя системы была введена ранговая шкала: «ОН»(очень низкая, $0 < R_p \leq 3$), «Н»(низкая, $3 < R_p \leq 6$), «С»(средняя, $6 < R_p \leq 9$), «В»(высокая, $9 < R_p \leq 12$), «ОВ»(очень высокая, $12 < R_p \leq 15$).

Решение поставленной задачи сводится к нахождению максимума целевой функции:

$$R_p = F(S_c^+, S_p^+) \rightarrow \max \quad (5)$$

Уровень состояния окружающей среды и текущего состояния потребителей в свою очередь также выражаются через первичные факторы в соответствии с данными таблиц 1 и 2:

$$S_c = f_1 \left(I_N^-, I_V^-, E^+, T^{+-}, \varphi^+, \left(\frac{\Delta P}{\Delta t} \right)^- \right) \quad (6)$$

$$S_p = f_2 (I_0^+, F^-, T_p^-, TS^-, A^+) \quad (7)$$

Подставив (2) и (3) в (1) получаем выражение для целевой функции автоматизированной системы поддержки принятия решений:

$$R_p = F \left[f_1 \left(I_N^-, I_V^-, E^+, T^{+-}, \varphi^+, \left(\frac{\Delta P}{\Delta t} \right)^- \right)^+, f_2 (I_0^+, F^-, T_p^-, TS^-, A^+)^+ \right] \rightarrow \max \quad (8)$$

Для выбора вида функций принадлежности нечетких множеств и оптимизации количества используемых нечетких правил, составляющих основу базы знаний автоматизированной системы управления, используем иммунные алгоритмы. Иммунные алгоритмы представляют собой вычислительные процедуры, применяемые для моделирования различных иммунных механизмов и теорий, которые служат строительным материалом при создании ИИС. На данный момент можно выделить, по крайней мере, четыре основные модели таких механизмов: модели костного мозга, модели тимуса (вилочковой железы), алгоритмы клональной селекции и модели иммунных сетей. Первые две основаны на моделировании компонентов (органов) иммунной системы, вторые две воспроизводят процессы, происходящие в иммунной системе согласно существующим на сегодняшний день теориям. Модели костного мозга и тимуса не рассматриваются в рамках данной работы. В данной работе описываются результаты применения алгоритма клонального отбора для решения задач нечеткой оптимизации. Основные подходы для решения данного класса задач описаны авторами в работах [7-9].

Решение задач оптимизации с помощью искусственных иммунных систем

Цель решения подобного рода задач состоит в нахождении оптимальных значений (минимумов или максимумов) некоторого критерия

рия $y = f(x_1, x_2, \dots, x_l)$, $x_i \in X$, $i = \overline{1, l}$, где X – допустимое множество задачи. В общем случае рассматриваются задачи многокритериальной оптимизации:

$$y = (y_1, y_2, \dots, y_n) \rightarrow \min(\max), \quad (9)$$

где $y_j = f_j(x_1, x_2, \dots, x_l)$, $j = \overline{1, n}$, n – количество критериев задачи.

В зависимости от условий задачи возможно отыскание глобального или локальных оптимумов.

В задачах оптимизации обобщенная форма антител представляет собой вектор аргументов $Ab = (x_1, x_2, \dots, x_l)$, а в качестве антигенов используются сами критерии y_j , выраженные в виде функций: $Ag = f(x_1, x_2, \dots, x_l)$. Значения аффинности g_j вычисляются на основании значений критериев y_j , отображенных во множество неотрицательных чисел, т.е.:

$$f : X \rightarrow \mathbb{R}, \quad F : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}^+. \quad (10)$$

Таким образом, имеет место некоторая функция аффинности $g = F(f(x_1, x_2, \dots, x_n))$, которая определяет степень соответствия индивидуумов друг другу. В таких задачах мы не можем оперировать понятием расстояния, так как оптимальные значения критериев нам заранее не известны, и, следовательно, не известна максимально возможная степень соответствия индивидуумов. Поэтому управление динамикой ИИС производится за счет относительных значений аффинности или ранга индивидуумов совокупности. Данный подход очень близок к концепции пригодности, используемой в эволюционных алгоритмах [9], возникших немного раньше возникновения теории искусственных иммунных систем.

Алгоритм клональной селекции

Формально алгоритм клональной селекции можно представить следующим образом:

$$CLONALG = (P^l, G^k, l, k, m_{Ab}, \delta, f, I, \tau, AG, AB, S, C, M, n, d), \quad (11)$$

где P^l – пространство поиска (пространство форм); G^k – представление пространства; l – длина вектора атрибутов (размерность пространства поиска); k – длина рецептора антитела; m_{Ab} – размер попу-

ляции антител; δ - функция экспрессии; f - функция аффинности; I - функция инициализации начальной популяции антител; τ - условие завершения работы алгоритма; AG - подмножество антигенов; AB - популяция антител; S - оператор селекции; C - оператор клонирования; M - оператор мутации; n - количество лучших антител, отбираемых для клонирования; d - количество худших антител, подлежащих замене новыми.

Рассмотрим пространство форм (P^l) фенотипов и пространство их представлений в виде антител (G^k) или пространство генотипов. Функция

$$\delta : P^l \rightarrow G^k \quad (12)$$

является функцией преобразования вариантов решений из P^l в их внутренние представления (G^k) в виде индивидуумов популяции. Эта функция иначе называется функцией экспрессии. Здесь следует сказать, что на практике, при разработке ИИС, зачастую вводят подобные преобразования из соображений удобства применения иммунных операторов и вычисления аффинности индивидуумов. Например, вектор вещественных атрибутов размерности l может быть преобразован в строку бит длины k , что делает возможным применение специфических операторов мутации и вычисление аффинности при помощи различных видов хэммингового расстояния. Несмотря на указанную важность, данный аспект не рассматривается в изученных автором публикациях, касающихся проектирования ИИС. Поэтому термины «генотип», «фенотип» и «экспрессия» в данном описании были взаимствованы из близких по функциональному назначению и структуре эволюционных алгоритмов, хотя более подходят к употреблению в контексте эволюции хромосом, чем молекулярных структур антител. Предполагается, также, что для каждого решения $p \in P^l$ существует одно и только одно его представление $\delta(p) \in G^k$. При этом в общем случае обратное утверждение неверно. Используя обобщенное представление, можно ввести функцию аффинности f :

$$f : P^l \times P^l \rightarrow \mathcal{R}^+ . \quad (13)$$

При этом задача состоит в максимизации функции аффинности.

Принимая начальный размер популяции антител (m_{Ab}), можно ввести функцию инициализации в виде:

$$I : G^k \times m_{Ab} \rightarrow AB(G^k). \quad (14)$$

Часто инициализация производится случайным образом с использованием равномерного распределения.

Пусть Q - унарный стохастический оператор преобразования на множестве G^k , который использует управляющее множество K_Q для генерации управляющих параметров, определяющих способ преобразования на текущем шаге работы алгоритма. Например, в случае мутации битовых строк, битовая маска может быть использована в качестве управляющего параметра, в котором единичные позиции определяют номера бит индивидуума, подвергающихся мутации. Следовательно, функциональная запись оператора Q может быть представлена так:

$$Q : G^k \times K_Q \rightarrow G^k. \quad (15)$$

Оптимальным решением $Ab_{opt} \in G^k$ относительно оператора Q и антигена $Ag \in AG$, $AG \subset G^k$ называется индивидуум, чья аффинность не может быть увеличена при дальнейшем воздействии оператора преобразования Q , т.е.

$$\forall k \in K_G : f(Q(Ab_{opt}, k), Ag) \leq f(Ab_{opt}, Ag). \quad (16)$$

Условие останова (τ) выполняется когда популяция антител полностью распознает популяцию антигенов, т.е.

$$\forall Ag \in AG : \exists Ab \in G^k \mid Ab = Ab_{opt}. \quad (17)$$

Оператор селекции S формирует подмножество G_S индивидуумов, чья аффинность является лучшей в данном поколении. Таким образом, S совместно с управляющим множеством K_S представляет функцию:

$$S : G^k \times K_S \rightarrow \{0, 1\}, \quad (18)$$

множество, которое образуется в результате селекции:

$$G_S = \{Ab \in G^k \mid S(Ab, k_S) = 1\}, \quad |G_S| = n. \quad (19)$$

Аналогично производится отбор индивидуумов в популяцию клеток памяти.

Оператор клонирования C увеличивает представительство элементов множества G_S в популяции и совместно с управляющим множеством K_C может быть записан так:

$$C : G_S \times K_C \rightarrow G_S. \quad (20)$$

Оператор мутации M с управляющим множеством K_M :

$$M : G^k \times K_M \rightarrow G^k. \quad (21)$$

Метадинамика системы выражена в виде функции замещения худших антител популяции:

$$R : G^k \times d \rightarrow AB_d(G^k). \quad (22)$$

Худшие антитела предварительно отбираются при помощи оператора селекции.

Блок-схема алгоритма клональной селекции представлена на рисунке 2.6.

Ниже приводится обобщенное пошаговое описание алгоритма.

Шаг 1. Инициализация. Создание (обычно случайной генерацией) начальной популяции антител (AB).

Шаг 2. Вычисление аффинности. Для каждого антитела Ab_j , $Ab_j \in AB$ вычислить его аффинность по отношению к каждому антигену Ag_i , $Ag_i \in AG$. Результаты записать в матрицу аффинностей $D : D = [AG | \times m_{Ab}]$ и $d_{ij} = f(Ab_j, Ag_i)$, $d_{ij} \in D$.

Шаг 3. Клональная селекция и распространение. Выбрать из популяции по n лучших антител для каждой строки матрицы D , и поместить их в отдельную популяцию клонов AB_C , $|AB_C| = n \cdot |AG|$. Генерировать клоны элементов популяции AB_C пропорционально их аффинности, т.е. чем выше аффинность, тем большее количество клонов создается и наоборот.

Шаг 4. Созревание аффинности. Подвергнуть мутации все клоны популяции AB_C с вероятностью обратно-пропорциональной их аффинностям, т.е. чем ниже аффинность индивидуума, тем выше вероятность его мутации. Вычислить новую аффинность каждого антитела

Ab_j , $Ab_j \in AB_C$ аналогично п.2, получив матрицу аффинностей D_C .
Выбрать из популяции AB_C n антител, для которых соответствующий вектор-столбец матрицы D_C дает лучший обобщенный результат аффинности, и перенести их в популяцию клеток памяти M_R .

Шаг 5. Метадинамика. Заменить d худших антител популяции AB новыми случайными индивидуумами.

Шаг 6. Заменить n антител популяции AB клетками памяти из M_R и перейти к п.2 пока не будет достигнут критерий останова.

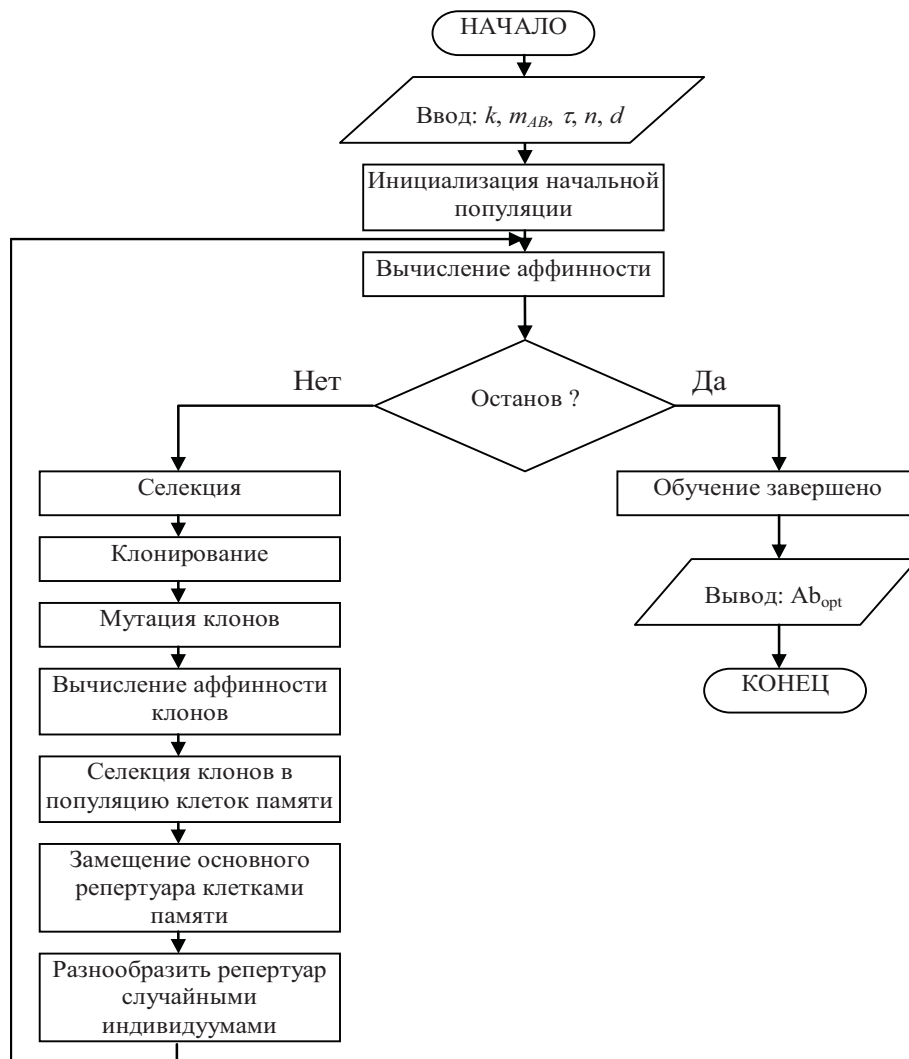


Рисунок 2 – Блок-схема алгоритма клональной селекции

Особенностью алгоритма клональной селекции является то, что он, в отличие от иммунной сети, поддерживает постоянный размер популяции антител.

Результаты

В процессе настройки системы методом клональной селекции были определены следующие функции принадлежности нечетких множеств:

1) Для факторов, связанных с влиянием окружающей среды пользователя: а) интенсивность шума IN (треугольная); б) интенсивность вибраций IV (треугольная); в) освещенность рабочего места E (гауссова); г) температура T (трапецеидальная); д) влажность φ (гауссова); е) давление P (треугольная).

2) Для факторов, связанных с текущим состоянием пользователя: а) ограниченная информационная пропускная способность Io (гауссова); б) степень усталости пользователя F (треугольная); г) ограниченность времени принятия решения Tr (гауссова); д) несоответствие степени напряженности TS (гауссова); е) недостаточная концентрированность внимания A (треугольная).

Для выходного параметра – релевантности принимаемого решения были сгенерированы треугольные функции принадлежности нечетких множеств. Результаты работы системы при варьировании входных параметров представлены в таблице 4.

Таблица 4

Результаты работы нечеткой имунной системы определения релевантности пользователя

N	IN	IV	E	T	φ	$\Delta p / \Delta t$	IO	F	Tr	TS	Rp
1	ОН	Н	В	К	О	К	В	Н	Н	Н	14,8(ОВ)
2	ОВ	В	Н	НК	Н	НК	Н	В	В	В	0,12(ОН)
3	С	С	С	К	О	К	С	С	С	С	7,2(С)
4	Н	В	С	К	Н	НК	В	С	С	С	4,5(Н)
5	Н	Н	С	НК	Н	НК	В	Н	Н	Н	9,4(В)
6	В	В	С	К	Н	НК	С	С	С	С	5,8(Н)
7	С	Н	В	К	О	К	В	С	Н	С	8,2(С)
8	С	В	В	К	О	К	Н	В	В	Н	3,2(Н)
9	Н	Н	В	К	О	К	С	С	Н	Н	11,3(В)
10	Н	С	С	НК	Н	К	С	С	В	С	6,9(С)

Анализ данных таблицы позволяет сделать вывод об эффективности работы нечеткой имунной системы определения релевантности

пользователя. В процессе варьирования входных параметров значение релевантности изменяется в пределах заданного диапазона в соответствии с уравнением целевой функции (8). Кроме того, чувствительность системы к более значимым параметрам (уровень шума и вибраций) является более высокой, что соответствует реальным условиям эксплуатации автоматизированных систем управления технологическими объектами.

Выводы

В работе разработана математическая модель релевантности принятия решений пользователем с учетом личностных факторов, а также внешних воздействий для повышения качества функционирования автоматизированной системы. Сформулирована задача оптимизации релевантности путем выбора воздействий на пользователя с применением теории искусственных иммунных систем. Разработана модификация алгоритма клонального отбора для определения оптимального воздействия на пользователя, что позволит повысить надежность и безопасность работы автоматизированных систем. Разработано программное обеспечение автоматизации определения оценки повышения релевантности принимаемых решений.

ЛИТЕРАТУРА

1. Человеческий фактор. В 6-ти тт. Т. 2. Эргономические основы проектирования производственной среды: Пер. с англ. / Д. Джоунз, Д. Бродбент, Д. Е. Вассерман и др. – М.: Мир, 1991. – 500 с.
2. Справочник по инженерной психологии / Под ред. Б. Ф. Ломова. – М.: Машиностроение, 1982. – 368 с.
3. Шибанов Г.П. Количественная оценка деятельности человека в системах человек-техника. – М.: Машиностроение, 1983. – 263 с.
4. Шеридан Т. Б., Феррел У. Р. Системы человек-машина: Модели обработки информации, управления и принятия решений человеком-оператором: Пер. с англ. / Под ред. К. В. Фролова. – М.: Машиностроение, 1980. – 400 с.
5. Передерий В. И., Еременко А.П. Математические модели и алгоритмы определения релевантности принимаемых решений с учетом психофункциональных характеристик пользователей при управлении автоматизированными динамическими системами // Автоматика, автоматизация, электротехнические комплексы и системы. – 2007, № 2. – С. 34-40.

6. Передерий В. И., Еременко А.П. Математические модели и алгоритмы принятия релевантных решений в автоматизированных системах с учетом личностных и внешних факторов на базе генетических алгоритмов// Автоматика, автоматизация, электротехнические комплексы и системы. – 2008, № 2. – С. 28- 37.
7. Литвиненко В. И. Объектно-ориентированная реализация алгоритма клональной селекции / В. И. Литвиненко, А. А. Фефелов, С. П. Горавский // Радіоелектроніка, Інформатика, Управління. – Запоріжжя, – 2003. – № 1. – С. 81–88.
8. Литвиненко В.И. Экспериментальные исследования алгоритма клонального отбора при решении задач оптимизации многоэкстремальных функций // Вестник Херсонского национального технического университета, – 2007. –№ 3(29). – С.29-41.
9. Бідюк П. І., Литвиненко В. І, Фефелов А. О. Формалізація методів побудови штучних імунних систем Наукові вісті Національного технічного університету України “Київський політехнічний інститут”. – 2007. – № 1. – С. 29–41.
10. Goldberg, D.E.1989. Genetic Algorithms in Search, Optization, and Machine Learning, Addison-Wesley