

УДК 681.5

А.В. Козлов, Ю.П. Кондратенко

ПОИСК ОПТИМАЛЬНЫХ ФУНКЦИЙ ПРИНАДЛЕЖНОСТИ НЕЧЕТКИХ СИСТЕМ НА ОСНОВЕ БИОИНСПИРИРОВАННЫХ ЭВОЛЮЦИОННЫХ АЛГОРИТМОВ. Часть 2. РЕАЛИЗАЦИЯ МЕТОДА И ИССЛЕДОВАНИЕ ЕГО ЭФФЕКТИВНОСТИ

Ключевые слова: нечеткая система, функции принадлежности, метод структурной оптимизации, биоинспирированный эволюционный алгоритм, нечеткий регулятор, мобильный робот.

Введение

Данная статья является продолжением работы [1], в которой рассмотрен метод поиска оптимальных функций принадлежности лингвистических термов (ФПЛТ) нечетких систем (НС) на основе различных биоинспирированных эволюционных алгоритмов глобальной оптимизации. Для исследования эффективности предложенного метода проведен поиск оптимальных функций принадлежности для нечеткой системы автоматического управления (САУ) скоростью движения многоцелевого гусеничного мобильного робота (МР), способного перемещаться по наклонным и вертикальным ферромагнитным поверхностям [2–4].

1. Нечеткая система автоматического управления скоростью движения многоцелевого мобильного робота

Многоцелевые мобильные роботы с магнитными прижимными устройствами позволяют достаточно эффективно выполнять различные технологические операции на наклонных и вертикальных ферромагнитных поверхностях в таких отраслях промышленности: судостроение, судоремонт, газо- и нефтепереработка, сельское хозяйство и др. [5–7]. МР данного класса, в свою очередь, представляют собой сложные технические объекты, для автоматизации которых успешно применяются интеллектуальные системы управления, в том числе и на основе нечеткой логики [8–10]. В [11] приведена нечеткая САУ типа Такаги–Сугено для управления и стабилизации скорости перемещения гусеничного МР по наклонным и ферромагнитным поверхностям. Данная система имеет структуру, представленную на рис. 1 [11], где приняты следующие обозначения: SD — задающее устройство (setting device); FC — нечеткий регулятор (НР) (fuzzy controller); PC — преобразователь мощности (power converter); ED — электропривод (electric drive); CM — гусеничный движитель (caterpillar mover); MRH — корпус мобильного робота (mobile robot hull); SS — датчик скорости (speed sensor); V_S , V_R — заданное

© А.В. КОЗЛОВ, Ю.П. КОНДРАТЕНКО, 2021

*Международный научно-технический журнал
«Проблемы управления и информатики», 2021, № 2*

и реальное значения скорости перемещения МР; u_{SD} , u_{FC} , u_{SS} — выходные сигналы SD, FC и SS, соответственно; ε_V — ошибка управления скоростью; F_D — вектор возмущающих воздействий; K_P , K_D , K_I — нормирующие коэффициенты, которые используются для приведения входных сигналов НР к относительным единицам от их максимального значения.

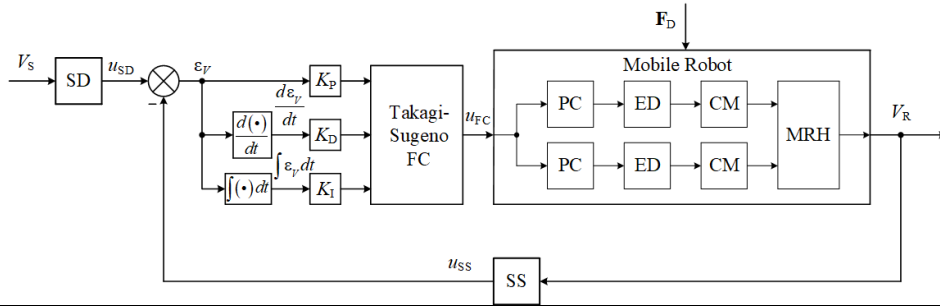


Рис. 1

Данная система разработана для гусеничного МР со следующими характеристиками: длина — 1 м; ширина — 0,8 м; радиус приводного колеса гусеницы — 0,15 м; общая масса МР с оборудованием — 150 кг. Математическая модель данного многоцелевого гусеничного мобильного робота приведена в [2, 11].

Нечеткий регулятор скорости типа Такаги–Сугено в разработанной САУ реализует закон управления на основе зависимости (1)

$$u_{FC} = f_{FC} \left(K_P \varepsilon_V, K_D \frac{d\varepsilon_V}{dt}, K_I \int \varepsilon_V dt \right). \quad (1)$$

Нормирующие коэффициенты, в свою очередь, имеют следующие значения: $K_P = 5$; $K_D = 0,33$; $K_I = 60$ [11].

Далее для представленной нечеткой САУ скоростью движения многоцелевого гусеничного МР выполнен поиск оптимальных функций принадлежности лингвистических термов НР в соответствии с основными этапами разработанного авторами метода, приведенного в первой части [1] данной работы.

2. Поиск оптимальных функций принадлежности для нечеткой САУ скоростью движения многоцелевого мобильного робота

На этапе 1 реализации предложенного метода устанавливались рабочие диапазоны изменения трех входных переменных нечеткой системы управления МР.

При этом для всех входных переменных НР $\left(K_P \varepsilon_V, K_D \frac{d\varepsilon_V}{dt}, K_I \int \varepsilon_V dt \right)$ установлены рабочие диапазоны от -1 до 1 [11].

На этапе 2 сформировано множество функций принадлежности, используемых в процессе оптимизации. В данное множество вошли следующие ФПЛТ: треугольная $TrFN$, трапециевидная $TrpFN$, колоколообразная $GbFN$, гауссова 1-го $Gs1FN$ и 2-го $Gs2FN$ рода, π -образная $PiFN$, S-образная SFN , Z-образная ZFN , сигмоидная $SgFN$, двухсторонняя сигмоидная функция разности $DsgFN$, двухсторонняя сигмоидная функция произведения $PsgFN$ [12–14]. Математические модели и графическое изображение данных функций принадлежности приведены в табл. 1 (часть 1) [1].

На этапе 3 для НР скорости выбраны количества лингвистических термов входных переменных, в частности, для первой входной переменной ($K_P \varepsilon_V$) установлено пять лингвистических термов (BN — большой отрицательный; SN — ма-

лый отрицательный; Z — нулевой; SP — малый положительный; BP — большой положительный), а для второй $\left(K_D \frac{d\varepsilon_V}{dt}\right)$ и третьей $\left(K_I \int \varepsilon_V dt\right)$ переменных — по три термина (N — отрицательный; Z — нулевой; P — положительный) [11]. Таким образом, $\tau_1 = 5, \tau_2 = 3, \tau_3 = 3$.

На этапе 4 установлены начальные значения параметров (a, b, c, d) всего множества ФПЛТ (табл. 1 [1]) разрабатываемой нечеткой САУ. При этом параметры (a, b, c, d) функций принадлежности выбраны так, что для всех трех входных переменных нечеткой САУ обеспечивается равномерное распределение лингвистических термов по их рабочим диапазонам.

На 5-м этапе реализации метода с учетом ограничений (5) [1] сформирована структура вектора \mathbf{S} , определяющего набор функций принадлежности лингвистических термов для рассматриваемой нечеткой САУ в виде выражения

$$\begin{aligned} \mathbf{S} &= \{S_{in}^i(q)\} = \\ &= \{S_{in}^1(1), S_{in}^1(2), S_{in}^1(3), S_{in}^1(4), S_{in}^1(5), S_{in}^2(1), S_{in}^2(2), S_{in}^2(3), S_{in}^3(1), S_{in}^3(2), S_{in}^3(3)\}, \\ &S_{in}^i(q) \in \\ &\in \{TrFN, TrpFN, GbFN, Gs1FN, Gs2FN, PiFN, ZFN, DsgFN, PsgFN\} \text{ } \forall q = 1, \\ &S_{in}^i(q) \in \\ &\in \{TrFN, TrpFN, GbFN, Gs1FN, Gs2FN, PiFN, DsgFN, PsgFN\} \text{ } \forall q = (2, \dots, \tau_i - 1), \\ &S_{in}^i(q) \in \\ &\in \{TrFN, TrpFN, GbFN, Gs1FN, Gs2FN, PiFN, SFN, SgFN, DsgFN, PsgFN\} \text{ } \forall q = \tau_i, \\ &i \in \{1, 2, 3\}. \end{aligned} \quad (2)$$

В свою очередь, для всех лингвистических термов вектора (2) на этапе 6 изначально выбраны треугольные функции принадлежности. При этом начальное значение вектора \mathbf{S}_0 определяется выражением (3)

$$\begin{aligned} \mathbf{S}_0 &= \{S_{in}^i(q)\} = \\ &= \{TrFN, TrFN, TrFN, TrFN, TrFN, TrFN, TrFN, TrFN, TrFN, TrFN, TrFN\}. \end{aligned} \quad (3)$$

Внешний вид лингвистических термов НР с функциями принадлежности, соответствующими вектору (3) с установленными параметрами (a, b, c) , приведен на рис. 2. Общее количество настраиваемых параметров (a, b, c) для реализации всех лингвистических термов (3) нечеткого регулятора САУ МР составляет 33 параметра.

Общее количество правил базы правил (БП) данного нечеткого регулятора составляет $\prod_{i=1}^3 \tau_i = \tau_1 \tau_2 \tau_3 = 45$, каждое из которых представлено выражением типа (4) [11]:

$$\begin{aligned} \text{IF } &“K_P \varepsilon_V = A_{1r}” \text{ AND } “K_D \frac{d\varepsilon_V}{dt} = A_{2r}” \text{ AND } “K_I \int \varepsilon_V dt = A_{3r}” \\ \text{THEN } &“u_{FC} = k_{1r}(K_P \varepsilon_V) + k_{2r}(K_D \frac{d\varepsilon_V}{dt}) + k_{3r}(K_I \int \varepsilon_V dt)” \end{aligned} \quad (4)$$

где r — номер правила БП; A_{1r}, A_{2r}, A_{3r} — соответствующие лингвистические термы входных переменных НР; k_{1r}, k_{2r}, k_{3r} — весовые коэффициенты констант правил БП.

Оптимальные значения весовых коэффициентов консеквентов правил БП данного регулятора найдены с помощью гибридного мультиагентного PSO-метода параметрической оптимизации с элитной стратегией [11]. Фрагмент базы правил данного нечеткого регулятора с найденными оптимальными коэффициентами консеквентов представлен в табл. 2.

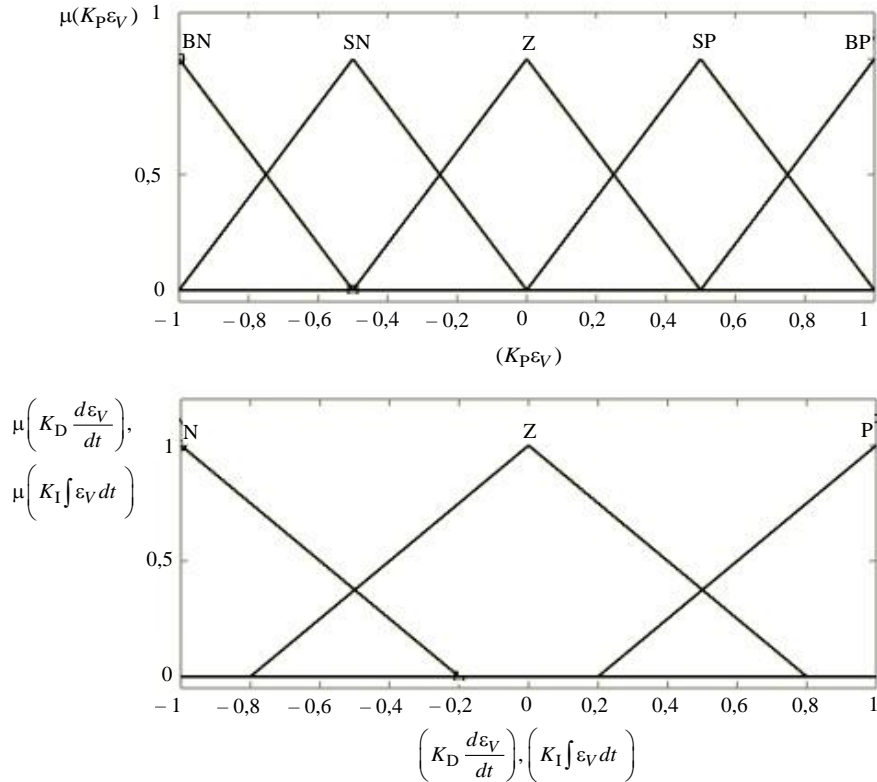


Рис. 2

В качестве комплексной целевой функции J_C на этапе 7 реализации метода в данном случае выбрано выражение (7) [1].

Таблица 1

№ правила	Лингвистические термы входных переменных			Весовые коэффициенты консеквентов правил		
	$K_p \varepsilon_V$	$K_D \frac{d\varepsilon_V}{dt}$	$K_I \int \varepsilon_V dt$	k_{1r}	k_{2r}	k_{3r}
1	BN	N	N	61,29	46,46	52,72
5	BN	Z	Z	93,84	78,8	68,41
18	SN	P	P	46,48	72,72	45,52
23	Z	Z	Z	59,87	52,6	27,37
30	SP	N	P	11,36	32,24	88,78
36	SP	P	P	30,43	60,62	38,97
41	BP	Z	Z	30,28	18,63	70,88
45	BP	P	P	9,07	23,97	42,28

В свою очередь, целевая функция J_1 , оценивающая эффективность управления скоростью движения МР, и целевая функция J_2 , оценивающая сложность дальнейшей параметрической оптимизации, рассчитываются на основе выражений (8) и (10) [1] соответственно. Оптимальными (граничными) значениями комп-

лексной целевой функции $J_{\text{Сopt}}$ и целевой функции J_1 выбраны: $J_{\text{Сopt}} = 0,1$; $J_{1\text{opt}} = 0,05$. Весовой коэффициент при J_2 принят равным $0,00166$ ($k_{J_2} = 0,00166$).

До проведения процедуры поиска оптимальных функций принадлежности для нечеткого регулятора САУ МР с базой правил, приведенной в табл. 1, и треугольными ФПЛТ (см. рис. 2) начальные значения целевых функций $J_{\text{С}}$, J_1 и J_2 имели следующие значения: $J_{\text{С}} = 0,112$; $J_1 = 0,057$; $J_2 = 33$.

На этапе 8 проведен итеративный глобальный поиск оптимального вектора функций принадлежности на основе следующих трех (адаптированных под специфику данной задачи) биоинспирированных алгоритмов глобальной оптимизации: генетический (Genetic Algorithm — GA), искусственных иммунных систем (Artificial Immune Systems — AIS), биогеографический (Biogeography-Based Optimization — BBO).

При процедуре поиска оптимальных функций принадлежности на этапе инициализации биоинспирированных эволюционных алгоритмов основные параметры GA, AIS и BBO подбирались экспериментальным путем для данной конкретной задачи. В частности, для генетического алгоритма создана начальная популяция N_0 из $l_{\text{max}} = 100$ хромосом. В качестве оператора селекции выбрана пропорциональная селекция, в качестве оператора скрещивания — одноточечное скрещивание, в качестве оператора мутации — простая мутация. При этом значения вероятностей скрещивания $P_{\text{С}}$ и мутации $P_{\text{М}}$ заданы: $P_{\text{С}} = 0,25$; $P_{\text{М}} = 0,1$.

Для алгоритма искусственных иммунных систем создана начальная популяция N_0 из $l_{\text{max}} = 100$ иммунных клеток. В качестве оператора клонирования используется равномерный оператор клонирования [15]. В свою очередь, число клеток памяти $N_m = 10$, число клеток в популяции с наилучшей аффинностью $N_w = 50$, параметр оператора клонирования $N_c = 5$, параметр оператора мутации $r = 2$.

Для BBO-алгоритма на этапе инициализации создана экосистема из $l_{\text{max}} = 100$ сред обитания (островов). Зависимости миграции видов от количества видов на островах $\lambda(N)$ и $\nu(N)$ имеют линейный характер, при этом $l_{\text{max}} = \nu_{\text{max}} = 1$ [16, 17]. Коэффициент оператора мутации $r = 0,1$, максимально возможное количество видов на острове, соответствующее оптимальному значению индекса пригодности среды обитания, f_{opt} , $N_{\text{max}} = 10$.

При реализации трех вышеперечисленных алгоритмов (фитнесс-функцию, функцию аффинности и индекс пригодности среды обитания f) целесообразно рассчитывать на основе комплексной целевой функции $J_{\text{С}}$ с помощью выражения (12). В качестве критерия окончания оптимизации для каждого из трех приведенных алгоритмов выбрано выполнение максимального количества итераций $Z_{\text{max}} = 100$.

Процедуры итеративного поиска оптимальных функций принадлежности на этапе 8 реализации метода для представленного НР САУ скоростью проведены поочередно с помощью каждого из трех алгоритмов (GA, AIS, BBO). При этом при расчете значений комплексной целевой функции $J_{\text{С}}$ (7) на каждой Z -й итерации метода моделирование переходных процессов САУ скоростью работа проводилось во всех возможных режимах работы (при действии различных входных и возмущающих воздействий) для эффективного поиска оптимальных функций принадлежности всех термов НР.

Так как биоинспирированные эволюционные алгоритмы имеют стохастический характер и при проведении каждого отдельного вычислительного эксперимента в одинаковых условиях и при одинаковых регулируемых параметрах (количество особей в популяции l_{max} , количество клеток памяти N_m , коэффициент оператора мутации r и др.) могут давать различные результаты, то для объективного

сравнительного анализа их эффективности итеративные процедуры с помощью каждого отдельно взятого алгоритма целесообразно проводить неоднократно с последующим усреднением полученных результатов [18]. В данном случае итеративные процедуры поиска оптимальных ФПЛТ проводились по десять раз с помощью каждого из трех выбранных эволюционных алгоритмов (GA, AIS, BBO) с последующим усреднением полученных значений комплексной целевой функции J_C на каждой Z -й итерации.

На рис. 3 приведены усредненные кривые изменения комплексной целевой функции (7) в процессе поиска оптимальных функций принадлежности \mathbf{S} на этапе 8 на основе рассмотренных алгоритмов (GA, AIS, BBO).

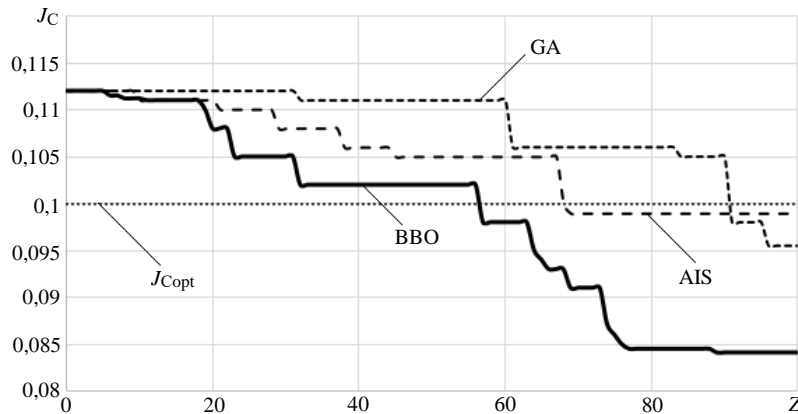


Рис. 3

На заключительном (9-м) этапе реализации метода проведен анализ полученных результатов поиска оптимальных функций принадлежности с помощью различных биоинспирированных алгоритмов глобальной оптимизации, примененных на этапе 8, и выбран наилучший вариант вектора \mathbf{S} . Также исследована эффективность нечеткой САУ МР на основе полученных результатов структурной оптимизации функций принадлежности НР. Усредненные результаты экспериментов, полученные в процессе поиска оптимальных функций принадлежности с помощью каждого из трех различных алгоритмов, сведены в табл. 2, где приняты следующие обозначения: $Z_{J_{Copt}}$ — количество итераций при реализации алгоритма, необходимое для достижения оптимального значения комплексной целевой функции J_C ; J_{Cmin} , J_{1min} , J_{2min} — минимальные значения комплексной целевой функции и ее компонентов J_1 , J_2 , достигнутые в процессе оптимизации ФПЛТ.

Как видно из рис. 3 и табл. 2, предложенный метод оптимизации на основе биоинспирированных эволюционных алгоритмов (GA, AIS и BBO) позволяет успешно проводить поиск оптимальных функций принадлежности лингвистических термов НР САУ мобильным роботом для повышения эффективности управления скоростью движения МР, а также для уменьшения количества параметров при дальнейшей параметрической оптимизации лингвистических термов.

Таблица 2

Алгоритм поиска	$Z_{J_{Copt}}$	J_{Cmin}	J_{1min}	J_{2min}
Генетический алгоритм GA	91	0,0955	0,049	28
Алгоритм искусственных иммунных систем AIS	68	0,099	0,0525	28
Биогеографический алгоритм BBO	57	0,0841	0,041	26

Применение предложенного авторами метода на основе комбинации GA, AIS и BBO позволило снизить значение целевой функции J_1 на 14, 7,9 и 28 % соответственно, по сравнению с исходным НР с треугольными функциями принадлежности лингвистических термов. Кроме того, для найденных оптимальных функций

принадлежности с помощью разработанного метода поиска на основе GA, AIS и BBO количество параметров лингвистических термов входных переменных HP уменьшилось на 5, 5 и 7 соответственно.

Сформированные с помощью алгоритмов GA, AIS и BBO векторы S_{GA} , S_{AIS} , S_{BBO} , которые обеспечивают достижение заданных граничных значений комплексной целевой функции J_{Copt} нечеткой CAУ, имеют различную структуру:

$$\begin{aligned}
 S_{GA} &= \\
 &= \{ZFN, TrpFN, Gs2FN, Gs1FN, TrFN, Gs1FN, GbFN, Gs1FN, Gs1FN, Gs1FN, SgFN\}; \\
 S_{AIS} &= \\
 &= \{TrFN, GbFN, GbFN, TrFN, SFN, ZFN, TrFN, Gs1FN, ZFN, TrF, SFN\}; \\
 S_{BBO} &= \\
 &= \{Gs1FN, TrFN, TrpFN, Gs1FN, Gs1FN, Gs1FN, TrFN, Gs1FN, Gs1FN, Gs1FN, Gs1FN\}.
 \end{aligned}$$

В свою очередь, внешний вид лингвистических термов HP с оптимизированными наборами функций принадлежности, соответствующими векторам S_{GA} , S_{AIS} , S_{BBO} , представлен на рис. 4–6.

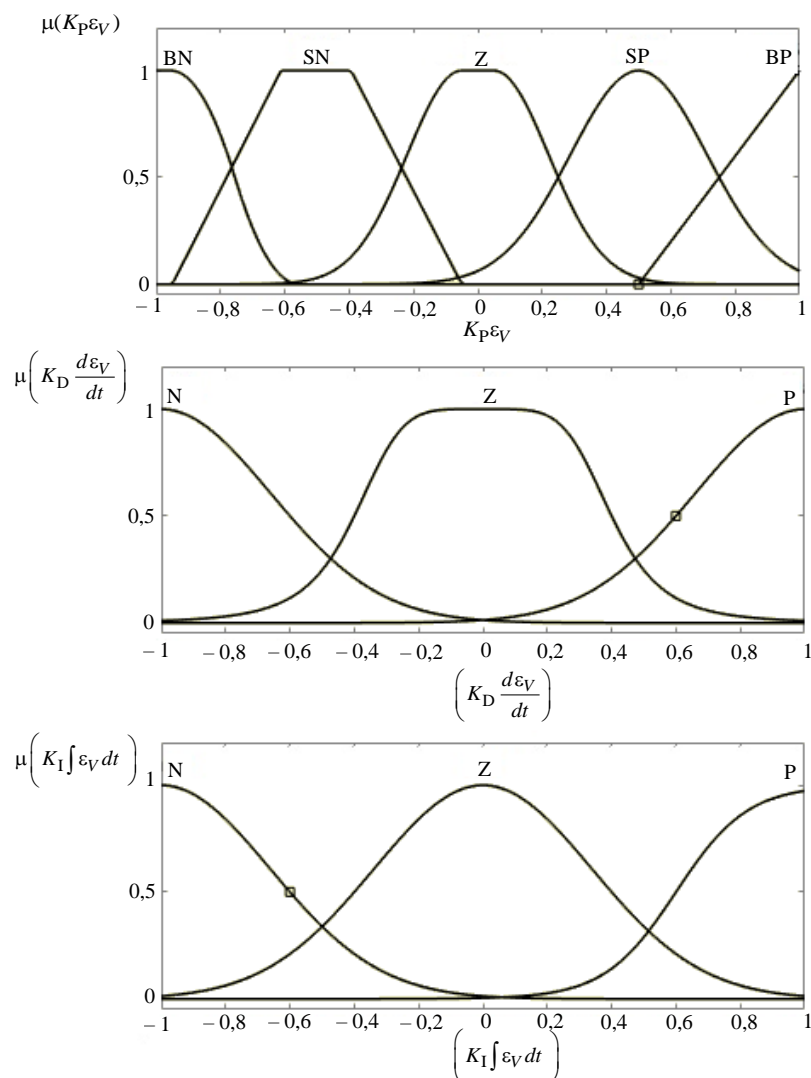


Рис. 4

Для решения данной конкретной задачи наиболее эффективным является применение биогеографического алгоритма на этапе 8, при реализации которого удалось достичь оптимального значения комплексной целевой функции нечеткой САУ ($J_C \leq 0,1$) за наименьшее количество итераций ($ZJ_{\text{Opt}} = 57$). Также при реализации данного алгоритма на 89-й итерации (см. рис. 3) было достигнуто наименьшее значение комплексной целевой функции ($J_{\text{Cmin}} = 0,0841$).

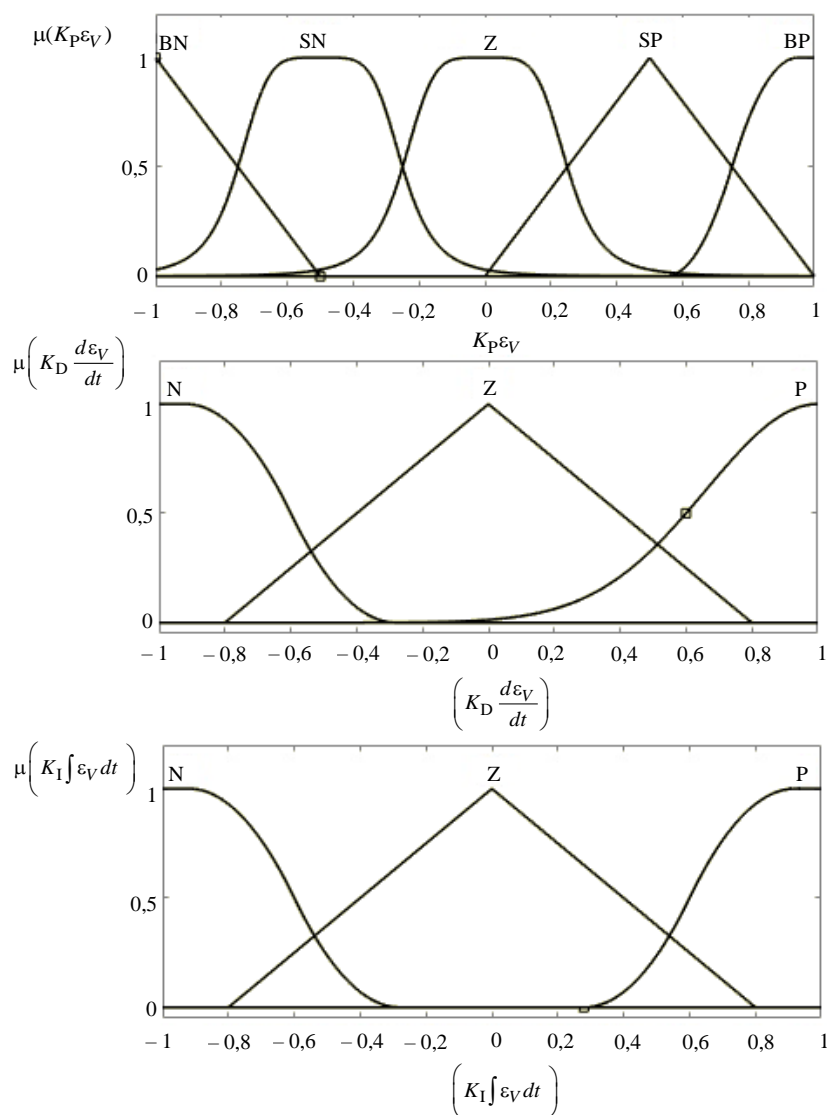


Рис. 5

Безусловно, достигнутые при этом в процессе оптимизации с помощью алгоритма ВВО минимальные значения целевых функций J_1 и J_2 также являются наименьшими ($J_{1\text{min}} = 0,041$, $J_{2\text{min}} = 26$) по сравнению со значениями, найденными с помощью других алгоритмов (GA и AIS).

Таким образом, оптимальным вектором ФПЛТ \mathbf{S}_{Opt} для данной нечеткой САУ является вектор $\mathbf{S}_{\text{ВВО}}$, найденный с помощью алгоритма ВВО на этапе 8 реализации предложенного метода ($\mathbf{S}_{\text{Opt}} = \mathbf{S}_{\text{ВВО}}$).

На рис. 7 представлены переходные характеристики разгона МР во время движения по наклонной ферромагнитной поверхности при следующих условиях моделирования: заданное значение скорости $V_S = 0,2$ м/с; угол наклона рабочей поверхности $\gamma = 60^\circ$; наличие постоянно действующего возмущающего воздействия в виде силы нагрузки технологической операции $F_D = 900$ Н.

Приведенные графики переходных процессов изменения скорости (см. рис. 7) получены при моделировании для САУ с НР: 1 — с исходными треугольными ФПЛТ; 2 — с оптимальными ФПЛТ, сформированными путем реализации предложенного метода на основе ВВО.

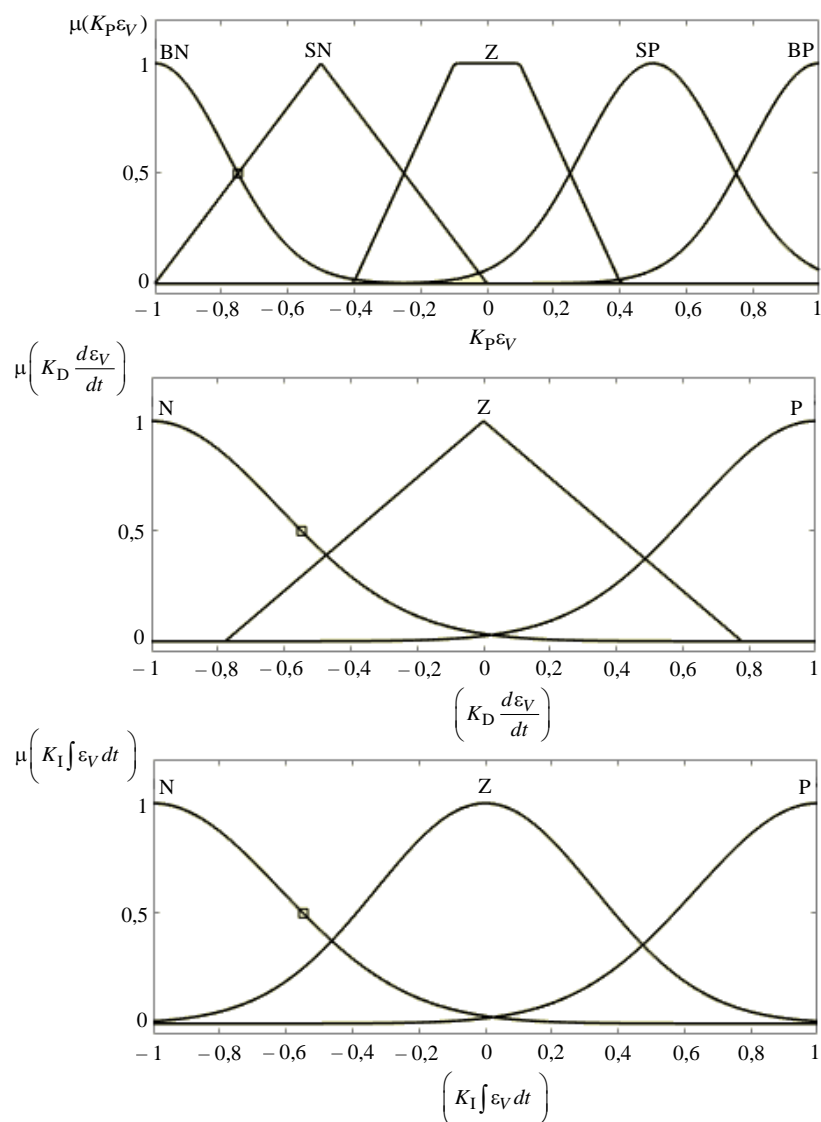


Рис. 6

В табл. 3 представлен сравнительный анализ основных показателей качества [19, 20] САУ скоростью для переходных процессов движения мобильного робота по наклонной ферромагнитной поверхности (см. рис. 7).

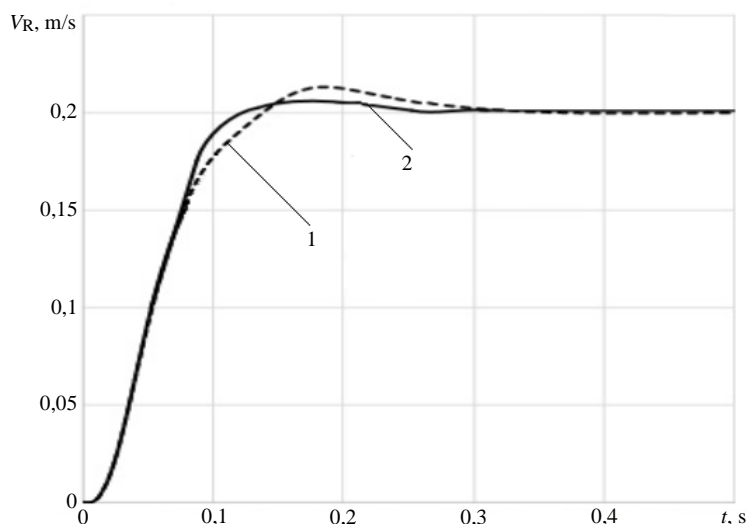


Рис. 7

Из рис. 7 и табл. 2 видно, что САУ скоростью МР с оптимальными функциями принадлежности лингвистических термов входных переменных НР, сформированными с помощью предложенного авторами метода структурной оптимизации на основе биогеографического алгоритма, имеет более высокие показатели качества управления, чем САУ с предварительно выбранными ФПЛТ треугольного типа. Следует также отметить, что для нахождения оптимального вектора ФПЛТ S_{opt} нечеткого регулятора с помощью данного метода не потребовалось существенных вычислительных и временных затрат ($Z_{JCopt} = 57$), что подтверждает его высокую эффективность.

Таблица 3

Показатели качества	Показатели качества САУ скоростью МР	
	ФПЛТ треугольного типа	Оптимальные ФПЛТ
Время нарастания, t_r , с	0,139	0,128
Время регулирования, t_{max} , с	0,31	0,236
Перерегулирование, σ_{max} , %	6,5	3,2

При необходимости проведения в дальнейшем параметрической оптимизации [21, 22] лингвистических термов рассмотренного НР (для дополнительного повышения показателей качества системы управления МР) вектор оптимизируемых параметров для найденных оптимальных ФПЛТ будет иметь на семь переменных меньше, чем такой же вектор для треугольных ФПЛТ, что существенно упростит процедуру параметрической оптимизации. Также упрощена дальнейшая процедура программно-аппаратной реализации оптимизированного нечеткого регулятора САУ мобильным роботом.

Заключение

В данной работе исследована эффективность метода поиска оптимальных функций принадлежности нечетких систем на основе биоинспирированных эволюционных алгоритмов глобальной оптимизации. В частности, проведен поиск оптимальных функций принадлежности для нечеткого регулятора САУ скоростью движения многоцелевого гусеничного мобильного робота, способного перемещаться по наклонным и вертикальным ферромагнитным поверхностям, с реализацией данного метода на основе трех биоинспирированных эволюционных алгоритмов: GA, AIS и ВВО. Анализ полученных результатов компьютерного

моделирования показывает, что применение предложенного метода поиска оптимальных ФПЛТ позволяет существенно повысить эффективность процессов управления скоростью движения МР, а также уменьшить общее количество параметров при дальнейшей параметрической оптимизации лингвистических термов. При этом для решения данной конкретной задачи наиболее эффективным из трех выбранных методов эволюционной оптимизации оказался метод поиска оптимальных функций принадлежности на основе биогеографического алгоритма, при реализации которого удалось достичь оптимального значения комплексной целевой функции нечеткой САУ ($J_C \leq 0,1$) за наименьшее количество итераций ($Z_{J_{Copt}} = 57$). Также с помощью данного метода на основе ВВО найдено наименьшее значение комплексной целевой функции $J_{Cmin} = 0,0841$ (на 89-й итерации), что в 1,33 раза меньше значения J_C для исходной нечеткой САУ с предварительно выбранными ФПЛТ треугольного типа ($J_C = 0,112$). В свою очередь, при реализации данной модификации метода значение целевой функции J_1 уменьшилось в 1,39 раза ($J_{1min} = 0,041$), а количество параметров лингвистических термов — на 7 ($J_{2min} = 26$). В результате САУ скоростью МР с оптимальными функциями принадлежности лингвистических термов входных переменных НР, найденными с помощью предложенного авторами метода на основе комбинации биоинспирированных эволюционных алгоритмов (с наилучшими результатами по алгоритму ВВО), имеет более высокие показатели качества управления по сравнению с нечеткой САУ с предварительно выбранными ФПЛТ треугольного типа, а именно: быстродействие системы повысилось в 1,3 раза, перерегулирование уменьшилось в 2 раза.

Таким образом, приведенные в данной работе результаты исследований подтверждают высокую эффективность разработанного авторами метода поиска оптимальных ФПЛТ, а также целесообразность его применения для структурной оптимизации нечетких систем и устройств различных типов, конфигураций и назначения.

О.В. Козлов, Ю.П. Кондратенко

ПОШУК ОПТИМАЛЬНИХ ФУНКЦІЙ НАЛЕЖНОСТІ НЕЧІТКИХ СИСТЕМ НА ОСНОВІ БІОІНСПІРОВАНИХ ЕВОЛЮЦІЙНИХ АЛГОРИТМІВ.

Частина 2. РЕАЛІЗАЦІЯ МЕТОДУ ТА ДОСЛІДЖЕННЯ ЙОГО ЕФЕКТИВНОСТІ

Досліджено ефективність методу пошуку оптимальних функцій належності нечітких систем на основі біоінспірованих еволюційних алгоритмів глобальної оптимізації. Запропонований метод дозволяє знаходити оптимальні функції належності лінгвістичних термів при вирішенні компромісної задачі мінімізації цільової функції та зменшення обчислювальних витрат у процесі подальшої параметричної оптимізації нечітких систем. Для дослідження ефективності розглянутого методу проведено пошук оптимальних функцій належності для нечіткого регулятора системи керування багаточільовим мобільним роботом, що призначений для переміщення по похилих і вертикальних феромагнітних поверхнях, з реалізацією даного методу на основі трьох біоінспірованих еволюційних алгоритмів: генетичний, штучних імунних систем, біогеографічний. Аналіз отриманих результатів комп'ютерного моделювання показав, що застосування запропонованого методу пошуку оптимальних функцій належності дозволяє істотно підвищити ефективність

керування мобільним роботом, а також зменшити загальну кількість параметрів при подальшій параметричній оптимізації лінгвістичних термів, що підтверджує високу ефективність розробленого методу.

Ключові слова: нечітка система, функції належності, метод структурної оптимізації, біоінспірований еволюційний алгоритм, нечіткий регулятор, мобільний робот.

O.V. Kozlov, Yu.P. Kondratenko

SEARCH OF OPTIMAL MEMBERSHIP FUNCTIONS OF FUZZY SYSTEMS BASED ON BIOINSPIRED EVOLUTIONARY ALGORITHMS. Part II. METHOD IMPLEMENTATION AND STUDY OF ITS EFFICIENCY

This article is devoted to the efficiency of a method of optimal membership functions search for fuzzy systems based on bioinspired evolutionary algorithms of global optimization. The proposed method allows finding the optimal membership functions of linguistic terms at solving the compromise problem of minimizing the objective function and reducing computational costs in the process of further parametric optimization of fuzzy systems. To study the effectiveness of the considered method in this work, the search of the optimal membership functions is conducted for a fuzzy controller of the control system of a multi-purpose mobile robot designed to move along inclined and vertical ferromagnetic surfaces, with the implementation of this method based on 3 bioinspired evolutionary algorithms: genetic, artificial immune systems, biogeographic. The analysis of the obtained results of computer modeling showed that the usage of the proposed method of search of optimal membership functions gives the opportunity to increase significantly the efficiency of the mobile robot control, as well as to reduce the total number of parameters at further parametric optimization of linguistic terms, which confirms the high efficiency of the developed method.

Keywords: fuzzy system, membership functions, structural optimization method, bioinspired evolutionary algorithm, fuzzy controller, mobile robot.

1. Козлов А.В., Кондратенко Ю.П. Поиск оптимальных функций принадлежности нечетких систем на основе биоинспирированных эволюционных алгоритмов. Часть 1. Пошаговый метод. *Международный научно-технический журнал «Проблемы управления и информатики»*. 2021. № 1. С. 55–75.
2. Кондратенко Ю.П., Рудольф Й., Козлов О.В., Запорожець Ю.М., Герасін О.С. Нейро-нечіткі спостерігачі для ідентифікації притискного зусилля магнітокерованих рушіїв мобільних роботів. *Технічна електродинаміка*. 2017. № 5. С. 53–61. DOI: 10.15407/techned 2017.05.053.
3. Lewis F.L., Campos J., Selmic R. Neuro-Fuzzy control of industrial systems with actuator nonlinearities. *SIAM, Philadelphia*, 2002. 238 p. DOI: 10.1137/1.9780898717563
4. Duro R.J., Kondratenko Y.P. (Eds.) Advances in intelligent robotics and collaboration automation. *Series on Automation, Control and Robotics, River Publishers, Denmark*. 2015. 328 p. DOI: 10.13052/tp-9788793237049.
5. Spong M.W., Hutchinson S., Vidyasagar M. Robot modeling and control. New York: Publisher Wiley, 2006. 496 p. ISBN: 978-0-471-64990-8.
6. Souto D., Faiña A., Deibe A., Lopez-Peña F., Duro R.J. A robot for the unsupervised grit-blasting of ship hulls. *International Journal of Advanced Robotic Systems*. 2012. **9**. P. 1–16. DOI: 10.5772/50847.
7. Longo D., Muscato G. A small low-cost low-weight inspection robot with passive-type locomotion. *Integrated computer-aided engineering*. 2004. **11**. P. 339–348. DOI: 10.3233/ICA-2004-11404
8. Xiao Ju., Xiao Ji., Xi N., Tummala R.L., Mukherjee R. Fuzzy controller for wall-climbing micro-robots. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*. 2004. **12**, N 4. P. 466–480. DOI: 10.1109/TFUZZ.2004.832520.

9. Elayaraja D., Ramabalan S. Fuzzy logic control of low cost obstacle climbing robot. *Applied Mechanics and Materials*. 2014. P. 2150–2154. DOI: 10.4028/www.scientific.net/AMM.592-594.2150.
10. Churavy C., Baker M., Mehta S., Pradhan I., Scheidegger N., Shanfelt S., Rarick R., Simon D. Effective implementation of a mapping swarm of robots. *IEEE Potentials*. 2008. **27**, N 4. P. 28–33. DOI: 10.1109/MPOT.2008.924855.
11. Kondratenko Y.P., Kozlov A.V. Parametric optimization of fuzzy control systems based on hybrid particle swarm algorithms with elite strategy. *Journal of Automation and Information Sciences*. 2019. **51**, N 12. P. 25–45. DOI: 10.1615/JAutomatInfScien.v51.i12.40
12. Li J., Wang J.Q., Hu J.H. Multi-criteria decision-making method based on dominance degree and BWM with probabilistic hesitant fuzzy information. *International Journal of Machine Learning and Cybernetics*. 2019. **10**. P. 1671–1685. DOI: 10.1007/s13042-018-0845-2
13. Borysenko V., Kondratenko G., Sidenko I., Kondratenko Y. Intelligent forecasting in multi-criteria decision-making. *3rd International Workshop on Computer Modeling and Intelligent Systems, CMIS*. 2020. **2608**. P. 966–979.
14. Mazandarani M., Xiu L. Fractional fuzzy inference system: The new generation of fuzzy inference systems. *IEEE Access*. 2020. **8**. P. 126066–126082. DOI: 10.1109/ACCESS.2020.3008064
15. Dasgupta D. Advances in artificial immune systems. *IEEE Computational Intelligence Magazine* 2006. **1**, N 4. P. 40–49. DOI: 10.1109/MCI.2006.329705
16. Simon D. Biogeography-based optimization. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*. 2008. **12**(6). P. 702–713. DOI: 10.1109/TEVC.2008.919004
17. Sayed M.M., Saad M.S., Emara H.M., Abou El-Zahab E.E. A novel method for type-2 fuzzy logic controller design using a modified biogeography-based optimization. *2013 IEEE International Conference on Industrial Technology (ICIT)*, Cape Town. 2013. P. 28–33. DOI: 10.1109/ICIT.2013.6505643
18. Aseri N.A.M., Ismail M.A., Fakharudin A.S., Ibrahim A.O. Review of the meta-heuristic algorithms for fuzzy modeling in the classification problem. *International Journal of Advanced Trends in Computer Science and Engineering*. 2020. **9**, N 1.4 Special Issue. P. 387–400. DOI: 10.30534/ijatcse/2020/5691.42020
19. Kuntsevich V.M., Gubarev V.F., Kondratenko Y.P., Lebedev D.V., Lysenko V.P. (Eds). *Control Systems: Theory and Applications. Series in Automation, Control and Robotics, River Publishers, Gistrup, Delft*. 2018. 329 p.
20. Kondratenko Y.P., Chikrii A.A., Gubarev V.F., Kacprzyk J. (Eds). Advanced control techniques in complex engineering systems: *Theory and Applications. Dedicated to Professor Vsevolod M. Kuntsevich. Studies in Systems, Decision and Control*. 2019. **203**. Cham: Springer Nature Switzerland AG. 337 p. DOI: 10.1007/978-3-030-21927-7
21. Kosanam S., Simon D. Fuzzy membership function optimization for system identification using an extended Kalman filter. *Fuzzy Information Processing Society*. 2006. P. 459–462. DOI: 10.1109/NAFIPS.2006.365453
22. Kondratenko Y.P., Simon D. Structural and parametric optimization of fuzzy control and decision making systems. Zadeh L., Yager R., Shahbazova S., Reformat M., Kreinovich V. (Eds.) *Recent Developments and the New Direction in Soft-Computing Foundations and Applications. Studies in Fuzziness and Soft Computing*. 2018. **361**. P. 273–289. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-319-75408-6_22

Получено 06.10.2020