

УДК 004.832.38

<https://doi.org/10.21869/2223-1560-2024-28-2-166-183>

Построение интеллектуальных функций принадлежности и реализация нечетко-логического вывода на их основе

М.В. Бобырь¹ ✉, Б. А. Бондаренко¹, А. Ю. Алтухов¹

¹ Юго-Западный государственный университет
ул. 50 лет Октября, д. 94, г. Курск 305040, Российская Федерация

✉ e-mail: maxbobyry@gmail.com

Резюме

Цель исследования. Предложенный в данной работе метод нацелен на повышение быстродействия и точности вычислительного процесса обучения нечетко-логической системы. В качестве предмета исследования использовались разработанные параметризованные функции принадлежности. Показателем эффективности выступало влияние изменения меток входных функций принадлежности, созданных традиционным методом и с помощью параметризованных функций принадлежности, на выходную характеристику.

Методы. Разработан и реализован метод построения параметрических функций принадлежности и использующиеся в процессе фаззификации нечетко-логического вывода. Помимо фаззификации, в системе реализованы процесс композиции нечетких правил и дефаззификация. В процессе фаззификации использовались треугольные функции принадлежности. В качестве композиционного правила использовались 6 активированных степеней принадлежности, объединенных на основе композиционного правила Заде в 5 заключений нечетко-логического вывода. На этапе дефаззификации использовался упрощенный метод центра тяжести. Объектом исследования выступал нечетко-логический вывод, использующий традиционные и параметризованные функции принадлежности, синтезируемые на этапе фаззификации.

Результаты. Получена математическая модель нечеткого вывода с реализованными параметризованными функциями принадлежности на этапе фаззификации. На основе эксперимента сделан вывод, что предложенная модель имеет более гладкую результирующую поверхность при изменении одного параметра входной функции принадлежности. При этом обеспечивается условие разбиения единицы.

Заключение. Разработана нечетко-логическая MISO-система на основе алгоритма Мамдани, использующая параметризованные функции принадлежности на этапе фаззификации, которая реализована в среде моделирования Simulink. Построены кривые значений результатов расчета нечеткого логического вывода для трех наборов функций принадлежности входных переменных. Проведено сравнение с традиционными методами формирования. Отмечены преимущества и недостатки описанных методов.

Ключевые слова: интеллектуализация; функция принадлежности; нечеткая логика; нечетко-логический вывод, параметризация.

Конфликт интересов: Авторы декларируют отсутствие явных и потенциальных конфликтов интересов, связанных с публикацией настоящей статьи.

Финансирование. Работа выполнена при финансовой поддержке Государственного задания (проект № 0851-2020-0032).

© Бобырь М.В., Бондаренко Б. А., Алтухов А. Ю., 2024

Для цитирования: Бобырь М.В., Бондаренко Б. А., Алтухов А. Ю. Построение интеллектуальных функций принадлежности и реализация нечетко-логического вывода на их основе // Известия Юго-Западного государственного университета. 2024. Т. 28, №2. С. 166-183. <https://doi.org/10.21869/2223-1560-2024-28-2-166-183>.

Поступила в редакцию 19.04.2024

Подписана в печать 10.05.2024

Опубликована 25.06.2024

Intellectualization of the process of constructing membership functions and implementation of fuzzy logical inference based on them

Maksim V. Bobyr ¹ ✉, Bogdan A. Bondarenko ¹, Alexander Yu. Altukhov ¹

¹ Southwest State University

50 Let Oktyabrya str. 94, Kursk 305040, Russian Federation

✉ e-mail: maxbobyr@gmail.com

Abstract

Purpose of research. The method proposed in this work is aimed at increasing the speed and accuracy of the computational process of training a fuzzy logic system. The developed parameterized membership functions were used as the subject of the study. The effectiveness indicator was the impact of changing the labels of input membership functions, created by the traditional method and using parameterized membership functions, on the output characteristic.

Methods. A method has been developed and implemented for constructing parametric membership functions that are used in the process of fuzzy logic inference fuzzification. In addition to fuzzification, the system implements fuzzy inference and defuzzification. Triangular membership functions were used in the fuzzification process. As a compositional rule, 6 activated degrees of membership were used, combined on the basis of Zadeh's compositional rule into 5 conclusions of fuzzy logical inference. At the defuzzification stage, a simplified center of gravity method was used. The object of the study was fuzzy logical inference using traditional and parameterized membership functions synthesized at the fuzzification stage.

Results. A mathematical model of fuzzy inference with implemented parameterized membership functions at the fuzzification stage is obtained. Based on the experiment, it was concluded that the proposed model has a smoother resulting surface when one parameter of the input membership function changes. In this case, the condition for the division of unity is ensured.

Conclusion. A mathematical model of fuzzy inference with implemented parameterized membership functions at the fuzzification stage is obtained. Based on the experiment, it was concluded that the proposed model has a smoother resulting surface when one parameter of the input membership function changes. In this case, the condition for the division of unity is ensured.

Keywords: intellectualization; membership function; fuzzy logic; fuzzy logical inference; parameterization.

Conflict of interest. The authors declare the absence of obvious and potential conflicts of interest related to the publication of this article.

Funding. The work was carried out with financial support from the State Assignment (project No. 0851-2020-0032).

For citation: Bobyr M. V., Bondarenko B. A., Altukhov A. Yu. Intellectualization of the process of constructing membership functions and implementation of fuzzy logical inference based on them. *Izvestiya Yugo-Zapadnogo gosudarstvennogo universiteta* = *Proceedings of the Southwest State University*. 2024; 28(2): 166-183 (In Russ.). <https://doi.org/10.21869/2223-1560-2024-28-2-166-183>.

Received 19.04.2024

Accepted 10.05.2024

Published 25.06.2024

Введение

Механизмы нечетких рассуждений используются, когда невозможно принять решение в рамках классической логики. Они обеспечивают наиболее эффективное решение сложных задач, легко модифицируются и позволяют решать проблемы, связанные с инженерной неопределенностью.

В работах [1-6] приводятся некоторые примеры параметризации функций принадлежности, используемые при построении нейро-нечетких систем для решения задач управления сложными объектами. Как показано в результатах экспериментов, модель центра тяжести [7] при использовании мягких арифметических операций в нечетком выводе позволяет получить более гладкую поверхность отклика результирующей переменной, а также обладает свойством непрерывности.

В исследованиях [8-12] представлены полученные адаптированные функции принадлежности из их канонического выражения для различных требований к диагностируемым объектам. При этом требования выражены рядом выпуклых, вогнутых, логистических функций отображения равномерных универсальных шкал на деформированные универсальные шкалы. Полученные выражения адаптированных функций принадлежности удобны для инженерной практики, так как содержат параметры, ко-

торые можно задать и оценить их влияние на количество вычислительных операций в процессе фаззификации [13-14].

В трудах [15-19] проведен анализ известных методов и моделей представления нечетких чисел в базах данных информационных систем. Рассмотрены и проанализированы известные методы построения функций принадлежности. Предлагается использовать данные из внешних источников для определения ядра нечеткого множества, где в качестве носителей используются теоретические знания об объекте. Предлагается, что связь между ядром и носителями нечеткого множества определяет вид функции принадлежности. Значения параметров изменяются в зависимости от необходимости учета реального набора данных или требования упростить автоматизированную процедуру. Предложено хранить нечеткие числа с типовыми функциями принадлежности в виде строки, содержащей значения для точек перелома, а нечеткие числа с произвольной функцией принадлежности – в виде строки, содержащей коэффициенты функции аппроксимации. Предложенный метод может быть применен в системах поддержки принятия решений и системах автоматического управления технологическими процессами.

В данной статье предложен метод интеллектуализации этапа фаззификации, отличительной чертой которого является использование меньшего количества ме-

ток функций принадлежности и обеспечение условия разбиения единицы, вследствие чего увеличивается быстродействие системы.

Материалы и методы

Разработанная нечетко-логическая система (рис. 1) предназначена для работы с обучающимися системами, использующими компьютерное зрение, например, для использования в задачах определения трафика как автомобилей, так и пешеходов на регулируемом пешеходном переходе [20].

Модель, рассмотренная в данной статье, реализована с помощью нечеткой MISO-системы, состоящей из следующих блоков: «SignalGenerator», «MF Labels», «MF1», «MF2», «MF3», «Compos» и «Def-
fuzz».

uzz». Назначение каждого блока описано ниже. Работа данной системы заключается в последовательности далее описанных шагов.

На первом шаге работы системы происходит формирование функций принадлежности. Входные переменные нечеткой MISO-системы задаются треугольными функциями принадлежности. Для их построения на вход системы необходимо подать сигнал с любой внешней системы, например системы компьютерного зрения, а также задать метки вершин функций принадлежности.

Моделирование входящего сигнала для предложенной системы выполняется в блоке «SignalGenerator» и показано на рис. 2.

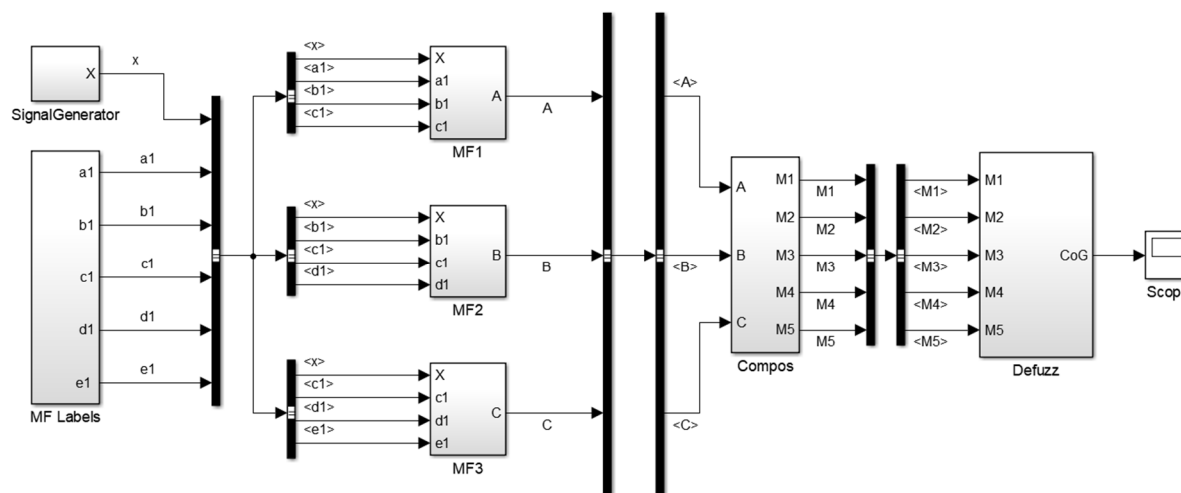


Рис. 1. Разработанная нечетко-логическая система

Fig. 1. Developed fuzzy logic system

В стандартном варианте построения треугольных функций [21] принадлежности требуется указывать по 3 метки вер-

шин треугольника для каждой функции, и рассчитывается по формуле:

$$\mu(x,a,b,c)=\begin{cases} \frac{x-a}{b-a}, & \text{если } a < x \leq b; \\ \frac{c-x}{c-b}, & \text{если } b < x < c; \\ 0, & \text{иначе,} \end{cases} \quad (1)$$

где x – входящий сигнал; a, b, c – метки треугольной функции, которые подби-

раются в зависимости от требуемого вида функции принадлежности и диапазона значений входных переменных системы управления.

Для построения 3 функций принадлежности использовались 9 меток, сведенных в табл. 1.

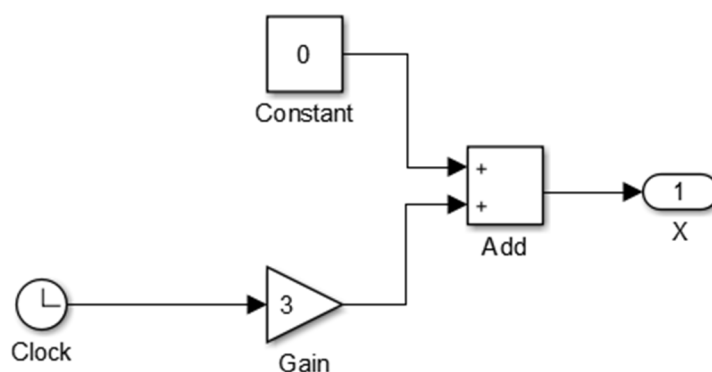


Рис. 2. Блок «SignalGenerator» в Simulink

Fig. 2. «SignalGenerator» block in Simulink

В процессе обучения нечетко-логической системы используется два способа. Первый – структурная адаптация, второй – параметрическая адаптация. К структурной адаптации относятся методы: добавления количества функций принадлежности, добавления количества нечетких правил или изменения метода дефазификации результирующей переменной. Для параметрической оптимизации используются следующие функции: изменение меток функции принадлежности, добавление весовых коэффициентов к нечетким правилам. В данной статье, для улучшения вычислительного процесса обучения нечетко-логической

системы, достаточно изменить положение меток функции принадлежности, причем у параметризованных функций принадлежности при изменении одной переменной меняются смежные функции принадлежности и при этом соблюдается условие разбиения единицы.

В предложенном методе интеллектуализации требуется указать только значения меток, обозначающих вершины функций принадлежности. Таким образом, используются только пять меток, которые ограничены логическими переменными $w1-w4$ (рис.4). Значения меток и границ вершин сведены в табл. 1.

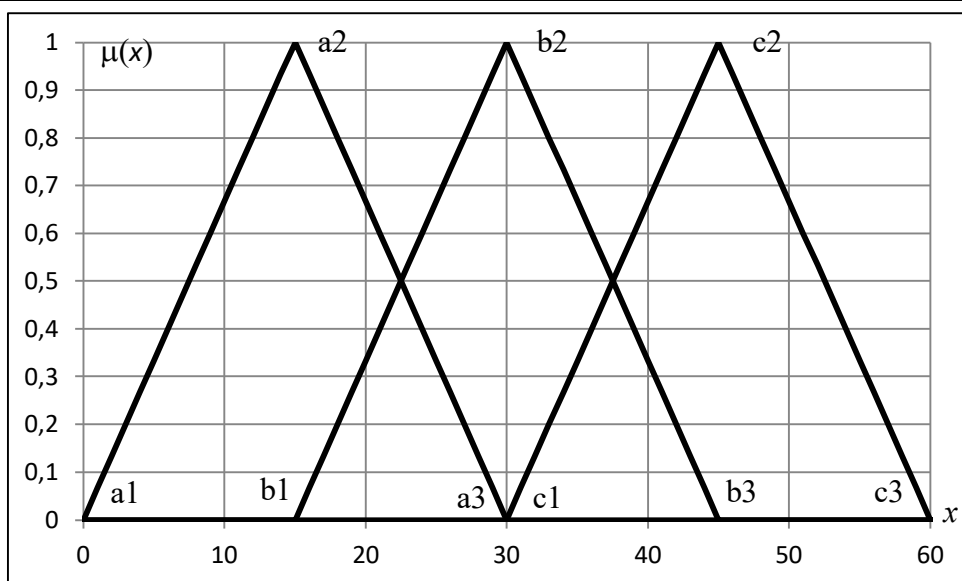


Рис. 3. Треугольные функции принадлежности, построенные стандартным методом

Fig. 3. Triangular membership functions constructed using the standard method

Таблица 1. Метки входных функций принадлежности метода интеллектуализации фаззификации

Table 1. Labels of input membership functions of the fuzzification intellectualization method

	ФП / FP	Значения меток / Label Values				
Традиционный метод	$\{A1\}=\{a1;a2;a3\}$	0	15	30		
	$\{B1\}=\{b1;b2;b3\}$	15	30	45		
	$\{C1\}=\{c1;c2;c3\}$	30	45	60		
Метод параметризации	$\{A2;B2;C2\}=\{a;b;c;d;e\}$	0	15	30	45	60
	Логическая переменная $\{w1;w2;w3;w4\}$	[0;15]	[15;30]	[30;45]	[45;60]	

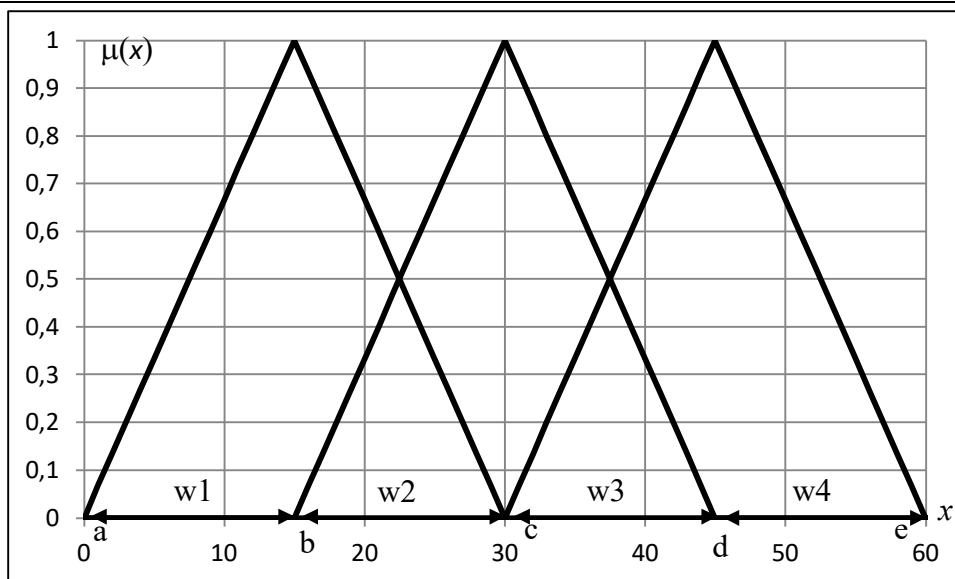


Рис. 4. Треугольные функции принадлежности, построенные методом интеллектуализации

Fig. 4. Triangular membership functions constructed by parameterization method

Для удобства расчета представим значения $w1$ - $w4$ в виде булевой переменной. Следовательно, они будут иметь значение либо 0, либо 1. Расчет логических переменных $w1$ - $w4$ производится по формулам:

$$w1 = \begin{cases} 1, & \text{если } x \in [a; b]; \\ 0, & \text{иначе,} \end{cases} \quad (2)$$

$$w2 = \begin{cases} 1, & \text{если } x \in [b; c]; \\ 0, & \text{иначе,} \end{cases} \quad (3)$$

$$w3 = \begin{cases} 1, & \text{если } x \in [c; d]; \\ 0, & \text{иначе,} \end{cases} \quad (4)$$

$$w4 = \begin{cases} 1, & \text{если } x \in [d; e]; \\ 0, & \text{иначе,} \end{cases} \quad (5)$$

где x – входящий сигнал; переменные a, b, c, d, e – метки входных функций принадлежности.

Далее выведем и составим общую формулу расчета функций принадлежности методом интеллектуализации для трех треугольных функций принадлежности:

$$\mu(x, a, b, c, d, e) = w1 \frac{x-a}{b-a} + w2 \frac{c-x}{c-b} + w2 \frac{x-b}{c-b} + w3 \frac{d-x}{d-c} + w3 \frac{x-c}{d-c} + w4 \frac{e-x}{e-d}. \quad (6)$$

Преимуществом такого метода является автоматическое соблюдение условия разбиения единицы. Достаточно изменить одну метку, и функция сама рассчитает положение треугольных функций. Также, с помощью формулы (6), необходимо будет выполнить только 1 расчет, чтобы получить полную функцию принадлежности. В то время как с помощью формулы (1) придётся выполнять вычисления для каждой из трех функций принадлежности по отдельности.

Реализация этапа задания меток вершин функций принадлежности происходит в блоке «MF Labels» и показана на рис. 5. Расчет треугольных функций принадлежности в Simulink происходит в блоках «MF1», «MF2», «MF3». На рис. 6 показан блок «MF1». Вычисления в блоках «MF2» и «MF3» проводятся аналогично, заменяются только входящие переменные.

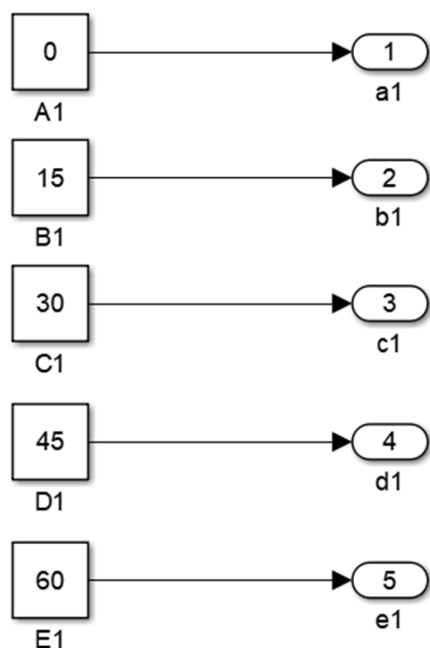


Рис. 5. Блок «MF Labels» в Simulink

Fig. 5. «MF Labels» block in Simulink

На следующем шаге системы производится формирование нечётких правил. Нечеткие правила задаются в виде:

If $\mu(A)$ and $\mu(B)$ and $\mu(C)$, Then M_n , (7)

где $\mu(A)$ – значение первой функции принадлежности; $\mu(B)$ – значение второй функции принадлежности; $\mu(C)$ – значение третьей функции принадлежности; M_n – результирующее значение.

Формируется база правил данной модели. Модель насчитывает пять правил, отображенных в табл. 2.

Формирование нечетких правил реализовано методом жестких минимумов и вычисляется в блоке «Compos», который показан на рис. 7.

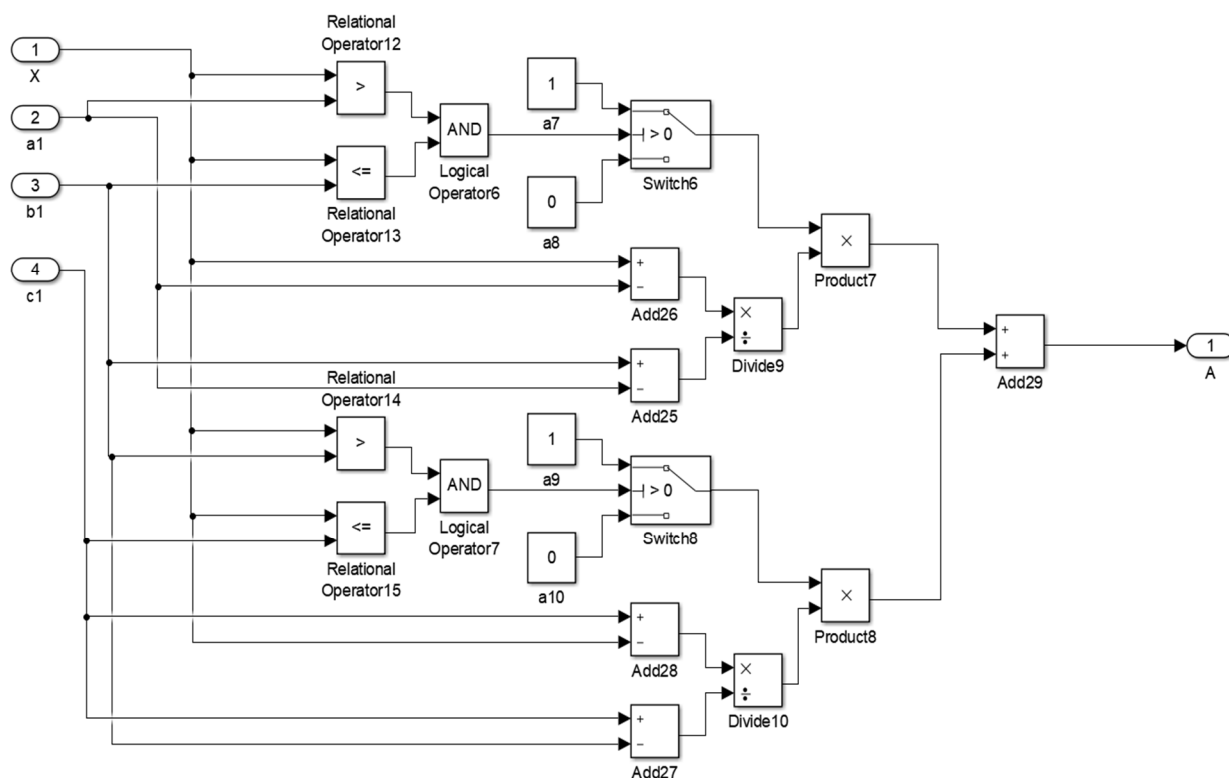
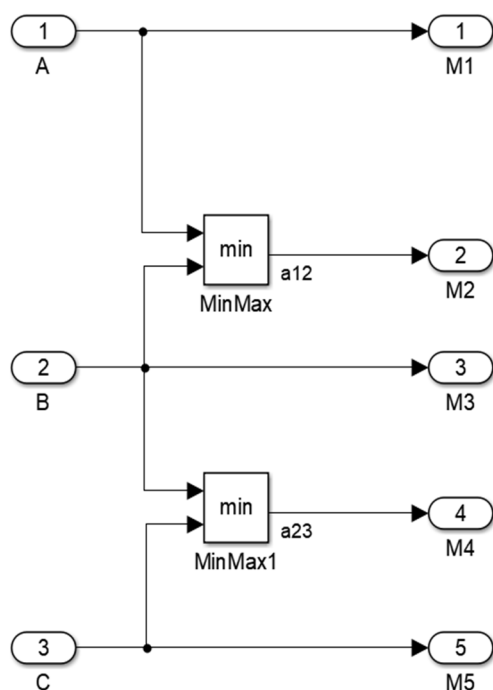


Рис. 6. Блок «MF1» в Simulink

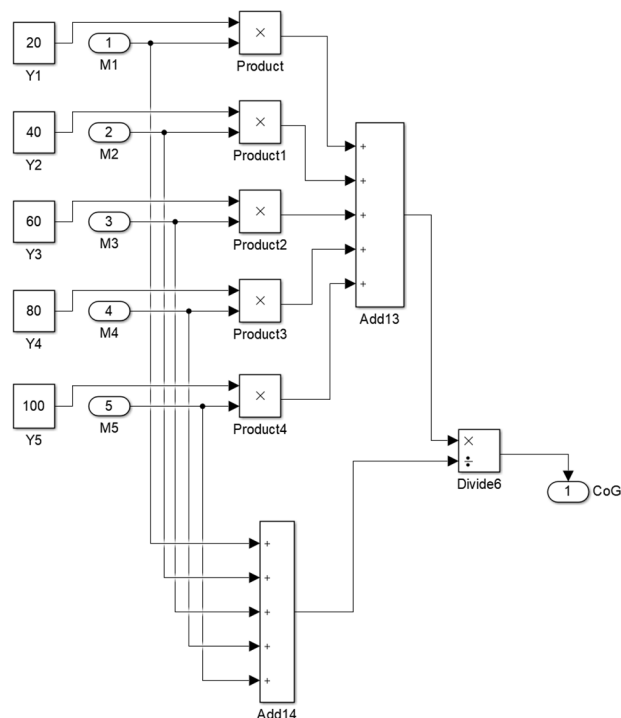
Fig. 6. «MF1» block in Simulink

Таблица 2. База правил нечетко-логической модели**Table 2.** Fuzzy logic model rule base

1	$M1=A$
2	$M2=(\min(A,B))$
3	$M3=B$
4	$M4=(\min(B,C))$
5	$M5=C$

**Рис. 7.** Блок «Compos» в Simulink**Fig. 7.** «Compos» block in Simulink

Завершающий этап работы рассматриваемой системы заключается в вычислении точных значений или дефазификации, что обеспечивает получение четкой формы представления выходного значения нечеткой системы. Вычисления этапа дефазификации в Simulink реализованы в блоке «Defuzz» и отображены на рис. 8.

**Рис. 8.** Блок «Defuzz» в Simulink**Fig. 8.** «Defuzz» block in Simulink

В рассматриваемой нечетко-логической используется упрощенный метод центра тяжести, в котором выходные переменные задаются синглтонной функцией принадлежности $\{Y\}=\{y_1;y_2;y_3;y_4;y_5\}=\{20;40;60;80;100\}$ (рис. 10), вычисляемой по формуле

$$\mu = \frac{\sum_{i=1}^n M_i Y_i}{\sum_{i=1}^n M_i}, \quad (8)$$

где $\sum_{i=1}^n M_i Y_i$ – сумма произведения результирующих значений нечетких правил и выходных функций; $\sum_{i=1}^n M_i$ – сумма результирующих значений нечетких правил.

Результаты и их обсуждение

Для проведения вычислительного эксперимента сформируем три случая с разными значениями меток вершин функ-

ций принадлежности. Данные для меток принадлежности сведены в табл. 3.

Вычислительный эксперимент проводился на оборудовании со следующими параметрами: процессор Intel Core i7-12700K 3.60 GHz; оперативная память 32,0 ГБ, операционная система

64-разрядная операционная система Windows 11 Pro. В ходе эксперимента выполнялись 20 итераций, следовательно сигнал $X \in [0;60]$.

Результат формирования функций принадлежности отображен на рис. 9 для всех 3 случаев.

Таблица 3. Метки входных функций принадлежности

Table 3. Labels of input membership functions

Функции принадлежности / Accessory functions			
	1 случай	2 случай	3 случай
A	0	0	0
B	15	25	5
C	30	30	30
D	45	35	55
E	60	60	60

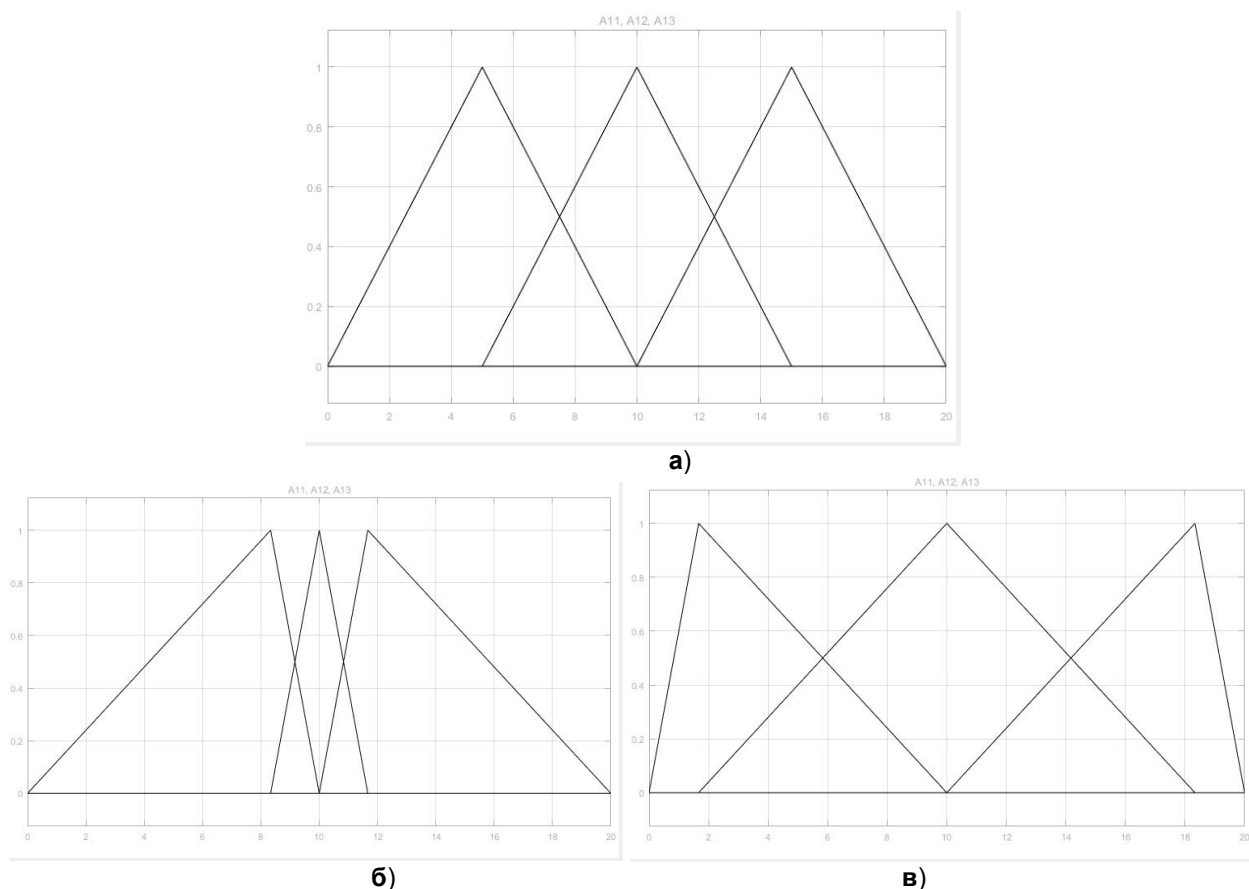


Рис. 9. Функции принадлежности: а – первый случай; б – второй случай; в – третий случай

Fig. 9. Membership functions: а – first case; б – second case; в – third case

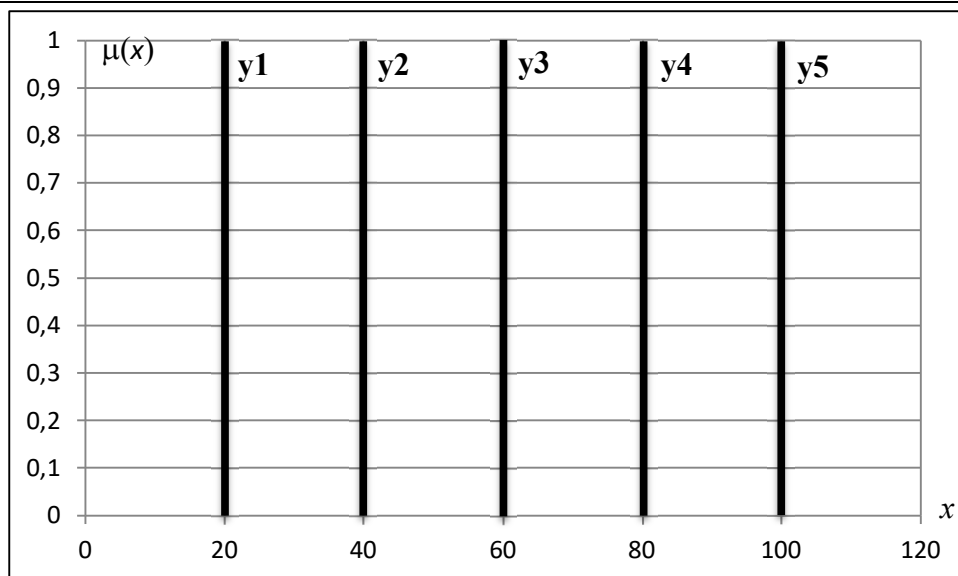


Рис. 10. Выходные функции принадлежности

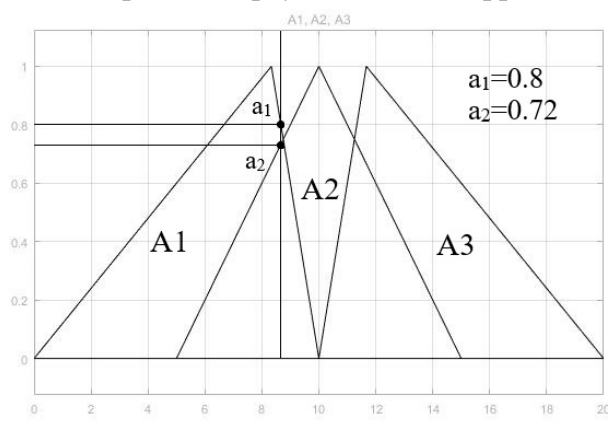
Fig. 10. Output membership functions

Выходные функции принадлежности неизменны и показаны на рис. 10 и имеют значения: $y1[20]$, $y2[40]$, $y3[60]$, $y4[80]$, $y5[100]$.

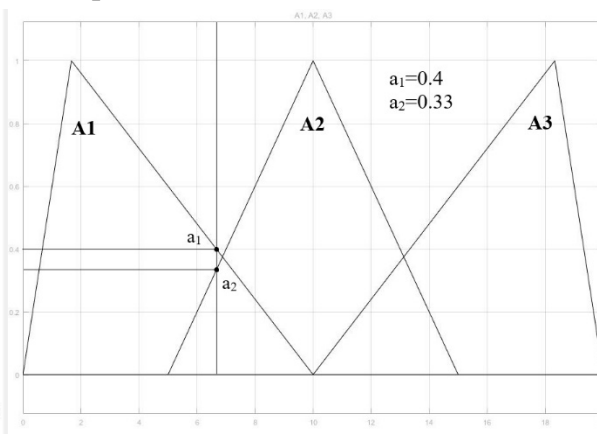
При анализе результата с метками входных функций принадлежности стоит отметить, несмотря на то, что задаются лишь вершины треугольных функций, нижние границы треугольников коррект-

но реагируют на изменения вершин треугольников, соблюдая условие разбиения единицы.

Для сравнения результатов построены треугольные функции принадлежности традиционным способом, опираясь на 2 и 3 случаи, показанные на рис. 9. Результат традиционных расчетов показан на рис. 11.



а)



б)

Рис. 11. Функции принадлежности, построенные стандартным методом: **а** – второй случай, **б** – третий случай

Fig. 11. Membership functions constructed using the standard method: **а** – second case; **б** – third case

При изменении вершин треугольников A_1 и A_3 (см. рис. 11), остальные метки принадлежности остаются без изменения. При пересечении прямой образуются точки: $a_1=0.8$ и $a_2=0.72$ (рис.11, а) и $a_1=0.4$ и $a_2=0.33$ (рис.11, б). Сумма значений $\sum a_i = a_1 + a_2 = 1.52 \neq 1$ для второго случая (рис.11, а) и $\sum a_i = a_1 + a_2 = 0.73 \neq 1$ для третьего случая (рис.11, б), что нарушает условие разбиения единицы. Вследствие чего это может сказаться на точности результирующей переменной. Также стоит отметить, что для расчета входных функций принадлежности понадобилось провести три

вычисления, для каждой из треугольных функций. В то время как функции, показанные на рис. 9, были рассчитаны одним вычислением.

Следующие два шага не отличаются для каждой из систем. Композиционное правило Заде и дефаззификация выполняется в точности как было описано ранее.

В результате дефаззификации рассчитывается единое четкое значение по заданным переменным. Все получаемые значения в зависимости от входящего сигнала отображаются в виде графиков чувствительности системы, показанных на рис. 12.

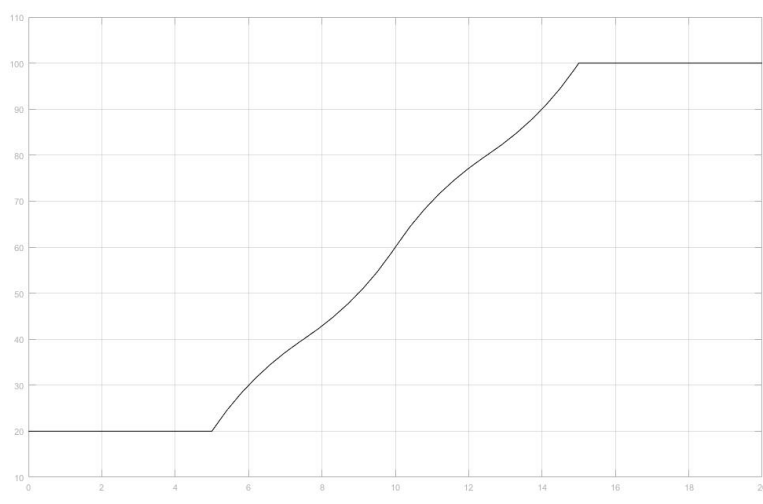


Рис. 12. Результаты работы нечетко-логической системы: первый случай

Fig. 12. Results of the fuzzy logic system: first case

Рассмотрим результаты работы нечетко-логической системы при стандартном методе фаззификации (рис. 13), данные для которой задавались на рис. 11. Для сравнения, на рисунках (рис. 13, а) и (рис. 13, б) изображена работа системы с функциями принадлежности, построенными методом параметризации

(отмечены цифрой 1) и традиционным методом (отмечены цифрой 2).

Анализируя результирующие данные, выделяется главный недостаток представленного метода параметризации функций принадлежности, а именно нечувствительность системы на границах значений сигнала.

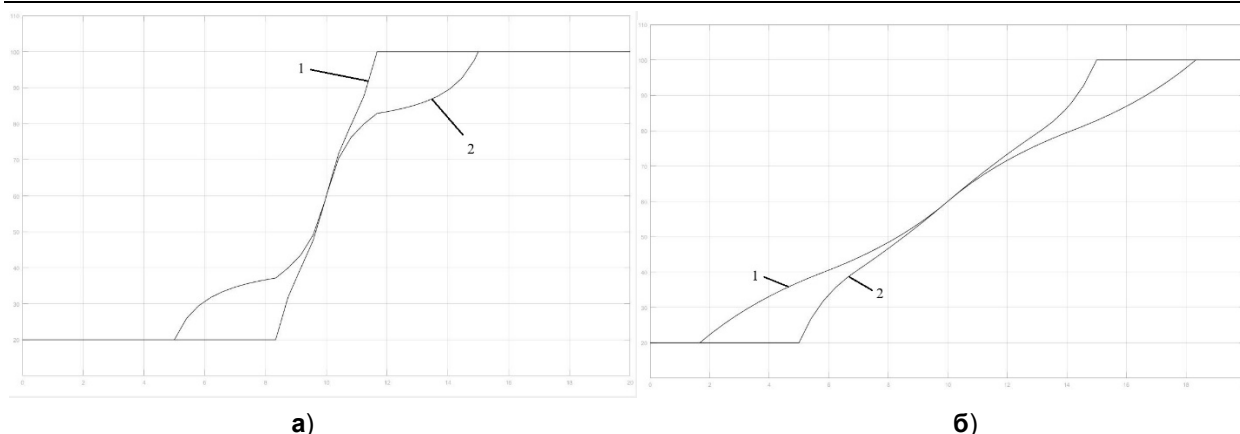


Рис. 13. Сравнение результатов работы нечетко-логической системы с методом параметризации и стандартном методе фаззификации: **а** – второй случай, **б** – третий случай

Fig. 13. Comparison of the results of a fuzzy logic system with the parameterization method and the standard fuzzification method: **a** – second case, **b** – third case

Однако рассмотренный метод имеет ряд преимуществ. Во-первых, чувствительная зона сигнала имеет более ровную и гладкую поверхность, что говорит о точности вычисляемых данных. Также гладкость обеспечивается соблюдением условия разбиения единицы. При сравнении с результатами работы системы (см. рис. 13), использующей стандартный метод формирования функций принадлежности, видно, что при работе с традиционным методом, результирующая кривая имеет ломаные линии, в то время как в предложенном методе кривая гладкая. Во-вторых, использование меньшего числа переменных при формировании функций принадлежности, что позволяет работать в условиях ограниченных данных. Также отпадает необходимость в регуляции всех трех меток вершин, в случае использования треугольных функций принадлежности, что оптимизирует работу системы.

Выводы

Разработана нечеткая логическая MISO-система на основе нечеткого вывода Мамдани с использованием метода параметризации на этапе фаззификации при формировании функций принадлежности. Система реализована в среде моделирования Simulink. Описаны различия между стандартным вариантом построения функций и методом интеллектуализации. Построены графики результатов дефаззификации для 3 вариантов представления функций принадлежности ранее описанным методом. Проведено сравнение с традиционным методом формирования. Выделены преимущества и недостатки описанного метода.

В итоге, результаты экспериментов показывают, что при использовании предложенного метода система работает более точно. Также увеличивается скорость ее работы из-за оптимизации настройки на этапе формирования функций принадлежности.

Список литературы

1. Бобырь М. В., Нассер А. А. Параметризация функций принадлежности в нечетко-логическом выводе // Многоядерные процессоры, параллельное программирование, ПЛИС, системы обработки сигналов. 2016. Т. 1, № 6. С. 287-291. EDN VZDVXL.
2. Bobyr M.V., Yakushev A.S., Dorodnykh A.A. Fuzzy devices for cooling the cutting tool of the CNC machine implemented on FPGA // Measurement. 2020. Vol. 152. P. 107378. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2019.107378>.
3. Bobyr M.V., Emelyanov S.G. A nonlinear method of learning neuro-fuzzy models for dynamic control systems // Applied Soft Computing. 2020. Vol. 88. P. 106030. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2019.106030>.
4. Бобырь М.В., Архипов А.Е., Якушев А.С. Распознавание оттенка цветовой метки на основе нечёткой кластеризации // Информатика и автоматизация. 2021. № 2 (20). С. 407-434.
5. Титов В.С., Бобырь М.В., Анциферов А.В. Алгоритм высокоскоростной обработки деталей на основе нечеткой логики // Мехатроника, автоматизация, управление. 2012. № 6. С. 21-26.
6. Bobyr' M.V., Titov V.S., Nasser A.A. Automation of the cutting-speed control process based on soft fuzzy logic computing // J. Mach. Manuf. Reliab. 2015. 44. P.633–641. <https://doi.org/10.3103/S1052618815070067>
7. Leekwijck W.V., Kerre E.E. Defuzzification: criteria and classification // Fuzzy Sets Syst. 1999. № 108. P. 159–178.
8. Усков А.А. Системы с нечеткими моделями объектов управления. Смоленск: СФРУК, 2013. 153 с.
9. Рыжаков В. В., Рыжаков М. В. Функции принадлежности элементов нечетких множеств на универсальных шкалах, адаптированных различными функциями отображения // Оборонный комплекс – научно-техническому прогрессу России. 2009. № 3. С. 93-97. EDN KKNUMT.
10. Попова Ю. Б., Бураковский А. И. Характеристические функции нечетких множеств в обучающих системах на примере трапецеидальной функции принадлежности // Информационные технологии в технических и социально-экономических системах : сборник материалов научно-технической конференции, Минск, 22 апреля 2016 года. Минск: Республиканский институт высшей школы, 2016. С. 3-5. EDN IEKRWA.
11. Изосимов С. Д. Методика определения функций принадлежности для аппроксимации периодических функций нечеткими множествами // Молодой ученый. 2015. № 6(86). С. 164-168. EDN TNBZGZ.

12. Поспелов Д.А. Нечеткие множества в моделях управления и искусственного интеллекта. М.: Наука. Гл. ред. физ.-мат. лит., 1986. 312 с.
13. Сергиенко М. А. Методы проектирования нечеткой базы знаний // Вестник Воронежского государственного университета. Серия: Системный анализ и информационные технологии. 2008. № 2. С. 67-71. EDN KHNZGN.
14. Бизянов Е. Е. Имплементация нечетких моделей в информационные системы экономических объектов // Экономика и менеджмент инновационных технологий. 2015. № 4-1(43). С. 67-71. EDN TUIYPD.
15. Бизянов Е. Е., Гутник А. А. Метод получения и хранения параметров функций принадлежности нечетких множеств // Информационные технологии и математическое моделирование в управлении сложными системами. 2020. № 3(8). С. 22-28. [https://doi.org/10.26731/2658-3704.2020.3\(8\).22-28](https://doi.org/10.26731/2658-3704.2020.3(8).22-28). EDN ARXOPX.
16. Милостная Н. А. Исследование устойчивости нейро-нечёткой системы вывода, основанной на методе отношения площадей // Известия Юго-Западного государственного университета. 2021. Т. 25, №3. С. 70-85. <https://doi.org/10.21869/2223-1560-2021-25-3-70-85>.
17. Применение алгоритма нечеткой логики Мамдани для отбора игроков в футбольный клуб на предсезонных сборах / С. Т. Дусакаева, И. А. Хохлов, П. Л. Нирян, М. П. Носарев // Современные технологии. Системный анализ. Моделирование. 2022. № 4(76). С. 228-237. [https://doi.org/10.26731/1813-9108.2022.4\(76\).228-237](https://doi.org/10.26731/1813-9108.2022.4(76).228-237). EDN EHPOJ.
18. Adriyendi. Fuzzy Logic using Tsukamoto Model and Sugeno Model on Prediction Cost // International Journal of Intelligent Systems and Applications. 2018. Vol. 10, no. 6. P. 13-21.
19. Милостная Н. А. Быстродействующие дефаззификаторы, основанные на методе отношения площадей // Промышленные АСУ и контроллеры. 2021. № 11. С. 18-25.
20. Бобырь М. В., Храпова Н. И., Ламонов М. А. Система управления интеллектуальным светофором на основе нечеткой логики // Известия Юго-Западного государственного университета. 2021. Т. 25, №4. С. 162-176. <https://doi.org/10.21869/2223-1560-2021-25-4-162-176>.
21. Пегат А. Нечеткое моделирование и управление: [пер. с англ.]. 2-е изд. М. : БИНОМ. Лаборатория знаний, 2013. 798 с.

References

1. Bobyr M. V., Nasser A. A. Parameterization of membership functions in fuzzy logical inference. *Mnogoyadernye protsessory, parallel'noe programmirovaniye, PLIS, sistemy obrabotki signalov = Multi-core processors, parallel programming, FPGAs, signal processing systems*. 2016; 1 (6): 287-291. (In Russ.). EDN VZDVXL.

2. Bobyr M.V., Yakushev A.S., Dorodnykh A.A. Fuzzy devices for cooling the cutting tool of the CNC machine implemented on FPGA. *Measurement*. 2020; 152: 107378. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2019.107378>.

3. Bobyr M.V., Emelyanov S.G. A nonlinear method of learning neuro-fuzzy models for dynamic control systems. *Applied Soft Computing*. 2020; 88: 106030. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2019.106030>.

4. Bobyr M.V., Arkhipov A.E., Yakushev A.S. Color mark shade recognition based on fuzzy clustering. *Informatika i avtomatizatsiya = Computer Science and Automation*. 2021; (2): 407-434. (In Russ.).

5. Titov V.S., Bobyr M.V., Antsiferov A.V. Algorithm for high-speed parts processing based on fuzzy logic. *Mekhatronika, avtomatizatsiya, upravlenie = Mechatronics, Automation, Control*. 2012; (6): 21-26. (In Russ.).

6. Bobyr' M.V., Titov V.S., Nasser A.A. Automation of the cutting-speed control process based on soft fuzzy logic computing. *J. Mach. Manuf. Reliab.* 2015; 44: 633–641. <https://doi.org/10.3103/S1052618815070067>

7. Leekwijck W.V., Kerre E.E. Defuzzification: criteria and classification. *Fuzzy Sets Syst.* 1999; (108): 159–178.

8. Uskov A.A. Systems with fuzzy models of control objects. Smolensk: SFRUK, 2013; 153 p. (In Russ.).

9. Ryzhakov V.V., Ryzhakov M.V. Membership functions of elements of fuzzy sets on universal scales adapted by various mapping functions. *Oboronnyi kompleks - nauchno-tekhnicheskomu progressu Rossii = Defense Complex - Scientific and Technical Progress of Russia*. 2009; (3): 93-97. (In Russ.). EDN KKNUMT.

10. Popova Yu. B., Burakovsky A. I. Characteristic functions of fuzzy sets in learning systems using the example of a trapezoidal membership function. In: *Informatsionnye tekhnologii v tekhnicheskikh i sotsial'no-ekonomicheskikh sistemakh: sbornik materialov nauchno-tekhnicheskoi konferentsii = Information technologies in technical and socio-economic systems: collection of materials of a scientific and technical conference*. Minsk: Republican Institute of Higher School; 2016. P. 3-5. (In Russ.). EDN IEKRWA.

11. Izosimov S. D. Methodology for determining membership functions for approximation of periodic functions by fuzzy sets. *Molodoi uchenyi = Young Scientist*. 2015; (6): 164-168. (In Russ.). EDN TNBZGZ.

12. Pospelov D.A. Fuzzy sets in control and artificial intelligence models. Moscow: Nauka. Gl. red. fiz.-mat. lit.; 1986. 312 p. (In Russ.).

13. Sergienko M. A. Methods for designing a fuzzy knowledge base. *Vestnik Voronezhskogo gosudarstvennogo universiteta. Seriya: Sistemnyi analiz i informatsionnye tekhnologii* = *Bulletin of Voronezh State University. Series: System analysis and information technologies*. 2008; (2): 67-71. (In Russ.). EDN KHNZGN.
14. Bizyanov E. E. Implementation of fuzzy models in information systems of economic objects. *Ekonomika i menedzhment innovatsionnykh tekhnologii* = *Economics and management of innovative technologies*. 2015; (4-1): 67-71. (In Russ.). EDN TUIYPD.
15. Bizyanov E. E., Gutnik A. A. Method for obtaining and storing parameters of membership functions of fuzzy sets. *Informatsionnye tekhnologii i matematika-ticheskoe modelirovanie v upravlenii slozhnymi sistemami* = *Information technologies and mathematical modeling in the management of complex systems*. 2020; (3): 22-28. (In Russ.). [https://doi.org/10.26731/2658-3704.2020.3\(8\).22-28](https://doi.org/10.26731/2658-3704.2020.3(8).22-28). EDN ARXOPX.
16. Milostnaya N. A. Stability Study of a Neuro-Fuzzy Output System Based on Ratio Area Method. *Izvestiya Yugo-Zapadnogo gosudarstvennogo universiteta* = *Proceedings of the Southwest State University*. 2021; 25(3): 70-85 (In Russ.). <https://doi.org/10.21869/2223-1560-2021-25-3-70-85>.
17. Dusakaeva S. T., Khokhlov I. A., P Niryan. L., Nosarev M. P. Application of the Mamdani fuzzy logic algorithm for selecting players for a football club at pre-season training camps. *Sovremennye tekhnologii. Sistemnyi analiz. Modelirovaniye* = *Modern technologies. System analysis. Modeling*. 2022; (4): 228-237. (In Russ.). [https://doi.org/10.26731/1813-9108.2022.4\(76\).228-237](https://doi.org/10.26731/1813-9108.2022.4(76).228-237). EDN EHIPOJ.
18. Adriyendi. Fuzzy Logic using Tsukamoto Model and Sugeno Model on Prediction Cost. *International Journal of Intelligent Systems and Applications*. 2018; 10 (6): 13-21.
19. Milostnaya N.A. High-speed defuzzifiers based on the area ratio method. *Promyshlennyye ASU i kontrolyery* = *Industrial automated control systems and controllers*. 2021; (11): 18-25. (In Russ.).
20. Bobyr M.V., Khrapova N. I., Lamonov M. A. Smart Traffic Light Control System Based on Fuzzy Logic. *Izvestiya Yugo-Zapadnogo gosudarstvennogo universiteta* = *Proceedings of the Southwest State University*. 2021; 25(4): 162-176 (In Russ.). <https://doi.org/10.21869/2223-1560-2021-25-4-162-176>.
21. Pegat A. Fuzzy modeling and control. 2nd ed. Moscow: BINOM. Laboratory of knowledge, 2013; 798 p. (In Russ.).

Информация об авторах / Information about the Authors

Бобырь Максим Владимирович, доктор технических наук, профессор кафедры вычислительной техники, Юго-Западный государственный университет, г. Курск, Российская Федерация, e-mail: fregat_mn@rambler.ru, ORCID: <http://orcid.org/0000-0002-5400-6817>, Researcher ID: G-2604-2013

Maxim V. Bobyr, Dr. of Sci. (Engineering), Professor of the Computer Engineering Department, Southwest State University, Kursk, Russian Federation, e-mail: fregat_mn@rambler.ru, ORCID: <http://orcid.org/0000-0002-5400-6817>, Researcher ID: G-2604-2013

Бондаренко Богдан Андреевич, аспирант, Юго-Западный государственный университет, г. Курск, Российская Федерация, e-mail: sikersinko@gmail.com, ORCID: <http://orcid.org/0000-0001-5415-9015>, Researcher ID: HGV-0751-2022

Bogdan A. Bondarenko, Post-Graduate Student, Southwest State University, Kursk, Russian Federation, e-mail: sikersinko@gmail.com, ORCID: <http://orcid.org/0000-0001-5415-9015>, Researcher ID: HGV-0751-2022

Алтухов Александр Юрьевич, кандидат технических наук, доцент, заведующий кафедрой технологии материалов и транспорта, Юго-Западный государственный университет, г. Курск, Российская Федерация, e-mail: alt997@yandex.ru, ORCID: <http://orcid.org/0000-0003-2292-2092>, Researcher ID: N-4597-2016.

Alexander Yu. Altukhov, Cand. of Sci. (Engineering), Associate Professor, Head of the Materials and Transport Technology Department, Southwest State University, Kursk, Russian Federation, e-mail: alt997@yandex.ru, ORCID: <http://orcid.org/0000-0003-2292-2092>, Researcher ID: N- 4597-2016