

Раздел IV. Нейросетевые алгоритмы управления

УДК 004.896; 681.518.

М.В. Бобырь, В.С. Титов

МЯГКИЙ НЕЙРОНЕЧЕТКИЙ АЛГОРИТМ УПРАВЛЕНИЯ МОБИЛЬНЫМ РОБОТОМ*

Рассмотрен способ управления мобильным роботом в лабиринте с использованием мягких вычислений. Отличительной особенностью представленного способа является использование в структуре нечеткого вывода мягких арифметических операций. Мягкий нейронечеткий алгоритм управления мобильным роботом представлен в виде определенной последовательности шагов. Приведены структурная схема мобильного робота и два режима его работы. В первом режиме мобильный робот способен перемещаться вдоль линии, а во втором режиме он способен находить путь в лабиринте. Для определения расстояний робот использует ультразвуковые и лазерные сенсоры. Программный код, позволяющий находить расстояния, также представлен в статье. Для управления приводами мобильного робота используется широтно-импульсная модуляция. Структурная схема позволяющая передавать сигнал на двигатели мобильного робота с помощью широтно-импульсной модуляции, представлена в статье. Для оценки качества предложенного мягкого нейронечеткого алгоритма используется коэффициент RMSE. Работоспособность предложенного алгоритма подтверждена имитационным моделированием. Регрессионная модель и модель нечеткого вывода, основанная на жестких арифметических операциях нахождения минимума и максимума, являлись аналогами, с которыми сравнивалась работа предложенного в статье мягкого нейронечеткого алгоритма управления мобильным роботом. Приведенные результаты имитационного моделирования, показывают превосходство предложенного метода над аналогами. В работе показана возможность минимизации RMSE за счет модификации параметров сигмоидальной функции принадлежности, описывающей выходную переменную нечеткой системы. Для подтверждения эффективности такого подхода в работе проведены дополнительные экспериментальные исследования, которые подтверждают функциональное превосходство мягкого нейронечеткого алгоритма управления мобильным роботом над аналогами.

Нечеткая логика; мягкие вычисления; RMSE; мобильный робот; нейронечеткий алгоритм.

M.V. Bobyr, V.S. Titov

SOFT NEURO-FUZZY ALGORITHM MOBILE ROBOT CONTROL

A method to control a mobile robot in the labyrinth using soft computing is presented in the paper. The method is unique because soft arithmetic is used in the structure of fuzzy inference. A soft neuro-fuzzy algorithm of the mobile robot control consists of eight steps described. The paper describes a schemes of the mobile robot and two operating regimes. The mobile robot moves along the line if it operates according to the first regime. It is able to find a way out of the labyrinth if it operates according to the second regime. The robot uses ultrasonic and laser sensors for distance calculating. Moreover, special programmer code which helps to calculate the distance is given. A pulse-width modulation is applied to control motors of mobile robots. An electric schema a pulse-width modulation to control the motors is illustrated. Root mean square error defines accuracy of the mentioned above soft neuro-fuzzy algorithm to control a mobile robot.

* Работа выполнена при поддержке гранта Президента РФ МД-2983.2015.8.

Working ability of the presented soft neuro-fuzzy algorithm is proved by imitation modeling. The present soft algorithm is compared both to the regression model and the hard fuzzy inference. The obtained results clearly show that the author's method is much better than the other ones. It is possible to minimize RMSE if the sigmoidal membership function, which describes an output parameter of the fuzzy system, is changed. Some additional experiments given in the paper show efficiency of the method to control mobile robot.

Fuzzy logic; soft computing; RMSE; mobile robot; neuro-fuzzy algorithm.

Введение. При управлении мобильными роботами часто приходится сталкиваться с проблемами, в которых связь между причинами и их проявлениями носит неоднозначный характер. Наиболее распространенным подходом для решения подобных задач являются мягкие вычисления [1, 2]. Данное понятие включает такие научные области знаний как: нечеткая логика и теория нечетких множеств, нечеткие экспертные системы, нейронные сети, адаптивные нейронечеткие системы вывода [3]. Следует отметить, что основными принципами, на которых базируются современные нечеткие системы управления, являются модели рассуждений Мамдани и Такаги-Сугэно [4–7]. Как показано в работах [8, 9], традиционные нечеткие системы имеют ряд систематических недостатков. Во-первых, жесткие арифметические операторы, используемые при реализации нечеткого вывода, не обеспечивают аддитивность, а во-вторых, существующие методы дефаззификации результирующего значения не учитывают ряд нечетких правил, использующихся в структуре нечеткого вывода, что искажает отклик результирующей переменной на изменение входных параметров любой нечеткой MISO-системы. В статье предложен нейронечеткий алгоритм, позволяющий устранять данные недостатки.

1. Структурная модель мобильного робота и принцип действия. Для решения поставленной задачи рассмотрим структурную схему мобильного робота, в состав которого входят (рис. 1): микроконтроллер на базе схемы Arduino Uno (AU); двухколёсная платформа miniQ с парой колес и 2 микромоторами; плата расширения Motor Shield (MS) на базе чипа L298P; плата расширения Troyka Shield (TS); два цифровых датчика линии; сервопривод и ультразвуковой датчик HC-SR04.

Мобильный робот перемещается в двух режимах. Первый режим используется для перемещения вдоль линии на основе информации, поступающей от двух цифровых датчиков линии. В зависимости от цвета под роботом на выходе датчиков формируется бинарный сигнал: 1 – чёрный, 0 – белый. При этом, если сигнал на двух датчиках равен 1, то мобильный робот двигается вперед. Если 0, то робот останавливается. Если на левом датчике 1, а на правом 0, то робот поворачивает влево и поворот направо в противном случае [10, 11].

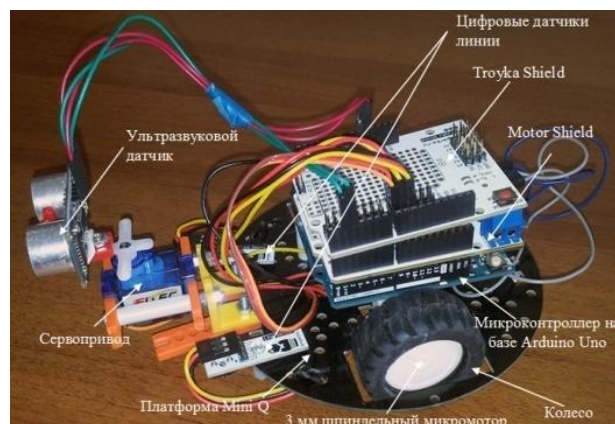


Рис. 1. Структурная схема мобильного робота

Второй режим робота используется для обхождения роботом препятствий, возникающих перед ним, что позволяет роботу свободно перемещаться в любом замкнутом пространстве. Для измерения расстояния до препятствия на мобильном роботе установлен ультразвуковой сенсор. При приближении к преграде на расстояние менее 10 см, робот останавливается (рис. 2). В дальнейшем дается команда на сервопривод, который вращает ультразвуковой датчик на 180° . При этом через каждый 10° происходит сканирование расстояний. В полученном массиве данных робот выбирает максимальное значение. Определяет угол поворота и вращается на рассчитанный угол. После этого движение робота продолжается в направлении выбранного максимального значения l_{14} . Графическая интерпретация данной процедуры представлена на рис. 2.

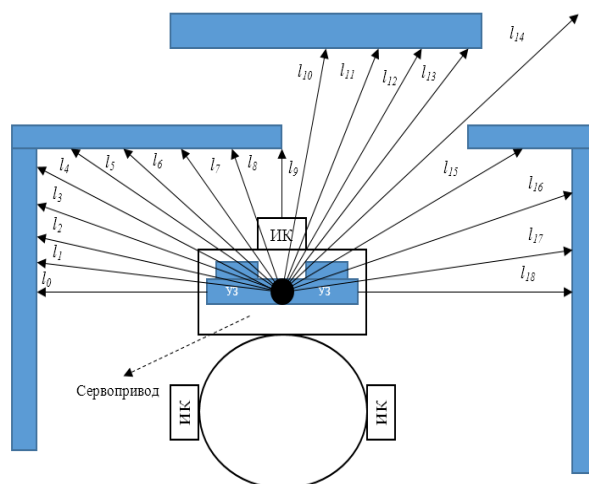


Рис. 2. Сканирование пространства ультразвуковым дальномером

Определив максимальное расстояние и угол поворота сервопривода, необходимо повернуть робот на угол, соответствующий углу поворота сервопривода. Для этого необходимо от угла центра 90 градусов вычесть угол с максимальной дистанцией и сместить робот на полученный градус вправо, а для поворота влево из 180 градусов вычесть угол с максимальной дистанцией и сместить робот на полученный угол.

С помощью платы расширения TS цифровые сенсоры линии и ультразвуковой датчик подключаются к микроконтроллеру. У цифровых датчиков линии по 3-проводному шлейфу передаются три сигнала: G – земля; V – напряжения питания, 5 В; S – непосредственно сигнал, логическая 1 – если поверхность под датчиком черная, 0 – если поверхность под датчиком светлая. У ультразвукового датчика используется 4-проводной шлейф: V – напряжения питания, 5 В; GND – земля; Trig – входной сигнал, для запуска измерения на этот пин подается логическая 1 в течение 10 мкс; Echo – выходной сигнал – после завершения измерения, на этот выход подается логическая 1 в течение времени, которое пропорционально расстоянию до измеряемого объекта.

Для определения расстояния с помощью ультразвукового дальномера используется следующий программный код, в переменной `distance_sm` возвращается расстояние от робота до сканируемого предмета:

```

#define Trig 9
#define Echo 8
void setup()
{
    pinMode(Trig, OUTPUT);
    pinMode(Echo, INPUT);
}
unsigned int impulseTime=0;
unsigned int distance_sm=0;
void loop()
{
    digitalWrite(Trig, HIGH);
    delayMicroseconds(10);
    digitalWrite(Trig, LOW);
    impulseTime=pulseIn(Echo, HIGH);
    distance_sm=impulseTime/58;
}
    
```

Плата расширения TS устанавливается на плате расширения MS, которая используется для управления 2 микромоторами. Так как в микроконтроллере используется 8-разрядный АЦП, то аналоговый сигнал, передаваемый от AU на микро-двигатель для управления его скоростью вращения, находится в диапазоне от 0 до 255. Данный сигнал получается с помощью широтно-импульсной модуляции (ШИМ). Электрическая схема ШИМ представлена на рис. 3,а.

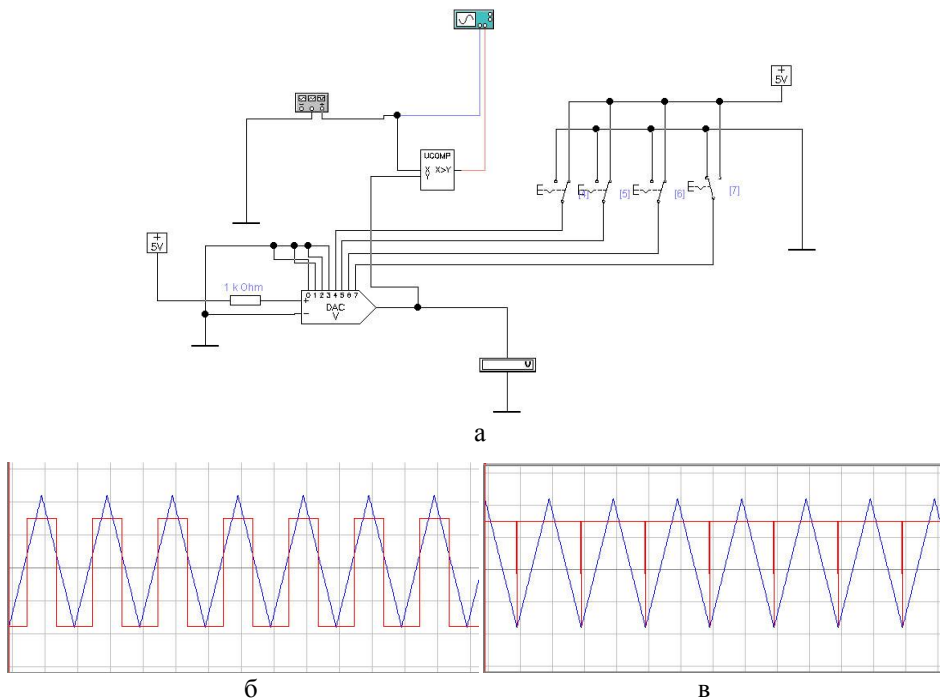


Рис. 3. Широтно-импульсная модуляция: а – структурная схема; б – скважность 50 %; в – скважность 100 %

В данной схеме сигналы от функционального генератора ($f = 100$ Гц, $A = 2$ В) и ЦАП (DAC) поступают на вход компаратора (UCOMP). ШИМ представляет собой изменение скважности, под которой понимается отношение периода к длительности импульса в последовательности прямоугольных импульсов. Например, при 50 % скважности, половина периода сигнала имеет высокий уровень (HIGH), другая половина – низкий (LOW) (рис. 3,б). Значение аргумента на аналоговом входе [analogWrite()] $d \times 128$ ($b \times 10000000$), соответствует скважности 50 % (рис. 3,а). При этом уровень сигнала меняется от высокого (5В), до низкого (0В) около 500 раз в секунду, т.е. когда скважность равняется 50 %, на выходе сигнал составит 2,5 В. При 100 % скважности на выходе будет 5В (рис. 3,в). Причем чем больше уровень этого сигнала, тем больше скорость вращения двигателя.

Плата расширения MS закрепляется на плате AU. Причем микроконтроллер на основе программного кода используется для осуществления взаимодействия между сенсорами и двигателям.

2. Мягкий нейронечеткий алгоритм управления мобильным роботом.

Для реализации мягкого нейронечеткого алгоритма системы управления мобильным роботом необходимо выполнить следующие шаги:

Шаг 1. Фаззификация входных переменных [12].

Шаг 2. Определение степеней принадлежности для каждой предпосылки входных переменных на основе информации, поступающей от цифровых датчиков линии или от ультразвукового дальномера [13].

Шаг 3. Синтез базы знаний, содержащих нечеткие правила вида «Если ... То». Причем для реализации операций нахождения минимума и максимума в композиционном правиле используются мягкие арифметические операторы [14]:

| | |
|-----------------|--|
| мягкий минимум | $\min_{\delta}(x_1, x_2) = \frac{x_1 + x_2 + \delta^2 - \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + \delta^2}}{2}, \text{ где } \delta = 0,05.$ |
| мягкий максимум | $\max_{\delta}(x_1, x_2) = \gamma \cdot \max(x_1, x_2) + 0,5(1 - \gamma)(x_1 + x_2),$ где γ – оператор параметризации, при $\gamma=1$ формула сводится к операции жесткого максимума, при $\gamma=0$ формула сводится к операции среднего арифметического. |

Шаг 4. Построение матрицы нечетких отношений [15].

Шаг 5. Усечение термов выходной переменной [14].

Шаг 6. Объединение усеченных термов выходной переменной [14].

Шаг 7. Дефаззификация [9].

Шаг 8. Обучение на основе нейронечеткого метода [16, 17].

3. Численное моделирование. Задача оценки разработанного мягкого алгоритма нечетко-логического вывода сводится к поиску оптимального решения, при котором среднеквадратическое отклонение (RMSE) минимально [18–20]:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{i=1}^n (y_{\text{рез}} - y^n)^2} \rightarrow \min.$$

Пусть имеются экспериментальные данные $y_{\text{экс}1} = f(x_1, x_2, \dots, x_n)$, которые сведены в табл. 1.

Таблица 1

Экспериментальная выборка

| $x_2 \backslash x_1$ | 210 | 220 | 230 | 240 | 250 | 260 | 270 | 280 | 290 | 300 |
|----------------------|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|
| | y | | | | | | | | | |
| 110 | 457 | 432 | 460 | 440 | 466 | 468 | 440 | 451 | 459 | 444 |
| 120 | 451 | 446 | 464 | 452 | 452 | 470 | 442 | 443 | 438 | 445 |
| 130 | 470 | 434 | 456 | 464 | 463 | 452 | 453 | 469 | 434 | 432 |
| 140 | 470 | 457 | 465 | 448 | 434 | 431 | 442 | 435 | 435 | 467 |
| 150 | 435 | 455 | 467 | 464 | 468 | 455 | 458 | 464 | 462 | 430 |
| 160 | 461 | 434 | 442 | 439 | 462 | 439 | 458 | 457 | 466 | 434 |
| 170 | 435 | 448 | 465 | 442 | 445 | 446 | 443 | 455 | 442 | 447 |
| 180 | 446 | 436 | 456 | 434 | 452 | 464 | 432 | 445 | 444 | 450 |
| 190 | 446 | 453 | 463 | 447 | 441 | 455 | 435 | 465 | 446 | 465 |
| 200 | 461 | 462 | 455 | 444 | 446 | 432 | 452 | 445 | 436 | 463 |

3.1. Расчет RMSE при множественной регрессии. Для расчета RMSE необходимо синтезировать уравнение множественной регрессии (МР) [21, 22]. Пусть выборка для нахождения уравнения регрессии имеет 100 испытаний. Предположим, что выходная зависимость $y_{экс1}$ зависит от двух входных факторов x_1 и x_2 . Тогда с учетом данных, приведенных в табл. 3, составим систему уравнений

$$\begin{cases} 45020 = 100b + 15500b_1 + 25500b_2, \\ 6975340 = 15500b + 2485000b_1 + 3952500b_2, \\ 11475830 = 25500b + 3952500b_1 + 6585000b_2. \end{cases}$$

Рассчитаем коэффициенты регрессии. Расчет сведем в табл. 2.

Таблица 2

Расчет коэффициентов регрессии

| Расчет определителей | | | |
|--|-------------|-------------|------------|
| Δ | Δ_1 | Δ_2 | Δ_3 |
| 6,80625E+11 | -2277000000 | -3,5228E+10 | 3,1893E+14 |
| Расчет коэффициентов множественной регрессии | | | |
| B | b_1 | b_2 | |
| 468,58 | -0,033 | -0,052 | |

С учетом данных, полученных в табл. 2, составим уравнение МР $y = 468,58 - 0,033 \cdot b_1 - 0,052b_2$. Учитывая уравнение МР, проведем прогнозирование. Расчет сведен в табл. 3.

Таблица 3

Прогнозирование на основе уравнения МР

| $x_2 \backslash x_1$ | 210 | 220 | 230 | 240 | 250 | 260 | 270 | 280 | 290 | 300 |
|----------------------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| | y | | | | | | | | | |
| 110 | 454,03 | 453,52 | 453 | 452,48 | 451,96 | 451,45 | 450,93 | 450,41 | 449,89 | 449,38 |
| 120 | 453,7 | 453,18 | 452,66 | 452,15 | 451,63 | 451,11 | 450,59 | 450,08 | 449,56 | 449,04 |
| 130 | 453,37 | 452,85 | 452,33 | 451,81 | 451,3 | 450,78 | 450,26 | 449,74 | 449,22 | 448,71 |
| 140 | 453,03 | 452,51 | 452 | 451,48 | 450,96 | 450,44 | 449,93 | 449,41 | 448,89 | 448,37 |
| 150 | 452,7 | 452,18 | 451,66 | 451,14 | 450,63 | 450,11 | 449,59 | 449,07 | 448,56 | 448,04 |
| 160 | 452,36 | 451,84 | 451,33 | 450,81 | 450,29 | 449,77 | 449,26 | 448,74 | 448,22 | 447,7 |
| 170 | 452,03 | 451,51 | 450,99 | 450,47 | 449,96 | 449,44 | 448,92 | 448,4 | 447,89 | 447,37 |
| 180 | 451,69 | 451,18 | 450,66 | 450,14 | 449,62 | 449,1 | 448,59 | 448,07 | 447,55 | 447,03 |
| 190 | 451,36 | 450,84 | 450,32 | 449,81 | 449,29 | 448,77 | 448,25 | 447,74 | 447,22 | 446,7 |
| 200 | 451,02 | 450,51 | 449,99 | 449,47 | 448,95 | 448,44 | 447,92 | 447,4 | 446,88 | 446,37 |

Произведем расчет параметра RMSE с учетом экспериментальных данных (табл. 1) и данных, полученных при моделировании уравнения МР (табл. 3)

$$RMSE_{mr}=11,52.$$

3.2. Расчет RMSE при жестком нечетко-логическом выводе. Проведем расчет RMSE с учетом жестких формул [23]. Данные, полученные при дефазификации выходного результата, сведены в табл. 4.

Таблица 4

Прогнозирование на основе жесткой нечеткой модели

| $x_2 \backslash x_1$ | 210 | 220 | 230 | 240 | 250 | 260 | 270 | 280 | 290 | 300 |
|----------------------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| | y | | | | | | | | | |
| 110 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 120 | 473,99 | 472,72 | 466,44 | 465,7 | 459,01 | 456,76 | 456,76 | 450,12 | 450,05 | 450,33 |
| 130 | 474,24 | 481,39 | 481,14 | 473,61 | 465,6 | 457,94 | 450,43 | 450 | 450 | 449,96 |
| 140 | 467,64 | 477,45 | 478,12 | 470,24 | 462,62 | 454,6 | 447,54 | 446,05 | 443,11 | 449,96 |
| 150 | 461,85 | 465,67 | 465,33 | 457,85 | 450,01 | 442,17 | 434,69 | 434,35 | 438,36 | 449,96 |
| 160 | 457,04 | 453,96 | 452,48 | 445,42 | 437,42 | 429,81 | 421,93 | 422,61 | 432,89 | 445,25 |
| 170 | 450,1 | 450 | 449,58 | 442,06 | 434,43 | 426,45 | 418,9 | 418,67 | 426,32 | 445,25 |
| 180 | 450,05 | 449,99 | 443,44 | 443,44 | 441,54 | 434,87 | 434,09 | 427,84 | 426,54 | 438,92 |
| 190 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 200 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |

Зона, выделенная серым цветом (табл. 4), является зоной нечувствительности, в которой жесткая модель нечеткого вывода не реагирует на изменения входных параметров, так как при использовании композиционного правила Заде на выходе формируется, что увеличивает значение параметра RMSE.

Произведем расчет параметра RMSE с учетом экспериментальных данных (табл. 1) и данных, полученных при моделировании жесткой модели нечеткого вывода (табл. 4)

$$RMSE_{nf}=247,54.$$

3.3. Расчет RMSE при мягком нечетко-логическом выводе. Проведем расчет RMSE с учетом мягких арифметических операций. Данные, полученные при дефазификации выходного результата, сведены в табл. 5.

Таблица 5

Прогнозирование на основе мягкой нечеткой модели

| $x_2 \backslash x_1$ | 210 | 220 | 230 | 240 | 250 | 260 | 270 | 280 | 290 | 300 |
|----------------------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| | y | | | | | | | | | |
| 110 | 450,5 | 450,5 | 458,87 | 450,5 | 450,5 | 450,5 | 441,74 | 450,5 | 450,5 | 450,5 |
| 120 | 450,5 | 473,98 | 474,22 | 466,64 | 464,07 | 456,85 | 450,06 | 450,06 | 450,5 | 450,5 |
| 130 | 475,4 | 481,41 | 481,16 | 473,75 | 465,66 | 458,11 | 450,42 | 450 | 450,04 | 458,84 |
| 140 | 469,12 | 477,63 | 478,36 | 470,57 | 462,89 | 454,68 | 447,52 | 445,98 | 444,58 | 454,66 |
| 150 | 464,48 | 465,67 | 465,49 | 458,03 | 450,01 | 441,99 | 434,52 | 434,27 | 435,67 | 448,78 |
| 160 | 455,12 | 453,91 | 452,44 | 445,43 | 437,15 | 429,48 | 421,69 | 422,44 | 431,47 | 438,73 |
| 170 | 450,04 | 450 | 449,6 | 442,07 | 434,42 | 426,31 | 418,88 | 418,67 | 425,13 | 436,08 |
| 180 | 450,5 | 450,05 | 450,05 | 444,11 | 436,12 | 433,9 | 426,31 | 426,55 | 450,5 | 450,5 |
| 190 | 450,5 | 450,5 | 458,87 | 450,5 | 450,5 | 450,5 | 441,74 | 450,5 | 450,5 | 450,5 |
| 200 | 450,5 | 450,5 | 458,87 | 450,5 | 450,5 | 450,5 | 441,74 | 450,5 | 450,5 | 450,5 |

Как видно в табл. 5 зон нечувствительности нет. Следовательно, мягкая система нечеткого вывода реагирует на все изменения входных параметров и обладает аддитивностью. Что значительно позволит минимизировать значение параметра RMSE.

Произведем расчет параметра RMSE с учетом экспериментальных данных (табл. 1) и данных, полученных при моделировании мягкой модели нечеткого вывода (табл. 5)

$$RMSE_{sf}=16,19.$$

Видно, что предложенная мягкая модель нечеткого вывода эффективнее чем жесткая нечеткая модель.

Графическая интерпретация моделирования показана на рис. 4.

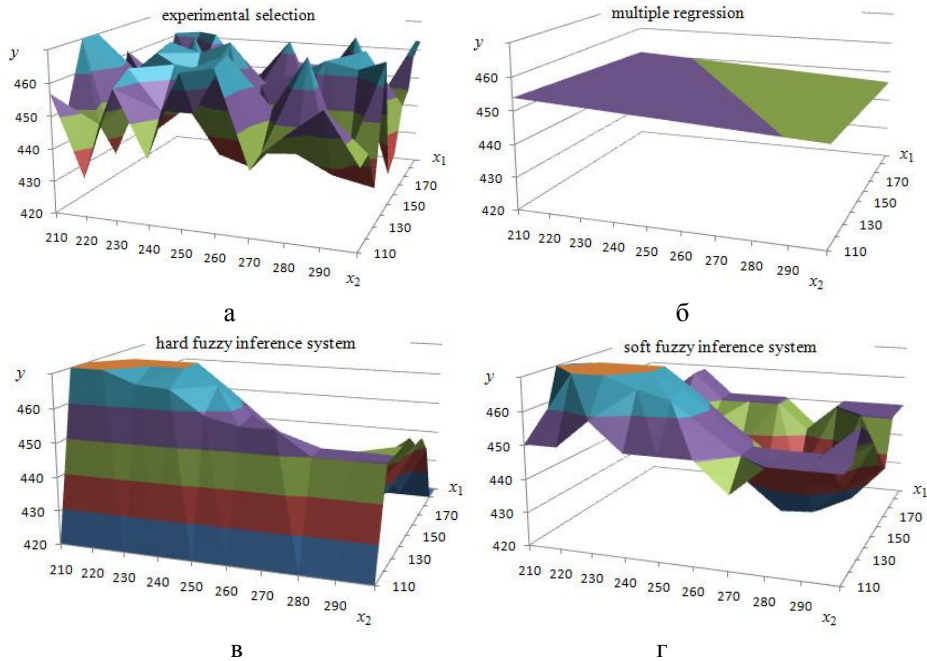


Рис. 4. Численное моделирование: а – экспериментальная выборка; б – МР; в – жесткая нечеткая модель; г – мягкая нечеткая модель

Для получения более достоверной информации о работе мягкой нечетко-логической системы необходимо провести дополнительные эксперименты.

3.4. Дополнительное имитационное моделирование расчета RMSE. Проведем дополнительно 10 экспериментов, которые позволят подтвердить эффективность предложенного мягкого алгоритма. Для этого в табл. 1 с помощью генерации случайных чисел в диапазоне от 430 до 470 будем заполнять возможные значения выходной переменной y и определять значение RMSE для трех рассмотренных в статье методов: МР, жесткого и мягкого алгоритмов нечетко-логического вывода. При нечетко-логическом моделировании будем изменять только значение коэффициентов a и b выходной функции принадлежности y , описываемой выражением (3). Значение параметра c не изменяем. Расчет сведен в табл. 6.

Таблица 6

Имитационное моделирование расчета параметра RMSE

| N опыта | RMSE _{mr} | RMSE _{hf} | | | RMSE _{sf} | | |
|---------|--------------------|--------------------|-----------------|-----------------|--------------------|-----------------|-----------------|
| | MR | Hard-FIS | | | Soft-FIS | | |
| | | $a=8$ $b=4$ | $a=20$ $b=4$ | $a=40$ $b=2$ | $a=8$ $b=4$ | $a=20$ $b=4$ | $a=40$ $b=2$ |
| 1 | 11,52 | 247,54 | 247,42 | 247,3 | 16,19 | 14,21 | 11,99 |
| 2 | 11,24 | 247,55 | 247,35 | 247,19 | 17,95 | 14,65 | 11,74 |
| 3 | 10,98 | 247,65 | 247,46 | 247,33 | 17,1 | 13,8 | 11,14 |
| 4 | 11,53 | 245,04 | 244,88 | 244,69 | 18,84 | 15,95 | 12,6 |

Окончание табл. 6

| № опыта | RMSE _{mr} | RMSE _{hf} | | | RMSE _{sf} | | |
|---------|--------------------|--------------------|-----------------|-----------------|--------------------|-----------------|-----------------|
| | MR | Hard-FIS | | | Soft-FIS | | |
| | | $a=8$ $b=4$ | $a=20$ $b=4$ | $a=40$ $b=2$ | $a=8$ $b=4$ | $a=20$ $b=4$ | $a=40$ $b=2$ |
| 5 | 10,67 | 247,43 | 247,26 | 247,1 | 17,07 | 14,37 | 11,42 |
| 6 | 11,84 | 247,55 | 247,39 | 247,28 | 17,15 | 14,12 | 11,98 |
| 7 | 11,2 | 246,78 | 246,59 | 246,45 | 17,87 | 14,52 | 11,9 |
| 8 | 12,04 | 247,23 | 247,04 | 246,88 | 19,22 | 15,67 | 12,71 |
| 9 | 11,21 | 247,33 | 247,2 | 247,09 | 16,44 | 13,73 | 11,44 |
| 10 | 11,65 | 247,63 | 247,51 | 247,37 | 16,76 | 14,87 | 12,38 |
| Среднее | 11,39 | 247,17 | 247,01 | 246,87 | 17,46 | 14,59 | 11,93 |

Наилучший вариант с точки зрения минимизации RMSE мягкого алгоритма нечетко-логического вывода получен в 3 эксперименте $RMSE=11,14$. Наилучший вариант с точки зрения минимизации RMSE жесткого алгоритма нечетко-логического вывода получен в 4 эксперименте $RMSE=244,88$. Наилучший вариант с точки зрения минимизации RMSE при множественной регрессии получен в 5 эксперименте $RMSE=10,67$. Графическая интерпретация наилучших вариантов параметра RMSE представлена на рис. 5.

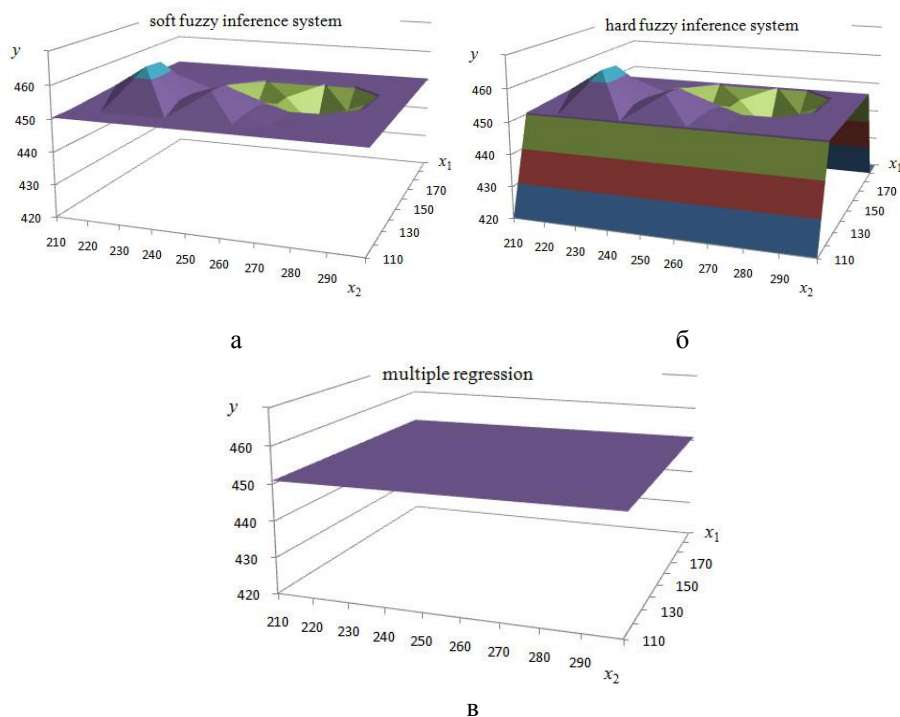


Рис. 5. Наилучший вариант: а – для мягкого алгоритма нечеткого вывода (3 эксперимент); б – для жесткого алгоритма нечеткого вывода (4 эксперимент); в – для множественной регрессии (5 эксперимент)

С целью минимизации RMSE используются различные методы. Например, технология адаптивных нейронечетких система вывода – ANFIS [24, 25] или нахождение оптимального количества нечетких правил, которая рассмотрена в рабо-

те [26]. Однако в данном исследовании снизить RMSE, примерно на 30 % возможно за счет изменения параметра a у сигмодалной функции принадлежности. Так, для экспериментальных величин, представленных в табл. 1, рассчитаем значение коэффициента RMSE при изменении параметра a сигмодалной функции 3. Остальные параметры постоянны. Данные показывающие динамику изменения RMSE в зависимости от изменения параметра a сведены в табл. 7.

Таблица 7

Динамика изменения коэффициента RMSE при варьировании параметра a сигмодалной функции

| A | 10 | 20 | 30 | 40 | 50 | 60 | 70 | 80 | 90 | 100 |
|------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| RMSE | 15,73 | 14,21 | 13,22 | 12,42 | 11,96 | 11,72 | 11,63 | 11,61 | 11,61 | 11,63 |

Интерпретация данных полученных в табл. 7 в графическом виде представлена на рис. 6.

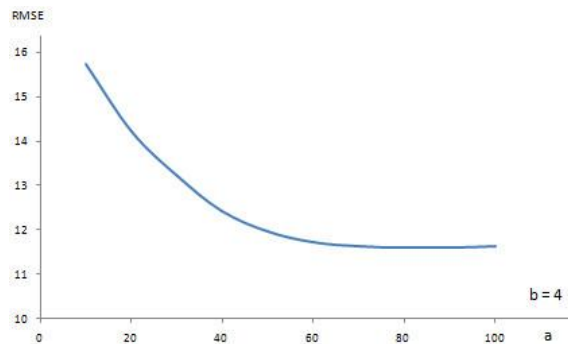


Рис. 5. Динамика изменения коэффициента RMSE при варьировании параметра a сигмодалной функции принадлежности

Анализ рис. 6, показал, что значение коэффициента RMSE сопоставимо с регрессионной моделью.

При дальнейшем обучении мягкой нечеткой системы, с помощью алгоритма предложенного в п. 2, коэффициент $RMSE_{sf}$ составил 0,54. Использование данного алгоритма в системах, описанных в работах [27–30], позволит улучшить их эффективность.

Заключение. Представленный мягкий нейронечеткий алгоритм управления мобильным роботом позволяет успешно выполнять поставленные роботу задачи. Причем оценка качества функционирования нечеткого алгоритма осуществлялось на основе оценки коэффициента RMSE. Численное моделирование представленное в статье, показывает, что предложенный нейронечеткий алгоритм почти в 20 раз лучше, чем множественная регрессия, и в 454 раза лучше, чем жесткая нечеткая модель.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. *Dubois D., Prade H.* Soft computing, fuzzy logic, and artificial intelligence // Soft Computing. – 1998. – No. 2. – P. 7-11.
2. *Zadeh L.A.* Some reflections on soft computing, granular computing and their roles in the conception, design and utilization of information/intelligent systems // Soft Computing. – 1998. – No. 2. – P. 23-25.
3. *Пегат А.* Нечеткое моделирование и управление: пер. с англ. – 2-е изд. – М.: БИНОМ. Лаборатория знаний, 2013. – 798 с.
4. *Rouzbeh Shad, Arefeh Shad, Mohammad Saadi Mesgari, Hossein Aghamohammadi, Damoon Molaei.* Fuzzy topological simulation for deducing in GIS // Applied Geomatics. – 2009. – No.12. – Vol. 1, Issue 4. – P. 121-129.

5. *Takeshi Morishita, Osamu Tojo*. Integer inverse kinematics method using fuzzy logic // *Intelligent Service Robotics*. – 2013. – Vol. 6, Issue 2. – P. 101-108.
6. *Babak Rezaee*. Desulfurization process using Takagi–Sugeno–Kang fuzzy modeling // *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* January. – 2010. – Vol. 46, Issue 1. – P. 191-197.
7. *Финаев В.И., Синявская Е.Д., Пушнина И.В.* Нечеткая модель управления температурой в хлебопекарной камере // *Известия ЮФУ. Технические науки*. – 2015. – № 4 (165). – С. 149-159.
8. *Бобырь М.В., Милостная Н.А.* Анализ использования мягких арифметических операций в структуре нечетко-логического вывода // *Вестник компьютерных и информационных технологий*. – 2015. – № 7. – С. 7-14.
9. *Бобырь М.В., Кулабухов С.А.* Дефаззификация вывода из базы нечетких правил на основе метода разности площадей // *Вестник компьютерных и информационных технологий*. – 2015. – № 9 (135). – С. 32-41.
10. *Бобырь М.В.* Адаптация системы управления мобильным роботом на основе нечеткой логики // *Мехатроника, автоматизация, управление*. – 2015. – Т. 16, № 7. – С. 449-455.
11. *Бобырь М.В., Милостная Н.А.* Нечеткая модель интеллектуальной системы управления мобильным роботом // *Проблемы машиностроения и автоматизации*. – 2015. – № 3. – С. 57-67.
12. *Бобырь М.В., Титов В.С., Беломестная А.Л.* Стабилизация теплового режима в процессе резания // *Мехатроника, автоматизация, управление*. – 2010. – № 6. – С. 38-41.
13. *Бобырь М.В., Титов В.С.* Метод коррекции параметров режима резания в системах с ЧПУ // *Мехатроника, автоматизация, управление*. – 2010. – № 7. – С. 49-53.
14. *Емельянов С.Г., Титов В.С., Бобырь М.В.* Интеллектуальные системы на основе нечеткой логики и мягких арифметических операций: Учеб. пособие. – М.: АРГАМАК-МЕДИА, 2014. – 341 с.
15. *Бобырь М.В., Титов В.С., Нассер А.А.* Оценка числа итераций при обучении мягких нечетких систем // *Известия Юго-Западного государственного университета*. – 2014. – № 3 (54). – С. 30-37.
16. *Бобырь М.В., Титов В.С., Червяков Л.М.* Адаптация сложных систем управления с учётом прогнозирования возможных состояний // *Автоматизация. Современные технологии*. – 2012. – № 5. – С. 3-10.
17. *Бобырь М.В., Титов В.С., Милостная Н.А., Глобин П.В.* Оценка достоверности при моделировании нечетко-логических систем // *Промышленные АСУ и контроллеры*. – 2012. – № 7. – С. 32-38.
18. *Palani S., Natarajan U., Chellamalai M.* On-line prediction of micro-turning multi-response variables by machine vision system using adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) // *Machine Vision and Applications*. – 2013. – Vol. 24, Issue 1. – P. 19-32.
19. *Nihal Erginel*. Modeling and analysis of packing properties through a fuzzy inference system // *Journal of Intelligent Manufacturing*. – 2010. – Vol. 21, Issue 6. – P. 869-874.
20. *Sutapa Chaudhuri, Anirban Middey*. Adaptive neuro-fuzzy inference system to forecast peak gust speed during thunderstorms // *Meteorology and Atmospheric Physics*. – 2011. – Vol. 114, Issue 3-4. – P. 139-149.
21. *Muzzioli S., De B. Baets* A comparative assessment of different fuzzy regression methods for volatility forecasting // *Fuzzy Optimization and Decision Making*. – 2013. – Vol. 12, Issue 4. – P. 433-450.
22. *Karakus M., Tutmez B.* Fuzzy and multiple regression modelling for evaluation of intact rock strength based on point load, schmidt hammer and sonic velocity // *Rock mechanics and rock engineering*. – 2006. – Vol. 39, No. 1. – P. 45-57.
23. *Бобырь М.В., Емельянов С.Г., Милостная Н.А.* О некоторых свойствах моделирования адаптивных нейро-нечетких систем на основе упрощенного нечетко-логического вывода // *Информационно-измерительные и управляющие системы*. – 2014. – Т. 12, № 5. – С. 4-12.
24. *Escaño J.M., Bordons C., Vilas C., García M.R., Alonso A.A.* Neurofuzzy model based predictive control for thermal batch processes // *Journal of Process Control*. – 2009. – Vol. 19, Issue 9. – P. 1566-1575.

25. *Firat M., Gungor M.* River flow estimation using adaptive neuro fuzzy inference system // River flow estimation using adaptive neuro fuzzy inference system. – 2007. – Vol. 75, Issues 3–4. – P. 87-96.
26. *Бобырь М.В.* Влияние числа правил на обучение нечетко-логической системы // Вестник компьютерных и информационных технологий. – 2014. – № 11 (125). – С. 28-35.
27. *Титов В.С., Бобырь М.В., Милостная Н.А.* АСУ прогнозированием точности обработки деталей // Автоматизация в промышленности. – 2008. – № 4. – С. 3-4.
28. *Титов В.С., Бобырь М.В., Милостная Н.А.* Операционные системы реального времени для систем ЧПУ // Промышленные АСУ и контроллеры. – 2008. – № 7. – С. 31-33.
29. *Бобырь М.В.* Способ и устройство управления скоростью резания на токарном оборудовании с ЧПУ. Патент РФ на изобретение № 2465115. 2010.
30. *Титов В.С., Бобырь М.В., Милостная Н.А.* Устройство прогнозирования на оборудовании с ЧПУ качества обработанных поверхностей детали. Патент РФ на изобретение № 2325247. 2005.

REFERENCE

1. *Dubois D., Prade H.* Soft computing, fuzzy logic, and artificial intelligence, *Soft Computing*, 1998, No. 2, pp. 7-11.
2. *Zadeh L.A.* Some reflections on soft computing, granular computing and their roles in the conception, design and utilization of information/intelligent systems, *Soft Computing*, 1998, No. 2, pp. 23-25.
3. *Pegat A.* Nechetkoe modelirovanie i upravlenie [Fuzzy modeling and control]: Translation from English. 2nd ed. Moscow: BINOM. Laboratoriya znaniy, 2013, 798 p.
4. *Rouzbeh Shad, Arefeh Shad, Mohammad Saadi Mesgari, Hossein Aghamohammadi, Damoon Molaei.* Fuzzy topological simulation for deducing in GIS, *Applied Geomatics*, 2009, No. 12, Vol. 1, Issue 4, pp. 121-129.
5. *Takeshi Morishita, Osamu Tojo.* Integer inverse kinematics method using fuzzy logic, *Intelligent Service Robotics*, 2013, Vol. 6, Issue 2, pp. 101-108.
6. *Babak Rezaee.* Desulfurization process using Takagi–Sugeno–Kang fuzzy modeling, *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology January*, 2010, Vol. 46, Issue 1, pp. 191-197.
7. *Finaev V.I., Sinyavskaya E.D., Pushnina I.V.* Nechetkaya model' upravleniya temperatury v khlebopekarnoy kamere [Fuzzy control model of temperature at the bread baking chamber], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2015, No. 4 (165), pp. 149-159.
8. *Bobyry' M.V., Milostnaya N.A.* Analiz ispol'zovaniya myagkikh arifmeticheskikh operatsiy v strukture nechetko-logicheskogo vyvoda [Analysis of the use of soft arithmetic operations in the structure of fuzzy inference], *Vestnik komp'yuternykh i informatsionnykh tekhnologiy* [Herald of computer and information technologies], 2015, No. 7, pp. 7-14.
9. *Bobyry' M.V., Kulabukhov S.A.* Defazzifikatsiya vyvoda iz bazy nechetkikh pravil na osnove metoda raznosti ploshchadey [Defuzzification the output of fuzzy rule base based on the method of difference of squares], *Vestnik komp'yuternykh i informatsionnykh tekhnologiy* [Herald of computer and information technologies], 2015, No. 9 (135), pp. 32-41.
10. *Bobyry' M.V.* Adaptatsiya sistemy upravleniya mobil'nym robotom na osnove nechetkoy logiki [Adaptation of the control system of mobile robot based on fuzzy logic], *Mekhatronika, avtomatizatsiya, upravlenie* [Mechatronics, Automation, Control], 2015, Vol. 16, No. 7, pp. 449-455.
11. *Bobyry' M.V., Milostnaya N.A.* Nechetkaya model' intellektual'noy sistemy upravleniya mobil'nym robotom [The fuzzy model of the intelligent mobile robot control], *Problemy mashinostroeniya i avtomatizatsii* [Engineering and Automation Problems], 2015, No. 3, pp. 57-67.
12. *Bobyry' M.V., Titov V.S., Belomestnaya A.L.* Stabilizatsiya teplovogo rezhima v protsesse rezaniya [Stabilization of the thermal conditions of the cutting process], *Mekhatronika, avtomatizatsiya, upravlenie* [Mechatronics, Automation, Control], 2010, No. 6, pp. 38-41.
13. *Bobyry' M.V., Titov V.S.* Metod korrektsii parametrov rezhima rezaniya v sistemakh s ChPU [Method of correction of parameters of the cutting conditions in CNC systems], *Mekhatronika, avtomatizatsiya, upravlenie* [Mechatronics, Automation, Control], 2010, No. 7, pp. 49-53.

14. *Emel'yanov S.G., Titov V.S., Bobyr' M.V.* Intellektual'nye sistemy na osnove nechetkoy logiki i myagkikh arifmeticheskikh operatsiy: Ucheb. Posobie [Intelligent system based on fuzzy logic and soft arithmetic operations: Textbook]. Moscow: ARGAMAK-MEDIA, 2014, 341 p.
15. *Bobyr' M.V., Titov V.S., Nasser A.A.* Otsenka chisla iteratsiy pri obuchenii myagkikh nechetkikh sistem [Estimation of the number of iterations when training soft fuzzy systems], *Izvestiya Yugo-Zapadnogo gosudarstvennogo universiteta* [Proceedings of the South-West State University], 2014, No. 3 (54), pp. 30-37.
16. *Bobyr' M.V., Titov V.S., Chervyakov L.M.* Adaptatsiya slozhnykh sistem upravleniya s uchetom prognozirovaniya vozmozhnykh sostoyaniy [Adaptation of complex control systems taking into account the forecasting of possible States], *Avtomatizatsiya. Sovremennye tekhnologii* [Automation. Modern Technology], 2012, No. 5, pp. 3-10.
17. *Bobyr' M.V., Titov V.S., Milostnaya N.A., Globin P.V.* Otsenka dostovernosti pri modelirovanii nechetko-logicheskikh sistem [The reliability of when mo-melirovanie fuzzy logic systems], *Promyshlennye ASU i kontrolyery* [Industrial Automatic Control Systems and Controllers], 2012, No. 7, pp. 32-38.
18. *Palani S., Natarajan U., Chellamalai M.* On-line prediction of micro-turning multi-response variables by machine vision system using adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS), *Machine Vision and Applications*, 2013, Vol. 24, Issue 1, pp. 19-32.
19. *Nihal Erginel.* Modeling and analysis of packing properties through a fuzzy inference system, *Journal of Intelligent Manufacturing*, 2010, Vol. 21, Issue 6, pp. 869-874.
20. *Sutapa Chaudhuri, Anirban Middey.* Adaptive neuro-fuzzy inference system to forecast peak gust speed during thunderstorms, *Meteorology and Atmospheric Physics*, 2011, Vol. 114, Issue 3-4, pp. 139-149.
21. *Muzzioli S., De B. Baets A.* comparative assessment of different fuzzy regression methods for volatility forecasting, *Fuzzy Optimization and Decision Making*, 2013, Vol. 12, Issue 4, pp. 433-450.
22. *Karakus M., Tutmez B.* Fuzzy and multiple regression modelling for evaluation of intact rock strength based on point load, schmidt hammer and sonic velocity, *Rock mechanics and rock engineering*, 2006, Vol. 39, No. 1, pp. 45-57.
23. *Bobyr' M.V., Emel'yanov S.G., Milostnaya N.A.* O nekotorykh svoystvakh modelirovaniya adaptivnykh neyro-nechetkikh sistem na osnove uproshchennogo nechetko-logicheskogo vyvoda [On some properties of the modeling adaptive neuro-fuzzy systems based on simplified fuzzy inference], *Informatsionno-izmeritel'nye i upravlyayushchie sistemy* [Information-measuring and Control Systems], 2014, Vol. 12, No. 5, pp. 4-12.
24. *Escaño J.M., Bordons C., Vilas C., García M.R., Alonso A.A.* Neurofuzzy model based predictive control for thermal batch processes, *Journal of Process Control*, 2009, Vol. 19, Issue 9, pp. 1566-1575.
25. *Firat M., Gungor M.* River flow estimation using adaptive neuro fuzzy inference system, *River flow estimation using adaptive neuro fuzzy inference system*, 2007, Vol. 75, Issues 3-4, pp. 87-96.
26. *Bobyr' M.V.* Vliyanie chisla pravil na obuchenie nechetko-logicheskoy sistemy [the influence of the number of rules for training of the fuzzy logic system], *Vestnik komp'yuternykh i informatsionnykh tekhnologiy* [Herald of Computer and Information Technologies], 2014, No. 11 (125), pp. 28-35.
27. *Titov V.S., Bobyr' M.V., Milostnaya N.A.* ASU prognozirovaniem tochnosti obrabotki detaley [ACS prediction precision machining parts], *Avtomatizatsiya v promyshlennosti* [Automation in Industry], 2008, No. 4, pp. 3-4.
28. *Titov B.C., Bobyr' M.V., Milostnaya N.A.* Operatsionnye sistemy real'nogo vremeni dlya sistem ChPU [Operating systems real-time CNC systems], *Promyshlennye ASU i kontrolyery* [Industrial Automatic Control Systems and Controllers], 2008, No. 7, pp. 31-33.
29. *Bobyr' M.V.* Sposob i ustroystvo upravleniya skorost'yu rezaniya na tokarnom oborudovanii s ChPU [A method and apparatus control the cutting speed in lathe equipment CNC]. Patent RF, No. 2465115, 2010.
30. *Titov V.S., Bobyr' M.V., Milostnaya N.A.* Ustroystvo prognozirovaniya na oborudovanii s ChPU kachestva obrabotannykh poverkhnostey detail [The device of forecasting on equipment research Institute of CNC quality machined surfaces of the part]. Patent RF, No. 2325247, 2005.

Статью рекомендовал к опубликованию д.т.н., профессор А.С. Сизов.

Бобырь Максим Владимирович – Юго-Западный государственный университет; e-mail: max_b@mail333.com, fregat_mn@rambler.ru; 305040, г. Курск, ул. 50 лет Октября, 94; тел.: 84712587105, 89202643455; кафедра вычислительной техники; д.т.н.; доцент; профессор кафедры.

Титов Виталий Семенович – e-mail: titov-kstu@rambler.ru; тел.: 84712587112; кафедра вычислительной техники; зав. кафедрой; д.т.н.; профессор; заслуженный деятель науки РФ; академик Международной академии наук высшей школы.

Bobyry Maxim Vladimirovich – South-West State University; e-mail: fregat_mn@rambler.ru, max_b@mail333.com; 94, 50 years of October street, Kursk, 305040, Russia; phone: +74712587105, +79202643455; the department of computer science; dr. of eng. sc.; associate professor; professor of department.

Titov Vitaly Semenovich – e-mail: titov-kstu@rambler.ru; phone: +74712587112; the department of computer science; head of department; dr. of eng. sc.; professor.

УДК 004.89 + 681.51

Ю.И. Еременко, Д.А. Полещенко, А.И. Глущенко

**О РАЗРАБОТКЕ МЕТОДА ОПРЕДЕЛЕНИЯ ЗНАЧЕНИЙ ЗАДЕРЖЕК
ВХОДНЫХ СИГНАЛОВ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ПРИ РЕАЛИЗАЦИИ
НЕЙРОСЕТЕВОГО ОПТИМИЗАТОРА ПАРАМЕТРОВ ПИ-РЕГУЛЯТОРА***

Нейросетевой оптимизатор позволяет осуществлять в реальном масштабе времени подстройку параметров K_p и K_I ПИ-регулятора для повышения энергоэффективности несимметричных объектов управления, описываемых апериодическими звеньями первого и второго порядков с запаздыванием. Основной составляющей оптимизатора является нейронная сеть, в вектор входных параметров которой входят задержанные на равные промежутки времени Δt друг от друга сигналы с выхода объекта управления. Целью исследования являлась разработка метода для вычисления значения Δt в зависимости от значений параметров регулируемого процесса. Было проведено более 15 000 вычислительных экспериментов с моделями объектов управления с различными значениями постоянных времени, коэффициента усиления и времени запаздывания. Для каждой конкретной модели применялись значения Δt в диапазоне от 1 до 40 с. В наборе из 40 опытов выбирался лучший по предложенному критерию, что и определяло оптимальное значение Δt для рассматриваемой модели. По результатам экспериментов была аппроксимирована искомая аналитическая зависимость. Также было показано, что количество N обращений к нейросетевому оптимизатору в течение конкретного переходного процесса в целом является постоянной величиной для всех опытов, при условии, что вызов оптимизатора осуществляется раз в Δt секунд. Было показано, что кривая распределения значений величины N подчиняется нормальному распределению. Для данных фактов приведено теоретическое обоснование и, благодаря этому, предложен подход к вычислению Δt без необходимости знания значений параметров объекта управления. В дальнейшем предполагается включить параметр Δt в алгоритм обучения нейросетевого оптимизатора для его оперативной коррекции в процессе работы, а полученную аналитическую зависимость использовать для вычисления начального значения Δt .

Адаптивное управление; нейронные сети; ПИ-регулятор; нейросетевой оптимизатор; время задержки входных сигналов.

* Работа выполнена при поддержке РФФИ (гранты 13-08-00532-а, 15-07-0609215) и фонда Президента РФ (грант №14.У30.15.4865-МК).