

НОВЫЕ РАДИОЭЛЕКТРОННЫЕ СИСТЕМЫ И ЭЛЕМЕНТЫ

УДК 004.89

ПОВЫШЕНИЕ ПОКАЗАТЕЛЕЙ КАЧЕСТВА ФУНКЦИОНИРОВАНИЯ НЕЧЕТКИХ ВЫЧИСЛИТЕЛЕЙ НА СТАДИИ ДЕФАЗЗИФИКАЦИИ

© 2023 г. А. Е. Васильев^а, *, А. В. Вегнер^а, Д. Е. Голубева^а, А. С. Доценко^а, В. А. Карпенко^а

^а Санкт-Петербургский государственный морской технический университет,
Лоцманская ул., 3, Санкт-Петербург, 190121 Российская Федерация

*E-mail: avasil@corp.smtu.ru

Поступила в редакцию 09.09.2022 г.

После доработки 17.02.2023 г.

Принята к публикации 27.03.2023 г.

Предложен подход к реализации процедуры дефаззификации в микропроцессорных системах нечеткой обработки информации. Рассмотрена вычислительно-эффективная модель операции дефаззификации, основанная на использовании понятия меры справедливости логического заключения как композиции текущих значений достоверности всех элементов условной части правила, предлагающего это заключение. Применение подхода обеспечивает существенное повышение качества нечеткой аппроксимации при незначительной сложности алгоритмических и аппаратно-программных средств. Приведены примеры использования данного подхода в практических задачах.

DOI: 10.31857/S0033849423060153, EDN: XNQWMZ

ВВЕДЕНИЕ

Современные адаптивные системы, реализуемые с применением нечетких вычислителей, активно применяются в задачах управления широким спектром технических объектов различного назначения [1–6]. Характер требований, предъявляемых к таким системам управления, зачастую приводит к необходимости разрешения разработчиком дилеммы, заключающейся в выборе одного из двух антагонистичных критериев оптимизации нечеткого вычислителя — максимизации точности операций нечеткого вывода или минимизации затрат ресурсов: следование первому критерию вынуждает разработчика применять вычислительные схемы, влекущие за собой существенное усложнение аппаратной части или (при программной реализации вычислителя) увеличение тактовой частоты процессора для обеспечения требуемого темпа нечеткой обработки потока входных данных. Усложнение же аппаратной части вычислительной системы, равно как и повышение тактовой частоты ее работы, влечет за собой снижение сбоеустойчивости и рост энергопотребления [7, 8]. Наиболее явственно такая дилемма заметна при решении задач аппроксимации вычислительно-сложных функций на бортовых процессорах с применением методов нечеткой обработки информации [9, 10].

Таким образом, актуальной задачей развития методов и средств интеллектуальной обработки данных в бортовых системах управления является

задача оптимизации нечеткого вычислителя: повышение достигаемой точности при одновременном снижении затрат ресурсов. Очевидно, что, как и для любой вычислительной системы, существует два основных пути оптимизации нечеткого вычислителя: структурный и алгоритмический.

В работе нечеткого вычислителя можно выделить три основные стадии: фаззификацию, нечеткий логический вывод и дефаззификацию; следует отметить, что наиболее тесно с алгоритмическими процессами обработки связана именно стадия дефаззификации [11–14].

Синтез аппаратных структур, обеспечивающих оптимизацию первой и второй стадий работы нечеткого вычислителя, рассматривался, в частности, в статьях [15, 16].

В данной статье речь пойдет о синтезе вычислительной модели и алгоритма ее расчета, обеспечивающих оптимизацию работы нечеткого вычислителя на стадии дефаззификации.

1. ТИПОВЫЕ МОДЕЛИ ОПЕРАЦИИ ДЕФАЗЗИФИКАЦИИ

В настоящее время математический аппарат теории нечетких множеств предлагает значительное количество методов дефаззификации и их вариаций, в том числе, как указывается в [17]: AI (adaptive integration), BADD (basic defuzzification distributions), BOA (bisector of area), CDD (constraint decision defuzzification), COA (center of area),

COG (center of gravity), ECOA (extended center of area), EQM (extended quality method), FCD (fuzzy clustering defuzzification), FM (fuzzy mean), FOM (first of maximum), GLSD (generalized level set defuzzification), ICOG (indexed center of gravity), IV (influence value), LOM (last of maximum), MeOM (mean of maxima), MOM (middle of maximum), QM (quality method), RCOM (random choice of maximum), SLIDE (semi-linear defuzzification), WFM (weighted fuzzy mean) и др. [17].

Установлено, что применяемый в нечетком вычислителе метод дефаззификации оказывает существенное влияние на результаты нечетких вычислений (рис. 1 [18]).

Анализ технических решений, применяемых при построении систем управления на основе нечетких вычислителей, показывает, что к одной из наиболее широко распространенных на практике моделей операции дефаззификации относится модель “средневзвешенное максимумов” [19]. Популярность этой модели объясняется простотой технической реализации стадии дефаззификации как в аппаратном, так и в программном обеспечении нечетких вычислителей [20].

К изъянам указанной модели, на которых следует остановиться подробнее, относится недостаточно высокая точность нечетких вычислений на границах зон действия правил. Поясним сказанное на двух характерных примерах, носящих иллюстративный характер. В системе проектирования Fuzzy51 [21] создадим нечеткий контроллер (рис. 2), обеспечивающий изменение угла наклона отрезка посредством изменения параметра k : $y := kx$ (отметим, что исходя из специфики данной зависимости при описании каждого из термов достаточно использовать кусочно-линейные функции принадлежности). Создадим также нечеткий контроллер (рис. 3), обеспечивающий изменение амплитуды квадратичной зависимости посредством изменения коэффициента усиления k : $y := k(x - 127.5)**2$ (исходя из специфики данной зависимости при описании термов переменной x необходимо использовать нелинейные функции принадлежности). Анализ результатов динамического тестирования обоих контроллеров показывает, что на границах термов качество воспроизведения идеальной передаточной характеристики снижается.

Как уже отмечалось, попытка увеличить количество термов лингвистических переменных, несколько замаскировав визуальную выразительность проблемы, не устранил ее сути и при этом увеличит вычислительную сложность технической реализации нечеткого аппроксиматора.

Следует отметить, что подобный эффект в значительной мере определяется именно используемой математической моделью операции дефаззификации и лишь в малой степени зависит от видов функций принадлежности и от технических

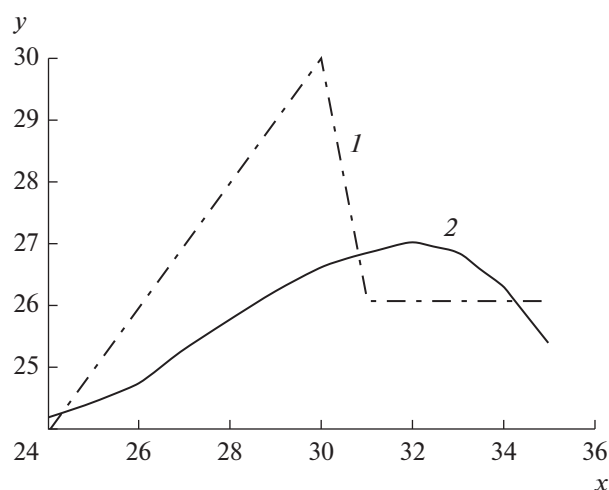


Рис. 1. Пример различий в результатах нечетких вычислений при применении двух различных методов дефаззификации [18]: метод Мах (1) и метод CoG (2).

аспектов реализации нечеткого вычислителя; так, на рис. 4 приведена 3D-визуализация передаточной характеристики нечеткого вычислителя зависимости $y := kx$, реализованного в системе Fuzzy51 и, для сравнения, в последней (на момент написания данной статьи) версии пакета САПР нечетких вычислителей FuzzyTech [22]. Очевидна качественная аналогия двух передаточных характеристик.

Таким образом, актуальной является задача принципиального разрешения проблемы качества нечеткой аппроксимации посредством модификации вычислительной модели операции дефаззификации.

2. ПРЕДЛАГАЕМАЯ МОДИФИКАЦИЯ МОДЕЛИ ОПЕРАЦИИ ДЕФАЗЗИФИКАЦИИ

Предрасположенность нечетких аппроксиматоров (в том числе рассмотренных выше), использующих модель дефаззификации “средневзвешенное максимумов”, к искажению идеальной передаточной характеристики носит своего рода генетический характер: степень справедливости правила определяется только одним фрагментом части “Если”, имеющим при текущих значениях входных переменных наименьшее значение, а остальные фрагменты условной части правила игнорируются. В рассмотренных примерах на некотором диапазоне изменения переменной-аргумента минимальные значения имел один фрагмент условной части правила, при выходе за пределы этого диапазона — другой.

Подобный принцип — “переключение” между фрагментами правила, монополюсно определяющими степень справедливости правила в целом, —

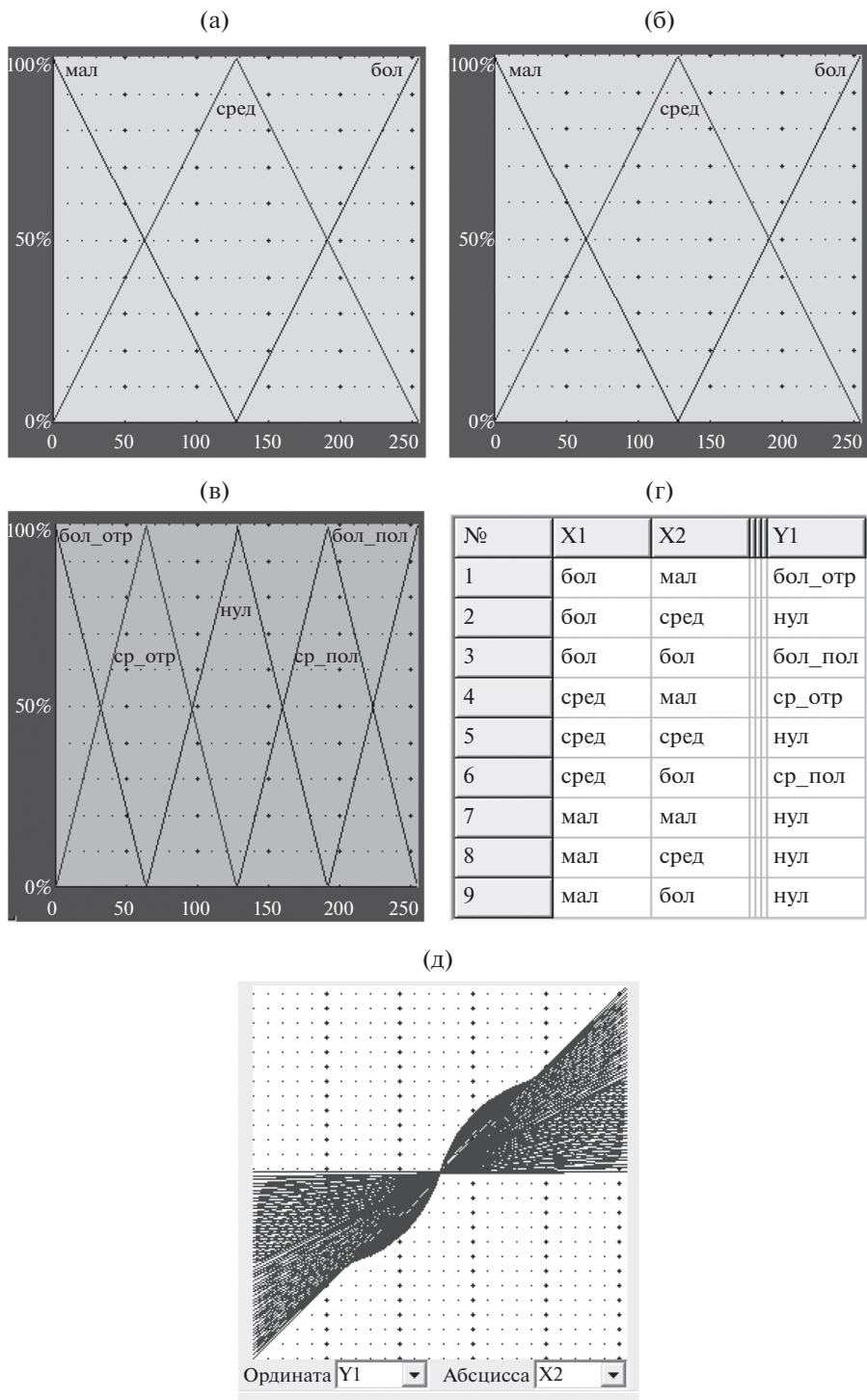


Рис. 2. Нечеткий вычислитель зависимости $y := kx$: а – термы переменной k ; б – термы переменной x ; в – термы переменной y ; г – база правил; д – семейство графиков передаточной функции $y = f(x)$.

имеет очевидным следствием и “переключение” фрагментов передаточных характеристик.

Продemonстрируем сказанное на примере.

Пусть для рассмотренного выше (см. рис. 2) нечеткого аппроксиматора зависимости $y := kx$ па-

раметр k равен 255, что означает его принадлежность категории “большой” со степенью справедливости 100%. В таком случае значение y определяется ансамблем правил 1 и 2 (когда x изменяется в диапазоне от 0 до 127), или же ансамблем правил 2 и 3 (когда x изменяется в диапазоне от 128 до 255).

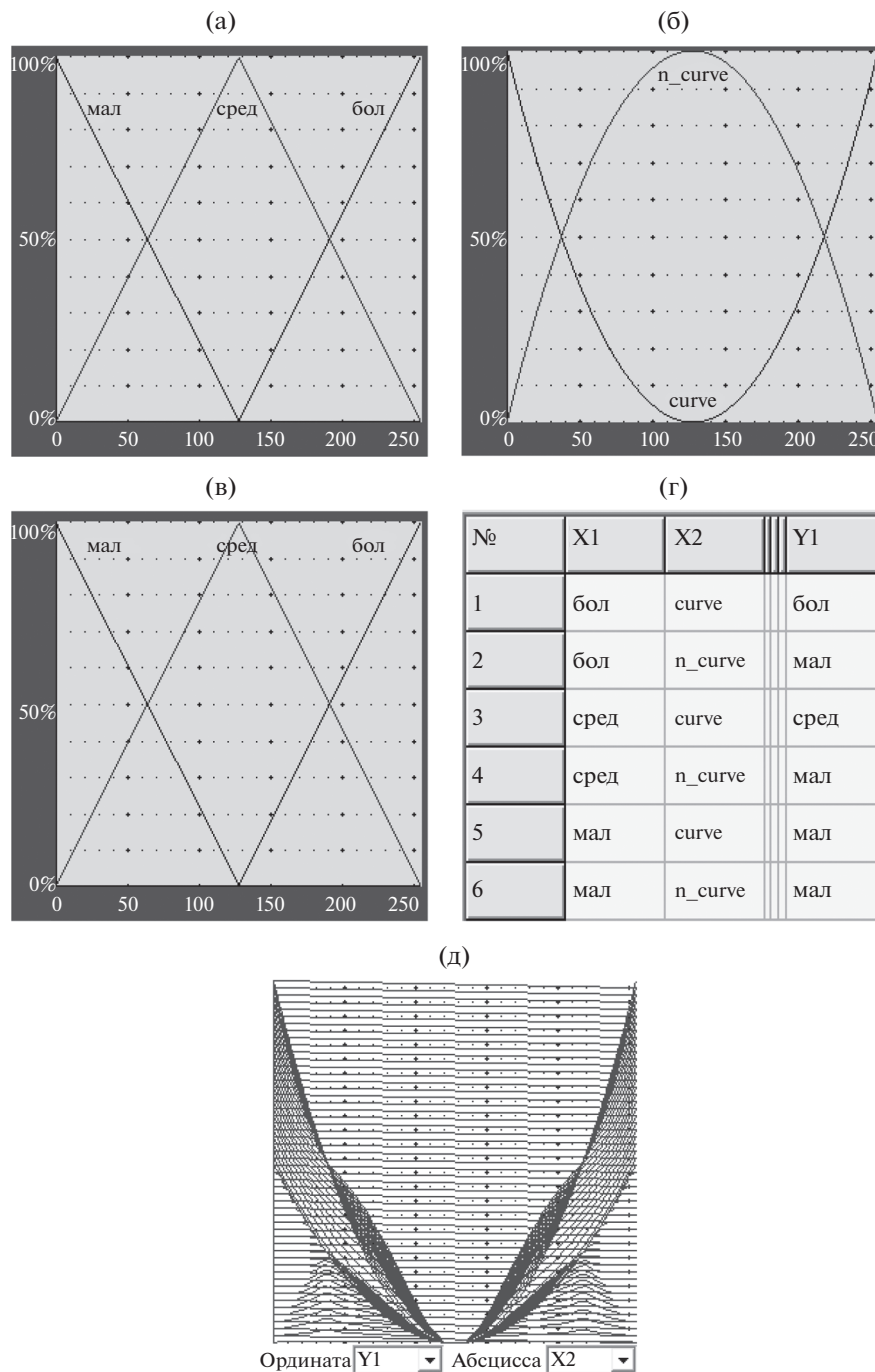


Рис. 3. Нечеткий вычислитель зависимости $y := k(x - 127.5)**2$: а – термы переменной k ; б – термы переменной x ; в – термы переменной y ; г – база правил; д – семейство графиков передаточной функции $y = f(x)$.

Пусть, например, x линейно изменяется от 255 до 128. В этом случае степень справедливости правила 3 линейно убывает от 100 до 0%, а степень справедливости правила 2, соответственно, линейно возрастает от 0 до 100%. Таким образом, значение y определяется соотношением степеней справедливости правила 3 (задающего y равным 255) и правила 2 (задающего y равным 128). В результате

значение y , как и в идеальной исходной модели зависимости, линейно убывает от 255 до 128.

Пусть теперь для того же нечеткого аппроксиматора параметр k равен 230, что означает его принадлежность категории “большой” со степенью справедливости 80% и категории “средний” со степенью справедливости 20%. Пусть в то же самое время аргумент x , изменяясь, принимает

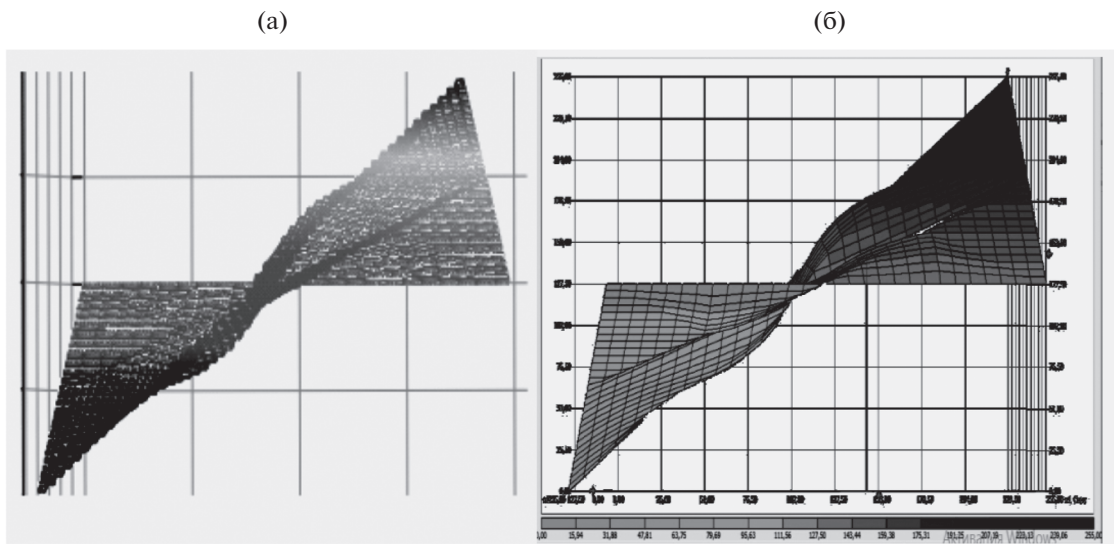


Рис. 4. 3D-визуализация передаточной функции нечеткого вычислителя зависимости $y=kx$, реализованного в популярных САПР: Fuzzy51 (а) и FuzzyTech (б).

убывающие значения, начиная с максимального (255). Тем самым степень его принадлежности категории “большой” убывает, начиная с величины 100%, а степень принадлежности категории “средний” возрастает, начиная с 0%.

В этом случае влиять на значение величины y будут не только правила 2 и 3, но также и правила 5 и 6. Для соответствия аппроксиматора идеальной модели вычислений (предполагающей линейное изменение y) степени справедливости этих четырех правил также должны подчиняться соответствующей пропорциональности.

Пока x , уменьшаясь, не достиг величины 230, степень справедливости правила 3 (задающего y равным 255) составляет 80%, степень справедливости правила 2 (задающего y равным 128) возрастает от 0% до 20%. Степень справедливости правила 6 (задающего y равным 192) составляет 20%, степень справедливости правила № 5 (задающего y равным 128) возрастает от 0% до 20%. В точке $x = 255$ отклонение от идеальной модели аппроксимации составляет менее одной единицы младшего разряда (ЕМР), в точке $x = 230$ отклонение составляет уже 3 ЕМР, а максимальная приведенная погрешность такой аппроксимации составит 9.5%!

Сказанное отражает табл. 1 (напомним, что в рассматриваемой модели дефаззификации при наличии нескольких правил, формирующих одно и то же значение выходной величины, действует только одно правило — имеющее наибольшую среди всех степень справедливости).

Для преодоления указанного недостатка предлагается модифицировать операцию дефаззифи-

кации, используя для расчета выходного значения соотношение

$$\frac{\sum_{i \in 1:N} \left(\prod_{k \in 1:M} \mu_k \right) Y_{\max_i}}{\sum_{i \in 1:N} \left(\prod_{k \in 1:M} \mu_k \right)},$$

где N — число правил нечеткого контроллера, M — число элементов части “Если” каждого правила с ненулевой степенью справедливости.

Таким образом, вес очередного правила будет определяться не минимальной степенью справедливости условий, составляющих часть “Если”, а произведением всех их значений.

В таком случае для рассмотренного выше примера степень справедливости правил, а следовательно, и формируемых ими значений выходной переменной будет принципиально иной (табл. 2). Обращаем внимание читателя, что сумма степеней уверенности кортежа действующих правил теперь в точности равна 100%; при этом вклад в формирование значения выходной величины вносит каждое правило, вне зависимости от величины его степени справедливости — тем самым обеспечивается адекватность поведения проектируемого нечеткого контроллера его идеальной (проектной) модели поведения.

3. ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫЕ ИССЛЕДОВАНИЯ

Проиллюстрируем перспективность предложенного подхода, проведя динамические испытания нечетких контроллеров, имеющих те же опи-

Таблица 1. Иллюстрация причин возникновения погрешностей нечеткой аппроксимации, применяющей операцию дефазификации методом “средневзвешенное максимумов”

Номер правила	Значения величин					
	k	$\mu(k), \%$	x	$\mu(x), \%$	$U_{\text{правила}}$	$\mu_{\text{правила}}, \%$
2	230	80	255	0	128	0
3	230	80	255	100	255	80
5	230	20	255	0	128	0
6	230	20	255	100	192	20
$U_{\text{нечеткий}} = [(255 \times 0.8 + 192 \times 0.2)/(0.8 + 0.2)] = 242$ $U_{\text{идеальный}} = 242.5$						
2	230	80	230	20	128	20
3	230	80	230	80	255	80
5	230	20	230	20	128	20
6	230	20	230	80	192	20
$U_{\text{нечеткий}} = [(128 \times 0.2 + 255 \times 0.8 + 192 \times 0.2)/(0.2 + 0.8 + 0.2)] = 223$ $U_{\text{идеальный}} = 219.9$						
2	230	80	150	82	128	80
3	230	80	150	18	255	18
5	230	20	150	82	128	20
6	230	20	150	18	192	18
$U_{\text{нечеткий}} = [(128 \times 0.8 + 255 \times 0.18 + 192 \times 0.18)/(0.8 + 0.18 + 0.18)] = 158$ $U_{\text{идеальный}} = 147.8$						

Таблица 2. Иллюстрация возможности снижения погрешностей нечеткой аппроксимации посредством применения новой модели операции дефазификации

Номер правила	Значения величин					
	k	$\mu(k), \%$	x	$\mu(x), \%$	$U_{\text{правила}}$	$\mu_{\text{правила}}, \%$
2	230	80	255	0	128	0
3	230	80	255	100	255	80
5	230	20	255	0	128	0
6	230	20	255	100	192	20
$U_{\text{нечеткий}} = [(255 \times 0.8 + 192 \times 0.2)/(0.8 + 0.2)] = 242$ $U_{\text{идеальный}} = 242.5$						
2	230	80	230	20	128	16
3	230	80	230	80	255	64
5	230	20	230	20	128	4
6	230	20	230	80	192	16
$U_{\text{нечеткий}} = [(128 \times 0.16 + 255 \times 0.64 + 128 \times 0.04 + 192 \times 0.16)/(0.16 + 0.64 + 0.04 + 0.16)] = 220$ $U_{\text{идеальный}} = 219.9$						
2	230	80	150	82	128	65.6
3	230	80	150	18	255	14.4
5	230	20	150	82	128	16.4
6	230	20	150	18	192	3.6
$U_{\text{нечеткий}} = [(128 \times 0.656 + 255 \times 0.144 + 128 \times 0.164 + 192 \times 0.036)/(0.656 + 0.144 + 0.164 + 0.036)] = 149$ $U_{\text{идеальный}} = 147.8$						

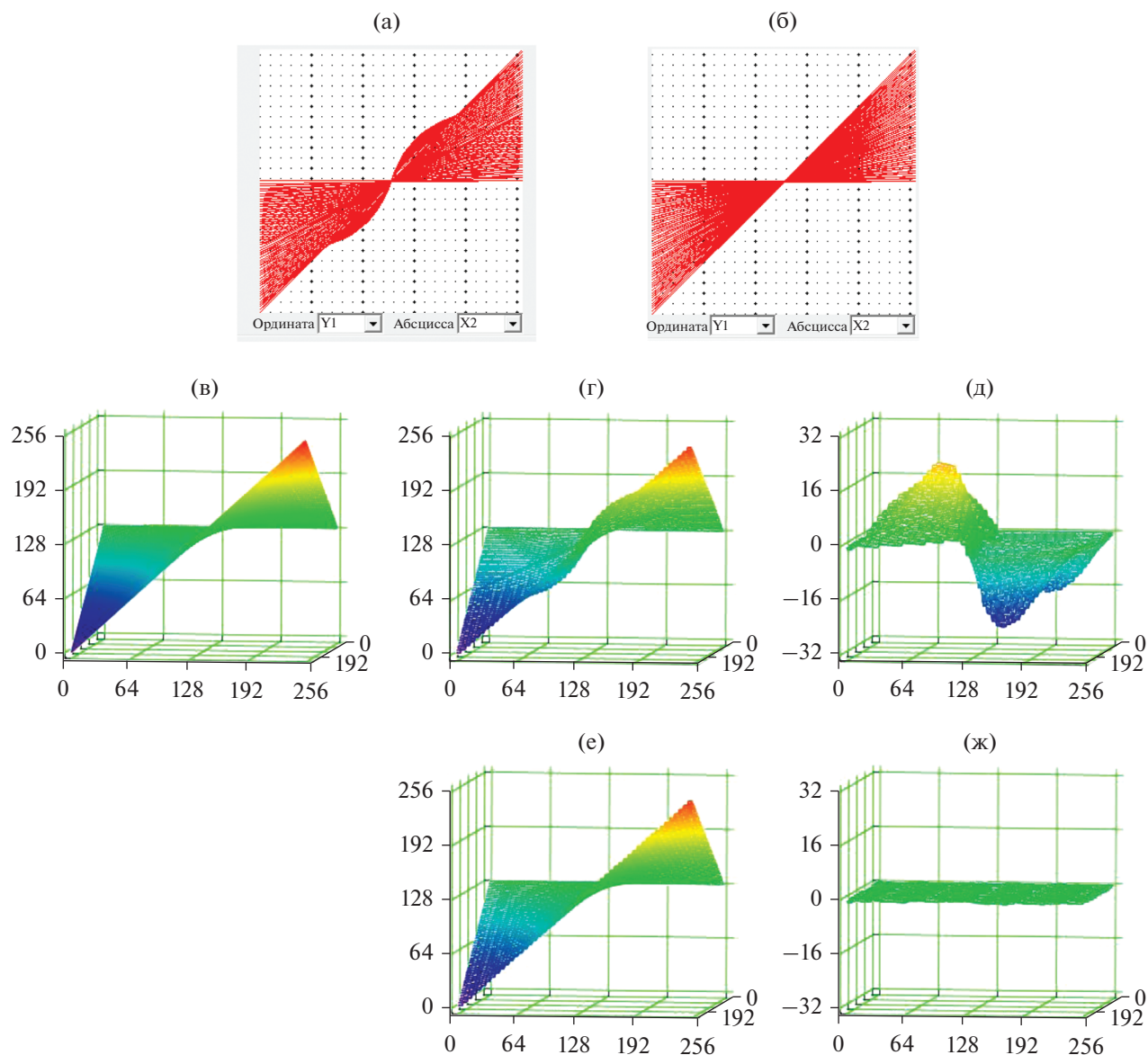


Рис. 5. Сравнение точности нечеткой аппроксимации зависимости $y := kx$ при применении двух моделей дефаззификации. Семейство графиков передаточной функции, реализуемых моделью “средневзвешенное максимумов” (а) и предлагаемой моделью дефаззификации (б), а также 3D-поверхности — идеальная поверхность (в), поверхность, реализуемая моделью “средневзвешенное максимумов” (г), поверхность погрешности аппроксимации (д), поверхность, реализуемая предлагаемой моделью дефаззификации (е), поверхность погрешности аппроксимации (ж). Поверхности погрешностей приведены в увеличенном масштабе.

сания, что и представленные на рис. 2 и 3, но использующих предложенную модель операции дефаззификации, учитывающую степени справедливости всех фрагментов каждого правила.

На рис. 5 сравнивается поведение двух нечетких контроллеров, аппроксимирующих зависимость $y := kx$ — контроллера, использующего традиционную модель операции дефаззификации “средневзвешенное максимумов”, и контроллера, использующего предлагаемую модель дефаззификации.

Анализ поверхностей погрешности аппроксимации (рис. 5д и 5ж) встроенными средствами среды MathCad показал, что максимальная приведенная погрешность при использовании операции “средневзвешенное максимумов” составляет 9.5% (рис. 5д), а при использовании предлагаемой модели — 0.4% (рис. 5ж).

На рис. 6 сравнивается поведение двух нечетких контроллеров, аппроксимирующих поверхность, образуемую графиком квадратичной зависимости с уменьшаемым коэффициентом усиления — кон-

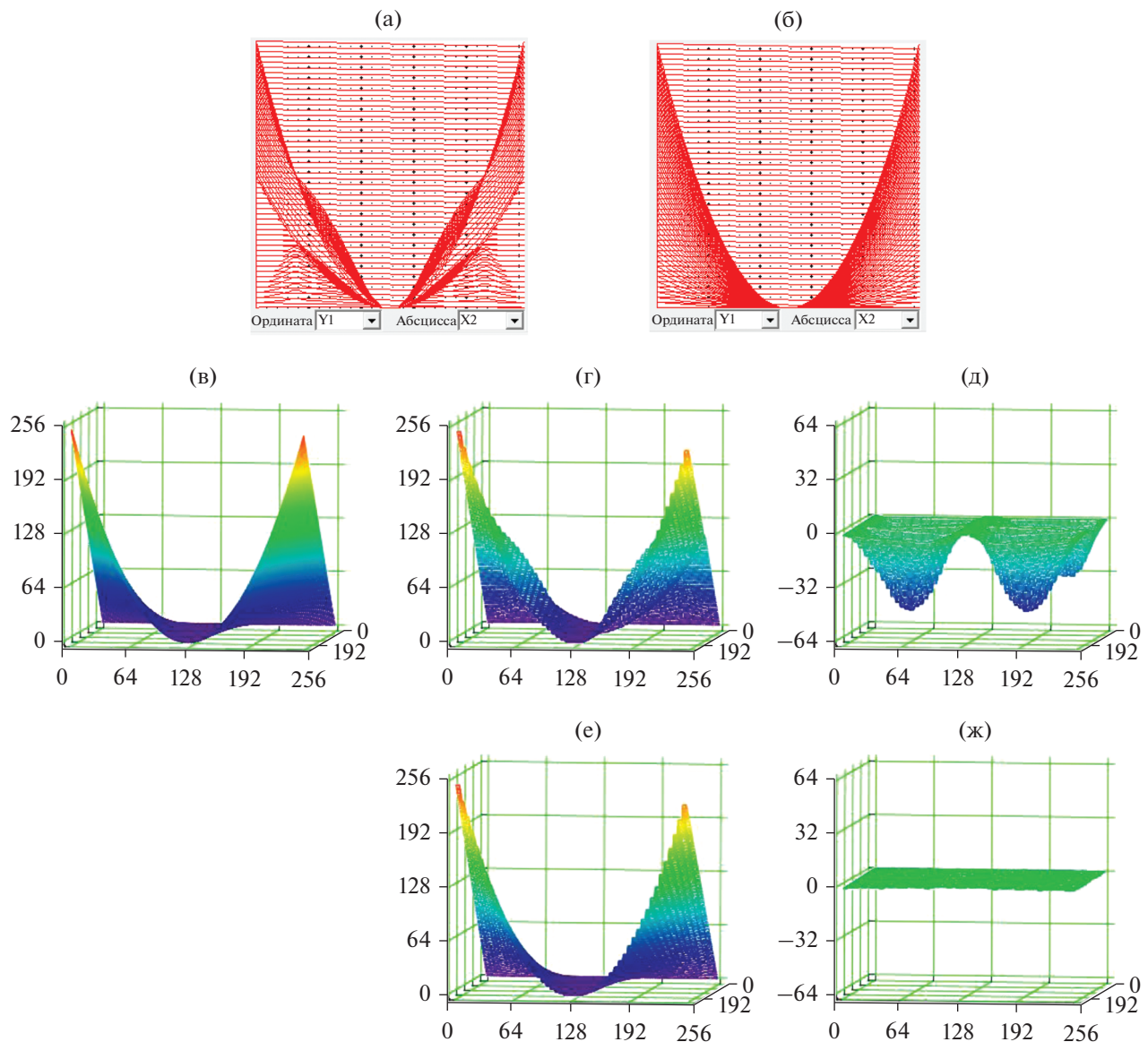


Рис. 6. Сравнение точности нечеткой аппроксимации квадратичной зависимости с убывающим коэффициентом усиления при применении двух моделей дефазификации. Семейство графиков передаточной функции, реализуемых моделью “средневзвешенное максимумов” (а) и предлагаемой моделью дефазификации (б), а также 3D-поверхности — идеальная поверхность (в); поверхность, реализуемая моделью “средневзвешенное максимумов” (г), поверхность погрешности аппроксимации (д); поверхность, реализуемая предлагаемой моделью дефазификации (е); поверхность погрешности аппроксимации (ж). Поверхности погрешностей приведены в увеличенном масштабе.

троллера, использующего традиционную модель операции дефазификации “средневзвешенное максимумов”, и контроллера, использующего предлагаемую модель дефазификации.

Выполненный теми же средствами, что и в первом иллюстративном примере, анализ поверхностей погрешности аппроксимации (рис. 6д и 6ж) показал, что максимальная приведенная погрешность при использовании традиционной операции дефазификации составляет 18.5% (рис. 6д), а при использовании предлагаемой модели — 0.5% (рис. 6ж).

Как показывают статистически значимые серии экспериментов, аналогичных продемонстрированным, применение предложенной модели операции дефазификации позволяет снизить погрешность нечеткой аппроксимации более чем на порядок, что представляет существенный практический интерес.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Таким образом, дальнейшее развитие методов и средств нечеткой обработки информации для

применения в бортовых вычислителях в значительной степени зависит от совершенствования подходов к реализации внутренних “атомарных” операций, осуществляемых на различных стадиях функционирования нечеткого контроллера. Достигаемые при этом преимущества (прежде всего в качестве воспроизведения исходной поведенческой модели или исходной модели обработки данных, улучшаемом в типовых случаях, как показали эксперименты, на порядок), безусловно, оправдывают затраты на их реализацию.

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Shafei M.A.R., Ibrahim D.K., Bahaa M.* // Ain Shams Engineering J. 2022. V. 13. № 5. Article No 101710.
2. *Liu K.-W., Kuo Ch.-Ch.* // Int. J. Advanced Manufacturing Technol. 2022. V. 121. № 11–12. P. 7325.
3. *Mahdab S., Moualdia A.* // Rev. Roumaine des Sciences Techniques. Serie Electrotechnique et Energetique. 2022. V. 67. № 2. P. 111.
4. *Fernando A.H., Lim L.A.G., Bandala A.A. et al.* // Proc. 2021 IEEE 13th Int. Conf. on Humanoid, Nanotechnology, Information Technology, Communication and Control, Environment, and Management (HNICEM). Manila. 28–30 Nov. N.Y.: IEEE, 2021, Article No. 177837.
5. *Cetin O.* // Studies in Systems, Decision and Control. 2021. V. 344. P. 237.
6. *Qureshi M.S., Swarnkar P., Gupta S.* // Robotics and Autonomous Systems. 2018. V. 109. P. 68.
7. *Andre E., Dulong R., Guermouche A., Trahay F.* // Concurrency and Computation: Practice and Experience. 2022. V. 34. № 31. Article No. e6580.
8. *Garcia A.M., Serpa M., Griebler D. et al.* // Lecture Notes in Computer Science, 2020, V. 12254. P. 142.
9. *Baez-Sanchez A., Flores-Franulic A., Moretti A.C. et al.* // Fuzzy Sets and Systems. 2022. V. 443. P. 34.
10. *Xu B., Lu X.* // IEEE Access. 2020. V. 8. Article No. 215327.
11. *Ruiz A., Gutierrez J., Fernandez J.A.F.* // IEEE Micro. 1995. V 15. № 6. P. 67.
12. *Esogbue A.O., Song Q.* // Fuzzy Optimization and Decision Making. 2003. V. 2. № 4. P. 283.
13. *Mahato S.K., Bhattacharyee N., Pramanik R.* // Int. J. of Operational Research. 2020. V. 37. № 3. P. 307.
14. *Mahdiani H.R., Banaiyan A., Haji Seyed Javadi M. et al.* // Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2013. V. 26. № 1. P. 162.
15. *Васильев А.Е., Васильянов Г.С., Кабезас Тания Д.Ф. и др.* // РЭ. 2017. Т. 62. № 12. С. 1243.
16. *Васильев А.Е.* // РЭ. 2021. Т. 66. № 3. С. 291.
17. *Van Leekwijck W., Kerre E.* // Fuzzy Sets and Systems. 1999. V. 108. № 2. P. 159.
18. *Saletic D., Velasevic D., Mastorakis N.* // Proc. 6th WSEAS Int. Conf. on Circuits, Systems, Communications and Computers. Athens: WSEAS, 2002. P. 7.
19. Fuzzy Logic Application HandBook. Mount Prospect: Intel Corporation, 1994.
20. *Jones M.T.* AI Application Programming. Hingham: Charles River Media, 2003.
21. *Васильев А.Е.* Встраиваемые системы автоматики и вычислительной техники. Микроконтроллеры. М.: Горячая линия-Телеком, 2018.
22. INFORM: Institut für Operations Research und Management GmbH. <https://www.fuzzytech.com/download/>. Дата обращения 06.09.2022.