

М.В. МАКАРОВ, А.В. КУРЫШОВ

**Алгоритм инкорпорации
двойственности в процессы
обработки информации в
нейросетевых компонентах
роботизированных систем**

УДК 004.896

Муромский институт
(филиал) ФГБОУ ВО
«Владимирский
государственный
университет имени
А.Г. и Н.Г. Столетовых»,
г. Муром

В статье предложен и исследован алгоритм изменения состава и структуры информации внутри нейросетевых вычислительных компонентов роботизированных систем. В основе алгоритма лежит метод инкорпорации двойственности в процессы обработки информации искусственными нейронными сетями. Данный алгоритм направлен на решение задачи оптимизации основных технических характеристик вычислительных систем. Проведенное исследование алгоритма полностью подтвердило эффективность его использования для решения задач интеллектуализации промышленных роботов.

Исследование выполнено при финансовой поддержке РФФИ в рамках научного проекта № 16-37-60061 мол_a_дк.

Введение

Роботизированные системы (РС) являются неотъемлемой частью современного производства. Практически все технологические процессы используют средства автоматизации. Степень вовлечения передовых технологий в области РС характеризует уровень организационного развития всего производства и эффективность его деятельности [1, 2].

Современный этап развития промышленных РС требует использования инновационного подхода к их проектированию. Вычислительные компоненты промышленных РС имеют дело с организацией и эффективной обработкой больших объемов информации, обеспечивая информационную поддержку принятия решений. Они сталкиваются с возрастающей интенсивностью потоков данных, увеличением их количества, возрастающей связностью информации, усложнением методов обработки данных и расширением областей своего применения в целом, в результате чего требуют использования новых методов организации структуры данных и средств их обработки. Применение нейроморфных и нейросетевых вычислительных компонентов в качестве инструмента интеллектуализации РС представляется одним из перспективных направлений их развития [3, 4].

Технологии параллельной обработки информации предусматривают применение принципиально нового подхода к синтезу вычислительных методов в алгоритмическом смысле. Данная технология предоставляет РС возможность обучаться на примерах и получать решения для проблем, ранее считавшихся неразрешимыми без участия человека. При этом достигается гибкость и адаптивность процесса функционирования системы, сохраняются устойчиво высокие технические показатели системы при отличии внешних условий от рассматриваемых на этапе разработки. Появляется возможность построения эффективных РС без трудоемких, а зачастую и невыполнимых, построений аналитических описаний, способность оперирования нечеткими понятиями.

Основной целью данной работы является экспериментальное исследование алгоритма, способствующего интеллектуализации процесса обработки информации в нейросетевых вычислительных компонентах для обеспечения максимальных технических характеристик РС и способствования индивидуализации их динамических параметров под внешние влияющие факторы.

Методы и подходы

Структура нейросетевого вычислительного устройства оказывает решающее влияние на качество решения задачи, а так

же на эффективность процесса обучения, поэтому основные методы инженерного проектирования в первую очередь должны быть направлены на решение данной задачи.

В работе [5] предлагается новый метод оптимизации процесса функционирования систем обработки информации с нейросетевой архитектурой. Данный метод основан на идее инкорпорации двойственности в процессы обработки информации, происходящие внутри нейросетевой вычислительной системы. Применительно к машинным действиям метод включает в себя использование принципа пересечения двух фундаментальных классов информации, взаимовлияющих друг на друга, но не меняющих объединяющую их структуру. К первому классу относится информация, на основе которой компонент системы или система в целом должны выполнить действие, заложенное программным путем. Такая информация обладает свойством объективности существования и субъективности восприятия, что, в свою очередь, негативно сказывается на технических показателях системы и сводит процесс ее функционирования к детерминированной алгоритмической форме, не способной обеспечить заданный уровень отказоустойчивости. Второй класс информации – это генезис действий, порождающий противоречие внутри системы и развивающий ее когнитивную деятельность, нацеленную на оптимизацию технических показателей в условиях изменения параметров обрабатываемой информации. Алгоритм инкорпорации двойственности, основанный на предложенном методе, представлен на рисунке 1.

В результате инкорпорации двойственности каждый вычислительный компонент системы должен инициировать процессы, направленные в большей степени на результативное действие, а не на субъективное восприятие информации первого класса, которая искажается внешними и внутренними дестабилизирующими воздействиями.

Экспериментальное исследование алгоритма

Для экспериментального исследования предлагаемого алгоритма была выбрана проблемная область – идентификация состояния объекта на основе информации о его параметрах. В

частности, задача построения динамической модели манипулятора для промышленной РС [6].

В системе «MATLAB» была синтезирована и обучена искусственная нейронная сеть (ИНС), выполняющая заданную функцию построения динамической модели объекта. Эта ИНС представляет собой двухслойную сеть прямого распространения с 30 нейронами в первом слое и пятью выходными нейронами. Функция активации первого и второго слоев – тангенциальная. Данная функция удовлетворяет условию диапазона входных данных (-1, 1), а нечетность этой функции делает её удобной для решения задач управления. Алгоритм обучения ИНС – алгоритм Левенберга-Марквардта с регуляризацией по Байесу (функция TRAINBR). Обучение синтезированной ИНС проводилось до достижения максимальной точности (минимальной ошибки) по критерию суммы квадратов ошибок (SSE), итоговое значение которой составило $5.12 \cdot 10^{-2}$. Далее в процессы обработки информации первоначально синтезированной ИНС были внесены изменения согласно разработанному в рамках данного исследования алгоритму.

В реальных условиях эксплуатации вычислительные компоненты РС подвержены неизбежному влиянию дестабилизирующих воздействий, которые заключаются в изменение параметров системы и искажении информации. Результатом этих воздействий является снижение показателей точности функционирования системы относительно достигнутых при обучении [7, 8].

В таблице 1 представлены зафиксированные изменения точности функционирования ИНС при различном по типу и степени влиянии дестабилизирующих воздействий.

Таблица 1

Результаты экспериментального исследования предложенного алгоритма

	Степень влияния дестабилизирующего воздействия	Точность функционирования до применения алгоритма, SSE	Точность функционирования после применения алгоритма, SSE
Искажение входной информации (отношение сигнал/шум), дБ	100	$8.92 \cdot 10^{-2}$	$5.32 \cdot 10^{-2}$
	90	$9.42 \cdot 10^{-2}$	$7.95 \cdot 10^{-2}$
	80	$9.61 \cdot 10^{-2}$	$7.95 \cdot 10^{-2}$
	70	$5.59 \cdot 10^{-1}$	$2.07 \cdot 10^{-1}$
	60	$8.23 \cdot 10^{-1}$	$7.74 \cdot 10^{-1}$
	50	$4.55 \cdot 10^0$	$8.87 \cdot 10^{-1}$

	40	$6.65 \cdot 10^0$	$9.35 \cdot 10^{-1}$
	30	$4.77 \cdot 10^1$	$8.31 \cdot 10^0$
	20	$6.53 \cdot 10^1$	$9.53 \cdot 10^0$
	0	$8.35 \cdot 10^{-2}$	$5.38 \cdot 10^{-2}$
Изменение параметров нейронов, %	0	$5.35 \cdot 10^{-2}$	$5.56 \cdot 10^{-2}$
	1	$8.06 \cdot 10^{-2}$	$6.57 \cdot 10^{-2}$
	2	$9.36 \cdot 10^{-2}$	$7.63 \cdot 10^{-2}$
	3	$3.71 \cdot 10^{-1}$	$8.32 \cdot 10^{-2}$
	4	$5.82 \cdot 10^{-1}$	$1.02 \cdot 10^{-1}$
	5	$7.89 \cdot 10^{-1}$	$3.13 \cdot 10^{-1}$
	6	$1.61 \cdot 10^0$	$7.31 \cdot 10^{-1}$
	7	$4.25 \cdot 10^0$	$9.23 \cdot 10^{-1}$
	8	$7.41 \cdot 10^0$	$9.68 \cdot 10^{-1}$
	9	$1.24 \cdot 10^1$	$2.25 \cdot 10^0$
Отказ нейронов скрытого слоя, шт.	0	$5.81 \cdot 10^{-2}$	$5.98 \cdot 10^{-2}$
	1	$8.16 \cdot 10^{-2}$	$6.43 \cdot 10^{-2}$
	2	$9.36 \cdot 10^{-2}$	$7.19 \cdot 10^{-2}$
	3	$4.11 \cdot 10^{-1}$	$6.65 \cdot 10^{-2}$
	4	$5.32 \cdot 10^{-1}$	$9.12 \cdot 10^{-2}$
	5	$7.16 \cdot 10^{-1}$	$1.89 \cdot 10^{-1}$
	6	$1.45 \cdot 10^0$	$2.37 \cdot 10^{-1}$
	7	$8.43 \cdot 10^0$	$2.82 \cdot 10^{-1}$
	8	$1.51 \cdot 10^1$	$9.21 \cdot 10^0$

Результаты сравнения данных, представленных в таблице 1, свидетельствуют о сохранении близкой к заданной на этапе обучения точности функционирования ИНС при уровне воздействий не превышающем критические значения: искажение входной информации – 40 дБ, изменением параметров нейронов (весовых коэффициентов и пороговых смещений) – 8%, отказе нейронов – 20%. Это позволяет сделать вывод, что предложенный алгоритм решает задачу интеллектуализации вычислительных компонентов с целью обеспечения максимальных технических характеристик.

Заключение

В ходе проведенного исследования был предложен и экспериментально исследован алгоритм инкорпорации двойственности в процессы обработки информации в нейросетевых вычислительных компонентах РС. Результаты экспериментального исследования подтверждают эффективность применения предлагаемого алгоритма для оптимизации процесса функционирования нейросетевых компонентов промышленных РС.

Литература

1. Иванов А. А. Основы робототехники. 2-е изд. М.: ИНФРА-М, 2017. 223 с.
2. Козырев Ю.Г. Применение промышленных роботов. М.: КНОРУС, 2010. 475 с.
3. Хапкина И.К., Балясный С.В. Методика синтеза систем управления роботом на базе нейронных сетей // Известия ТулГУ. Технические науки. 2013. №9-1. С. 179–185.
4. Кожевников М.М., Господ А.В. Планирование траектории промышленных роботов на основе нейронных сетей // Исследования наукограда. 2012. №1. С. 37-41.
5. Макаров М.В. Оптимизация процесса отказоустойчивого функционирования вычислительных систем с нейросетевой архитектурой // Вестник Иркутского государственного технического университета. 2017. № 12 (21).
6. Маршаков Д.В., Цветкова О.Л., Айдинян А.Р. Нейросетевая идентификация динамики манипулятора // Инженерный вестник Дона. 2011. № 3 (17). С. 379-384.
7. Данилин С.Н., Щаников С.А. Алгоритм выбора параметров искусственной нейронной сети с учетом внутренних и внешних дестабилизирующих воздействий // Алгоритмы, методы и системы обработки данных. 2015. № 3 (32). С. 18-24.
8. Данилин С.Н., Макаров М.В., Щаников С.А. Алгоритм обеспечения точности искусственных нейронных сетей при искажении входной информации // Методы и устройства передачи и обработки информации. 2013. № 15 (15). С. 55-59.

МАКАРОВ МИХАИЛ ВЯЧЕСЛАВОВИЧ, К.Т.Н.,
NAUKA-MUROM@YANDEX.RU,

КУРЫШОВ АНТОН ВАСИЛЬЕВИЧ,
ANTONAK96@MAIL.RU