

М.В. МАКАРОВ, А.В. КУРЫШОВ

**Исследование отказоустойчивой
архитектуры нейросетевого
компонента принятия решений в
составе мобильной
робототехнической системы**

УДК 004.896

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

В статье предложена и исследована отказоустойчивая архитектура нейросетевого компонента принятия решений в составе мобильной робототехнической системы. Внутри данной архитектуры организованы автоматизированные процессы контроля и коррекции негативных изменений количественных значений параметров вычислительных элементов, вызванных их частичными или полными отказами. В качестве объекта экспериментального исследования предложенной архитектуры использовалась компьютерная модель мобильной робототехнической системы, где нейросетевой компонент принятия решений обеспечивал выполнение трех основных функций: управление движением по заданной траектории, реакция на наличие препятствий по траектории движения и определение точек остановки на маршруте с целью совершения полезного действия.

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

Введение

Развитие информационных технологий порождает новые возможности в сфере создания робототехнических систем (РТС). Эффективность программного обеспечения, решающего актуальные задачи интеллектуальной обработки информации в РТС, не всегда возможно сохранить на этапе их реализации с помощью аппаратных средств. Основной причиной возникновения данного ограничения является отсутствие специализированных методов и технологий инженерного проектирования и конструирования аппаратной части, согласующихся с инновационными принципами обработки информации, особенностями современных архитектур вычислительных устройств и спецификой электронной элементной базы нового поколения.

В источнике [1] произведено описание определенного класса интеллектуальных РТС, основывающихся на использование различных нейросетевых архитектур в качестве вычислительных компонентов, реализующих ключевые функции в процессе работы данных объектов. Наиболее часто эти функции относятся к областям динамического планирования поведения РТС и принятия решений при формировании управляющих воздействий. Анализ представленных выше работ, а также значимых научно-технических публикаций относящихся к теме надежности нейросетевых вычислительных устройств не позволил найти сведений о методах сохранения отказоустойчивости в пределах заданных допусков, которая не обеспечивается автоматически, а в ряде случаев не может быть достигнута принципиально при применении универсальных методик её оптимизации, таких как искусственная избыточность [2].

Таким образом, задача, решаемая в рамках данной работы, состоит в разработке теоретических основ и практического метода построения вычислительной архитектуры нейросетевого компонента принятия решений в составе мобильной РТС, в процессе функционирования которого, отказоустойчивость обеспечивается автоматически в пределах заданных допусков, при вариациях параметров элементов под воздействием внутренних или внешних факторов.

Методы и подходы

Исходя из представленных в работах [3-5] сведений, определено, что в состав РТС построенной с использованием нейросетевых компонентов принятия решений входят:

- Компонент принятия решений (искусственная нейронная сеть).
- Группы управляемых компонентов (в данной работе к ним относится: механизм позиционирования на полосе передвижения, механизм контроля отсутствия препятствий на траектории движения, механизм определения момента использования полезного функционала).
- Система первичных датчиков (соответствующих группам управляемых компонентов).
- Система вторичных датчиков (обеспечивающих выполнение полезных функции РТС).

На практике, процесс функционирования такой системы сопряжен с риском несоблюдения заданных требований в области точности преобразования информации нейросетевым компонентом и как следствие отказоустойчивость не может быть гарантирована. Достигнутая на этапе инженерного проектирования точность работы систем с нейросетевой архитектурой снижается в реальных условиях эксплуатации зачастую вплоть до полной потери работоспособности. Причиной этого является неизбежное влияние внутренних и внешних дестабилизирующих воздействий, обусловленных производственными и эксплуатационными разбросами значений параметров элементов системы.

Важно отметить, что негативное изменение параметров элементов может быть скачкообразным (полный отказ) или постепенным (изменение параметра элемента с течением времени). Это существенное отличие представляемой работы, так как большинство исследований в данной области принимают во внимание только полные отказы и не изучают проблемы постепенного снижения точности вычислительной системы связанного с изменением параметров элементов растянутых во времени. Теоретические материалы [2] доказывают наличие данного процесса внутри рассматриваемых систем и указывает на необходимость учета этого явления для анализа вычислительной системы с параллельной архитектурой.

Структура нейросетевого вычислительного устройства оказывает решающее влияние на качество функционирования и эффективность процесса обучения, поэтому основные методы обеспечения максимальных показателей надежности и отказоустойчивости таких систем в первую очередь должны быть связаны с определением оптимального количественного и качественного состава вычислительных элементов и взаимосвязь между ними.

В настоящее время существует два подхода к выбору структуры нейросетевых устройств: коннекционистский и нейробионический. Первый характеризуется множеством простейших элементов обработки информации, которые за счет своего большого количества способны решать поставленную вычислительную задачу. Вторым подходом усложняются элементы обработки информации и сокращается их общее число. Как видно из практики, каждый подход достигает максимальной эффективности при решении различных задач, а выбор продиктован исключительно спецификой задачи.

Предлагается вариант реализации структуры нейросетевого устройства обработки информации, объединяющий возможности двух представленных ранее подходов. Предполагается, что нейросетевой компонент принятия решений в составе РТС состоит из двух частей: вычислительной и контролирующей. Строение и математическое описание первой индивидуально для каждой конкретной решаемой задачи и зависит от выбранной базовой вычислительной архитектуры. В большинстве случаев это система, построенная на основе коннекционистского подхода, так как его использование наиболее удобно для решения трудноформализуемых задач, к каковым относится задача принятия решений в РТС. Вторая же универсальна и инвариантна к первой и предполагает усложнение нейронов, входящих в её состав. Контролирующая часть будет выполнять роль аналога биологической проприоцептивной системы в техническом объекте. Такая задача контроля и коррекции более адекватна для структуры со сложными нейронами.

Вычислительная часть формируется на этапе инженерного проектирования нейросетевого компонента принятия решений. Синтезируется базовая вычислительная архитектура, а также

подбираются гиперпараметры (количество слоев, количество нейронов в каждом слое, функции активации нейронов и др.). Следующий шаг создания такой системы это процесс обучения. После его завершения мы получаем вычислительную структуру (качественный и количественный набор элементов и взаимосвязей между ними) способную на решение поставленной задачи принятия решений.

Далее в состав вычислительной части происходит инкорпорация контролирующей. На Рис. 1 представлено строение архитектуры нейросетевого компонента принятия решений с внутренним контролем и коррекцией негативных изменений параметров элементов. После построения такой системы требуется процесс дообучения, в результате которого система приобретает свойство обеспечения отказоустойчивости при возникновении отказов элементов, участвующих в обработки информации.

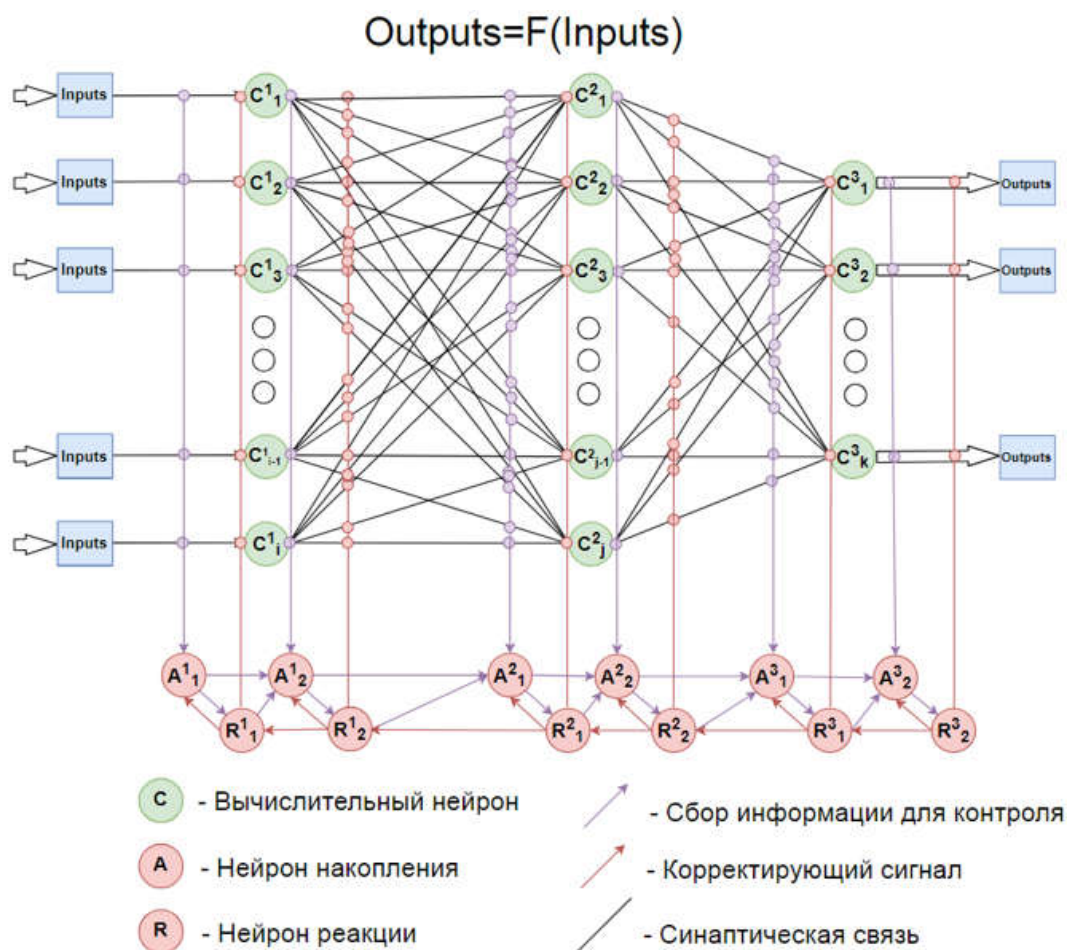


Рис. 1. Строение отказоустойчивой архитектуры нейросетевого компонента принятия решений в составе мобильной РТС

Можно выделить две ситуации, в которой существует вероятность появления негативных изменений параметров элементов вычислительной системы с нейросетевой архитектурой. Первая ситуация представляет собой возникновение изменений в количественном значении весовых коэффициентов. Вторая ситуация предполагает негативное изменение выходных данных нейрона вызванного постепенным или полным отказом внутренних составляющих нейрона. Таким образом, сбор информации для контроля негативных изменений параметров синаптических связей и нейронов будет выполняться после каждого массива данных элементов. Таким массивом может быть совокупность входных в вычислительный слой синаптических связей или каждый отдельный слой нейронов. Функцию контроля будут выполнять нейроны контролирующей части – нейроны из группы накопления. Один нейрон соответствует одному контролируемому массиву. После завершения сбора информации накопительные нейроны передают соответствующую информацию в смежный нейрон из группы реакции, который в свою очередь вырабатывает последовательные сигналы, содержащие корректирующую информацию для каждого контролируемого элемента. Таким способом достигается компенсация погрешностей возникающих в результате работы вычислительной части устройства.

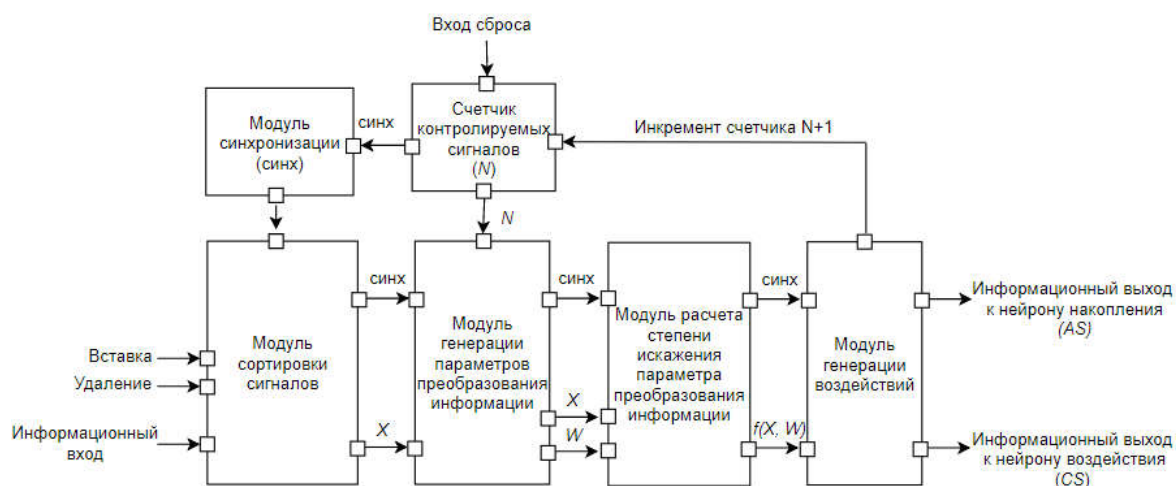


Рис. 2. Строение нейрона из группы накопления

В основе контролирующей части, выполняющей контроль и коррекцию негативных изменений выходных параметров элементов,

лежат нейроны двух групп: группа нейронов накопления и группа нейронов реакции. Нейрон из группы накопления представляет собой сложный вычислительный элемент выполняющий функцию сбора информации о входных (взвешенная выходная информация предыдущих нейронов) и выходных параметрах нейронов сети, включая сами нейроны контролирующей части. Строение данного типа нейронов представлено на Рис. 2.

Нейрон накопления состоит из пяти блоков, подчиняющихся внутренней синхронизации устройства.

Блок №1 – модуль сортировки сигналов. Если в качестве примера взять накопительный нейрон, который обрабатывает массив данных, передаваемых по синаптическим связям в следующий слой, то можно представить каждый вход нейрона накопления как произведение двух чисел $y=w \cdot x$, где x – информация, передаваемая по синапсу, а $w=const$ – весовой коэффициент синапса. Тогда Блок №1 производит сортировку входных сигналов, упорядочивая их, и передает далее в порядке возрастания w .

Блок №2 – модуль генерации параметров преобразования вычислительных элементов. Блок №2 выполняет операцию восстановления значений параметров преобразования в вычислительных элементах с целью дальнейшего определения степени их искажения. Операция восстановления выполняется методом кубической регрессии. На этапе дообучения системы после инкорпорации корректирующей части, внутри данного модуля формируется уравнение $W_i=AN_i^3+BN_i^2+CN_i+D$, где N_i – порядковый номер элемента; A, B, C, D – коэффициенты получаемые на этапе обучения. Используя данную функцию можно вычислить W_i – значение параметра преобразования исходя из порядка их поступления.

Блок №3 – модуль расчета степени искажения сигнала параметром преобразования. На основании информации полученной от предыдущего блока выстраивается зависимость, определяющая наличие и характеризующая степень искажения обрабатываемой информации $U=f(t \cdot W)$.

Блок №4 – это два модуля синтеза воздействий. Первый модуль соединен с нейроном воздействия и генерирует сигнал AS ,

компенсирующий искажение обрабатываемой информации U^* . Второй модуль соединен со следующим нейроном накопления и генерирует сигнал $CS=f(U^*+\Delta U)-f(U^*)$, необходимый для проверки погрешности работы данного нейрона накопления ΔU .

Блок №5 – счетчик контролируемых сигналов. Необходимый элемент в процессе сортировки сигналов (Блок №1), восстановления значений параметров вычислительных элементов (Блок №2) и адресации при генерации сигнала компенсирующего искажение обрабатываемой информации (Блок №4).

Нейрон из группы реакции вырабатывает сигнал, корректирующий искаженные выходные параметры контролируемых элементов. Строение нейрона из данной группы показано на Рис. 3.

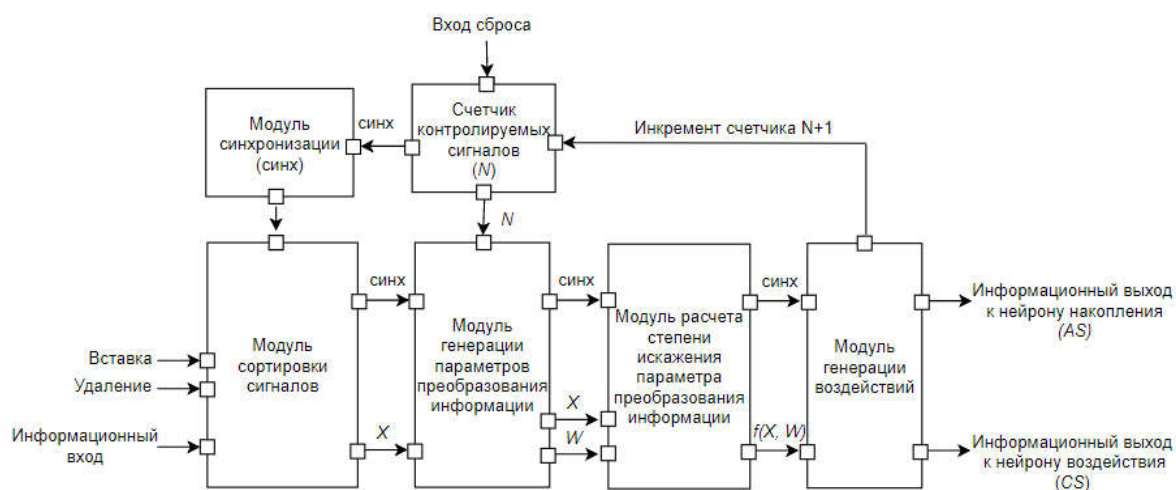


Рис. 3. Строение нейрона из группы реакции

Нейрон реакции состоит из 3 основных блоков. Блок №1 – модуль предобработки, полученной от нейрона накопления, информации. Блок №2 – модуль формирования корректирующего сигнала. Математическая модель механизма формирования выражена уравнением $U_g = \sum(U + f(U_i, D_i))$, где U_g – исправленный сигнал для следующего слоя элементов, D_i – адресация сигнала. Блок №3 – модуль, который вырабатывает сигнал, аналогичный сигналу CS , который генерирует нейрон накопления для проверки погрешности собственной работы. Выход этого модуля направлен к нейрону накопления следующего слоя.

Экспериментальное исследование

В качестве объекта экспериментального исследования выбрана промышленная РТС, в которой нейросетевой компонент принятия решений вырабатывает, на основе входной информации с первичных датчиков, три типа управляющих воздействий: управление движением РТС по заданной траектории, реакция на наличие препятствий на траектории движения и определение точек остановки на маршруте.

В системе «MATLAB» была разработана компьютерная модель описанного ранее нейросетевого компонента принятия решений. Он представляет собой обученную трехслойную полносвязную искусственную нейронную сеть (ИНС) прямого распространения с 55 нейронами в первом слое, 30 – во втором и 3 выходными нейронами информация, с которых поступают импульсы, вырабатывающие управляющие воздействия для трех типов органов исполнения. Функция активации вычислительных слоев – тангенциальная, выходного слоя – линейная. Тангенциальная функция удовлетворяет условию диапазона входных данных, а нечетность этой функции делает её удобной для решения задач принятия решений. Алгоритм обучения – 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 $7.79 \cdot 10^{-13}$.

В Таблице 1 представлены зафиксированные изменения точности функционирования исследуемой ИНС при различном по типу и степени влиянии дестабилизирующих воздействий, в том числе и после внесения изменений в архитектуру системы.

Таблица 1

Изменение точности нейросетевого компонента при различном значении погрешности параметров вычислительных элементов

	Степень искажения параметров элементов, %	Точность функционирования до изменения архитектуры, SSE	Точность функционирования после изменения архитектуры, SSE
Параметр синаптической связи (весовой коэф-	10	$8.56 \cdot 10^{-9}$	$9.96 \cdot 10^{-13}$
	20	$1.97 \cdot 10^{-8}$	$3.61 \cdot 10^{-12}$
	30	$9.66 \cdot 10^{-7}$	$4.39 \cdot 10^{-12}$

фициент)	40	$9.21 \cdot 10^{-4}$	$7.85 \cdot 10^{-12}$
	50	$1.14 \cdot 10^{-1}$	$6.99 \cdot 10^{-11}$
Параметр преобразования информации нейроном	10	$6.08 \cdot 10^{-9}$	$3.84 \cdot 10^{-12}$
	20	$2.09 \cdot 10^{-8}$	$5.79 \cdot 10^{-12}$
	30	$9.83 \cdot 10^{-8}$	$6.34 \cdot 10^{-12}$
	40	$5.87 \cdot 10^{-5}$	$7.83 \cdot 10^{-12}$
	50	$2.01 \cdot 10^{-1}$	$9.32 \cdot 10^{-12}$

Данные, представленные в Таблице 1, позволяют сравнить показатели точности функционирования нейросетевого компонента принятия решений в составе РТС при отсутствии и наличие дестабилизирующих воздействий различной степени влияния, вызывающих изменение параметров вычислительных элементов, а также данные показатели, полученные в после инкорпорации разработанной отказоустойчивой архитектуры.

Заключение

Результаты экспериментального исследования предложенной отказоустойчивой архитектуры показывают, что симулируемые внутренние воздействия на данный нейросетевой компонент в виде изменения параметров элементов преобразования информации от 10% до 50% от их первоначальных значений вызвали существенное снижение точности обработки информации. Изменение точности по показателю SSE варьировалось в интервале от 10% до 73%. Внесение изменений в архитектуру данного компонента позволило оптимизировать показатель точности функционирования исследуемой вычислительной системы. Снижение точности не превышало значение 0.6% от полученного на этапе обучения. Основываясь на данных результатах можно сделать вывод, что разработанная архитектура позволяет обеспечивать заданную точность её функционирования при вариации параметров элементов, вызванных производственными и эксплуатационными разбросами значений параметров элементов системы. Таким образом, проведенное исследование подтвердило эффективность использования предлагаемой отказоустойчивой архитектуры для решения задачи обеспечения максимальной надежности нейросетевых компонентов обработки информации в составе мобильных РТС различного назначения.

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

Литература

1. Галушкин А.И. Мозг роботов: от настоящего к будущему. – М.: Горячая Линия – Телеком, 2017. 122 с.
2. Makarov M.V. Fault-Tolerant Operation of High-Performance Computing Systems With the Parallel Architecture Based on Nanoscale Electronic Elements // Proceedings of International Conference «Russian Supercomputing Days». 2016. pp. 792-801.
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. Маршаков Д.В., Цветкова О.Л., Айдинян А.Р. Нейросетевая идентификация динамики манипулятора // Инженерный вестник Дона. 2011. № 3 (17). С. 379-384.

Макаров Михаил Вячеславович, к.т.н., ведущий научный сотрудник кафедры физики и прикладной математики, наука-murom@yandex.ru, Россия, Муром, Муромский институт (филиал) Владимирского государственного университета имени Александра Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых.

Курышов Антон Васильевич, магистрант кафедры физики и прикладной математики, antohak96@mail.ru, Россия, Муром, Муромский институт (филиал) Владимирского государственного университета имени Александра Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых.