

МНОГОСЛОЙНЫЕ ПЕРСЕПТРОНЫ В БОРТОВЫХ СИСТЕМАХ КОСМИЧЕСКОЙ ТЕХНИКИ: АППАРАТНЫЕ ПОДХОДЫ НА БАЗЕ ПЛИС FPGA

Л. В. Савкин¹, В. Г. Дмитриев², Е. А. Федоров^{2,3}

¹ Публичное акционерное общество «Радиофизика» (ПАО «Радиофизика»)

² Научно-производственное объединение им. С. А. Лавочкина (НПО им. С. А. Лавочкина)

³ Московский авиационный институт (национальный исследовательский университет) (МАИ)

В работе рассмотрены некоторые практические аспекты аппаратной реализации нейросетевых алгоритмов обработки данных, которые могут быть использованы в бортовых системах космических аппаратов (КА), включая бортовые комплексы управления. Основной акцент в работе сделан на использование многослойных перцептронных моделей искусственных нейронных сетей, реализуемых преимущественно на базе программируемых логических интегральных схем класса FPGA. Коротко изложены основные результаты исследований по аппаратной реализации многослойных перцептронов для решения задач обработки информации на борту КА, сводимых к задачам распознавания и классификации.

Ключевые слова: программируемая логическая интегральная схема, искусственная нейронная сеть, многослойный перцептрон, распознавание, классификация.

ВВЕДЕНИЕ

К настоящему времени создан довольно богатый инструментарий аппаратных и программных средств, реализующих самые разнообразные модели искусственных нейронных сетей (ИНС) [Галушкин, 2010; Грибачев, 2006а, б; Иванов, 2012; Muthuramalingam et al., 2008]. Отдельные структурные модели ИНС уже прочно вошли в методы как аналоговой, так и цифровой обработки информации, доказав свою эффективность перед традиционными методами обработки информации. Если на начальных этапах развития методов обработки информации с использованием ИНС, последние в большинстве случаев вызывали огромный скепсис и даже негативное отношение среди немалого числа высококвалифицированных специалистов многих областей науки и техники, то на сегодняшний день решение широкого круга прикладных задач невозможно представить себе без задействования той или иной конкретной модели ИНС. Разнообразие отличных друг от друга концепций ИНС настолько обширно, что весьма сложной представляется задача произвести полную классификацию существующих сегодня моделей ИНС [Логовский, 2000; Хайкин, 2006].

Вполне естественным является тот факт, что решение ряда узкоспециализированных задач с использованием ИНС представляет собой практический интерес и для бортовых служебных и целевых систем космических аппаратов (КА). При этом речь идёт не об альтернативных вариантах решения задач с применением ИНС, а о первоочередных способах решения, которые невозможно

Савкин Леонид Васильевич — специалист, соискатель, leo-san-86@mail.ru

Дмитриев Виктор Геннадьевич — схемотехник, соискатель

Федоров Евгений Анатольевич — программист, аспирант

реализовать более эффективно без задействования той или иной модели ИНС. Очень убедительные примеры подобного рода задач приводятся в монографии [Ефимов и др., 2004].

В рамках данной работы рассматриваются некоторые практические аспекты аппаратной реализации нейросетевых алгоритмов обработки данных, которые могут быть использованы в бортовых системах космических аппаратов (КА), включая бортовые комплексы управления (БКУ) и системы автоматического регулирования [Савкин и др., 2016], относящиеся к служебным системам КА. При этом основной акцент делается на персептронные модели ИНС, аппаратная реализация которых рассматривается преимущественно на платформах программируемых логических интегральных схем (ПЛИС) класса Field Programmable Gate Array (FPGA) [Gokhale, Graham, 2005; Nauck, 2007].

Цель работы — исследование возможности применения многослойных персептронных моделей ИНС, построенных на базе ПЛИС FPGA, для решения штатных задач цифровой обработки информации в бортовых системах КА.

1. НЕЙРОПОДОБНЫЕ АРХИТЕКТУРЫ НА БАЗЕ ПЛИС

1.1. Классы решаемых задач с помощью ИНС в бортовых системах КА

Алгоритмы цифровой обработки данных в бортовых системах КА реализуются в большинстве случаев чисто программными средствами [Бровкин и др., 2010; Ефимов и др., 2004; Микрин, 2003]. Вместе с тем активно развивающиеся сегодня технологии ПЛИС (в особенности радиационнотойкого исполнения и с возможностью локальной динамической реконфигурации) постепенно начинают привлекать своё внимание со стороны разработчиков бортовой аппаратуры КА в качестве нового класса интегрированных и отказоустойчивых аппаратно-программных платформ, надёжность которых достигается и за счёт резервирования аппаратных архитектур на уровне конфигурируемых логических блоков (КЛБ), и за счёт возможности адаптировать аппаратную архитектуру [Каляев и др., 2009] при помощи реконфигурации к неисправностям и отказам, возникающим в течение всего срока активного существования КА. При этом понятно, что речь в данном случае идёт о бортовых системах КА, строящихся преимущественно на однородных аппаратных архитектурах, отличных от традиционных микропроцессорных бортовых вычислителей [Савкин, Дмитриев, 2015; Савкин и др., 2015].

Реализация любых алгоритмов с использованием ПЛИС относится к аппаратным методам обработки сигналов, поэтому построение нейроподобных (т.е., реализующих какую-либо модель ИНС) архитектур на базе ПЛИС также подразумевает под собой использование аппаратных методов обработки данных посредством той или иной модели ИНС. Этот факт оказывает большое влияние на быстроедействие ИНС, разница в котором становится наиболее заметной при сравнении скоростей обработки данных между аппаратными ИНС и ИНС, эмулируемыми программными средствами. При этом, безусловно, речь идёт об ИНС большого порядка и высокой плотности, содержащих в своём составе как значительное количество искусственных нейронов и синапсов ($N_n \approx 1000$ и $N_s \approx 1000$), так и весьма высокое число межнейронных связей

($N_w \approx 100\,000$). Не трудно догадаться, что выигрыш в скорости обработки данных практически во всех случаях всегда остаётся за аппаратными ИНС.

Привлечение ИНС к методам обработки данных в составе бортовых систем КА обуславливается, прежде всего, постоянным повышением требований по автономности функционирования КА, что автоматически влечёт за собой необходимость применения в составе БКУ КА интеллектуальных средств как оценки нештатных ситуаций, так и интеллектуальных способов борьбы с ними.

К большому классу задач, с которыми успешно справляются ИНС, и перцептроны в частности, относятся задачи распознавания [Иванов, 2012; Хайкин, 2006]. К задачам распознавания, в свою очередь, может быть сведено довольно большое число алгоритмов, реализуемых программным образом в БКУ КА: определение некорректных значений параметров движения КА вокруг центра масс, обнаружение ошибок в формирователе команд стабилизации КА и бортового баллистического прогноза, выявление некорректных команд смещения углового состояния КА относительно внешних ориентиров, идентификация ошибок в системе инерциальной навигации и управлении манёврами КА, практически все известные алгоритмы контроля и диагностики высокоинтегрированных подсистем КА и многие другие задачи.

В рамках данной работы наиболее интересны три класса задач, с которыми успешно справляются перцептронные модели ИНС. Наряду с задачей распознавания, это ещё и задачи классификации и аппроксимации [Хайкин, 2006; Иванов, 2012]. Кроме того, во избежание проблем, связанных с так называемым «проклятием размерности» [Иванов, 2012], все исследования по аппаратной реализации многослойных перцептронов на базе ПЛИС FPGA в данной работе проводятся с использованием метода прямого распространения, взятого в качестве основного метода обучения перцептронной модели ИНС.

1.2. Отказоустойчивость нейроподобных архитектур на базе ПЛИС

Высокая степень параллелизма обработки данных совместно с общей аппаратной избыточностью нейроподобных архитектур, реализуемых на базе ПЛИС FPGA, являются важным преимуществом перед программно эмулируемыми ИНС с точки зрения надёжности [Галушкин, 2010; Phatak, 1995; Piuri et al., 1991]. Это связано, прежде всего, с тем, что программно эмулируемые ИНС в общем случае реализуются на более неоднородных микропроцессорных архитектурах. Хотя, безусловно, всё зависит от конкретных структурных схем надёжности, реализующих аппаратные и программные ИНС.

В тоже время необходимо отметить один важный факт, касающийся применения низкоуровневого мажоритарного резервирования в системах обработки данных, строящихся на базе ПЛИС FPGA. Дело в том, что в классических мажоритарных схемах резервирования аппаратных архитектур вероятность безотказной работы всей архитектуры $P_{\text{полн}}$ никогда не может превысить вероятность безотказной работы её мажоритарного органа $P_{\text{МО}}$, т.е. $P_{\text{полн}} \leq P_{\text{МО}}$. Для того чтобы повысить значение $P_{\text{МО}}$ часто прибегают к использованию многослойных схем мажоритарного резервирования, распараллеливающих процессы обработки данных не только в первом слое, но и во всех последующих мажоритарных слоях. Пожалуй, самым интересным следствием этого

решения является то, что принципы функционирования подобных мажоритарных схем отдалённо напоминают не что иное, как функционирование многослойного персептрона!

Таким образом, все попытки построения отказоустойчивых избыточных архитектур с максимальным распараллеливанием данных невольно приводят разработчиков бортовых систем КА к тому, что перед ними на конечном этапе проектирования предстаёт одна из известных моделей ИНС (пусть и простейших), причём не редко в качестве этой ИНС выступает именно многослойный персептрон.

2. АРХИТЕКТУРА МНОГОСЛОЙНЫХ ПЕРСЕПТРОНОВ

2.1. Аппаратная реализация многослойных персептронов на ПЛИС FPGA

Сегодня имеется довольно большое число работ, посвящённых построению нейроподобных архитектур на базе ПЛИС класса FPGA [Дедегкаев, Рыжков, 2013; Казанцев и др., 2004; Himavathi et al., 2007; Omondi et al., 2006]. При этом персептронные модели ИНС ввиду универсальности их приложений и сравнительной простоты принципов их обучения и функционирования пользуются весьма значительной популярностью. Одним из важнейших этапов в проектировании ИНС является выбор функции активации. При этом уже сравнительно давно существует немалое количество модифицированных персептронов Розенблата, использующие как гладкие функции активации (в основном сигмоидальные), так и пороговые.

В данной работе в качестве пороговых функций активации многослойных персептронов использовалась ступенчатая пороговая функция с четырьмя ступенями вверх. В качестве готовой аппаратно-программной платформы по реализации архитектур различных моделей многослойных персептронов была задействована отладочная плата Xilinx ML605 на базе ПЛИС Virtex-6 LX240T FPGA. Архитектура каждого искусственного нейрона была реализована на базе 16-ти КЛБ (вентилей), из которых четыре, управляемые перекрёстной D-триггерной схемой, выполняли роль ступенчатой пороговой функции активации, и четыре были задействованы в качестве синапсов, представляющих собой двусторонние регистры, регулирующие значения разрядов в 8-битном потоке данных, поступающих на входы искусственных нейронов. На выходе каждого из выходных слоёв был предусмотрен суммирующий аппроксимирующий выход Y_{Σ} , реализуемый на базе 12 КЛБ.

В ходе исследований были разработаны три модели многослойных персептронов, две из которых (модели № 2 и № 3) содержат не только статические, но и динамические слои.

К последним, в частности, относится такой тип слоёв архитектуры персептрона, в котором предусмотрена возможность корректировки весов синапсов k -го слоя за счёт реконфигурации обратных связей от выходов функций активации нейронов $(k-1)$ -го слоя. В статических слоях, к которым относятся входной и выходной слои, такая возможность не предусматривается, поэтому к категории динамических слоёв могут относиться только внутренние слои многослойных персептронов.

Таблица 1. Основные характеристики разработанных моделей многослойных персептронов

Основные характеристики моделей ИНС	Модель персептрона							
	№ 1		№ 2		№ 3			
	Входной слой	Внутренние слои (8)	Входной слой	Внутренние слои (16)	Входной слой	Внутренние слои (23)		
Количество искусственных нейронов, ед.	18	144	18	288	8(+1 Σ)	18	414	8(+1 Σ)
Количество задействованных КЛБ (вентилей), ед.	288	2304	288	4608	128(+12)	288	6624	128(+12)
Синапсы задействованы	Нет		Да					
Разрядность входных данных, бит	8(16)							
Функция активации	Пороговая, четырёхступенчатая вверх							
Динамический внутренний слой	Нет		Да					
Аппроксимация выхода	Предусмотрена							
Прямое распространения	Да							
Полносвязность внутреннего слоя	Максимальная (не варьируется)		Максимальная (не варьируется)		Максимальная (варьируется)			
Включение обратных связей во внутреннем слое	Да							

Основные характеристики трёх моделей разработанных многослойных персептронов представлены в табл. 1.

Каждая из моделей многослойных персептронов, представленных в табл. 1, была исследована в рамках нескольких задач, имеющих непосредственное отношение к задачам цифровой обработки информации, реализуемых в бортовых системах КА, и которые в общем случае можно свести к тривиальным задачам распознавания и классификации.

2.2. Исследования, проводимые с использованием многослойных персептронов

Одна из задач, с которой успешно справилась только третья модель многослойного персептрона, заключалась в оценке технического состояния имитационных моделей смежных бортовых подсистем КА, выдающих телеметрическую информацию в виде 32-разрядных последовательностей в БКУ. Имитационные модели также были полностью реализованы аппаратным образом с использованием отладочной платы Xilinx ML605 одновременно с архитектурами многослойных персептронов. Посредством модели № 3 удалось классифицировать два типа ошибок, связанных с чисто программными и чисто аппаратными неисправностями системы сбора данных одной из смежных бортовых систем КА, в качестве которой выступала система терморегулирования.

С помощью третьей модели многослойного персептронов также удалось осуществить распознавание данных (векторов), ведущих к «пропаданию» контрольных сумм на контроллере шины мультиплексного канала обмена и увеличению интервалов (на $\Delta t = 20$ мс) между временем прихода контрольных последовательностей и временем их регистрации в системе контроля и диагностики (СКД) БКУ КА.

При задействовании аппроксимирующего выхода разработанная модель трёхслойного персептрона довольно эффективно осуществляет также и регистрацию моментов выхода контролируемых параметров за пределы их допустимых значений (речь идёт о привязке СКД к бортовой шкале времени). Коридор допустимых значений $\Delta f(t)$, в свою очередь, может определяться суперпозицией линейных и квазилинейных функций, которые изначально задаются с помощью подбора весовых коэффициентов только входного слоя персептрона. После этого в процессе обучения персептроном распознаются верхняя $f^{\max}(t)$ и нижняя $f^{\min}(t)$ границы итоговой функции, полученной в результате суперпозиции нескольких (до восьми) исходных функций. Количество итераций при обучении персептрона составляет значение $N_{st} \leq 20$.

2.3. Некоторые результаты экспериментов

В качестве примера одного из экспериментов по обучению вышерассмотренных моделей многослойных персептронов на рис. 1–3 приведены графики регистрации ошибок в распознавании матрицы обнуления сигнатур \mathbf{q} , используемой в некоторых типах СКД для подтверждения возможности перехода с одной контрольной точки (КТ) на другую в схемах встроенного контроля (СВК) высокоинтегрированных цифровых устройств.

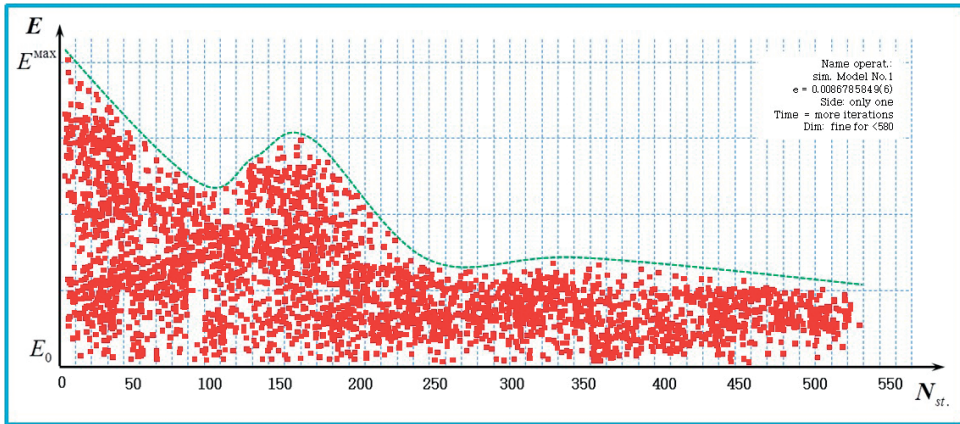


Рис. 1. График ошибок в распознавании матрицы q (модель № 1)

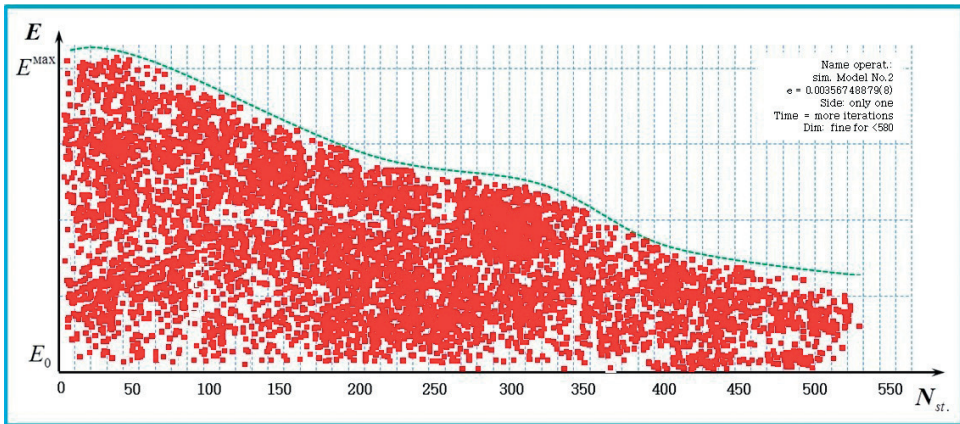


Рис. 2. График ошибок в распознавании матрицы q (модель № 2)

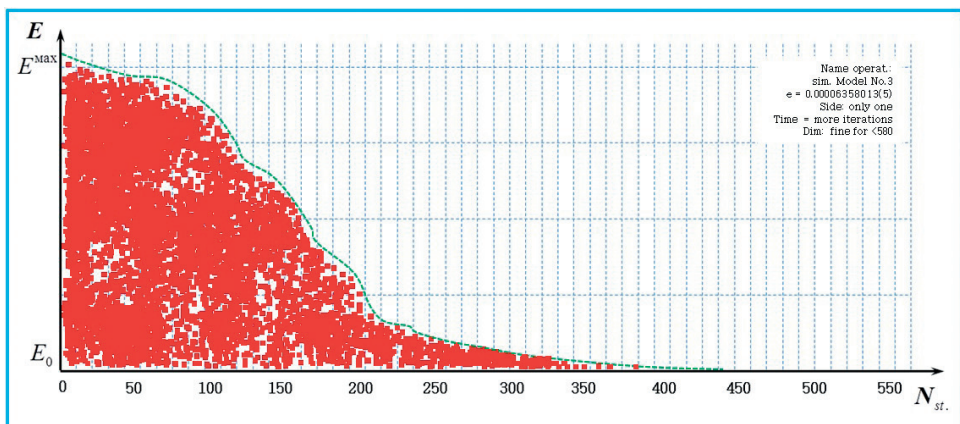


Рис. 3. График ошибок в распознавании матрицы q (модель № 3)

Вектор матрицы обнуления сигнатур \mathbf{q} представляет собой матрицу размерностью $\mathbf{q}_{4 \times 4}$ вида

$$\mathbf{q} = \mathbf{q}(t) = \left\| \beta_{ij}(t) \cdot q_{ij} \right\| = \begin{pmatrix} \beta_{11}(t) \cdot 1 & \beta_{12}(t) \cdot 1 & \beta_{13}(t) \cdot 1 & \beta_{14}(t) \cdot 1 \\ \beta_{21}(t) \cdot 1 & \beta_{22}(t) \cdot 0 & \beta_{23}(t) \cdot 0 & \beta_{24}(t) \cdot 1 \\ \beta_{31}(t) \cdot 1 & \beta_{32}(t) \cdot 0 & \beta_{33}(t) \cdot 0 & \beta_{34}(t) \cdot 1 \\ \beta_{41}(t) \cdot 1 & \beta_{42}(t) \cdot 1 & \beta_{43}(t) \cdot 1 & \beta_{44}(t) \cdot 1 \end{pmatrix}, \quad (1)$$

где $\left\| q_{ij}, i = \overline{1, 4}, j = \overline{1, 4} \right\|$ является матрицей-маской, такой, что по периметру этой матрицы всегда стоят единицы, а в центре нули; коэффициент $\beta_{ij}(t)$ является сохраняющим (или «зеркальным») коэффициентом, который определяется исходя из условия

$$\beta_{ij}(t) = \begin{cases} 1, & \text{если } q_{ij} \oplus q_{ij}^* = 0, \\ 0, & \text{если } q_{ij} \oplus q_{ij}^* = 1, \end{cases} \quad (2)$$

где $\left\| q_{ij}^*, i = \overline{1, 4}, j = \overline{1, 4} \right\| = \mathbf{q}^*$ — матрица подтверждения перехода с КТ S_{n-1} на следующую КТ S_n СВК цифрового устройства.

Задача в данном случае состоит в том, чтобы научить перцептрон распознавать не только матрицу обнуления сигнатур \mathbf{q} , но и находить связность структуры между элементами q_{ij} , поступающими на входной слой $x_1, x_2, x_3, \dots, x_{18}$, даже после их пересортировки.

К примеру, изначально на вход перцептрона поступает поток данных $R_{in}(t)$ с матрицей обнуления сигнатур \mathbf{q} вида

$$R_{in}(t) = \begin{pmatrix} \frac{x_1}{\uparrow} & \frac{x_2}{\uparrow} & \frac{x_3}{\uparrow} & \frac{x_4}{\uparrow} & \frac{x_5}{\uparrow} & \dots & \frac{x_{15}}{\uparrow} & \frac{x_{16}}{\uparrow} & \frac{x_{17}}{\uparrow} & \frac{x_{18}}{\uparrow} \\ q_{11} & q_{12} & q_{13} & q_{14} & q_{21} & & q_{43} & q_{44} & \times & \times \end{pmatrix}, \quad (3)$$

а затем через интервал времени Δt он меняется следующим образом

$$R_{in}(t + \Delta t) = \begin{pmatrix} \frac{x_1}{\uparrow} & \frac{x_2}{\uparrow} & \frac{x_3}{\uparrow} & \frac{x_4}{\uparrow} & \frac{x_5}{\uparrow} & \dots & \frac{x_{15}}{\uparrow} & \frac{x_{16}}{\uparrow} & \frac{x_{17}}{\uparrow} & \frac{x_{18}}{\uparrow} \\ q_{21} & q_{22} & q_{23} & q_{24} & q_{31} & & q_{13} & q_{14} & \times & \times \end{pmatrix}. \quad (4)$$

Подобные задачи относятся к классу задач обработки информации с неструктурированными данными, с которыми довольно успешно справляются множество моделей перцептронов.

В эксперименте ставилась цель обучить перцептрон распознавать матрицу \mathbf{q} . Из представленных рисунков, видно, что первая и вторая модели многослойных перцептронов снизили уровень ошибок в распознавании матрицы обнуления сигнатур \mathbf{q} за число итераций $N_{st} \approx 530$ ($\Delta t = 80$ мс) приблизительно на 60...70 %. В третьей же модели полного снижения уровня ошибок в распознавании матрицы \mathbf{q} удалось достичь за число итераций $N_{st} \approx 400$ ($\Delta t = 60$ мс). После более точных расчётов начальных коэффициентов синапсов и повторного проведения эксперимента были получены данные, представленные в табл. 2.

Таблица 2. Сравнение длительности обучения моделей персептронов (распознавание матрицы обнуления сигнатур \mathbf{q})

Длительность обучения по распознаванию матрицы \mathbf{q}	Модель персептрона		
	№ 1	№ 2	№ 3
Число итераций, $N_{ит}$, ед.	350	380	310
Время обучения, Δt , мс	52	57	46

Таким образом, в ходе дальнейшего исследования по аппаратной реализации персептронов, их параметры были отрегулированы таким образом, что обучение в решении задачи распознавания матрицы \mathbf{q} занимало в общей сложности не более 60 мс.

В настоящее время проводятся теоретические расчёты по исследованию тех же структурных моделей многослойных персептронов с сигмоидальной функцией активации.

ВЫВОДЫ

В работе был рассмотрен ряд практических аспектов по аппаратной реализации многослойных персептронов на базе ПЛИС класса FPGA, которые могут быть использованы в бортовых системах обработки данных КА. Особое внимание в работе было уделено использованию многослойных персептронных моделей в тех задачах бортовой обработки информации, которые сводятся к задачам распознавания и классификации, и в ряде отдельных случаев к аппроксимационным задачам. В качестве готовой аппаратно-программной платформы по реализации архитектур различных моделей персептронов была задействована отладочная плата Xilinx ML605 на базе ПЛИС Virtex-6 LX240T FPGA.

Были представлены результаты разработки трёх моделей многослойных персептронов, из которых наибольший практический интерес представлял персептрон с числом внутренних (скрытых) слоёв $N_{скр} = 23$. Разработанный персептрон успешно зарекомендовал себя при решении следующих задач:

- оценка технического состояния имитационных моделей смежных бортовых систем КА, выдающих телеметрическую информацию в виде 32-разрядных последовательностей в БКУ;
- классификация аппаратных и программных неисправностей, возникающих имитационной модели системы терморегулирования КА;
- распознавание данных (векторов), ведущих к «пропаданию» контрольных сумм на контроллере шины мультиплексного канала обмена;
- автоматическая регистрация случаев выхода контролируемых параметров за пределы их допустимых значений с возможностью отслеживания коридора значений $\Delta f(t)$ нескольких одновременно контролируемых функций;
- распознавание матрицы обнуления сигнатур \mathbf{q} в бортовой СКД КА и др.

В перспективе планируется исследовать не только персептронные модели ИНС, но и ряд других. Тот или иной выбор конкретной модели ИНС полностью будет определяться задачами, требующими преимущественно аппаратных решений с использованием ПЛИС класса FPGA.

ЛИТЕРАТУРА

- [Бровкин и др., 2010] *Бровкин А. Г., Бурдыгов Б. Г., Гордийко С. В.* и др. Бортовые системы управления космическими аппаратами / Под ред. проф. А. С. Сырова. М.: МАИ-ПРИНТ, 2010. 304 с.
- [Галушкин, 2010] *Галушкин А. И.* Нейронные сети: основы теории. М.: Горячая линия-Телеком, 2010. 480 с.
- [Грибачев, 2006а] *Грибачев В. П.* Настоящее и будущее нейронных сетей // Компоненты и технологии. 2006. № 5. С. 34–40.
- [Грибачев, 2006б] *Грибачев В. П.* Элементная база аппаратных реализаций нейронных сетей // Компоненты и технологии. 2006. № 8. С. 12–15.
- [Дедегкаев, Рыжков, 2013] *Дедегкаев А. Г., Рыжков А. А.* Метод проектирования структуры нейронных сетей на основе клеточных автоматов // *Universum: Технические науки : электрон. научн. журн.* 2013. № 1(1). URL: <http://7universum.com/ru/tech/archive/item/792> (дата обращения: 28.05.2016).
- [Ефимов и др., 2004] *Ефимов В. В., Козырев Г. И., Лоскутов А. И., Назаров А. В., Яковкин В. А.* Нейрокомпьютеры в космической технике / Под ред. В. В. Ефимова. Кн. 17. Науч. серия «Нейрокомпьютеры и их применение». Ред. А. И. Галушкин. М.: Радиотехника, 2004. 320 с.
- [Иванов, 2012] *Иванов А. И.* Подсознание искусственного интеллекта: программирование автоматов нейросетевой биометрии языком их обучения: Электрон. изд. Пенза: Изд-во ОАО «ПНИЭИ», 2012. 125 с.. URL: http://пниэи.рф/activity/science/bio_neuro.pdf (дата обращения: 28.05.2016)
- [Казанцев и др., 2004] *Казанцев П. А., Остапенко Г. П., Галушкин А. И.* Реализация фрагмента нейронной сети на ПЛИС Xilinx с возможностью изменения весов и функций активации в реальном времени // Тр. 6-й Международ. научно-тех. конф. DSPA-2004. Москва. 2004.
- [Каляев и др., 2009] *Каляев И. А., Левин И. И., Семерников Е. А., Шмойлов В. И.* Реконфигурируемые мультиконвейерные вычислительные структуры.. 2-е изд, перераб. и доп. / Под общ. ред. И. А. Каляева. Ростов-на-Дону: Изд-во ЮНЦ РАН, 2009. 344 с.
- [Логовский, 2000] *Логовский А. С.* Технология ПЛИС и её применение для создания нейрочипов // Открытые системы. 2000. № 10. URL: <http://www.osp.ru/os/2000/10/178242/> (дата обращения: 28.05.2016).
- [Микрин, 2003] *Микрин Е. А.* Бортовые комплексы управления космическими аппаратами и проектирование их программного обеспечения. М.: Изд-во МГТУ им. Н. Э. Баумана, 2003. 336 с.
- [Савкин, Дмитриев, 2015] *Савкин Л. В., Дмитриев В. Г.* О двух перспективных нейросетевых подходах к построению интеллектуальных бортовых измерительно-вычислительных и управляющих комплексов современных космических аппаратов // Сб. науч. тр. 13-й Молодеж. научно-тех. конф. «Радиолокация и связь — перспективные технологии-2015». М.: Изд-во ПАО «Радиофизика», 2015. С. 23–26.
- [Савкин и др., 2015] *Савкин Л. В., Дмитриев В. Г., Федоров Е. А.* Нейронные сети на базе программируемых логических интегральных схем в бортовой аппаратуре КА // 40-е Академич. чтения по космонавтике, посвящённые памяти академика С. П. Королёва и других выдающихся отечественных учёных — пионеров освоения космического пространства: сб. тез. М.: Изд-во МГТУ им. Н. Э. Баумана, 2015. С. 202.
- [Савкин и др., 2016] *Савкин Л. В., Дмитриев В. Г., Федоров Е. А., Филатов В. И., Гусенков П. А.* Нейрорегуляторы в бортовых системах космических аппаратов // Промышленные АСУ и контроллеры. 2016. № 4. С. 31–39.
- [Хайкин, 2006] *Хайкин С.* Нейронные сети: полный курс. 2-е изд. М.: Изд. дом «Вильямс», 2006. 1104 с.

- [Gokhale, Graham, 2005] *Gokhale M., Graham P.S.* Reconfigurable Computing — Accelerating Computation with Field-Programmable Gate Arrays. Springer Publ., 2005. 238 p.
- [Hauck, 2007] *Hauck S.* Reconfigurable computing. The theory and practice of FPGA-based computation. Morgan Kaufmann Publ., 2007. 944 p.
- [Himavathi et al., 2007] *Himavathi S., Anitha D.* Muthuramalingam A. Feedforward Neural Network Implementation in FPGA Using Layer Multiplexing for Effective Resource Utilization // IEEE Transactions on Neural Networks. 2007. V. 18. № 3. P. 880–888.
- [Muthuramalingam et al., 2008] *Muthuramalingam A., Himavathi S., Srinivasan E.* Neural Network Implementation Using FPGA: Issues and Application // J. Information and Communication Engineering. 2008. V. 4. P. 6.
- [Omondi et al., 2006] *Omondi A., Rajapakse J., Bajger M.* FPGA Implementations of Neural Networks. Berlin, Germany: Springer, 2006. 360 p.
- [Phatak, 1995] *Phatak D.S.* Complete and Partial Fault Tolerance of Feedforward Neural Nets // IEEE Transactions on Neural Networks. 1995. V. 6/2. P. 446–456.
- [Piuri et al., 1991] *Piuri V., Sami M., Stefanelli R.* Fault tolerance in neural networks: theoretical analysis and simulation results // Advanced Computer Technology, Reliable Systems and Applications. 5th Annual European Computer Conf. Bologna, Italy. 1991. P. 429–436.

MULTI-LAYER PERCEPTRONS IN THE SPACECRAFT ONBOARD SYSTEMS: FPGA-BASED HARDWARE APPROACHES

L. V. Savkin¹, V. G. Dmitryev², E. A. Fedorov^{2,3}

¹ PSC “Radiofizika”

² Lavochkin Research and Production Association (NPO Lavochkin)

³ Moscow Aviation Institute (MAI)

In operation some practical aspects of the hardware implementation of neural network algorithms of data handling which can be used in spacecraft onboard systems including of the onboard control complexes are considered. The main emphasis in operation is placed on use multi-layer the perceptron models of the artificial neural networks realized preferentially on the basis of programmable logic integrated circuits of the FPGA class. The main results of researches on the multi-layer perceptron hardware implementation for the solution of tasks of the spacecraft onboard information processing the who are brought together to tasks of recognition and classification are shortly explained.

Keywords: programmable logic integrated circuit, artificial neural network, multi-layer perceptron, recognition, classification.

Savkin Leonid Vasilyevich — expert, applicant PhD, leo-san-86@mail.ru

Dmitryev Victor Gennadyevich — circuit designer, applicant PhD

Fedorov Evgeniy Anatolyevich — programmer, post-graduate student