

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ СИСТЕМЫ РАСПОЗНАВАНИЯ ЗАПАХОВ ДЛЯ БЕЗОПАСНОСТИ КОРАБЛЯ

Колесницкий О.К., Самра Муавия Хассан Хамо, Лукаш С.И.

Вінницький національний технічний університет

21030, м. Вінниця Хмельницьке шосе, 95

Введение. В последнее время в различных сферах жизнедеятельности человека находит активное применение «электронный нос» - прибор, состоящий из газового мультисенсора и интеллектуальной системы распознавания его сигналов. Такие приборы широко применяются для медицинской диагностики, экологического мониторинга и во многих других сферах науки и производства [1,2]. Проблемы создания безопасных для жизни человека условий среды является весьма актуальной задачей в мореплавании.

В работе [1] приведен обзор известных методов распознавания сигналов газовых мультисенсоров: корреляционные методы распознавания, экспертные системы и нейросетевые технологии с формированием признаков на основе преобразования Фурье или вэйвлет-преобразования. Был сделан вывод о перспективности применения для этой цели именно импульсных нейронных сетей, которые по сравнению с другими методами, благодаря своей нейроморфности, наиболее приспособлены для распознавания многомерных динамических непрерывных данных, многозадачны, т.е. могут одновременно распознавать несколько составляющих и оценивать несколько параметров, способны к распознаванию с предсказанием, имеют несложную процедуру обучения, повышенную производительность и помехоустойчивость.

В работе авторы предлагают метод распознавания сигналов газовых мультисенсоров путем использования импульсных нейронных сетей.

Постановка задачи. На кораблях имеется множество мест, в которых по тем или иным причинам возможно возгорание различных предметов. В этом случае в состав дыма входят летучие компоненты загоревшихся материалов. Выявление их, распознавание и формирование решения позволит быстро установить эпицентр возгорания и принять необходимые меры для ликвидации. Устройство распознавания является интеллектуальным прибором, программное обеспечение которого позволяет создать информационный банк данных по предварительному обучению системы на эталонных образцах, сопоставить эти данные с экспериментальными пробами и выдать оператору квалифицированное заключение. Устройства, которые могут решить эту проблему, разрабатывают также, например, в NASA. В американском космическом агентстве специальный "электронный нос" будут использовать для оперативного определения повышенной концентрации вредных веществ в воздухе космических кораблей [3].

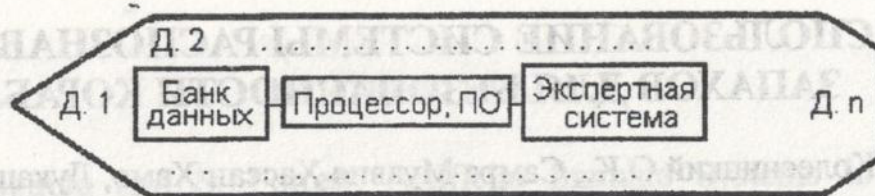


Рис. 1. Блок-схема устройства для распознавания запаха объекта.

Пусть имеется n сигналов с выхода газовых мультисенсоров: датчики Д1, Д2, ... Д n , каждый из которых представляет собой зависимость величины S_i ($i=1, \dots, n$) от времени t и концентрации газа C : $S_1(t, C), S_2(t, C), \dots, S_n(t, C)$ [2]. Конфигурация аналитической системы на корабле представлен в виде схемы на рис. 1. Такая дополнительная система в современном исполнении на микропроцессорах легко встраивается в существующую систему пожарной безопасности и значительно повышает жизнестойкость корабля.

Предварительная обработка сигналов предусматривает при необходимости их фильтрацию, усиление и преобразование. При помощи экспертной системы, базирующейся на построенной нейронной сети, необходимо определить: с какой степенью достоверности сигналы от пробы исследуемого газа совпадают с заданной степенью точности с одним из эталонных наборов сигналов. В докладе показано, что весьма важно проводить распознавание этих сигналов параллельно во времени, а не последовательно или с задержкой на дискретизацию и обработку отсчетов, как в известных системах.

В качестве примера рассмотрим работу металл-оксидного газового мультисенсора с тремя подогреваемыми до температуры T чувствительными слоями [2]. Цикл работы имеет два участка: 1)нагрев слоев от $T_{мин}$ до $T_{макс}$ с минимальной дискретностью 1°C и точностью до $0,1^\circ\text{C}$ и 2) охлаждение от $T_{макс}$ до $T_{мин}$.

Таким образом, задача состоит в выборе способа обработки динамических данных.

Структура импульсной нейронной сети. Импульсные нейронные сети (ИНС) [4] построены по аналогии с сетями биологических нейронов мозга животных и человека. Они состоят из импульсных нейронных элементов [5], которые более близки к биологическим нейронам, чем бинарные нейроны Мак-Каллока и Питса и аналоговые нейроны с потенциальным выходом. ИНС не имеют определенных правил соединения нейронов между собой, как, например, в широко известных сетях Хопфилда, Хэмминга, многослойных персептронах и других. Они представляют собой совокупность нейронов, соединенных случайным образом, так, что имеются как прямые, так и обратные связи. Каждый нейрон сети связан только с некоторыми нейронами, а не со всеми. При формировании конкретной ИНС используют результаты нейрофизиологических исследований.

Структура ИНС, используемая авторами для распознавания совокупности сигналов, отличается от предложенной в [4], во-первых, тем, что дополнена входными нейронами, которые преобразуют входные

сигналы, являющиеся функциями времени в пропорциональную значению этой функции частоту импульсов. Во-вторых, в качестве интернейронов (средний слой сети) используются нейронные элементы одного типа, которые имеют как возбуждающие, так и тормозящие входы, управляемые импульсами положительной полярности, и которые на выходе выдают импульсы только положительной полярности. В отличие от этого, в структуре сети [4] используются два типа нейронов: возбуждающие нейроны, которые выдают импульс тока положительной полярности и тормозящие нейроны, которые выдают импульс тока отрицательной полярности. Т.е., для достижения заданной вычислительной мощности известная сеть должна иметь большее количество нейронов. С учетом указанных изменений структура ИНС примет вид согласно рис.2.

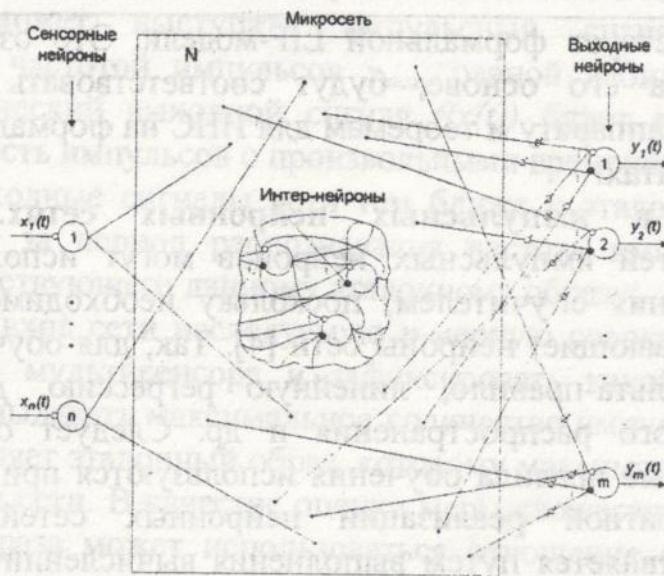


Рис.2. Структура импульсной нейронной сети.

Модели импульсных нейронных элементов. Для математического и компьютерного моделирования ИНС используются формальные пороговые модели импульсации нейрона [4]: LIF-модель (leaky integrate-and-fire model), NIF-модель (nonlinear integrate-and-fire model), SRM (spike response model) и др.. Наиболее часто используемая накопительная импульсная модель с утечкой (leaky integrate-and-fire model – LIF-модель) [4].

Реализация импульсных нейронных элементов на биспин-приборе. Общеизвестно, что максимум преимуществ от решения задач с использованием искусственных нейронных сетей можно извлечь именно в случае их аппаратной реализации, а не программной или программно-аппаратной. Поэтому весьма актуальным является вопрос об эффективной аппаратной реализации моделей импульсных нейронов. В докладе предложен вариант реализации импульсного нейронного элемента на биспин-приборе. Этот нейронный элемент и его схема замещения представлены на рис.3 (а,б).

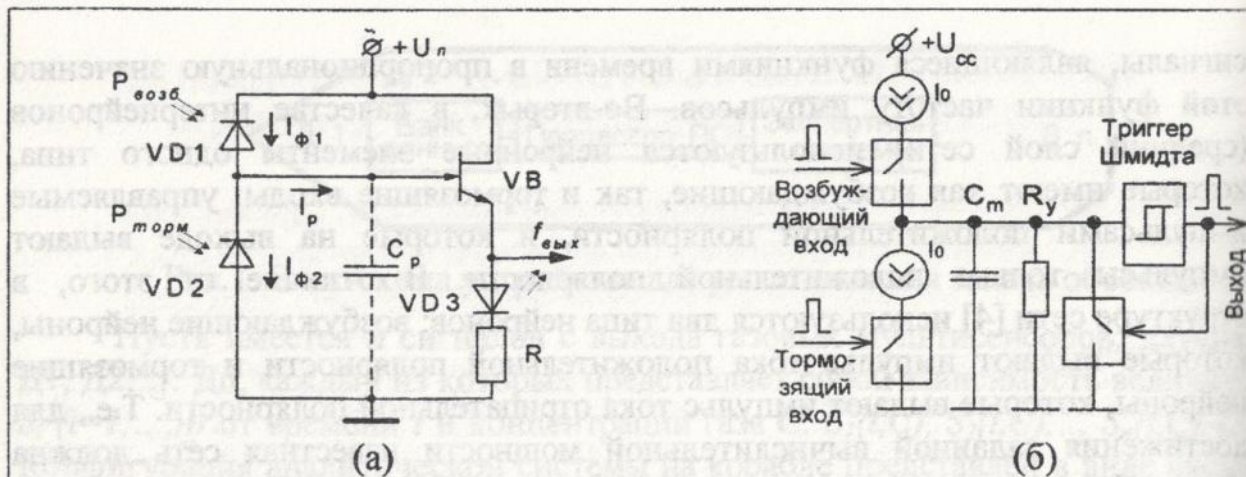


Рис.3. Нейронный элемент на биспин-приборе (а) и его схема замещения (б).

Он соответствует формальной LIF-модели. Это означает, что ИНС, реализованные на его основе, будут соответствовать всем свойствам, математическому аппарату и теоремам для ИНС на формальных импульсных нейронных элементах.

Обучение в импульсных нейронных сетях. Для обучения рекуррентных сетей импульсных нейронов могут использоваться любые алгоритмы обучения с учителем, поскольку необходимо обучить только выходные (считывающие) нейроны сети [4]. Так, для обучения ИНС можно использовать: дельта-правило, линейную регрессию, p -дельта правило, алгоритм обратного распространения и др. Следует отметить, что все вышеперечисленные правила обучения используются при программной или программно-аппаратной реализации нейронных сетей, когда процесс обучения осуществляется путем выполнения вычислений по определенным формулам на цифровом процессоре универсального компьютера или спецвычислителя. При аппаратной реализации нейронных сетей особое значение имеет так называемое on-line (или on-chip) обучение, т.е. обучение с помощью специальных схемотехнических средств, которые изменяют веса синаптических связей нейронных элементов без применения каких-либо вычислительных операций на цифровых процессорах. В качестве таких схемотехнических средств могут применяться линейные и нелинейные электронные компоненты с адаптируемыми параметрами. Именно при разработке алгоритмов обучения аппаратных нейронных сетей уместно применить правило обучения Хэбба. Им предложена модель обучения без учителя, в которой синаптическая сила (вес) возрастает, если активированы оба нейрона, источник и приемник. Таким образом, часто используемые пути в сети усиливаются. В докладе подробно рассматривается предложенное правило обучения рекуррентной ИНС:

Метод распознавания совокупности сигналов с использованием импульсной нейронной сети. Предлагаемый метод состоит в следующем:

- создать рекуррентную импульсную нейронную сеть, составленную из интернейронов (см. рис.3), в количестве $N \geq 15m$, где m – количество

эталонных образов (в данном случае n -мерных совокупностей сигналов), которые сеть должна «запомнить». Веса связей нейронов выбрать небольшими случайными;

- сформировать n входных нейронов по количеству отдельных сигналов с выхода газового мультисенсора. Соединить каждый из них случайным образом с не менее, чем k нейронами микросети ($n < k < N$). Веса связей выбрать случайными;

- сформировать m выходных нейронов по количеству образов, которые необходимо распознавать. Соединить каждый из них случайно с не менее, чем l нейронов микросети ($m < l < N$). Веса связей выбрать случайными;

- применить алгоритм обучения. При этом подстраиваются только веса связей каждого из m выходных нейронов. В качестве идеального целевого выхода $y(t)$ может выступать импульсный сигнал с постоянной (максимальной) частотой импульсов v_{max} , равной лабильности выходного нейрона. Фактический выходной сигнал $f(x(t))$ будет представлять собой последовательность импульсов с произвольными временными промежутками между ними. Входные сигналы сети тем ближе к эталонному образу, чем больше средняя за период распознавания частота импульсов выходного нейрона, соответствующего данному эталонному образу;

- подать на вход сети исследуемую n -мерную совокупность сигналов с выхода газового мультисенсора и зафиксировать какой из m выходных нейронов будет выдавать максимальное количество импульсов. Именно этот нейрон и определяет эталонный образ, которому максимально соответствуют входные сигналы сети. В качестве оценки меры схожести входных сигналов и эталонного образа может использоваться отношение средней за период распознавания частоты импульсов выходного нейрона к v_{max} .

Заключение. Таким образом, предложен метод параллельного распознавания n -мерных совокупностей сигналов газовых мультисенсоров в режиме реального времени на основе импульсной рекуррентной генерической нейронной сети, который обладает следующими преимуществами: 1) сигналы подаются на распознавание одновременно без разделения во времени или в пространстве, а также без предварительного запоминания, 2) результат распознавания может быть оценен еще до завершения периода действия самих сигналов по интенсивной импульсации на соответствующем выходе (распознавание с предсказанием), 3) используемая нейронная сеть имеет несложную процедуру обучения, 4) повышенная производительность распознавания и 5) повышенная помехоустойчивость за счет передачи информации в импульсной форме. Предложен вариант технической реализации формального импульсного lif-нейрона на биспин-приборе. Разработана процедура обучения выходных нейронов сети.

ЛИТЕРАТУРА

1. Колесницкий О.К., Самра Муавия Хамо Пути совершенствования методов и средств распознавания газов для медицинской

и экологической диагностики// Оптико-електронні інформаційно-енергетичні технології.-2003.-№1-2(5-6).- С. 154-162.

2. С.И. Лукаш, Космінська Ю.О., Перетяцько В.Ю. Оцінки впливу зовнішнього фактору на сигнали сенсорів віртуального приладу розпізнавання запахів Зб. Засоби комп'ютерної техніки з віртуальними функціями і нові інформаційні технології. Київ, 2002, т.1, с. 24-30.

3. <http://www.mignews.com.ua/>

4. W. Maass, T. Natschläger, and H. Markram. Real-time computing without stable states: A new framework for neural computation based on perturbations. Neural Computation, 14(11):2531-2560, 2002.

5. Колесницький О.К., Василецький С.А. Частотно-динамічні нейронні елементи// Вісник ВПІ. - 2002. - №5. - С. 5-10.