

11 СЕКЦИЯ. УПРАВЛЕНИЕ ОБЪЕМАМИ АТОМНОЙ ЭНЕРГЕТИКИ И ДРУГИМИ ОБЪЕКТАМИ ПОВЫШЕННОЙ ОПАСНОСТИ

DOI:

АКУСТИЧЕСКИЙ МОНИТОРИНГ ПСИХО-ЭМОЦИОНАЛЬНОГО СОСТОЯНИЯ ОПЕРАТИВНОГО ПЕРСОНАЛА УПРАВЛЕНИЯ ОБЪЕКТАМИ ПОВЫШЕННОЙ ОПАСНОСТИ НА ОСНОВЕ НЕЙРОМОРФНЫХ САМООБУЧАЮЩИХСЯ СИСТЕМ

Алюшин А.В.¹, Архангельский В.Г.², Алюшин С.А.

¹Национальный исследовательский ядерный университет «МИФИ», Россия, г. Москва
Каширское шоссе, д. 31

²Федеральное государственное автономное научное учреждение ЦИТиС, Россия, г. Москва
Пресненский Вал, д. 19, стр. 1

¹avaluyushin@mail.ru, ²citis@arkhang.ru, sergeyalyushin@gmail.com

Аннотация: На основе анализа перспективных речевых технологий синтезирована структура голосового детектора стресса (ГДС) для применения в системах реального времени по мониторингу психо-эмоционального состояния оперативного персонала объектов повышенной опасности. Разработанный аппаратный прототип нейроморфной ГДС характеризуется микроощущением, пластичностью и адаптацией к условиям своего функционирования, масштабированием в соответствии со сложностью решаемой задачи.

Ключевые слова: мониторинг психо-эмоционального состояния, нейроморфные системы, голосовой детектор стресса.

Введение

Мониторинг психо-эмоционального состояния (ПЭС) оперативного персонала на крупномасштабных производственных объектах повышенной опасности, например, атомных электростанциях, позволяет в определенной степени снизить влияние "человеческого фактора" на процесс принятия ответственных решений, определить начальный момент отклонения ПЭС оперативного персонала (отдельного оператора или коллектива операторов текущей смены) от нормального, оценить уровень стресса в коллективе и спрогнозировать переход нештатной ситуации в неуправляемый процесс. В штатной ситуации мониторинг ПЭС позволяет оценивать и прогнозировать уровень усталости оперативного персонала, и кроме того, первичные телеметрические данные являются источником информации о работе сердечно-сосудистой и дыхательной системы человека.

Основной тенденцией современного развития технических средств контроля и мониторинга ПЭС являются бесконтактные дистанционные технологии (оптические, речевые и ряд других) не оказывающие на оперативный персонал отвлекающего воздействия и не являющиеся помехой при выполнении необходимых профессиональных действий.

Текущий уровень развития аппаратно-программного базиса для технологий мониторинга характеризуется значимым прогрессом как за счет появления доступных для широкого использования интегральных аппаратных средств:

- видео сенсоров высокого разрешения как для видимого, так и для глубокого инфракрасного спектра излучения, малощумящих цифровых микрофонов с широким динамическим диапазоном воспринимаемого сигнала;
- высокопроизводительных параллельных матричных процессоров для обработки больших потоков информации в реальном масштабе времени с минимальной задержкой;
- так и за счет разработки эффективных моделей нейроморфных сетей (НС) с высокой степенью мимикрии процесса интеллектуальной обработки информации в головном мозге млекопитающих.

Использование оптических технологий определения и регистрации ПЭС оперативного персонала на основе анализа мимики лица, движения глаз и направления взгляда человека подразумевает его малоподвижное поведение, что не всегда реализуется на практике особенно в критических ситуациях. При необходимости использования оперативным персоналом средств индивидуальной защиты (например, в случае пандемии) применение оптических технологий становится малоэффективным. Акустические технологии оперируют с речевой информацией и менее чувствительны к положению человека в пространстве, наличие средств индивидуальной защиты, воспринимают данные от

внешних распределённых сетей акустических сенсоров, а также сигналы от используемых средств индивидуальной внутренней голосовой связи.

Таким образом, акустические технологии часто являются единственной доступной для использования программно-аппаратной платформой по дистанционному мониторингу ПЭС оперативного состава на крупномасштабных производственных объектах повышенной опасности.

Разработка, исследование и внедрение акустического мониторинга на основе современной элементной базы нейроморфных самообучающихся сетей является актуальным научно-практическим направлением.

1 Акустический мониторинг ПЭС оперативного персонала

Выделение и классификация психо-эмоциональной окраски речи является трудно формализуемой задачей даже при анализе слабо зашумленного сигнала при отношении сигнал/шум = 60-90 дБ и основывается на анализе «тонких», краевых и неявных составляющих исходного сигнала. Дистанционный акустический мониторинг является комплексной задачей и требует решения следующих подзадач для корректной обработки речи в условиях высокого уровня акустических помех:

- выделение из общего потока акустической информации речевого сигнала каждого диктора, идентификация каждого диктора;
- мониторинг пространственного положения каждого диктора в наблюдаемом производственном помещении;
- выделение и распознавание ПЭС каждого диктора.

Первичное преобразование акустического речевого сигнала (FEE - Front End Electronic) в системе ГДС во многом определяет точность и достоверность выделения значимых параметров при дальнейшей вторичной обработке акустической информации по идентификации диктора, определению его пространственного положения и эмоционального состояния. Потерянная значимая информация при первичном преобразовании не может быть восстановлена. Человеческое ухо обладает уникальными способностями по активному выделению интересующей речевой информации из входного акустического сигнала в условиях внешних шумов, при изменении интенсивности сигнала в широком динамическом диапазоне, наличии нескольких посторонних дикторов. Слуховая система человека (как и других млекопитающих) основывается на многоканальной многоуровневой адаптивной фильтрации:

- решетке акустических сенсоров размерности $X = 2$ (внешнее ухо) для формирования пространственной 3D диаграммы направленности [1];
- распределенной в 3D пространстве механо-гидравлической структуре (внутреннее ухо) с соответствующей 3D мембраной сенсоров (Basilar membrane - BM, рис. 1) реализующей многоканальную топотоническую активную и адаптивную фильтрацию размерности N с изменяемой чувствительностью, усилением и частотными свойствами каждого канала на основе внутренних и внешних нейронных клеток (INC, ONC – рис.1);
- адаптивной фильтрации и самообучении при дальнейшей обработке информации на более высоких уровнях нервной системы человека.

Импульсная форма представления информации в биологических структурах [4] обеспечивает не только помехоустойчивое кодирование и передачу информации, но и обладает высокой энергетической эффективностью. Анализ известных решений позволил синтезировать обобщенную архитектуру современных ГДС (рис. 2).

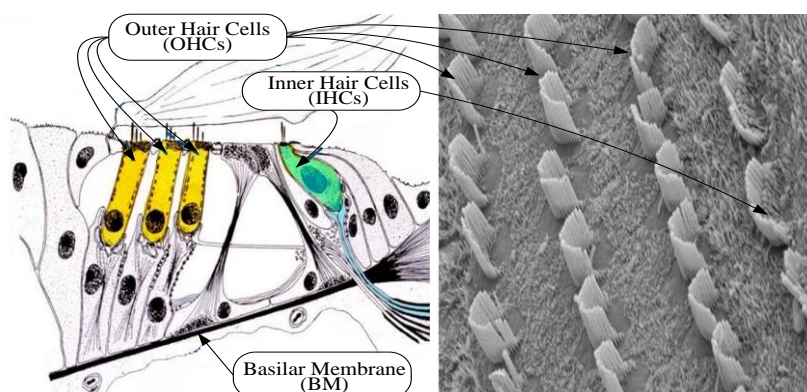


Рис. 1. Орган Corti (адаптировано из [2] и [3] соответственно)

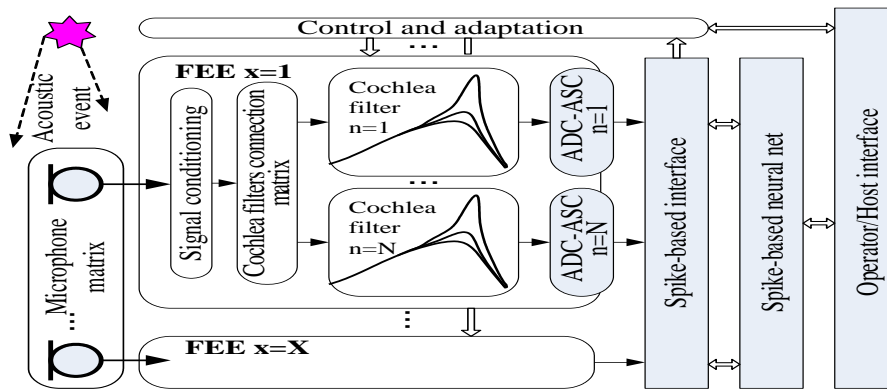


Рис. 2. Обобщенная архитектура современных ГДС

2 Первичная нейроморфная обработка информации и принцип неопределенности Гейзенберга

Сравнительный анализ основных параметров известных решений FEE позволил адаптировать принцип неопределенности Гейзенберга [5] к оценке предельно-достижимых значений этих параметров:

$$(1) \quad \Delta_1 * \Delta_2 \geq h,$$

$$(2) \quad \Delta_1 = 1/F_1(N, z, Q, DR, CS),$$

$$(3) \quad \Delta_2 = 1/F_2(a, R, DF),$$

где Δ_1 , Δ_2 – параметры системы, характеризующие соответственно точность нейроморфного топотонического преобразования (пространственно-частотное разрешение) и временную точность (задержка), h – структурно-технологический параметр, N – количество полосовых фильтров, z – параметр, отражающий закон распределения ширины полосы пропускания фильтра в гребенке фильтров, Q – добротность, DR – динамический диапазон, CS – скорость спада АЧХ (Cutoff Slope), R – порядок фильтра, a – сложность используемого решения и его временные параметры (используемая парадигма фильтра, ADC, интерфейса и т.д.), DF – параметр, отражающий структуру решения (Data Flow), F_1 и F_2 – функции нелинейного преобразования.

Для предварительной оценки использовалось:

$$(4) \quad F_1(N, z, Q, DR, CS) = F_1(N * z * Q * DR * CS);$$

$$(5) \quad \partial F_1(N, z, Q, DR, CS) / \partial N \geq 0, \partial F_1(N, z, Q, DR, CS) / \partial z \geq 0, \partial F_1(N, z, Q, DR, CS) / \partial Q \geq 0, \\ \partial F_1(N, z, Q, DR, CS) / \partial DR \geq 0, \partial F_1(N, z, Q, DR, CS) / \partial CS \geq 0;$$

$$(6) \quad F_2(a, R, DF) = F_2(a * R * DF);$$

$$(7) \quad \partial F_2(a, R, DF) / \partial a \geq 0, \partial F_2(a, R, DF) / \partial R \geq 0, \partial F_2(a, R, DF) / \partial DF \geq 0;$$

где * - знак операции умножения.

2.1 Анализ аналогового подхода

Сравнительные данные для оценки параметров Δ_1 и Δ_2 представлены в табл. 1 и 2. (в столбце (Grid) указана размерность модели X , столбец “Data flow” отражает пространственную разрядность модели ВМ, структуру топотонического фильтра).

Таблица 1. Аналоговые платформы

Grid (X), Design	Analog Electronic cochlea architecture			
	Data flow (DF)	N	Output data coding	Output interface
1x, Mead, et al. 1988 [6]	Sequential, 1D	100/480	-	Analog
1x, Lazzaro, 1991 [7]	Sequential, 1D	32	Correlation	Parallel pulsed
1x, Sarpeshkar, et al 2005 [8]	Parallel, 1D	16	Log ADC ¹ (Zero-crossing)	Digital

Grid (X), Design	Analog Electronic cochlea architecture			
	Data flow (DF)	N	Output data coding	Output interface
1x, Hamilton, et al, 2008 [9]	2D R- network, Sequential, 1D	83	Parallel	Analog
1x, Fragnière, 2005 [10]	2D R-network, 1D parallel.	100	Threshold crossing	Digital Sequential scanning
1x, Wen, et al, 2006 [11]	2D nonlinear, 1D parallel active filter coupling	360	PFM ²	Parallel digital 2160
1x, Aono, et al, 2012, [12]	Sequential, 1D	1	PWM ³	Digital
2x, Liu, et al, 2014 [13]	Cascade	64x2	PFM (512)	AER
1x, Wang, et al 2014 [14]	Parallel	1	-	Analog
1x, Zhak, 2008, [15]	Sequential, 1D	33	-	Analog
1x, Wang, et al 2015 [16]	Parallel	1	ADM ⁴	AER ⁵
2x, Liu, et al, 2016 [17]	Parallel	64x2	ADM	AER

¹ADC – Analog-Digital Converter; ²PFM - Pulse-Frequency Modulation; ³PWM – Pulse-Width Modulation; ⁴ADM – Adaptive Delta Modulation; ⁵AER – Address-Event Representation

Таблица 2. Параметры топотонического фильтра

Design	Single channel parameters			
	R	Q	DR (dB)	CS (dB/oct)
Mead, et al.,1988 [6]	2 nd	0.5-1.0	51	
Lazzaro, 1991 [7]	2 nd	-	-	-
Sarpeshkar, et al., 2005 [8]	4 th	<4	51	-
Hamilton, et al, 2008 [9]	2 nd	>0.5 (20dB),	46	<30
Fragnière, 2005 [10]	2 nd	0.25-12	50	-
Wen, et al, 2006 [11]	2 nd	0.9-2.73	17-42	20-70
Aono, et al, 2012, [12]	2 nd	4	<100mV	-
Liu, et al, 2014 [13]	-	1.1-1.9	52	-
Wang, et al, 2014 [14]	9 th (2 nd +2 nd +5 th)	2-19	49.8-50.2	123.6-336.2
Zhak, 2008, [15]	2 nd -order	<4	79	100
Wang, et al 2015 [16]	7 th (2 nd +2 nd +3 rd)	1-11.2	-	322.5
Liu, et al, 2016 [17]	4 th	1.3-39	60-73	<40

Влияние структуры и технологического фактора на энергетическую эффективность известных аналоговых решений проанализировано в табл. 3.

Таблица 3. Электрические параметры топотонического фильтра

Design	Electronic cochlea electrical parameters			
	CMOS, μm	Power supply, V	Power consumption, μW	Frequency range, Hz
Mead, et al. 1988 [6]	3	-	-	20-20k
Lazzaro, 1991 [7]	2	-	-	400-4k
Sarpeshkar, et al 2005 [8]	1.5 Bi-CMOS	2.8	470	100-5k
Hamilton, et al, 2008 [9]	0.5	4.4	39600	750-4200Hz
Fragnière, 2005 [10]	0.5	3.3	726	200-20k
Wen, et al, 2006 [11]	0.25	2.4/2.5	52000	210-14k
Aono, et al, 2012, [12]	0.5	3.3	0.003-0.03	300-600-
Liu, et al, 2014 [13]	0.35	3.3	14000	50-50k
Wang, et al 2014 [14]	0.35	3.3	59.5-90	31-8k
Zhak, 2008, [15]	0.18	1.0	41	3.5-14kHz
Wang, et al 2015 [16]	0.18	-	4.45	-

Design	Electronic cochlea electrical parameters			
	CMOS, μm	Power supply, V	Power consumption, μW	Frequency range, Hz
Liu, et al, 2016 [17]	0.18	0.5	55	8-20k

Таким образом, аналоговые системы FEE характеризуются пластичностью, эффективной реализацией аналоговых операций, эмулируют активную фильтрацию речевого сигнала в масштабе реального времени, характеризуются малой потребляемой мощностью, однако не позволяют реализовать предельные значения параметров Δ_1 и Δ_2 одновременно, в основном за счет низкого значения параметра a . Их следует рассматривать как базис для аналоговых кластеров ограниченного размера в масштабируемых аналого-цифровых системах.

2.2 Анализ аналого-цифрового подхода

Основные параметры аналого-цифровой реализации FEE на КМОП схемах с коммутируемыми конденсаторами представлены в табл. 4. Параметры системы определяются частотой тактовых импульсов и их стабильностью, что при использовании кварцевой системы синтеза сетки необходимых частот позволяет реализовать высокую стабильность всей системы и низкую чувствительность к технологическому разбросу параметров. Данный подход характеризуется реализацией в основном только пассивных функциональных свойств биологического уха в ограниченном объеме, характеризуется высоким уровнем потребляемой энергии (имеет повышенное значение параметра h).

Таблица 4. Аналого-цифровая платформа

Grid (X), Design	Single channel parameters				
	Data flow (DF)	N	Section circuit (R)	Dynamic range, dB	Cutoff slope, dB/oct
1x, Bor, et al. [18]	Sequential, 1D	4	Second-order	67	50-100

2.3 Анализ цифрового подхода

Основные параметры современных цифровых реализаций электронного уха представлены в табл. 5.

Таблица 5. Цифровые платформы

Grid (X), Design	Single channel parameters				
	Data flow (DF)	N	Section circuit (R)	Dynamic range, dB(bits)	Cutoff slope, dB/oct
1x, Leong, et al., 2003 [19]	Parallel, 1D	88	2 nd	67	50-100
1x, Xu, et al, 2016 [20]	Sequential, 1D	100 (1 core)	2 nd	20 bits	60-100
1x, Nouri, et al, 2015 [21]	Parallel, 1D	46 (1 core)	Hopf bifurcation	100-230 (Gain range)	-

Цифровые реализации на ПЛИС [19-21] используют 12-32 разрядное представление данных, характеризуются расширенным динамическим диапазоном, несколько меньшим значением параметра Δ_1 , но большим временем адаптации (Δ_2). Величина h в данном случае сравнима со значением для аналогового подхода. Параллельная структура [19] использует полосу пропускания ПЛИС менее 1%. Решения [20, 21] на основе одного вычислительного ядра требуют меньших аппаратных затрат и характеризуются работой на предельной частоте синхронизации.

Таким образом, цифровая реализация на ПЛИС характеризуется большей стабильностью и динамическим диапазоном воспринимаемого и анализируемого акустического сигнала как за счет разрядности цифровой обработки, так и за счет возможности непосредственного подключения современных маломощных цифровых микрофонов с большим динамическим диапазоном. Кроме того, данные реализации обладают широкими интерфейсными возможностями по взаимодействию с оператором, хост компьютером. Отлаженная и настроенная система на ПЛИС для конкретного применения может быть быстро перетранслирована в топологию ASIC с оптимизированными по потребляемой мощности параметрами.

3 Описание нелинейной динамики ВМ на основе бифуркации Хопфа

Повышение точности описания активных свойств биологической кохлии достигается за счет реализации нелинейного динамического процесса фильтрации в каждой секции ВМ, близкого к бифуркации Хопфа (характеризуется увеличением значения параметра a).

3.1 Аналоговая платформа

Аналоговая реализация активных свойств канального фильтра кохлии на основе бифуркации Хопфа [22] корректно воспроизводит основные свойства обработки сигналов ухом млекопитающих:

- активная адаптивная фильтрация слабых сигналов с увеличивающейся добротностью и коэффициентом усиления, значением центральной частоты;
- двух тональное нелинейное взаимодействие, генерация нечетных комбинаторных гармоник.

Управление нелинейным процессом (параметр $\lambda > 0$) для задания амплитуды автоколебательного процесса в предельном цикле Хопфа подразумевает использование системных обратных регулирующих связей. Интегральная реализация данного подхода по электронной эмуляции кохлии млекопитающего в открытой литературе неизвестна.

3.2 Цифровая платформа

Специализированный процессор [21] реализует активные свойства кохлии по фильтрации акустической информации за счет бифуркации Хопфа при подстройке параметров колебательного процесса в ВМ за счет ОНС.

Для упрощения электронной эмуляции нелинейной динамической системы с бифуркацией Хопфа в работе [21] используется кусочно-линейная аппроксимация. Система реализует 46 резонаторов Хопфа в конвейерном режиме обработки данных с диапазоном адаптации канального усиления в 100-230 dB.

Таким образом, аналого-цифровые системы с нелинейным динамическим поведением, близким к бифуркации Хопфа, характеризуются высокой степенью подобия соответствующим биологическим системам с активной первичной обработкой речевой информации. Известные электронные и микроэлектронные реализации характеризуются аппаратной сложностью, ограниченными функциональными возможностями, например, низким значением параметра Δ_I .

4 Вторичная обработка речи на аналоговых и цифровых биологически подобных структурах

Принцип неопределенности Гейзенберга аналогично может быть адаптирован и для оценки соотношения предельно достижимых значений основных параметров нейроморфных структур вторичной обработки данных в ГДС в координатах пространственно-частотного / временного разрешения, например:

- точность мимикрии пространственного распределения частотно-зависимых ионных каналов мембраны нейрона) – точность и задержка временного анализа;
- точность пространственной фокусировки диаграммы направленности фазированной акустической решетки - время настройки;
- точность идентификации каждого сотрудника оперативного персонала - время текущего мониторинга;
- точность определения ПЭС каждого сотрудника - общее время наблюдения, период накопления персональной метрологической информации в базе данных.

4.1 Аналоговые и цифровые КМОП архитектуры

Аналоговые КМОП НС характеризуются малой потребляемой мощностью, высокой степенью подобия биологическим аналогам, однако имеют сложную схемотехнику, большую площадь на кристалле БИС, хранят информацию только в динамическом режиме на внутренних интегральных емкостях. Они имеют ограниченную размерность и обратно пропорциональную зависимость размерности нейросети от количества реализуемых нейроподобных функций. Требуют аналого-цифрового интерфейса для связи с хост системой, настройки параметров, наращивания размерности НС. Примером является разработка NeuroDun (Таблица 6) [23, 24]. Кластер аналоговых нейронов с динамическим процессом обработки информации в непрерывном времени ограниченной размерности следует рассматривать как основу для высоко размерных аналого-цифровых матричных архитектур НС с цифровыми интерфейсами между подобными кластерами.

Таблица 6. Аналоговая архитектура с непрерывным временем

Grid, Design	Neuromorphic subthreshold analog CMOS VLSI				
	Data flow	Neuron number	Synapse number	Param. number	Model
2x, Wang, et al, [23, 24] 2017	Parallel, 2D	4	12	384 (Digital)	Hodgkin-Huxley

Основные параметры известных аналого-цифровых нейроморфных архитектур представлены в табл.7.

Таблица 7. Аналого-цифровые архитектуры с дискретно-непрерывным временем

Grid, Design	Neuromorphic subthreshold-analog-digital CMOS VLSI				
	Data flow	Neuron number	Synapse number	Param. number	Model
2x, 0.18 μ m, DYNAPs, Moradi, et al, [25], 2018	Parallel, 2D	256x4	64k	N Digital	20 (Izhikevich)
2x, 0.18 μ m, FACETS Schemmel, et al, [26] 2010	Parallel, 2D ² (WSI)	180k	4*10 ⁷	384 (Digital)	General purpose spike ANN

Параметры цифровых систем показаны в табл. 8.

Таблица 8. Цифровые архитектуры с дискретным временем

Grid, Design	Neuromorphic digital CMOS VLSI				
	Data flow	Neuron number	Synapse number	Core number	Model
2x, 28nm, ODIN, Moradi, et al, [27], 2019	Parallel, 2D	256	64k	1	20 (Izhikevich)
2x, 14nm, IEEE Micro, Schemmel, et al, [28] 2018	Parallel, 2D	Max10 ³	Max 10 ⁶	128	6 (Izhikevich)

Точность задания синаптических весовых коэффициентов в аналого-цифровых и цифровых реализациях не превышает 4-9 бит. Потребляемая мощность на одну синаптическую операцию SOP (synaptic operation) [27] – достигает 12.7pJ. Показатели Δ_1 и Δ_2 соответствуют разработкам FEE.

4.2 Мемристивные нейроморфные архитектуры

Мемристивные функциональные элементы [29], характеризуются нелинейной динамикой и внутренней памятью, микромощным потреблением энергии и высокой степенью интеграции [30]. В работе [31] показано, что последовательное соединение двух мемристивных устройств первого порядка также характеризуется суперкритической бифуркацией Хопфа. Однако известные в литературе мемристивные суперхаотичные системы в основном имплементируются на дискретных электронных элементах. В работе [32, 33] обработка входной аналоговой информации в подпороговой области нейрона описывается уравнением третьей степени и имеет активные свойства с бифуркацией типа Хопфа. Таким образом, мемристивная НС с детализацией описания на уровне активной мембраны с потенциал зависимыми ионными каналами потенциально может воспроизвести характеристические активные и нелинейные свойства обработки акустических сигналов на всех уровнях анализа сигналов биологического аналога и допускает эффективную микроэлектронную реализацию. Данный подход характеризуется существенным увеличением значения параметра a .

5 Разработка нейроморфного ГДС

5.1 Архитектура ГДС

В данной работе предложено не разделять структуру ГДС на блоки первичной и вторичной обработки, а использовать единый нейросетевой базис для всего объема адаптивного и активного анализа акустической информации. Данное решение основывается на сравнимых по значению полученных предельных оценок величин параметров качества Δ_1 и Δ_2 для соответствующих электронных реализаций FEE и блоков вторичной обработки информации (см. рис. 3 – блок С, блоки А и В характерны для вторичной обработки в традиционных ГДС). В качестве нейросетевого базиса используется аналого-цифровая парадигма с локализованной аналоговой (кластерной) обработкой на

основе мемристивных нейроподобных элементов с импульсной формой представления данных. Используется гибридная технология мемристивных элементов, аналого-цифровых CMOS схем, цифровых ПЛИС [35,36].

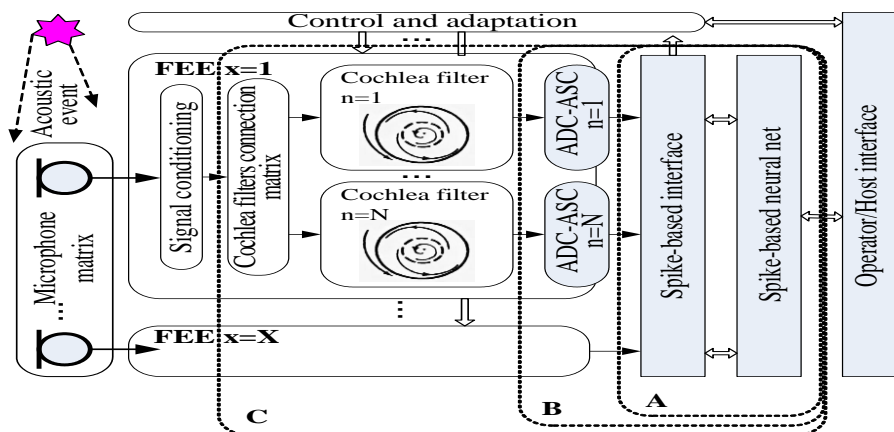


Рис. 3. Имплементация ГДС на основе единого нейросетевого базиса С

Данный подход естественным образом реализует обратные связи к ОНС из верхних отделов головного мозга для управления динамикой ВМ. Кроме того, данное управление осуществляется как для точного выделения первичных значимых параметров, так и для процессов вторичной обработки. Соотношение мемристивная / аналого-цифровая КМОП обработка составляет 10-70% для различных модификаций ГДС.

5.2 Выделение значимых параметров речевого сигнала

В данной работе адаптирован подход [37] по автоматическому синтезу высокоуровневых значимых параметры на основе низкоуровневых первичных признаков. В качестве первичных параметров ГДС были использованы частотно-временные и корреляционные импульсные выходные последовательности сигналов ФЭЕ. Синтез значимых параметров более высоких уровней осуществляется за счет процессов адаптации и самоорганизации в импульсной нейронной сети. При этом используется свойство нейроподобных элементов НС по активной фильтрации и выделения слабых сигналов не только для поиска значимых признаков, но и для анализа текущей информации. Идентификация ПЭС диктора основывается на временном анализе траектории движения соответствующего образа в m -мерном пространстве первичных и синтезированных характеристических параметров. Далее параметры движения соответствующего образа нормализуются и являются основой для K -мерной классификации. Простейшие ГДС ($m = 1$) отслеживают траекторию движения основной частоты речи ($F_0, \Delta F_0$), имеют ограниченное количество классов $K = 3 - 4$ [35]. В данной работе на первом этапе исследований для апробации предложенного подхода реализована древовидная структура классификатора с двумя состояниями в корне дерева (нормальная речь/стресс), $K = 8$ на ветвях дерева.

5.3 Структура нейроморфной сети

В качестве исходной нейронной сети используется однослойная полностью связанная сеть импульсных нейронов. Данная топология нейросети обладает свойствами адаптации и самоорганизации своей структуры за счет сильных горизонтальных связей.

5.4 Структура эксперимента

Этап 1. Обучение нейросети (с супервизором и без него) по формированию кластерной топотонической структуры в выбранном диапазоне частот входного сигнала.

Этап 2. Обучение нейросети (с супервизором и без него) на двух базах звуковых образов (речевой сигнал с реальным эмоциональным окрашиванием и с актерской имитацией данного состояния). Формирование кластеров значимых параметров.

Этап 3. Обучение нейросети с супервизором по настройке обратных связей управления параметром λ .

Этап 4. Транкация сети по кластерному признаку. Обучение нейросети с супервизором по подстройке дискриминантных параметров классификатора синтезированной структуры.

Этап 5. Самообучение и адаптация структуры в процессе тестовой эксплуатации.

6 Результаты

На данном этапе эксперимента с прототипом ГДС была синтезирована структура аналого-цифровой НС с $N = 16 - 64$ кластерами по активному частотно-временному анализу входного речевого сигнала ($X = 1$, $DR = 60 - 80$ dB, $Q = 40 - 60$ dB). Дальнейшее обучение НС привело к формированию дополнительных кластеров из оставшихся элементов сети, число которых сравнимо с числом продемонстрированных эмоциональных состояний K . Транкация сети выявила многослойную архитектуру из 5 - 7 слоев с функцией дискриминатора и классификатора ПЭС диктора в последних двух из них. Данный прототип ГДС продемонстрировал свою функциональность при работе в условиях сильных акустических шумов (отношение сигнал / шум = 0 - 30 дБ) с коллективом операторов ограниченной численности.

Выводы

На основе анализа предельных значений оценок параметров качества Δ_1 и Δ_2 для отдельных функциональных составляющих ГДС обоснован подход к синтезу архитектуры на основе единой интегрированной аналого-цифровой нейроморфной мемристивной структуры. При этом нейроподобные функциональные элементы структуры ГДС характеризуются нелинейным динамическим процессом с бифуркацией типа Хопфа, что позволило адекватно воспроизвести не только процесс активной фильтрации полезного сигнала в биологической кохлеи, но и распространить его на дальнейшую обработку данных по синтезу трудно формализуемых значимых параметров, распознаванию слабых сигналов психо-эмоциональной окраски речи. Разработанный аппаратный прототип нейроморфной ГДС характеризуется микромощным потреблением, пластичностью и адаптацией к условиям своего функционирования, допускает реализацию в виде ASIC.

Внедрение подобных технологий мониторинга в реальный операционный цикл крупномасштабного производственного объекта повышенной опасности потребует соответствующих процедур апробации и сертификации. Достоверность и воспроизводимость измерения параметров ПЭС разработанных прототипов ГДС на данном этапе проведения научно-исследовательских работ верифицируется на оценке действий операторов при обучении на полномасштабных тренажерах крупномасштабных производственных объектах повышенной опасности. При этом оценивается не только индивидуальная психо-эмоциональная "выносливость" операторов, но и их совместимость при коллективном решении задач различной сложности.

Кроме того, в связи с широким распространением в последнее время коронавирусной эпидемии существует острая необходимость в разработке и внедрении быстрых бесконтактных средств диагностики, детекторов возможных носителей данного вида инфекции. Акустические технологии мониторинга ПЭС операторов опасных производств могут быть использованы и для оценки функционального состояния их органов дыхания, общего состояния. При этом артефакты распознавания параметров речевого сигнала в виде кашля, затрудненного дыхания, изменения спектрально-временных параметров речи наряду со стандартными данными о частоте сердцебиения, параметрах голосового тракта служат основой для данного вида мониторинговой диагностики в режиме реального времени. Очевидно, что данный подход не заменит общепринятой медицинской диагностики заболеваний, но он может служить маркером о необходимости проведения данного вида исследований.

Литература

1. Liu S.-C., Finger H. Estimating the location of a sound source with a spike-timing localization algorithm // 2011 IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS 2011), May 15-19 2011, Rio de Janeiro, Brazil, DOI: 10.1109/ISCAS.2011.5938102, Online, available: <https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=5938102>.
2. Hanavan P.C. Anatomy physiology and disorders of hearing // Online, available: <http://slideplayer.com/slide/5673295/>
3. Schwander M., Kachar B., Müller U. The cell biology of hearing // 12 July, 2010, Online, available: <http://doi.org/10.1083/jcb.201001138>
4. Chakrabarty S., Liu S.-C. Exploiting spike-based dynamics in silicon cochlea for speaker identification // 2010 IEEE Int. Symp. On Circuits and Systems (ISCAS), DOI: 10.1109/ISCAS.2010.5537578, Online, available: <https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=5537578>

5. *Heisenberg W.* Über den anschaulichen Inhalt der quantentheoretischen Kinematik und Mechanik // *Zeitschrift für Physik*, 43 1927. -P. 172—198. English translation: J. A. Wheeler and H. Zurek, *Quantum Theory and Measurement* Princeton Univ. Press, 1983. - P. 62-84.
6. *Lyon R.F., Mead.* An analog electronic cochlea // *Transactions on acoustics, speech, and signal processing*, Vol. 36, No. 7, July 1988, - P. 1119-1134.
7. *Lazzaro J.* A silicon model of an auditory neural representation of spectral shape // *IEEE Journal of Solid-state circuits*, Vol. 26, No. 5, May 1991. -P.772-777.
8. *Sarpeshkar R., Baker M.W., Salthouse C.D., Sit J.-J., Turicchia L., Zhak S.M.* An analog ear processor with zero-crossing detection // 2005 IEEE Int. Solid-State Circuits Conf., Digest of technical papers. -P.78-79.
9. *Hamilton T.J., Jin C., van Schaik A., Tapson J.* An active 2-D silicon cochlea // *IEEE Trans. on biomedical circuits and systems*, Vol. 2, No. 1, March 2008. -P.30-43.
10. *Fragnière E.* A 100-channel analog CMOS auditory filter bank for speech recognition // 2005 IEEE Int. Solid-State Circuits Conf., Digest of technical papers. -P.140-141.
11. *Wen B., Boahen K.* A 360-channel speech preprocessor that emulates the cochlear amplifier // 2006 IEEE Int. Solid-State Circuits Conf., Digest of technical papers. -P.140-141.
12. *Aono K., Shaga R.K., Chakrabarty S.* Exploiting jump-resonance hysteresis in silicon cochlea for formant trajectory encoding // Online, available: <https://ieeexplore.ieee.org/document/6291963>
13. *Liu S.-C., van Schaik A., Minch B.A., Delbruck T.* A synchronous binaural spatial audition sensor with 2x64x4 channel output // *IEEE Transactions on biomedical circuits and systems*, Vol. 8, No. 4, August 2014. -P.453-464.
14. *Wang S., Koickal T.J., Hamilton A., Cheung R., Smith L.S.* A bio-realistic analog CMOS cochlea filter with high tunability and ultra-steep roll-off // *IEEE transactions on biomedical circuits and systems*, July 2014, DOI: 10.1109/TBCAS.2014.2328321, Online, available: <https://www.researchgate.net/publication/264482285>
15. *Zahak S.M.* Modeling and design of an active silicon cochlea // 2008, MIT, Online, available: <https://dspace.mit.edu/handle/1721.1/45863>
16. *Wang S., Koickal T.J., Enemali G., Gouveia L., Wang L., Hamilton A.* Design of a silicon cochlea system with biologically faithful response // Online, available: <https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=7280828&tag=1>
17. *Yang M., Chien C.-H., Delbruck T., Liu S.-C.* A 0.5V 55 μ W 64x2-channel dinaural silicon cochlea for event-driven stereo-audio sensing // 2016 IEEE Int. Solid-State Circuits Conf., Digest of technical papers. -P.388-390.
18. *Bor J.-C., Wu C.-Y.* Analog electronic cochlea design using multiplexing switched-capacitor circuits, "IEEE Trans. On Neural Neyworks, Vol. 7, No. 1, January 1996. -P. 155-166.
19. *Leong M.P., Jin C.T., Leong P.H.W.* An FPGA-based electronic cochlea // *EURASIP Journal on applied signal processing*, 2003:7. -P.629-638.
20. *Xu Y., Thakur C.S., Singh R.K., Wang R., Tapson J., van Schaik A.* Electronic cochlea: CAR-FAC model on FPGA // Online, available: <https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=7833857>
21. *Nouri M., Ahmadi A., Alirezaee S., Karimi G., Ahmadi M., Abbott D.* A Hopf resonator for 2-D artificial cochlea: piecewise linear model and digital implementation // *IEEE Trans. On circuits and systems, I:Regular papers*, Vol. 62, No. 4, April 2015.
22. *Martignoli S., van der Vyver, Kern A., Uwate Y., Stoop R.* Analog electronic cochlea with mammalian hearing characteristics // *Appl. Phys. Lett.* 91, 064108 (2007), <https://doi.org/10.1063/1.2768204>
23. *Wang J., Breen D., Akinin A., Broccard F.* Assimilation of biophysical neuronal dynamics in neuromorphic VLSI // 2017, [Online], Available: <https://www.researchgate.net/publication/321930870>
24. *Wang J., Breen D., Akinin A., Abarbanel H.D.I.* Data assimilation of membrane dynamics and channel kinetics with a neuromorphic integrated circuit // 2016, [Online], Available: <https://www.researchgate.net/publication/312966370>
25. *Moradi S., Qiao N., Stefanini F., Indiveri G.* A scalable multicore architecture with heterogeneous memory structures for dynamic neuromorphic asynchronous processors (DYNAPs) // *IEEE Trans. On Biomedical Circuits and Systems*, Vol. 12, No. 1, February 2018. -P.106-122.
26. *Schemmel J., Brüderle D., Gröbl A., Hock M., Meier K., Millner S.* A wafer-scale neuromorphic hardware system for large-scale neural modeling // *Proceedings of 2010 IEEE Int. Symp. On Circuits and Systems*, 30 May – 2 June 2010. -P.1947-1950.

27. *Frenkel C., Lefebvre M., Legat J-D., Bol D.* A 0.086-mm² 12.7-pJ/SOP 64k-synapse 256-Neuron online-learning digital spiking neuromorphic processor in 28-nm CMOS // *IEEE Trans. On Biomedical Circuits and Systems*, Vol. 13, No.1, February 2019. -P.145-158.
28. *Davies M., et al.* Loihi: a neuromorphic manycore processor with on-chip learning // *IEEE Micro*, January/February 2018. -P.82-99.
29. *Adamatzky A., Chua L.* Memristor networks, “Springer, DOI 10.1007/978-3-319-02630-5, 2014.
30. *Hu X., Chen G., Duan S., Feng G.* A memristor-based chaotic system with boundary conditions // *Memristor networks*, 2014, DOI: 10.1007/978-3-319-02630-5_16. -P.351-364.
31. *Vaidyanathan S., Volos C.* Advances in memristors, memristive devices and systems // Springer, *Studies in computational intelligence*, Vol. 701, 2017.
32. *Izhikevich E.M.* Dynamical systems in neuroscience: the geometry of excitability and bursting, “MIT, 2007, ISBN 978-0-262-09043-8.
33. *Giles C.L., Maxwell T.* Learning, invariance, and generalization in high-order neural networks, “*Applied optics*, Vol. 26, No. 23, 1 December 1987. -P.4972-4978.
34. *Williams C.N., Steven K.N.* Emotions and speech: some acoustical correlates // *The journal of the acoustical society of America*, Vol. 52, No. 4, Part 2, 1972. -P.1238-1250.
35. *Alyushin A.V., Arkhangelsky V.G., Alyushin S.A.* Development and analysis of analog-digital neural net for speech stress detection // *Proceedings of the 2018 IEEE Conf. ElConRus, Moscow, Russia, January 29-31, Part 2, 2018.* -P.1817-1822.
36. *Alyushin A.V., Arkhangelsky V.G., Alyushin S.A.* Electrical activity signal spectrum of the artificial neuron net on the base of pulsed neurons and memristors // *Proceedings of the 2018 IEEE Conf. ElConRus, Moscow, Russia, January 29-31, Part 2, 2018.* -P.1856-1862.
37. *Pachet F., Roy P.* Analytical features: a knowledge-based approach to audio feature generation, “*EURASIP Journal on audio, speech, and music processing*, Vol. 2009, Article ID 153017, 23 p.