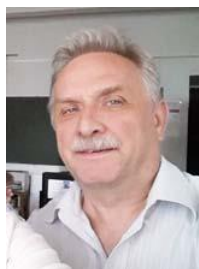


УДК 004.93

МОДЕЛЬ НЕЙРОПОДОБНОЙ СИСТЕМЫ ОБРАБОТКИ СИГНАЛОВ В ПАРАДИГМЕ ВЕКТОРНОЙ ПСИХОФИЗИОЛОГИИ



В.В. Храбров

научный сотрудник ОИПИ
НАН Беларуси



В.В. Ткаченко

зав. лабораторией, канд. техн. наук, доцент,
ОИПИ НАН Беларуси

Объединенный институт проблем информатики Национальной академии наук Беларуси
E-mail: tkach@newman.bas-net.by

В.В. Храбров

Окончил Белорусский государственный университет, факультет радиофизики (1974-1979). Область интересов – цифровые методы и средства радиоэлектроники в системах обработки медикобиологических сигналов.

В.В. Ткаченко

Выпускник факультета автоматики и вычислительной техники Минского радиотехнического института (1971-1976). С 1976 года сотрудник, а с 2006 года заведующий лаборатории компьютерной графики НАН Беларуси.

Аннотация. Разработана модель адаптивной системы распознавания сложных сигналов с обучением, которая отвечает требованиям распараллеливания при решении задач обработки больших объемов данных на грид-вычислителях. Алгоритм работы системы дает повышение качества распознавания за счет модификации распознающих эталонов и анализируемых сигналов таким образом, что подавляет несущественные компоненты, которые присутствуют в обучающих и анализируемых сигналах, но не связаны с анализируемыми состояниями объекта.

Ключевые слова: распознающий эталон, нейромоторная подсистема, командный нейрон, сферическая модель, скалярное произведение, тензор.

Введение.

Особенностью сферической модели [1] векторного описания механизмов работы нейронной системы в отличие от моделей Мак-Каллока – Питца, Розенблата и др. является использование базовой выходной функций нейрона в виде скалярного векторного произведения в ответ на появление на его синаптических входах сигнала, компоненты вектора которого представлены некоторым множеством отсчетов в многомерном пространстве признаков этого сигнала.

Далее рассматривается возможный порядок построения нейроподобной системы в парадигме векторной модели по Е.Н. Соколову, опирающийся на теорию построения радиотехнических устройств обработки дискретных сигналов.

Локальный нейроанализатор.

Пусть множество сигналов $s'(x_k, t)$ образует линейное вещественное пространство отсчетов векторного сигнала $S(k)$ через интервалы времени Δ [2]

$$s'(x_k, t) = \Delta \sum_{i=-\infty}^{\infty} S \delta(t - i\Delta), \quad (1)$$

где $\delta(t - i\Delta)$ – функция Дирака: $\int_{-\infty}^{\infty} \delta(t) dt = 1$.

Введем обозначения на примере математической модели системы распознавания, в которой анализируемые и обучающие определены в виде векторных величин:

- \mathbf{a}_i – анализируемые выборки S^{\sim} , представленные множествами отсчетов $k_i, k_i+1, k_i+2, k_i+3, \dots, k_i+A-1$ из сигнала $s'(x)$ (i – порядковый номер распознаваемой выборки, A – количество отсчетов, анализируемых в процессе распознавания);

- ${}^m\mathbf{t}_j$ – обучающие выборки S° , представленные множествами $k_j, k_j+1, k_j+2, k_j+3, \dots, k_j+B-1$ отсчетов из сигнала $s'(x)$, где m – индекс класса ($m = 1, 2, 3, \dots, M$), к которому принадлежит обучающая выборка (j – порядковый номер обучающей выборки, B – количество отсчетов, анализируемых в процессе формирования распознающих эталонов, (далее с целью упрощения демонстрации общего принципа полагается $A = B$);

- ${}^m\mathbf{r}$ – распознающий эталон для класса m ($m = 1, 2, 3, \dots, M$);

- \mathbf{c} – средневзвешенный (обобщенный или корректирующий, оптимизирующий) эталон:

$$\mathbf{c} = (1/M) \sum_1^M {}^m\mathbf{r}. \quad (2)$$

Нормализованные векторы, соответствующие введенным выше, обозначим теми же символами со звездочкой *: $\mathbf{a}^*, \mathbf{t}^*, \mathbf{r}^*, \mathbf{c}^*$.

Нормализация любого из этих векторов выполняется согласно формуле

$\mathbf{x}^* = \mathbf{x} / \sqrt{(\mathbf{x}, \mathbf{x})} = \mathbf{x} / \|\mathbf{x}\|$, где $\|\mathbf{x}\|$ – норма (модуль) соответствующего вектора, а символы $(,)$ означают скалярное произведение.

Распознающий эталон можно определять как средневзвешенный вектор в пределах действия его класса через выражение (2) в виде:

$${}^m\mathbf{r} = (1/b) \sum_0^{b-1} {}^m\mathbf{t}.$$

Более эффективным является правило, которое позволяет учесть ранжирование обучающих выборок по приоритету:

$${}^m\mathbf{r}_j = \alpha {}^m\mathbf{t}_j^* + \beta {}^m\mathbf{r}_{j-1}^* \quad (3)$$

где ${}^m\mathbf{r}_0 = 0$ для любых m ; $\alpha = j^{-1}({}^m\mathbf{t}_j^*, {}^m\mathbf{r}_{j-1}^*)$; $\beta = 1 - \alpha$.

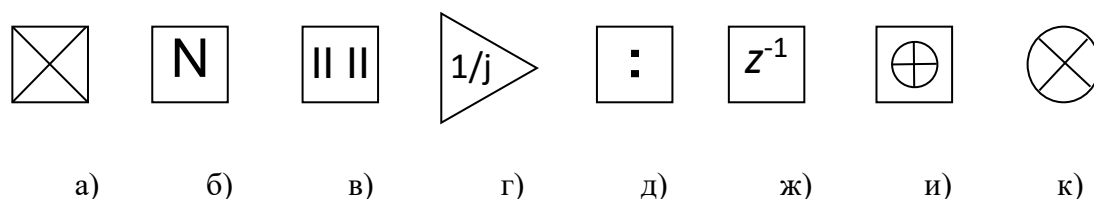
Выражение (3), опуская для упрощения записи индекс m , можно записать также в виде

$$\mathbf{r}_j = \alpha \mathbf{t}_j^* + \beta \mathbf{r}_{j-1}^*, \mathbf{r}_j = \mathbf{r}_{j-1}^* + j^{-1}(\mathbf{t}_j^*, \mathbf{r}_{j-1}^*)(\mathbf{t}_j^* - \mathbf{r}_{j-1}^*) \quad (4)$$

На этапе распознавания сигнала вычисляются оценки корреляции выбираемых его фрагментов (выборок i) с каждым из распознающих эталонов через вычисление скалярных произведений $(\mathbf{a}^*, {}^m\mathbf{r}^*)$, после сравнения результатов из M вычислений анализируемый сигнал присоединяется к классу с индексом m , соответствующим наибольшему значению среди сравниваемых оценок.

На рисунках 1, 2 и 3 представлены модели формирования эталонов и распознавания сигналов приведены в виде структурно-функциональных схем. Эти схемы демонстрируют соответствующие алгоритмы, которые могут быть реализованы как программно, так в виде специализированного процессора на быстродействующей элементной базе.

Согласно сферической когнитивной парадигме (цитаты здесь и далее из [1] стр.582-583) «внешние объекты кодируются комбинациями возбуждений нейронов-преддетекторов, образующими векторы возбуждения, равные по своей длине», т. е. –согласно введенным



а) – умножение вектора на скаляр; б) – нормализация; в) – вычисление нормы (модуля); г) – умножение на коэффициент; д) – деление двух величин; ж) – звено задержки, выбор значений на предыдущем шаге вычислений; и) – сумма векторов; к) – скалярное произведение векторов

Рисунок 1. Графические обозначения функциональных звеньев

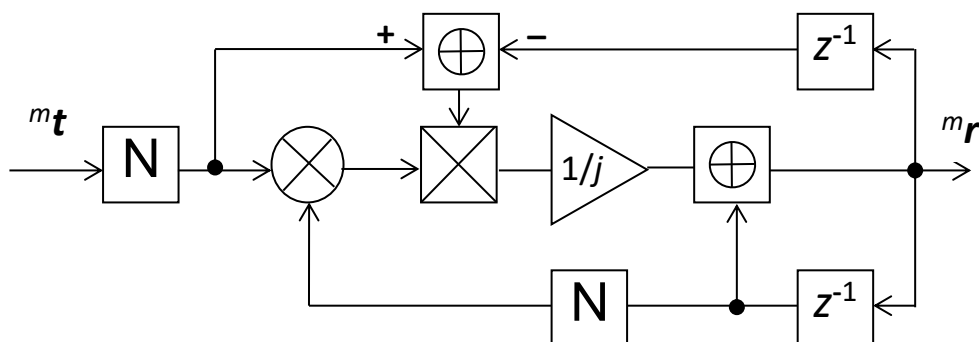


Рисунок 2. Схема формирования распознающих эталонов

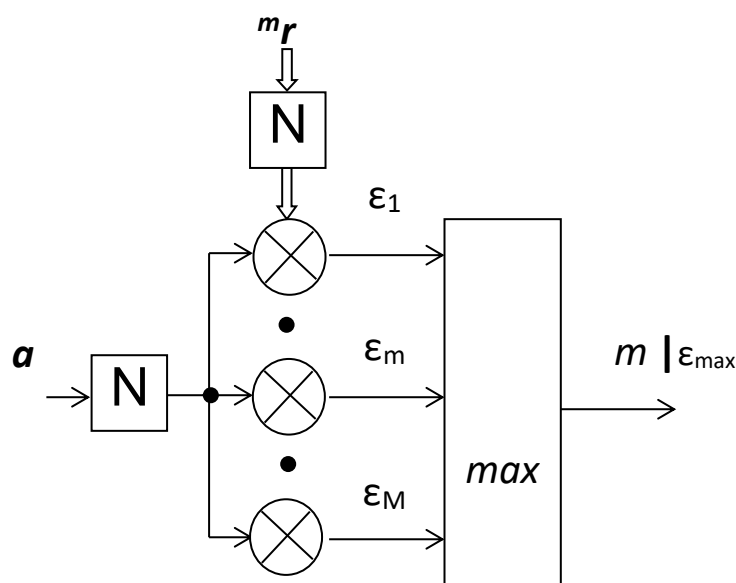


Рисунок 3. Схема распознавания сигнала без коррекции

выше обозначениям – векторы анализируемого сигнала A . «Нейроны-детекторы,

образующие сферическую поверхность, обладают разными комбинациями синаптических контактов (синаптических весов)». Согласно введенным обозначениям синаптические веса задаются векторами распознающих эталонов r . «Каждый нейрон-детектор умножает приходящие к нему возбуждения преддетекторов на соответствующие веса синаптических контактов и суммирует эти произведения. Тем самым он формально реализует операцию скалярного произведения двух векторов», чему соответствует схема, показанная на рисунке 3 и представляющая вместе с локальным участком рецептивного пространства «локальный анализатор».

Последующая обработка сигнала предусматривает сравнение скалярных произведений векторов между собой через «...измерение межстимульных различий как абсолютных значений векторных разностей. При замене одного стимула другим вектор возбуждения преддетекторов, созданный первым стимулом, вычитается из вектора возбуждения, определяемого вторым стимулом. Абсолютная величина этой векторной разности образует отдельный нейронный канал, определяющий величину субъективного различия, амплитуду вызванных потенциалов и время реакции (обнаружения) момента смены стимула.» В таком объеме словесное описание системы обработки нейросигнала не раскрывает однако принцип кодирования «номером канала» и порядок взаимодействия «отдельных нейронных каналов», не содержит строгого математического базиса и не дает ключей для прямого переноса этого механизма на его технический аналог. При всем том, что сферическая модель имеет широкое эмпирическое обоснование, подтверждающее воспроизводимые в различного вида психофизиологических экспериментах линейные зависимости величины субъективного различия от косинуса угла между радиус-вектором возбуждения и радиус-вектором синаптических связей при нормированных значениях этих векторов, остаются вопросы, затрудняющие построение бионической модели. Ограничивается ли процесс сравнением двух соседних по времени стимулов (первой разностью сигнала) и на какую глубину по времени и памяти необходимо рассчитывать ресурсы технической системы? Какие «мгновенные» операции необходимо реализовать для фильтрации шума и помех, формирования пороговых функций и функций сортировки для определения экстремумов – максимальных значений векторных разностей? Каким образом осуществляется оптимизирующая настройка и коррекция синаптических связей селективных детекторов?

Локальный анализатор с оптимизирующей коррекцией

В технических системах формирование решения о предполагаемом состоянии объекта в процессе распознавания (классификация) связано с преодолением ряда трудностей. В реальном сигнале могут присутствовать компоненты, определяющие медленное со временем изменение формы сигнала, в том числе дрейф постоянной составляющей, или аддитивный шум, на фоне которых выделение информативных признаков может быть затруднено из-за близости значений оценок. С одной стороны, следствием слабой различимости оценок может быть недостаточная достоверность отнесения анализируемых сигналов к тому или другому классу, а с другой стороны, отсутствие динамической подстройки распознающих эталонов в соответствии с медленным дрейфом формы самих сигналов может привести к неправильному результату распознавания.

С целью снижения влияния указанных компонент и подавления несущественных для правильного распознавания компонент распознающие эталоны и анализируемые сигналы перед оцениванием могут подвергаться предварительной обработке по следующему правилу:

$$r_k = r^* - (r^*, c^*) c_i \quad \text{и} \quad a_k = a^* - (a^*, c^*) c . \quad (5)$$

Тогда сама оценка осуществляется на текущем шаге обработки i -ой выборки сигнала по следующему правилу:

$$\varepsilon_k = (\mathbf{r}_k^*, \mathbf{a}_k^*) n^R/n^A, \quad (6)$$

где коэффициенты n^R и n^A вычисляются по формулам:

$${}^m n^R_i = n^R_{i-1} \|\mathbf{r}_i\|; \quad n^A_i = n^A_{i-1} \|\mathbf{a}_i\| \quad (7)$$

со значения для начального шага ${}^m n^R_0 = n^A_0 = 1$.

Формулу (6) можно также записать в виде:

$$\varepsilon_k = (\mathbf{a}^*, \mathbf{r}^*) {}^m N_i, \quad (8)$$

где ${}^m N_i = \|\mathbf{r}_i\| / \|\mathbf{a}_i\|$ при ${}^m N_0 = 1$.

Согласно формуле (5) алгоритм распознавания с оптимизирующей коррекцией может быть представлен структурно-функциональной схемой, приведенной на рисунке 4. Распознающие эталоны, сформированные по схеме рисунка 2 последовательным усреднением (4) нормированных сигналов с учетом коэффициента α коррекции распознающего эталона и коэффициента β сохранения распознающего эталона, в дальнейшем модифицируются (оптимизируются) с целью выделения существенных компонент и подавления несущественной компоненты

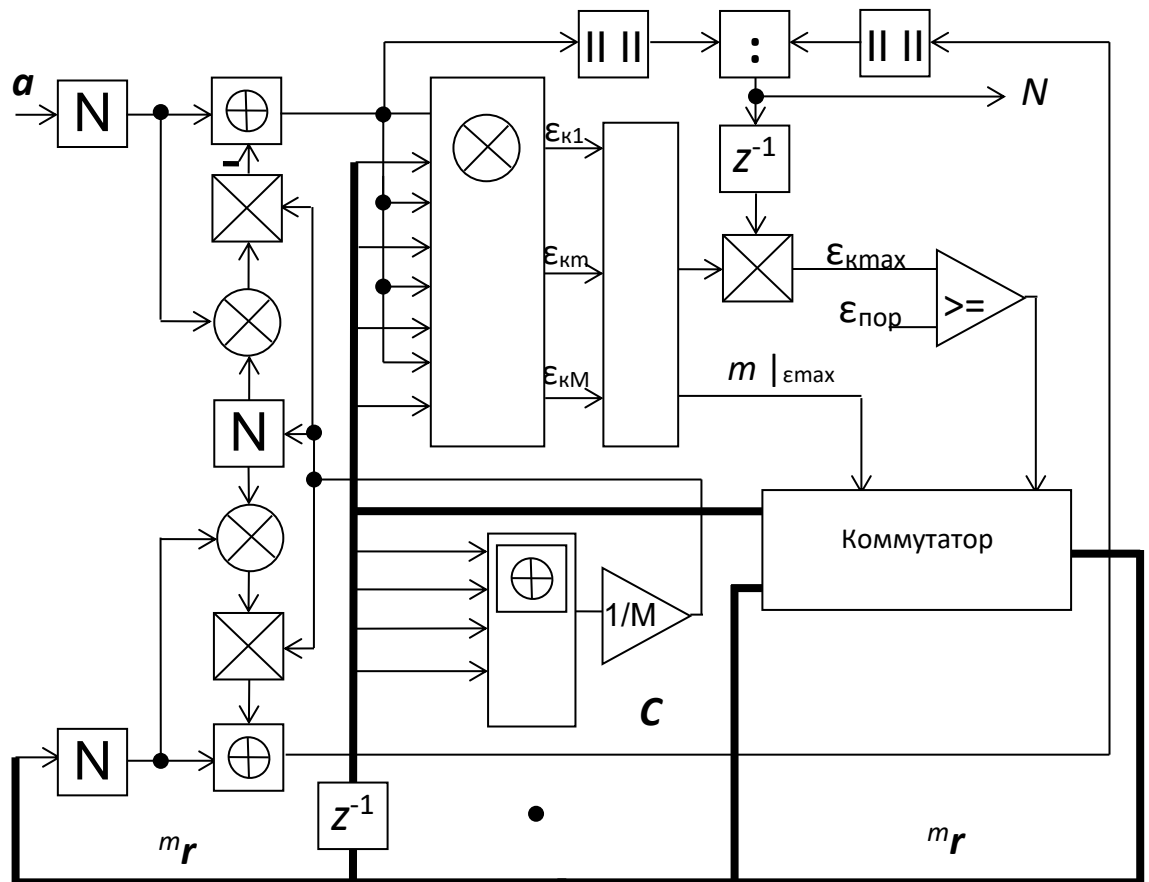


Рисунок 4. Схема системы распознавания сигнала оптимизирующей коррекцией сигналов и эталонов (графические обозначения в соответствии с рисунком 1)

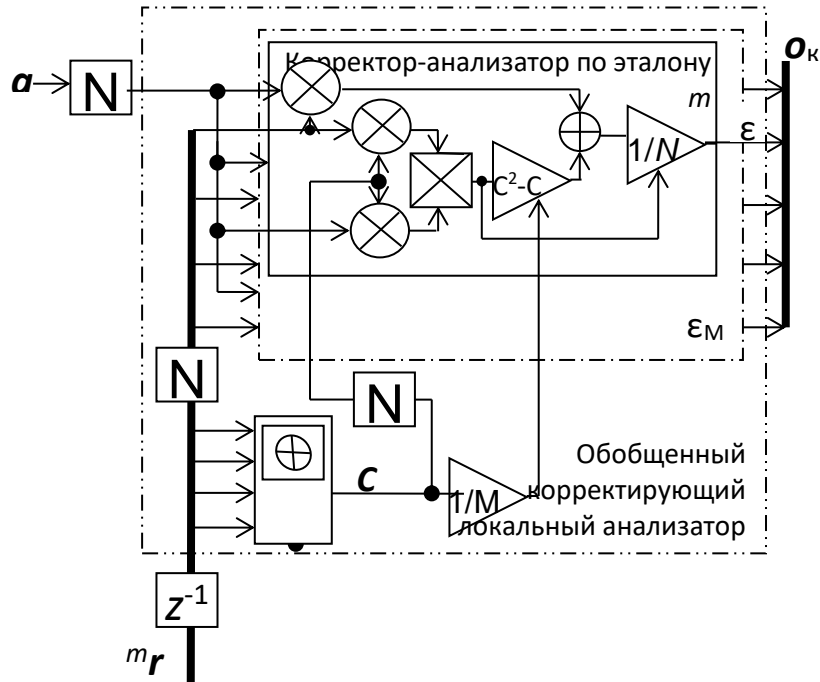


Рисунок 5. Схема системы распознавания сигнала с корректирующим анализатором (вариант2)

Все основные операции в системе распознавания представляют собой линейные преобразования, "вытягивающие" из распознающих эталонов и анализируемых сигналов полезную информацию с точки зрения различения состояний объекта. Такое "вытягивание" имеет мягкий характер, т.к. осуществляется с помощью неполного подавления несущественной компоненты эталона или сигнала в процессе адаптации. Степень подавления этой компоненты определяется нормой или достоверностью корректирующего эталона. При перенормировке энергия существенных компонент сигнала увеличивается пропорционально степени подавления несущественной компоненты. Критерий достоверности распознавания состояния объекта или принятие решения о неудаче распознавания формулируется на основе сравнения между собой и с пороговым уровнем оценок состояний объекта. В двусмысленных ситуациях, т. е. когда некоторые полученные оценки трудно различимы, требуется дополнительная модификация анализируемого сигнала относительно выделенных распознающих эталонов, соответствующих состояниям, получившим оценки выше порога распознавания.

Выражение для вектора \mathbf{o}_k , получаемого на i -ом шаге оценок ϵ_k (8), который имеет размерность M , с учетом оптимизирующей коррекции (5) эталонных и анализируемого сигналов можно также записать в виде

$$\mathbf{o}_k = (\mathbf{r}_k^*, \mathbf{a}_k^*) {}^m N_i = [(\mathbf{r}^*, \mathbf{a}^*) + (\mathbf{r}^*, \mathbf{c}^*)(\mathbf{a}^*, \mathbf{c}^*)(\|\mathbf{c}\|^2 - \|\mathbf{c}\|)] {}^m N, \quad (9)$$

Соответствующая схема локального анализатора с корректирующими звеньями будет выглядеть как показано на рисунке 5.

Основной элементарной операцией всех преобразований по такой схеме является операция скалярного произведения в Евклидовом векторном пространстве сигналов и эталонов, которая выполняет роль сравнения распознаваемых сигналов с эталонами, хранящимися в памяти устройства распознавания. Эта же операция является основой механизма нормирования, т. е. приведения всех сигналов и эталонов к единой шкале измерения (сравнения в диапазоне действительных значений от -1 до +1). Существенной новой операцией является модификация нормированных эталонов и сигналов таким образом, что несущественные компоненты, которые присутствуют в обучающих и анализируемых сигналах, но не связаны с анализируемыми состояниями объекта, исключаются из рассмотрения.

При формировании и коррекции распознающих эталонов усреднение нормированных обучающих сигналов о состоянии объекта позволяет получить распознающие эталоны, нормированные на свою достоверность. Суть трактовки нормы эталона как его достоверности заключается в том, что норма усредненных нормированных сигналов всегда дает положительную величину, меньшую единицы, которая характеризует степень разброса обучающих сигналов (чем меньше величина достоверности, тем больше разброс). Иначе говоря, величину нормы усредненных нормированных сигналов можно характеризовать как оценку достоверности процесса обучения или как оценку достоверности сформированного таким способом распознающего эталона. Распознающий эталон, нормированный на свою достоверность, входит в формулы, описывающие процессы обучения, адаптации и распознавания.

Понятие оценки достоверности как величины нормы применимо не только к распознающим эталонам, но и к корректирующим эталонам, поскольку корректирующий эталон строится путем усреднения нормированных распознающих эталонов, так же как и каждый распознающий эталон строится через усреднение нормированных обучающих сигналов. Таким образом, корректирующий (оптимизирующий) эталон также нормирован на свою достоверность.

Однако роль распознающего и корректирующего эталонов, как и интерпретация их достоверности, в системе анализа сигналов различна. Распознающий эталон получают в процессе обучения в результате усреднения нормированных обучающих сигналов, т.е. сигналов, относящихся к объекту, состояние которого известно. Поэтому распознающий эталон – это представитель конкретного состояния объекта в памяти системы анализа сигналов. Достоверность распознающего эталона, представленная его нормой – это оценка точности, или степени размытости представления соответствующего состояния в виде усреднения нормированных обучающих сигналов.

Корректирующий эталон получают путем усреднения дополнительно нормированных распознающих эталонов. Поэтому в нем стерты как различия между состояниями объекта, так и информация о достоверности каждого из распознающих эталонов. Корректирующий эталон представляет собой несущественную компоненту, которая всегда заведомо присутствует в сигнале, но не различает требуемые состояния. Поскольку эта компонента несет определенную энергию сигнала, то ее присутствие во всех первоначальных некорректированных распознающих эталонах и анализируемых сигналах снижает достоверность распознавания. Снижение достоверности распознавания без адаптирующей коррекции заключается в том, что если различие между распознающими эталонами невелико, то оценки принадлежности состояниям объектов для разных классов анализируемых сигналов всегда будут близки к единице. Случайные шумы способны исказить эти оценки, что может привести к ложному результату распознавания. Сами величины оценок при распознавании без адаптирующей коррекции ничего не говорят о достоверности результата распознавания, они заведомо завышены, хотя максимальная оценка более вероятно представляет истинное состояние объекта.

В процессе адаптации из каждого распознающего эталона и анализируемого сигнала исключается несущественная компонента, представленная корректирующим эталоном. После адаптирующей коррекции в процессе распознавания сравниваются между собой энергии компонент анализируемых сигналов и распознающих эталонов, непосредственно имеющих отношение к определенным ранее состояниям объекта. При этом автоматически учитывается энергия шума: процесс адаптации не снижает уровня шума в анализируемом сигнале, но приводит к тому, что энергия шума, сравнимая с энергией существенной компоненты анализируемого сигнала, снижает оценку сравнения модифицированных эталонов и сигналов. Такое снижение оценки пропорционально соотношению $C/(C+Ш)$, где C – энергия существенной компоненты, представляющей состояние объекта, а $Ш$ – энергия случайного шума. Иначе говоря, адаптация позволяет учесть реальный вклад шума в оценку распознавания состояния объекта: шум способствует снижению этой оценки.

Достоверность корректирующего эталона – это интегральная оценка степени подобия состояний объекта, представленных распознающими эталонами. Чем выше его достоверность, тем более оправдана различимость состояний объекта, представленных распознающими эталонами.

Модель локального регуляторного звена рефлекторной дуги

В реализации цифровых систем распознавания решение задач классификации занимает значительную долю времени, так как несмотря на относительно простую логику определения экстремумов требует некоторое число тактов последовательной обработки при сортировке и сравнении данных о характеристиках сигнала. Хотя в рамках векторного подхода сферическая парадигма акта восприятия проверялась главным образом не на задачах распознавания «что» и «где» находится, а на различении стимулов и обнаружении существенных изменений в среде (стр. 652), этот подход содержит важное для построения бионических систем обобщение о том, «что сигналы преддетекторов конвергируют не только на детекторы, но и на командные нейроны, управляющие поведением. Реакция командного нейрона становится равна скалярному произведению вектора возбуждения преддетектора на вектор пластичных синаптических весов командного нейрона... Командный нейрон становится функциональным детектором условного стимула.» (стр.44). Эта «подсказка» позволяет, дополнив введенные выше векторные переменные новыми, расширить схему цифровой системы распознавания сигнала моделью нейромоторной подсистемы как показано на рисунке 6. В этой схеме показаны три информационных уровня, на каждом из которых обработка сигнала выполняется с использованием функций скалярного произведения локального анализатора по схеме на рисунке 3 (или 5) в соответствии со следующими обозначениями:

- a – сигнал рецепции, вектор с размерностью A ;
- r – распознающие эталоны, M «штук», вектор с размерностью A ;
- o – вектор оценки, размерность M ;
- d – векторы действий, размерность M ;
- p – вектор моторной команды («номер канала»), размерность Q ;
- g – векторы жестов, движений (локомоции), размерность Q ;
- h – конкретное движение (жест, мышечное напряжение), размерность N .

Анализ схемы локального регуляторного звена показывает, что базовый элемент в этой схеме представляет собой звено унитарных преобразований в линейном векторном пространстве. Эти преобразования инвариантны и сохраняют скалярное произведение, сложение векторов, умножение векторов на скаляр, норму векторов, расстояния, углы, ортогональность и ортонормированность. Переходная функция звена может быть записана в матричном виде

$$y = F x, \quad (10)$$

где u и x – выходной и входной векторы; а F – в общем случае прямоугольная матрица, элементы которой определяются соответственно: набором эталонов сравнения r заданного локального рецептивного поля, соответствующего этому полю набором нейро-моторных команд d и соответствующих им комбинациям нейронов-активаторов g мышечных усилий h , в зависимости и с учетом наличия и отсутствия тех или иных корректирующих действий в процессе преобразований, обновления и сохранения в кратковременной или долговременной памяти векторных величин синаптических связей того или иного детектора.

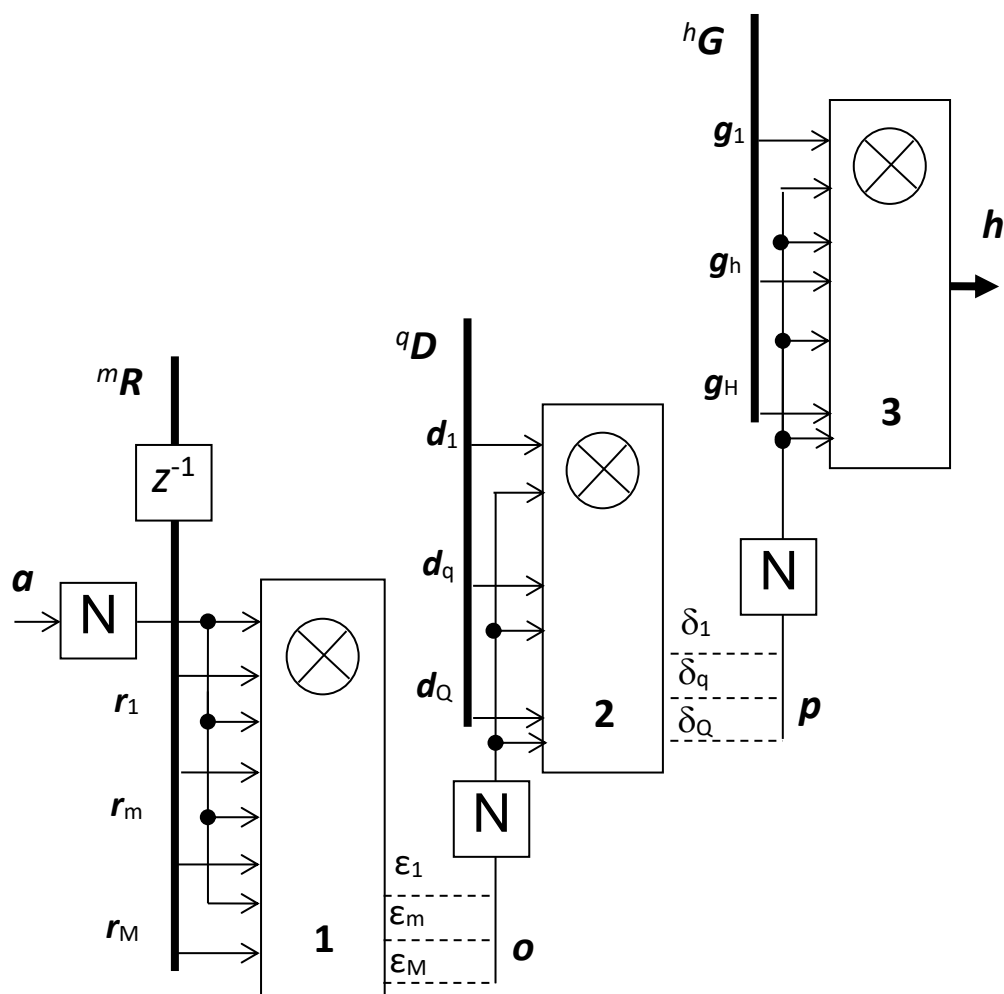


Рисунок 6. Схема локального регуляторного звена для нейроподобной подсистемы рефлекторной дуги

Схема анализатора на рисунке 6 может быть дополнена и другими уровнями, как более высокого, вплоть до когнитивного, так и менее высокого порядка, например, связывающим нейроны-активаторы g и мышечные усилия h через локальное рецептивное поле детекторов, относящихся к создаваемым этими мышцами физическим напряжениям, деформациям или движениям.

Кроме матричной записи (10) функциональная зависимость, связывающая выходы детекторов локального анализатора с его входами, может быть выражена в более компактном виде с привлечением тензорной алгебры. Согласно правилам и условиям

применимости тензорного исчисления синаптические связи нейронов-детекторов характеризуются тензорами второго ранга. Обозначив соответствующие тензоры прописными буквами ${}^{(2)}\mathbf{R}$, ${}^{(2)}\mathbf{D}$ и ${}^{(2)}\mathbf{G}$ (где индекс в скобках означает порядок тензора), выражение для зависимости выхода локального регуляторного звена от входного стимула без учета функций оптимизирующих коррекций (рисунок б), можно записать в виде:

$$\mathbf{h} = {}^{(2)}\mathbf{G} {}^{(2)}\mathbf{D} {}^{(2)}\mathbf{R} \mathbf{a}. \quad (11)$$

При учете корректирующих функций математическая запись приобретет более сложный вид, однако выражение (11), в котором диадные произведения трех тензоров дают тензор восьмого порядка, показывает, что тензорная алгебра позволяет строить модели нейроподобных систем и с обратными связями и с большим количеством уровней обработки сигналов. Наряду с квантовоподобными и голографическими моделями нейросистем тензорные модели предоставляют расширенный математический формализм и могут служить эффективным инструментом для исследования когнитивных процессов в психофизиологии.

Заключение

Разработана модель адаптивной системы распознавания многоспектральных сигналов с обучением по образцам анализируемого сигнала, на основе которых система формируется распознающие эталоны. Структурно-функциональная схема, в которой реализуется алгоритм работы системы, обеспечивает повышение качества распознавания за счет модификации распознающих эталонов и анализируемых сигналов таким образом, что подавляет несущественные компоненты, которые присутствуют в обучающих и анализируемых сигналах, но не связаны с анализируемыми состояниями объекта.

Алгоритм основан на обработке данных в виде операций над векторами, имеет линейную алгоритмическую сложность и благодаря этому может быть реализован на вычислителях с параллельной архитектурой: в распределенных грид-системах, на структурах программируемых логических интегральных схем, на языках параллельного программирования CUDA, OpenCL для персональных компьютеров с графическим параллельным процессором, а также современных версиях языка C++.

Список использованных источников

- [1] Соколов Е.Н. Принцип векторного кодирования в психофизиологии / Е.Н. Соколов. Вестник МГУ, серия 14. Психология, №4, 1995. – С. 3 – 13.
- [2] Баскаков С.И. Радиотехнические цепи и сигналы. – 2-е изд., перераб и доп. / С. И. Баскаков. М. : Высш. Шк., 1988. – 448 с.

IMITATION OF INTELLECTUAL ACTIVITY IN THE BIG DATA ENVIRONMENT

V.V. KHRABROV
*Research Associate,
UIIP NASB*

V.V. TKACHENKO,
*Head of the Laboratory, Candidate of Technical
Sciences, Associate Professor*

*United Institute of Informatics Problems of the National Academy of Sciences of Belarus
E-mail: tkach@newman.bas-net.by*

Abstract. A model of an adaptive system for pattern recognizing complex signals with training has been developed. Embodiment of the model meets requirements of parallelization when solving problems on grid computers. The algorithm gives an improvement quality of recognition by modifying the recognition patterns and the analyzed signals in such a way that suppresses the non-essential components that are present in the training and analyzed signals, but are not related to the analyzed states of the object.

Keywords: pattern recognition, neuro-motor subsystem, command neuron, spherical model, scalar product, tensor.