

ФИЗИОЛОГИЯ ТРУДА

УДК 616.037:617-089

ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОСЕТЕВЫХ ТЕХНОЛОГИЙ В ФИЗИОЛОГИИ, МЕДИЦИНЕ ТРУДА И ЭКОЛОГИИ ЧЕЛОВЕКА

И.В. Степанян¹, Э.И. Денисов²

¹Институт машиноведения им. А.А. Благонравова РАН

²НИИ Медицины труда РАМН

Рассмотрены примеры применения нейросетевых технологий в физиологии, медицине труда и экологии человека. Детально изложены интеллектуальные алгоритмы выявления профессиональной патологии легких горнорабочих. С помощью этого аппарата оценены специфические эффекты шума, а также данные внутриутробных пороков развития детей, матери которых проживали в экологически неблагоприятных условиях. Рассмотрено моделирование высшей нервной деятельности человека на примере зрительного и слухового анализаторов.

Ключевые слова: искусственные нейронные сети, нейрофизиология, профпатология, экология человека.

История развития нейросетевых технологий. В процессе развития человек всегда познавал как окружающий мир, так и себя самого. С давних времен сначала в медицине, а затем и в биологии человека интересовала работа головного мозга. Основоположниками нейрофизиологического направления были отечественные ученые – И.М. Сеченов, И.П. Павлов, В.М. Бехтерев, А.А. Ухтомский и др. Фундаментальным вкладом в мировую науку явилось открытие И.М. Сеченовым рефлексорного механизма деятельности головного мозга – органа психики. В дальнейшем их продолжателями П.К. Анохиным, К.В.Судаков и др. была развита теория функциональных систем; отметим, что П.К. Анохин контактировал с Н. Винером – основателем кибернетики.

Вопросами моделирования деятельности мозга занимаются специалисты по всему миру, пример – Институт мозга РИКЕН (Япония). Аналогичные институты мозга имеются в Санкт-Петербурге и Москве, они занимаются вопросами нейрокибернетики и др. Центр оптико-нейронных технологий НИИ системных исследований РАН (Москва) занимается исследованиями в области хранения и обработки информации на принципах оптической памяти, голографии и нейронных сетей. Все эти институты решают фундаментальные и прикладные вопросы применения искусственных нейронных сетей в

биологии, медицине, технике и др. для исследований генетического кода, природы рака и др.

Имеются примеры применения нейросетевых технологий для исследований в области физиологии и экологии человека. Характеристики неблагоприятных воздействий на человека и ответных реакций, подчиняющиеся разным видам дозо-эффективных зависимостей, во многих случаях поддаются математическому моделированию. Имеются модели, описывающие различные проблемы нарушений здоровья человека и потомства от действия профессиональных, экологических и наследственных факторов риска [5; 9]. Такой же опыт накапливается и в практической медицине [7].

Математические модели в биологии и медицине обычно строят на базе многокритериальных интеллектуальных информационных систем. Перспективным подклассом таких систем являются искусственные нейронные сети (ИНС). Одной из первых была работа по логическому исчислению идей в области нервной активности, опубликованная в «Бюллетене математической биофизики» в 1943 г. [17]. Винер и Розенблатт совместно работали по биологическим нейронам, и из этих работ родилась идея обучения автоматов Винера и теория обучения сетей перцептронов Розенблатта [18].

Сегодня технологии ИНС успешно применяют не только для математического моделирования каузальных связей в области патологической физиологии и доказательной медицины, но и для моделирования нейрофизиологических процессов, часто стохастического характера. В частности, технологии ИНС позволяют моделировать процессы восприятия и анализа информации, а также обучения и забывания. Свойства ИНС применяют для моделирования когнитивных функций мозга, анализаторов в процессе приёма и анализа сенсорной информации различной модальности и др.

Цель работы – рассмотреть некоторые примеры применения нейросетевых технологий для решения кардинальных задач в физиологии и экологии человека.

Интеллектуальные алгоритмы выявления профессиональной патологии легких горнорабочих. Для оценки и прогнозирования рисков была построена интеллектуальная система на базе самоорганизующегося нейронного слоя Кохонена [16]. Эта архитектура функционирует на принципе конкуренции нейронов и может также применяться для моделирования анализаторов сенсорной информации. Исходные данные представляют собой набор 250-мерных векторов, каждый из которых описывает набор амплитуд соответствующего спектра в диапазоне частот от 0 до 150 Гц. Моделирование нейронной сети показало, что нейроны, которые имеют начальные весовые векторы, значительно удаленные от спектральных портретов не выигрывают конкуренции, независимо от того, как долго продолжается

самоорганизация. Для того что бы исключить появление таких нейронов применялись положительные смещения b , которые добавлялись к отрицательному расстоянию удаленного нейрона. При этом в начале процедуры настройки всем нейронам конкурирующего слоя был присвоен параметр активности:

$$c_0 = 1/N,$$

где N – количество нейронов конкурирующего слоя Кохонена. В процессе настройки этот параметр корректируется следующим образом:

$$\Delta = \beta(a_i^1 - c), \Delta b = e^{1 - \ln(c)} - b,$$

где β – параметр скорости настройки смещений, a_i^1 – вектор, элемент i которого равен 1, а остальные – 0. Таким образом, для всех нейронов, кроме нейрона, выигравшего конкуренцию, приращения отрицательны. В процессе настройки параметр c корректируют таким образом, чтобы его значения для активных нейронов становились больше, а для неактивных – меньше. Увеличение смещений для неактивных нейронов позволило им начать формировать кластеры, т. е. притягивать новые входные спирометрические спектры. В задаче распознавания результатов акустической спирометрии смещения нейросети были настроены так, чтобы подавить деятельность нейронов, которые не несут никакой ценной информации для распознавания признаков профзаболеваний. Путем визуализации массивов весовых коэффициентов обученного слоя Кохонена были получены графические представления центров кластеров.

Из всего массива данных сильно выделяются определенные области кластеров, что подтверждается графиками их центров. Нельзя сказать, что результаты акустической спирометрии обследованных, имеющих признаки профзаболеваний, принадлежат одному кластеру. Однако по принадлежности спектра к кластеру можно делать некоторые выводы. Например, если спектр попал в восьмой или шестнадцатый кластер, то он принадлежит больному с вероятностью 72,2% и 66,7% соответственно, если в первый – здоровому с вероятностью 92%. Таким образом, обученную нейронную сеть можно применять для интеллектуального анализа спирометрических данных. Математическая формализация спектральных портретов дыхательных процессов, представляющая собой нейросетевой вариант проекции многомерных спирометрических данных в пространство более низкой размерности, позволяет выявить выраженную кластерную структурированность спектрограмм. При этом два их подмножества можно отнести к здоровым, одно к пораженным органам дыхания. Анализ результатов математического моделирования нейронной сети позволяет выявить выраженный минимум в области 10–150 Гц в 52% случаев нарушения функции дыхания.

Идея другого подхода в применении интеллектуальных систем для оценки результатов акустической спирометрии состоит в том, чтобы

классифицировать спектральные паттерны по заведомо установленным нарушениям и обучить многослойную прямооточную нейронную сеть выявлять эти признаки [6; 10; 14]. Многослойные прямооточные нейросети можно также применять для моделирования высшей нервно-психической деятельности человека, логического рассуждения и др.

Операцию кроссовера пары нейронных сетей с повторным переобучением, учитывая общий вид многослойной нейросетевой модели, можно записать в виде:

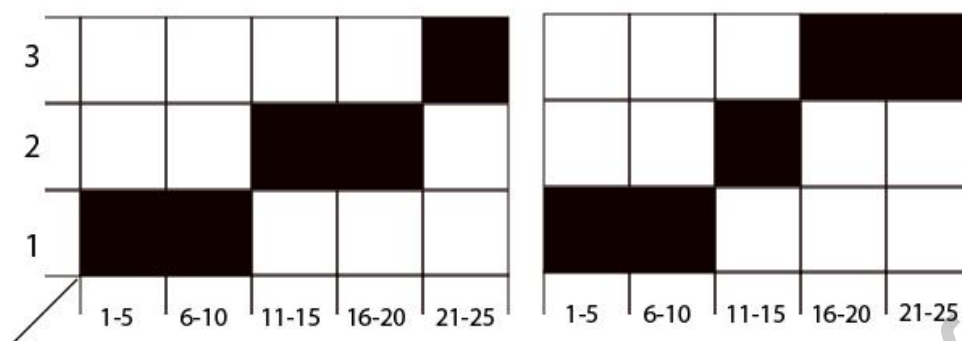
$$\text{cross } 3 [y_1, y_2] = l \left[s \left[\sum_{h^{1_{k-1}}=0}^{H^{1_{k-1}}} w_{h^{1_{k-1}}, h^{1_{k-1}}} s \left[\sum_{h^{1_{k-2}}=0}^{H^{1_{k-2}}} w_{h^{1_{k-2}}, h^{1_{k-2}}} s \left[\sum_{h^{1_{k-3}}=0}^{H^{1_{k-3}}} w_{h^{1_{k-3}}, h^{1_{k-3}}} \dots \right. \right. \right. \right. \\ \left. \left. \left. \dots s \left[\sum_{h^{2_0}=1}^{H^{2_0}} w_{h^{2_0}, h^{2_0}} p \right] \dots \right] \psi_1 + s \left[\sum_{h^{2_{k-1}}=0}^{H^{2_{k-1}}} w_{h^{2_{k-1}}, h^{2_{k-1}}} s \left[\sum_{h^{2_{k-2}}=0}^{H^{2_{k-2}}} w_{h^{2_{k-2}}, h^{2_{k-2}}} s \left[\sum_{h^{2_{k-3}}=0}^{H^{2_{k-3}}} w_{h^{2_{k-3}}, h^{2_{k-3}}} \dots \right. \right. \right. \right. \\ \left. \left. \left. \dots s \left[\sum_{h^{2_0}=1}^{H^{2_0}} w_{h^{2_0}, h^{2_0}} p \right] \dots \right] \psi_2 + b \right] = f [y_1 \psi_1 \square y_2 \psi_2 + b] = f [f_1 [p [\psi_1 + f_2 [p [\psi_2 + b]]]]]$$

где ψ_1, ψ_2 – весовые коэффициенты пары новых синаптических соединений, подбираемые адаптивно, $h^1, H^1, k^1, h^2, H^2, k^2, w$ – параметры прямооточных слоистых подсетей (верхний индекс соответствует номеру подсети, над которой выполняется операция), b – смещение, l – линейная функция активации, $s [x]$ – сигмоидальная рациональная функция активации [10].

В ходе эволюционной оптимизации [6; 9] было перебрано более 10^4 вариантов нейронных сетей различной топологии. Начальная популяция состояла из ста особей, представляющих собой различные структуры (фенотипы) нейронных сетей. Ошибка сети на одном примере определялась после того, как она обучалась на остальных примерах. Каждая сеть оценивалась по сумме ошибок на всех примерах. Прямоточная слоистая нейросетевая модель, позволяющая отличать спектрограммы с вероятностью 73% для обследованных здоровых и 72% для больных, состоит из пяти слоев, имеет 9 нейронов в первом слое, 6 во втором, 2 в третьем, 3 в четвертом, 1 в пятом. С учетом топологии полученной сети были вычислены частоты, содержащиеся в себе признаки профзаболеваний органов дыхания. Эти частоты лежат в диапазоне от 4,8 от 150 Гц. Таким образом, участки спектра форсированного выдоха, позволяющие распознавать нарушения функции дыхания программно-аналитическим методом, достигают 74% протяженности всего спектра. При этом вероятность верного распознавания признаков нарушений составляет 72,5%.

Опыт оценки специфических эффектов шума с помощью интеллектуальных систем. Свойства интеллектуальных систем на основе нейронных сетей можно применить для прогнозирования

рисков, в частности, для оценки специфических эффектов шума. Для решения этой задачи использовали показатели смещения порогов слуховой чувствительности у работающих в условиях воздействия постоянного и импульсного шума. Интеллектуальные системы позволили установить структуру динамики развития специфических эффектов шума для их оценки [9].



Р и с . 1 . Динамика развития тугоухости от импульсного (слева) и постоянного (справа) шумов: по оси абсцисс – номера групп, по оси ординат – стаж (в годах)

Были построены две модели: I модель формировала кластеры по стажевым группам, II модель – по порогам слуха; в обеих моделях критерием кластеризации было разделение по видам шума. В итоге было получено разбиение показателей порогов слуховой чувствительности на кластеры. Кластеризация по стажевым группам показана на рис. 1, кластеры по порогам слуха показаны в таблице.

Т а б л и ц а

Распределение порогов слуха для импульсного и постоянного шумов по четырем выделенным группам

Тип шума	Группа			
	1	2	3	4
Импульсный	125 Гц 250 Гц 500 Гц 1000 Гц	2000 Гц	3000 Гц 8000 Гц	4000 Гц 6000 Гц
Постоянный	125 Гц 250 Гц 500 Гц 1000 Гц 2000 Гц		3000 Гц 8000 Гц	4000 Гц 6000 Гц

Данные таблицы свидетельствуют о том, что структура кластеров практически идентична для шумов разного вида. Исключение

составляют данные аудиометрии для импульсного шума на частоте 2000 Гц, которая формирует отдельную группу, в то время как при постоянном шуме эта частота относится к первой группе, включающей в себя также частоты 125, 250, 500 и 1000 Гц.

Нейросетевой кластерный анализ данных внутриутробных пороков развития. Нейросетевой анализ, примененный для оценки специфических эффектов шума, был апробирован нами позже для анализа врожденных пороков развития (ВПР) у детей, матери которых проживают в районах с разной экологической нагрузкой, и позволил выявить характерные группы из обследованных детей. Для выделенных групп были рассчитаны вероятности возникновения тех или иных видов ВПР с учетом 40 различных факторов, в числе которых возраст матери, различные медицинские показатели ее здоровья, течения беременности, а также район проживания. Точность обнаружения ВПР нейросетевыми методами для этих групп составила от 73,3% до 97,7%. Учитывая высокую социальную значимость этих материалов, в настоящее время продолжается углубленная их разработка.

Моделирование высшей нервной деятельности человека. Интеллектуальные системы применялись нами не только для оценки высокоинтенсивных внешних факторов, влияющих на здоровье человека, но и для моделирования различных анализаторов с целью выявления патофизиологического воздействия на них при напряженном умственном труде. Существуют зрительный, слуховой, обонятельный, вкусовой, кожный, вестибулярный, двигательный анализаторы, анализаторы внутренних органов. В анализаторе выделяют три отдела: воспринимающий орган или рецептор, предназначенный для преобразования энергии раздражения в процесс нервного возбуждения; проводник, состоящий из афферентных нервов и проводящих путей, по которому импульсы передаются к вышележащим отделам центральной нервной системы; центральный отдел, состоящий из релейных подкорковых ядер и проекционных отделов коры больших полушарий. В теории искусственного интеллекта выделяют три основных направления (рис. 2).



Рис. 2. Основные классы нейросетевых парадигм

Обучение с учителем основывается на математической модели нейрона Мак-Калок и Питса [17], предложенной в 1943 г.; типичный

пример этого подхода – перцептрон Розенблата [18]. Обучение без учителя – более современная и мощная парадигма, примером которой является нейросетевая модель Кохонена [16]. Обе эти парадигмы основываются на биофизическом законе Хебба. Подчеркнем, что эти модели являются математическими моделями нейронов. Можно выделить нейрофизиологический подход, являющийся творческим наследием выдающихся ученых П.К. Анохина, И.М. Сеченова, А.А. Ухтомского и других нейрофизиологов, которые рассматривали ВНД человека на системном уровне. Примером служит знаменитая Анохинская теория функциональных систем, которую применяют сегодня в разных областях медицины и кибернетики [13].

В работе [8] интеллектуальный алгоритм был применен нами для моделирования ВНД человека. В ответ на визуальный раздражитель синтезировали модель поведения по Анохину [1–3] в виде набора звуковых композиционных секвенций. Затем анализировали полученные секвенции с точки зрения их влияния на психику человека. Было установлено, что без применения базы знаний, содержащей основные сведения о гармонических сочетаниях частот, в большинстве случаев звуки носят хаотический характер. Однако в ряде случаев полученные звуковые секвенции соответствуют человеческим эмоциям. Данный подход может быть перспективен для профилактики нервно-психических расстройств и в области функциональной музыки.

Аналогичная интеллектуальная система была применена нами для моделирования зрительного анализатора. Зрение – сложный биологический процесс, в котором участвует мозг посредством высшей нервной деятельности. Известно, что сетчатка глаза воспринимает световые лучи, которые в виде электрических импульсов по зрительным нервам поступают в отдел мозга, ведающий зрением, где информация анализируется. Повреждение любого звена этой цепочки чревато потерей зрения и изменением электрической активности головного мозга (нарушается альфа-ритм).

Для реализации машинного зрения можно подойти с позиции нейрофизиологического подхода. Под руководством В. Цыганкова в СССР был разработан и применен нейрокомпьютер [13], который представляет собой электронную нейрофизиологическую модель мозга человека. Особенностью этой модели мозга является реализованный в ней нейрофизиологический «принцип экстренной мобилируемости», известный из теории функциональных систем академика П.К. Анохина [1]. Это возможность быстрого, в реальном времени создания и перестройки сложной нейронной сети, состоящей из сотен тысяч и более виртуальных нейронов (квазинейронов). При малом расходе оборудования можно получать сотни тысяч нейронов с их быстро образуемыми и перестраиваемыми связями, что приближает такой подход к живому природному аналогу нейронной организации (рис. 3).

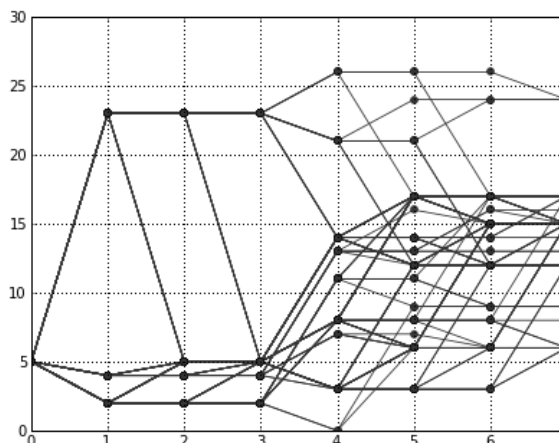


Рис. 3. Пример ассоциативной нейронной сети на уровне кодов-слов:
по оси абсцисс – такты внутреннего времени
нейронной сети зрительного анализатора;
по оси ординат – коды виртуальных нейронов

Для нейросетевой обработки реальных образов требуется высокая разрядность нейрокомпьютера, что сложно и дорого реализуется на современной микроэлементной базе. В связи с этим, были рассмотрены механизмы биологического зрения. В книге [12] нейрофизиолог Хьюбел, лауреат Нобелевской премии, изложил устройство нейронных структур зрительной системы, включая кору головного мозга. На эту модель можно опираться при моделировании зрительного анализатора. Схема зрения по Хьюбелу представлена на рис. 4.

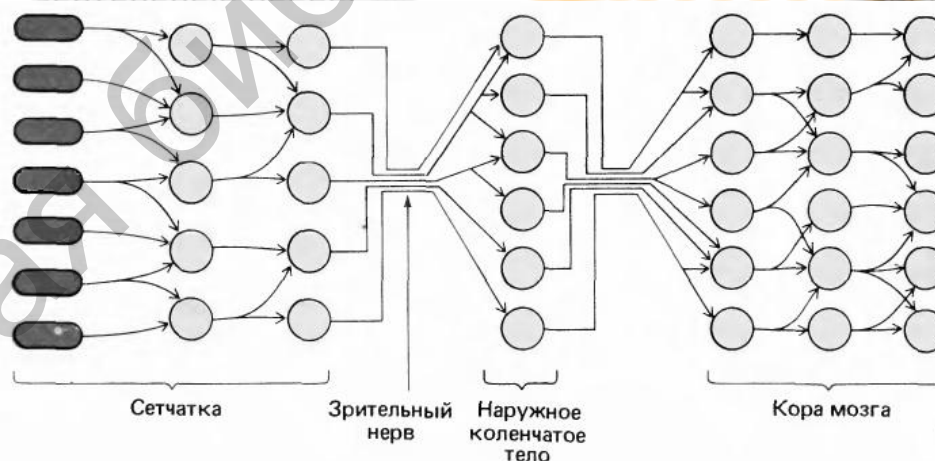


Рис. 4. Начальные уровни зрительной системы млекопитающих:
первые три уровня размещаются в сетчатке,
остальные в мозге – в наружных коленчатых телах и далее в коре мозга [по: 12]

Типичный пример поведения человеческого зрачка в виде его траектории при осмотре и узнавании предмета – картина Шишкина «В лесу». Чаще всего глаз возвращается к смысловому центру – фигурке человека [15]. Нейрофизиологическая модель мозга при моделировании зрения дает аналогичный результат для каждого нейрокомпьютера. Коллектив нейросистем был объединен методом треугольно-радиального совмещения; каждый треугольник соответствует строке сенсорной матрицы. Такое объединение позволяет моделировать поведение зрачка при осмотре зрительного образа под воздействием блока выдвижения гипотез нейрокомпьютера «Эмбрион» [13] как модели доминанты Ухтомского [11]. Модель основана на природном аналоге, из которого заимствован способ подачи сигнала непосредственно с сетчатки в проекционную зону коры головного мозга [12]. В результате была разработана параллельная информационная система, которая в реальном времени обрабатывает сложные образы, поступающие на общую сенсорную матрицу коллектива нейрокомпьютеров. Данная реализация нейрокомпьютерного зрения позволяет наблюдать и идентифицировать единый образ неразрывно и целостно коллективом нейрокомпьютеров. При этом поворот наблюдаемого образа на 90° порождает новую по структуре, топологии и спектральным характеристикам нейронную сеть. Таким образом, техническая реализация зрительного анализатора основывается на биологическом прототипе.

Интересны результаты нейросетевого моделирования в трехзначной логике. По одной из теорий зрения, глаз человека различает три цвета: красный, синий и зеленый (модель RGB). При переходе в поле трех информационных единиц R, G, B наблюдаются нейросети сложной организации и поведения, что позволяет моделировать цветовое восприятие. Например, двухрядный трехзначный нейрокомпьютер порождает нейронные сети в пространстве девяти кодов, в то время как трехрядный двухзначный нейрокомпьютер работает в пространстве 8 кодов. Готовая техническая реализация нейрокомпьютерного зрения доступна через интерфейс на сайте www.neurocomputer.ru.

Нами рассмотрены некоторые примеры применения нейросетевых технологий в физиологии и экологии человека. Показано что благодаря мощным вычислительным свойствам нейроподобных структур, связанных с функциями и организацией их природного аналога – естественных нейронных сетей, возможно применение нейрокомпьютинга для изучения нейрофизиологии и когнитивных функций человека, а также для выявления и профилактики ряда заболеваний. Нейросетевой подход, уже применяемый в экономике, энергетике, биологии, социологии и др., является перспективным и в области физиологии и экологии человека. В частности, применение

интеллектуальных алгоритмов совместно с акустическим спирометром для выявления патологии легких горнорабочих позволяет обнаруживать на ранних стадиях признаки профзаболеваний, вызванных воздействием пыли на бронхолегочную систему рабочего. С помощью аппарата искусственных нейронных сетей оценены специфические эффекты шума, а также данные внутриутробных пороков развития детей, матери которых проживали в экологически неблагоприятных условиях. Рассмотрено моделирование ВНД человека на примере зрительного и слухового анализаторов. Эти примеры и данные литературы свидетельствуют о перспективах развития данной области знаний о человеке.

Список литературы

1. *Анохин П.К.* Методологическое значение кибернетических закономерностей // *Материалистическая диалектика и методы естественных наук.* М., 1968. С. 547–587.
2. *Анохин П.К.* Функциональная система, как методологический принцип биологического и физиологического исследования // *Системная организация физиологических функций.* М., 1968. С. 5–7.
3. *Анохин П.К.* Очерки по физиологии функциональных систем. М.: Медицина, 1974. 446 с.
4. *Медведев В.* Нейронные сети // *MATLAB 6.* М.: Диалог-МИФИ, 2002. 496 с.
5. *Профессиональный риск для здоровья работников / под ред. Н.Ф. Измерова, Э.И. Денисова.* М.: Тривант, 2003. 448 с.
6. *Редько В.Г.* Эволюция, нейронные сети, интеллект: модели и концепции эволюционной кибернетики. М.: УРСС, 2005. 224 с.
7. *Симахин В.А.* Кластеризация медицинских данных с помощью нейросетей: [Электрон. ресурс]. Режим доступа: <http://neurocomp.ru/klasterizaciya-medicinskih-dannyx-s-pomoshhyu-nejrosetej> (дата обращения: 25.10.2011).
8. *Степанян И.В., Цыганков В.Д., Игин Г.А.* Нейрокомпьютерный синтез звуковых композиционных секвенций // *Нейрокомпьютеры: разработка и применение.* 2009. № 7. С. 79–84.
9. *Степанян И.В., Денисов Э.И.* Применение интеллектуальных информационных систем для прогнозирования оценки рисков для здоровья // *Нейрокомпьютеры: разработка, применение.* 2009. № 12. С. 69–74.
10. *Тархов Д.А.* Нейронные сети // *Модели и алгоритмы.* М.: Радиотехника, 2005. Кн. 18. 256 с.
11. *Ухтомский А.А.* Доминанта. М., Л.: Наука, 1966. 272 с.
12. *Хьюбел Д.* Глаз, мозг, зрение. М.: Мир, 1990. 239 с.

13. *Цыганков В.Д.* Нейрокомпьютер и мозг. М.: СИНТЕГ, 2001. 248 с.
14. *Шкундин С.З., Степанян И.В.* Возможность выявления признаков профессиональных заболеваний органов дыхания с помощью акустического спироанализатора и вероятностных нейронных сетей // Медицина труда и промышленная экология. 2006. № 12. С. 27–31.
15. *Ярбус А.Л.* Роль движений глаз в процессе зрения. М.: Наука, 1965. 166 с.
16. *Kohonen T.* Self-organizing maps. 3^d ed. Berlin, Heidelberg, N. Y.: Springer, 2001. 501 p.
17. *McCulloch W.S., Pitts W.* A logical calculus of the ideas imminent in nervous activity // Bulletin of Mathematical Biophysics. 1943. № 5. P. 115–133.
18. *Rosenblatt R.* Principles of neurodynamics. N. Y.: Spartan Books, 1959. 62 p.

APPLICATION OF NEURAL NETWORKS IN PHYSIOLOGY, OCCUPATIONAL HEALTH AND HUMAN ECOLOGY

I.V. Stepanyan¹, E.I. Denisov²

¹Blagonravov Mechanical Engineering Institute RAS

²Institute of Occupational Health RAMS

Examples of neural networks used in physiology, occupational health and human ecology are described. Intellectual algorithms for identifying occupational lung pathology of miners are considered in details. Using this apparatus the specific effects of noise, as well as data on fetal malformations of children whose mothers lived in ecologically tensed conditions were assessed. On an example of auditory and visual analyzers the modeling of higher nervous activity of a subject is considered.

Keywords: *artificial neural networks, neurophysiology, occupational pathology, human ecology.*

Об авторах:

СТЕПАНЯН Иван Викторович—кандидат технических наук, старший научный сотрудник лаборатории исследования биомеханических систем, УРАН Институт машиноведения им. А.А. Благонравова РАН, 101990, Москва, Малый Харитоньевский пер., 4, e-mail: skwwwks@gmail.com

ДЕНИСОВ Эдуард Ильич—доктор биол. наук, профессор, главный научный сотрудник, УРАМН НИИ медицины труда РАМН, Москва, пр-т Буденного, 31, e-mail: denisov28@yandex.ru