

зультатов хирургического лечения при критической ишемии нижних конечностей сегодня нельзя признать удовлетворительной, поскольку периоперационная летальность достигает 12 %, частота больших ампутаций — 10–21,5 %.

Основной причиной неудовлетворительных результатов хирургического лечения критической ишемии нижних конечностей при атеросклерозе является развитие реокклюзий в реконструированных сосудистых бассейнах. Реокклюзии разделяют на ранние, возникающие в непосредственном и раннем послеоперационных периодах, и поздние, проявляющиеся в отдаленные сроки после операции.

Ведущей причиной поздних реокклюзий является прогрессирование атеросклеротического процесса. При этом тяжесть состояния больных определяется не только развитием стенозов и окклюзии в ранее реконструированных сосудистых бассейнах, но и системным характером атеросклеротического процесса. Для неоангиогенеза и формирования коллатерального русла нами предложена мобилизации эндогенных стволовых клеток с использованием рекомбинантного колониестимулирующего гранулоцитарного фактора человека в послеоперационном периоде после реконструктивных операций на артериях нижних конечностей. Мы располагаем опытом лечения 24 больных с окклюзионным поражением бедренно-берцового сегмента, которым в качестве колониестимулирующего фактора в послеоперационном периоде был применен препарат Нейпоген.

По сравнению с традиционными способами ведения ближайшего послеоперацион-

ного периода у больных облитерирующим атеросклерозом предлагаемая методика является предпочтительной вследствие уменьшения количества поздних реокклюзий на 9 %, сокращения числа выполненных ампутаций на 25,2 %.

## АЛГОРИТМЫ КЛАССИФИКАЦИИ СТЕПЕНИ АКТИВНОСТИ АВТОНОМНОЙ НЕРВНОЙ СИСТЕМЫ НА БАЗЕ НЕЙРОКОМПЬЮТИНГА

**Ф.А. Пятакович,  
Л.В. Хливненко,  
Т.И. Якунченко**

*Белгородский государственный  
университет. г. Белгород, Россия*

### Актуальность работы

В процессе проводимого биоуправляемого игрового тренинга постоянно сохраняется необходимость оценить объективное состояние ведущих физиологических систем организма пациента в режиме on line [1]. Особенно это актуально для испытуемых, включенных в контур компьютерной биологической обратной связи. В режиме биоуправления в соответствии с целевой функцией реализуется постоянное сопоставление текущего состояния с разработанными заранее моделями.

Структура таких систем, включающая программное обеспечение, призвана обеспечивать достаточную скорость анализа и обработки, как текущей электрофизиологической информации, так и поступающей периодически. Таким образом, биотехническая система игрового тренинга должна включать модуль диагностики. Этот модуль может оценивать исходное состояние ис-

пытуемого, динамику мониторируемых показателей, отражающих степень активности автономной нервной системы и показатели эффективности после завершения тренинга [3,5,9].

Работа выполнена при поддержке проекта РНПВШ.2.2.3.3/4307 и в соответствии с планами проблемной комиссии по хронобиологии и хрономедицине РАМН и научным направлением медицинского факультета БелГУ «Разработка универсальных методологических приемов хронодиагностики и биоуправления на основе биоциклических моделей и алгоритмов с использованием параметров биологической обратной связи».

#### **Цель и задачи исследования**

Оптимизация диагностических исследований по оценке успешности и эффективности проводимого биоуправляемого игрового тренинга.

Для достижения поставленной цели необходимо решить следующие задачи:

— разработать общую структуру модуля диагностики на основе однослойных искусственных нейросетей;

— разработать алгоритм классификации степени активности автономной нервной системы на основе парадигмы обучения нейронных сетей с учителем.

#### **Методы исследования**

Включают использование системного анализа с декомпозицией целей и функций разрабатываемой системы, моделированием рассматриваемых функциональных состояний и степени активности автономной нервной системы.

#### **Основное содержание работы**

Известно, что регулирование параметров, избранных для мониторинга

при биоуправлении, в обычных условиях реализуется за счет сочетанной деятельности нескольких координирующих и пусковых иерархических систем. На основе информационного анализа нами ранее было разработано модельное представление об иерархии регуляции частоты сердечных сокращений, включающей шесть режимов управления: 1) детерминированный, 2) квазидетерминированный, 3) гармонический, 4) квазигармонический, 5) квазистохастический, 6) стохастический. Математические модели, предложенные нами, позволяют, во-первых, выделить и прогнозировать динамику того или иного параметра, относящегося к механизмам регуляции ЧСС в условиях перманентного воздействия извне, а во-вторых, определить характер смены динамических режимов, а следовательно и функциональных состояний им соответствующих [2,4].

В задачах диагностики в режиме on-line целесообразно использовать быстрые интеллектуальные системы. К ним, прежде всего, относятся искусственные нейронные сети (ИНС). Введение в современные компьютерные системы алгоритмов нейронных сетей, в свое время было предложено Д. Хопфилдом (1986). Основные преимущества нейрокомпьютинга состоят, прежде всего, в высокой адаптивности алгоритмов распознавания, позволяющей осуществить дискриминацию бинарных (и более сложных) образов в реальном масштабе времени с высокой разрешающей способностью. В частности использование искусственной нейронной сети позволяет разложить входной паттерн сигналов на основе ранее запомненных образов.

Конкретный вид выполняемого сетью преобразования данных обуславливается особенностями ее архитектуры, а именно топологией межнейронных связей, способами обучения сети, наличием или отсутствием конкуренции между нейронами, направлением и способами управления и синхронизации передачи информации между нейронами. Можно выделить три основные топологии ИНС — полностью связанные, многослойные и слабосвязные. Многослойные нейронные сети делятся на монотонные сети, сети с обратными связями и без них.

Метод поставленной выше задачи классификации уровней иерархии управляющих систем на основе диагностики степени активности вегетативной нервной системы может базироваться на моделировании однослойной сети прямого распространения с шестью нелинейными нейронами [7].

Перед использованием нейронной сети в режиме функционирования ее обучают решению конкретной задачи. Парадигмы обучения нейронных сетей разделяют на обучение с учителем и без него. Обучение с учителем предполагает, что для каждого входного вектора из обучающей выборки эксперт определяет целевой выходной вектор [8].

Задача обучения нейронной сети с учителем приводит к общему виду задачи адаптивной фильтрации, постановка которой приведена ниже.

Пусть внешнее поведение некоторой динамической системы описывается множеством данных  $T$ , где  $T: \{x(i)=[x_1(i)x_2 \dots x_m(i)]^T, d(i) i=1, 2, \dots, n, \dots\}$

Требуется построить модель выходного сигнала неизвестной динамической систе-

мы с некоторыми входами и одним выходом на основе одного нейрона [6].

В контексте рассматриваемой задачи:  $x(i)$  — вектор, состоящий из входных сигналов для нейронной сети,  $d(i)$  — идеальный отклик выходного нейрона сети. Оптимальные выходные значения для  $i$ -го изображения из обучающей выборки все, кроме одного равны нулю. Выход, близкий к единице должен выдавать нейрон, отвечающий за класс, к которому эксперт отнес  $i$ -е АРО.

Алгоритм использования сигнала ошибки для коррекции синаптических весов нейрона определяется функцией стоимости, используемой конкретным методом адаптивной фильтрации. Этот вопрос тесно связан с задачей оптимизации, поэтому применение методов оптимизации не только к линейным адаптивным фильтрам, но и к нейронным сетям.

Среди методов безусловной оптимизации можно выделить алгоритмы последовательного спуска, такие как метод наискорейшего спуска, метод Гаусса-Ньютона, метод наименьших квадратов для обучения нейронных сетей, фильтр Винера, алгоритм минимизации среднеквадратической ошибки сети.

ИНС для решения задачи классификации степени активности автономной нервной системы может быть обучена по «хеббовскому» правилу — подавление длительной связи. [7]

Основной постулат хеббовского обучения звучит так: «Если оба нейрона активны в одно и то же время, то сила связи между ними возрастает. Если из двух нейронов только один активен, то сила связи уменьшается. Если оба нейрона неактивны, то сила связи не изменяется» [6].

В начале процесса обучения ИНС случайным образом заполняется матрица весовых коэффициентов. По выбранному случайным образом элементу обучающей выборки вычисляется активность нейронов входного слоя, ассоциативных клеток и нейронов выходного слоя.

Для  $i$ -го нейрона выходного слоя вычисляется вектор ошибки:

$$e_i = |r_i - d_i|.$$

Весовые коэффициенты модифицируются с учетом ошибок, по классам следующим образом.

Усиливается связь между черными точками и ассоциативной клеткой, соответствующей номеру правильного класса: если  $S_j = 1$  и  $d_i = 1$ , то  $W_{ij} = W_{ij} + c \cdot e_i$ , где  $c$  — константа, влияющая на скорость и качество обучения.

Ослабляется связь между черными точками и ассоциативными клетками, отвечающими за неправильный класс: если  $S_j = 1$  и  $d_k = 0$ , то  $W_{ik} = W_{ik} + c \cdot e_i$ , где  $k \neq i$ .

Ослабляется связь между белыми точками и ассоциативной клеткой, отвечающей за правильный класс: если  $S_j = 0$  и  $d_i = 1$ , то  $W_{ij} = W_{ij} - c \cdot e_i$ .

Обучающие сеансы повторяют до тех пор, пока суммарная ошибка сети не станет меньше некоторого порогового значения или не закончится обучающая сессия. Лучший результат обучения сохраняется в файл. При загрузке весовых коэффициентов из файла можно использовать сеть в режиме функционирования off-line. При необходимости сеть можно доучить или переучить на новой коллекции тестовых примеров.

#### Выводы

1. Чувствительность алгоритма распознавания составляет 100%.

2. Полученные результаты распознавания оказались качественно лучше, чем при использовании формальных алгоритмов классификации на основе выделенных информативных признаков.

3. Проводимые исследования показывают, что искусственные нейросети представляют собой гибкий инструментальный решитель диагностических задач, который точно можно настроить под мнение авторитетного эксперта.

#### Список литературы

1. Макконен К.Ф. Модели и алгоритмы биоуправления в информационной системе игрового автомобильного тренинга / К.Ф. Макконен, Ф.А. Пятакович // Системный анализ и управление в биомедицинских системах: журнал практической и теоретической биологии и медицины. — М., 2008. — Т.7. № 1. — С. 177–181.
2. Макконен К.Ф. Разработка иерархической системы классификации режимов управления нейродинамической активностью мозга и ритмом сердца, основанной на информационном анализе для диагностического модуля сетевой интегрированной системы БОС-терапии // Прикладные задачи моделирования и оптимизации: межвуз. сб. науч. тр. Воронеж: ВГТУ, 2008. — С. 75–79.
3. Макконен К.Ф. Игровой модуль с реализацией стратегии, направленной на избегание неудачи / К.Ф. Макконен, Ф.А. Пятакович, А.С. Новоченко // Фундаментальные исследования. 2007. — №1. — С. 70-72.
4. Ф.А. Пятакович, Т.И. Якунченко. Иерархия режимов управления ритмом сердца на основе анализа энтропийной функции // Проблемы ритмов в естествознании. Ма-

териалы второго международного симпозиума. 1–3 марта. — Москва. — 2004. — с.341–344.

5. Пятаковича Ф.А., Макконен К.Ф., Новоченко А.С. Патент №2349156 Биоуправляемый игровой тренажер и способ коррекции функционального состояния человека. Заявка N2007117796, приоритет 14 мая 2007 г. Зарегистрированный в государственном реестре Российской Федерации 20 марта 2009 г.

6. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс / С. Хайкин. — 2-е изд. — М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. — 1104 с.

7. Хливненко Л.В. Прогнозирование исходов мерцательной аритмии с помощью искусственной нейронной сети // Информатика: проблемы, методология, технологии: материалы 7-ой межд. науч.-метод. конф., 8–9 февр. 2007 г. — Воронеж, 2007. — с. 467–471.

8. Poggio T. and F. Girosi. «Networks for approximation and learning», Proceedings of the IEEE, 1990, vol. 78, p. 1481–1497.

9. F.A. Pyatakovich, T.I. Yakunchenko. Biotechnical system of car game training based on use of a multiparametrical feedback and subsensitivity light signals of control. // European journal of natural history. № 6. — 2009. — С. 38–40.

**ИЗМЕНЕНИЯ СТРУКТУР  
ГОЛОВНОГО МОЗГА У БОЛЬНЫХ  
С ДЕПРЕССИВНЫМИ  
РАССТРОЙСТВАМИ  
И ИШЕМИЧЕСКОЙ БОЛЕЗНЮ  
СЕРДЦА**

**А.Н. Репин\*, Т.Г. Нонка\*,  
Т.Н. Сергиенко\*, Е.В. Лебедева\*\***

*\*Учреждение РАМН НИИ кардиологии  
СО РАМН, г. Томск*

*\*\*Учреждение РАМН*

*НИИ психического здоровья СО РАМН,  
г. Томск*

Проведенные исследования показали, что депрессия и сердечно-сосудистые заболевания тесно взаимосвязаны [1-5]. Среди больных ИБС депрессивные состояния констатируются чаще — в 20% случаев, а после перенесенного инфаркта миокарда (ИМ) их частота повышается до 30-38% и коррелирует с тяжестью заболевания [6,7,8]. Депрессия не только является фактором риска развития ИБС, но и значительно отягощает клиническое течение, и прогноз заболевания [9-12]. Смертность у лиц, перенесших ИМ и страдающих депрессией, в 3–6 раз выше, чем у больных без расстройства психики [12].

С помощью нейровизуализационных технологий (рентгеновская компьютерная томография, магнитно-резонансная томография) при депрессии выявлены морфологические изменения мозговой ткани, но многие вопросы являются спорными [13,14,15].

**Цель исследования**

Выявить особенности изменений мозговых структур у больных ИБС в сочетании