

УДК 622.014.3:502.76

*И.В. Степанян***НЕЙРОЭВОЛЮЦИОННЫЙ ПОИСК В ЗАДАЧЕ  
РАСПОЗНАВАНИЯ РЕЗУЛЬТАТОВ АКУСТИЧЕСКОЙ  
СПИРОМЕТРИИ РАССРЕДОТОЧЕНИЕ СКВАЖИННЫХ  
ЗАРЯДОВ ПЕНОПОЛИСТИРОЛОМ**

Семинар № 22

**Н**а кафедре электротехники МГГУ разработан акустический спироанализатор [5] для функциональной диагностики и мониторинга дыхания горнорабочих. Хронические обструктивные болезни легких (ХОБЛ) занимают лидирующее место по распространенности и четвертое по смертности среди заболеваний человека [3]. Именно это заболевание получило широкое распространение на предприятиях угледобывающей промышленности. Особое место в группе ХОБЛ занимает хронический бронхит. Он является причиной 80% смертельных случаев и 50% случаев инвалидности, вызванных заболеваниями бронхолегочной системы [1].

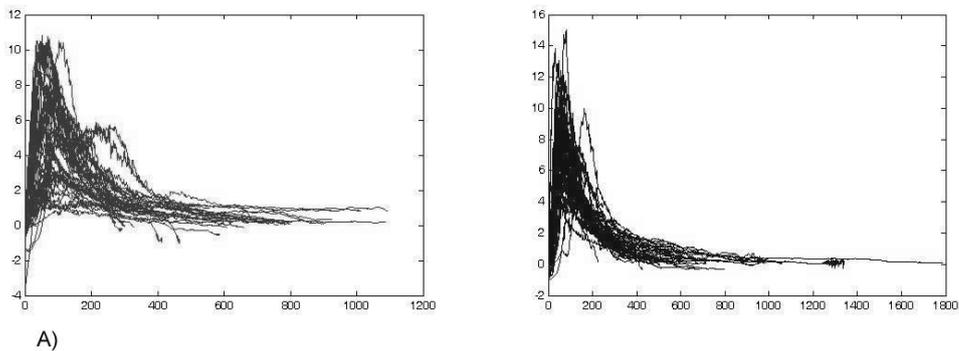
Неотъемлемой частью клинической диагностики ХОБЛ является исследование функции внешнего дыхания, которое заключается в снятии и анализе основных

спирографических показателей. При этом в современной функциональной диагностике органов дыхания ни один из традиционных методов не использует оценку функции дыхания с применением спектрального анализа. В то же время, применение методов спектрального анализа обеспечивает высокую информативность и достоверность мониторинга состояния органов дыхания, повышает оперативность спирометрического обследования.

Акустический спирометр позволяет строить кривые, характеризующие соотношение расхода измеряемого потока от времени. Поскольку прибор безынерционен и не создает препятствий измеряемому потоку, по кривым форсированного выдоха можно построить спектры дыхательных расходов (рис. 2). Эти спектры несут в себе информацию об особенностях дыхания, в частности о возможных пато-

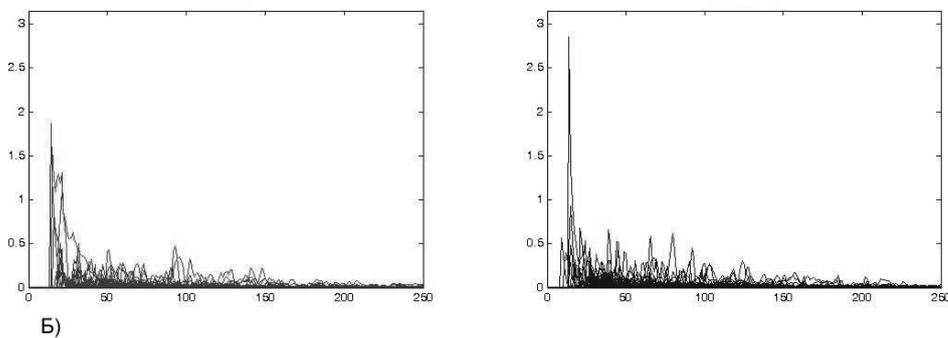


Рис. 1. Акустический спироанализатор. Вид сбоку (слева) и в профиль (справа)



А)

**Рис. 2. А) Спирограммы форсированного выдоха. На оси абсцисс отложено время, на оси ординат – расход (л/с). Для расчета времени в секундах, значение на шкале времени нужно разделить на 300**



Б)

**Рис. 2. Б) Набор спектров. На графиках представлена спектральная мощность в диапазоне частот от 0 до 150 Гц. На оси абсцисс отложены порядковые номера 250 элементов вектора, кодирующего спектры.**

**Левые графики соответствуют больным, правые – здоровым**

логических изменениях. При помощи акустического спироанализатора было обследовано 90 человек, среди которых 44 имеют диагноз «хронический пылевой бронхит» различной степени тяжести и другие профессиональные заболевания органов дыхания, было получено несколько десятков кривых форсированного выдоха. Анализ кривых показал, что в высокочастотной области спектра выдоха содержится информация, представляющая интерес и требующая углубленного исследования (рис. 2).

По причине большого разнообразия спектральных паттернов дыхания (как у больных профессиональными заболева-

ниями, так и у здоровых) требуются системы, которые способны не только выполнять однажды запрограммированную последовательность действий над заранее определенными данными, но и которые сами способны анализировать информацию, находить в ней закономерности, обобщать и диагностировать - т.е. системы, наделённые элементами интеллекта. В этой области приложений самым лучшим образом зарекомендовали себя искусственные нейронные сети (ИНС) – самообучающиеся системы, имитирующие деятельность нейронов коры головного мозга, а так же эволюционно-генетические алгоритмы. Обе концепции используют для

функционирования аналоги природных принципов. Вместе с концепцией искусственных нейронных сетей генетические алгоритмы образуют новое направление в искусственном интеллекте, выгодно отличающаяся высоким параллелизмом при поиске решения и эффективным сужением пространства поиска в областях оптимумов. В отличие от метода линейной регрессии, широко используемой в прикладной статистике, нейронные сети позволяют эффективно обнаруживать нелинейные зависимости. Совместное использование генетических алгоритмов (ГА) и ИНС позволяет объединить адаптивные способности ГА с аналитическими возможностями ИНС [33].

Поскольку полученных спирометрических данных недостаточно для исследования всех представленных профессиональных заболеваний (различные степени тяжести хронического пылевого бронхита и другие профессиональные заболевания органов дыхания), спектры были поделены условно на два класса: “здоровые” (признаков профессиональных заболеваний не обнаружено) и “больные” (признаки профессиональных заболеваний обнаружены)”. В качестве классификатора предлагается использовать слоистые нейронные сети, обучаемые с учителем.

Рассматриваемая задача распознавания результатов акустической спирометрии является задачей классификации векторов, т.е. разбиения полученных спектров на два класса – больных и здоровых. Методы нахождения зависимости  $y = f(x)$  где  $x$  - вектор по экспериментальным данным, начнем рассматривать со случая, когда отображение  $f$  является линейным. При построении линейной регрессии по выборкам входов  $x_1, x_2, \dots, x_N$ , и соответствующих выходов  $y_1, y_2, \dots, y_N$ , строится наилучшим образом согласованная с экспериментальными данными зависимость вида

$$Y = w_1 x_1 + w_2 x_2 + \dots + w_m x_m + w_0$$

При этом согласованность понимают в смысле наименьших квадратов [4], т.е. ищут такие коэффициенты (веса)  $w_0, w_1, \dots, w_2, w_m$ , что

$$E = \sum_{n=1}^N (y_n - w_1 x_{1n} - \dots - w_m x_{mn} - w_0)^2 = \min.$$

Однако линейная регрессия не всегда может адекватно отобразить экспериментальные данные. Для построения более точной модели приходится искать зависимость вида  $y = f(x)$ , где  $f$  - нелинейное отображение. Но если об этом отображении больше ничего не известно, тогда непонятно как его искать. Таким образом, задача состоит в подборе  $w(w_1, w_2, \dots, w_p)$ , для которого функция  $y = f(x, w)$  наилучшим образом отображает экспериментальные данные, а также структуры самой этой функции.

Поскольку нейросети являются частным случаем нелинейной регрессии [4] и есть доказательства способностей ИНС к универсальной аппроксимации [19], то искомую функцию можно представить виде нейросети. Тогда для решения проблемы подбора весовых коэффициентов можно применять весь арсенал методов обучения нейронных сетей в частности методы нулевого, первого и второго порядков.

Что касается проблемы выбора структуры сети, то сегодня, при отсутствии дополнительных априорных соображений эта проблема решается конструктивными методами [8] или методами контрастирования [8-11]. Не смотря на то, что эти методы доказали свою практическую ценность, они не лишены недостатков. В частности они модифицируют сеть по одному пути, не используя просмотр альтернативных вариантов. Также существуют исследования, в которых для синтеза нейронных сетей используются генетические алгоритмы [12-18]. Использование генетических алгоритмов в задаче оптимизации структуры оправдано, так как такая задача является многоэкстремальной и непараметрической. Применяя для обучения и настройки структуры сети генетический алгоритм, важной особенностью которого

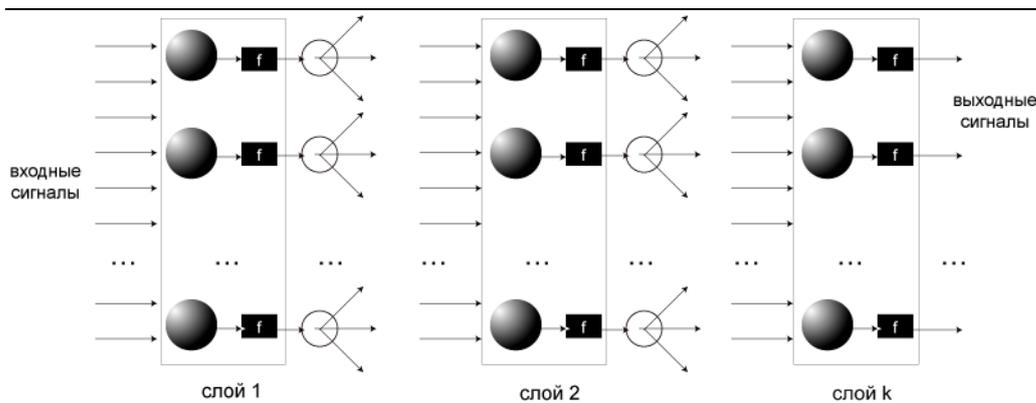


Рис. 3. Слоистая сеть

является способность к адаптации, можно получить самоорганизующуюся систему с достаточно большой степенью универсальности.

Для описания алгоритмов и устройств в нейроинформатике выработана специальная "схемотехника", в которой элементарные устройства – сумматоры, синапсы, нейроны и т.п. объединяются в сети, предназначенные для решения задач [19].

В нейроинформатике важный класс архитектур ИНС составляют слоистые нейронные сети [19, 20]. Нейроны расположены в нескольких слоях (рис. 3). Нейроны первого слоя получают входные сигналы, преобразуют их и через точки ветвления передают нейронам второго слоя. Далее срабатывает второй слой и т.д. до  $k$ -го слоя, который выдает выходные сигналы. Если не оговорено противное, то каждый выходной сигнал  $i$ -го слоя подается на вход всех нейронов  $i+1$ -го. Число нейронов в каждом слое может быть любым и никак заранее не связано с количеством нейронов в других слоях. Общепринятый способ подачи входных сигналов заключается в том, что все нейроны первого слоя получают каждый входной сигнал, причем количество нейронов первого слоя равно количеству элементов вектора входа, кодирующего входной сигнал, а вы-

ходной слой соответствует решению задачи.

Нейронные сети могут эффективно строить сильно нелинейные регрессионные зависимости. При решении задач классификации нейронная сеть строит разделяющую поверхность в признаковом пространстве, а решение о принадлежности ситуации тому или иному классу принимается самостоятельным, не зависящим от сети устройством - интерпретатором ответа [21]. Многослойную сеть можно так же представить в виде набора матричных операций. Например в MatLab сеть оформляется в виде набора матриц весов. Если перемножить матрицу весов на вектор входов, то получим вектор выходов адаптивных сумматоров нейронов слоя. Применив к каждому элементу этого вектора нелинейное преобразование – получим вектор выходов нейронов слоя. Процедуру можно повторять послойно. Для отсутствующей связи в матрице весов ставится ноль.

Использование генетических алгоритмов для одновременной настройки структуры и весов ИНС называется нейроэволюцией или нейрогенезисом (Д. Уитли, 1995). Первые работы по настройке ИНС с помощью генетических алгоритмов появились в конце 80-х годов 20 века и уже к 1994 году, согласно (Я. Аландер, 1994), по

общему количеству публикаций, начиная с 1957 года, занимали первое место, значительно опередив остальные применения ГА.

В основе ГА лежит идея использовать аналоги эволюционных механизмов для поиска решения. Как известно, основными концепциями теории эволюции являются наследственность и естественный отбор. Эти же механизмы используются генетическим алгоритмом для нахождения решения некоторой проблемы. Впервые подобный алгоритм был предложен в 1975 году Джоном Холландом (John Holland) в Мичиганском университете [31]. Этот алгоритм получил название «репродуктивный план Холланда» и лег в основу многих вариантов генетических алгоритмов. Из теории эволюции известно, что важную роль играет то, каким образом признаки родителей передаются потомкам. В генетических алгоритмах пространством поиска является пространство строк. Каждая строка кодирует соответствующую нейросетевую структуру (особь). Эволюция популяций - это чередование поколений, в которых хромосомы изменяют свои признаки, чтобы каждая новая популяция наилучшим способом приспосабливалась к внешней среде.

Для работы ГА используют виртуальную популяцию, где гены каждой отдельной особи являются частным решением поставленной задачи. Число генов у особи зависит от числа параметров задачи. В результате оценивания популяции каждой особи ставится в соответствие некоторая величина, которая называется приспособленностью и показывает, насколько успешно данная особь решает данную задачу, т.е. насколько её гены соответствуют поставленным условиям. Более приспособленные особи скрещиваются, из их потомков формируется новая популяция, члены которой оцениваются, затем скрещиваются и т.д. В ходе скрещивания двух особей за счет применения генетических операторов происходит обмен генетической информацией, и получившиеся по-

томки обладают как свойствами первого родителя, так и свойствами второго. Алгоритм прекращает работу в одном из следующих случаев:

- найдено решение;
- истекло установленное время работы либо число поколений;
- популяция длительное время не прогрессирует.

В результате работы ГА получается популяция, которая содержит особь, гены которой лучше генов других особей соответствуют требуемым условиям. Данная особь и будет являться найденным с помощью ГА решением. Следует отметить, что найденное решение может и не быть наилучшим, однако оно может быть близко к оптимальному.

Распространенный подход применения генетических алгоритмов предусматривает выбор способа представления генотипа нейронной сети и применение одного из генетических алгоритмов. При этом используются операции мутации и кроссовера (скрещивания) строк, кодирующих генотип. Рассмотрим подробнее эти операции.

Операции мутации предназначены для внесения разнообразия в генофонд популяции и заключаются в том, что с очень малой вероятностью биты в хромосоме заменяются случайными битами. Так же операции мутации необходимы для "выбывания" популяции из локального экстремума и способствуют защите от преждевременной сходимости. Такой эффект достигается за счет того, что каждый ген строки, которая подвергается мутации, с малой вероятностью меняется на другой ген. Значение этой вероятности является параметром генетического алгоритма.

Под классическим кроссовером понимается операция, используемая для опробования различных комбинаций генетического материала в процессе воспроизводства. Различают одноточечный и многоточечный кроссовер. При одноточечном кроссовере берутся две хромосомы потомка, на них случайным образом выбира-

ется точка, и для этой точки происходит обмен генетического материала потомков. При многоточечном (k-точечном) кроссовере происходит тоже самое, только выбирается случайным образом k точек. Очевидно, что для различных способов представления архитектуры ИНС требуются свои операторы скрещивания и мутации. Общая цель их разработки такова, чтобы обеспечить передачу информации от родительских особей потомкам. При этом не должна происходить потеря генетической информации, полученной в результате эволюции популяции.

Для работы генетическому алгоритму необходимо представление информации о параметрах оптимизируемой системы, в данном случае нейронной сети (фенотип), в виде строки (генотип). Разработано довольно много способов кодирования структуры и весов связей нейросети. Рассмотрим варианты представления нейронных сетей в генотипе.

- Кодирование связей. Возможно использование матрицы смежности нейронов [21] или перечисление связей [22].

- Кодирование нейронов. Возможна запись данных о структуре нейросети в виде дерева [23, 24]. При кодировании информации учитываются положение нейронов в сети, входные и выходные связи, веса, вид и значение порога активационной функции.

- Кодирование слоев [25]. В генотипе записываются данные о количестве слоев и числе нейронов в каждом из них. Кодирование информации об особенностях межслойных связей для сетей со слабо-связной структурой.

- Кодирование маршрутов [26]. В генотипе записывается информация о возможных маршрутах от входных нейронов к выходным;

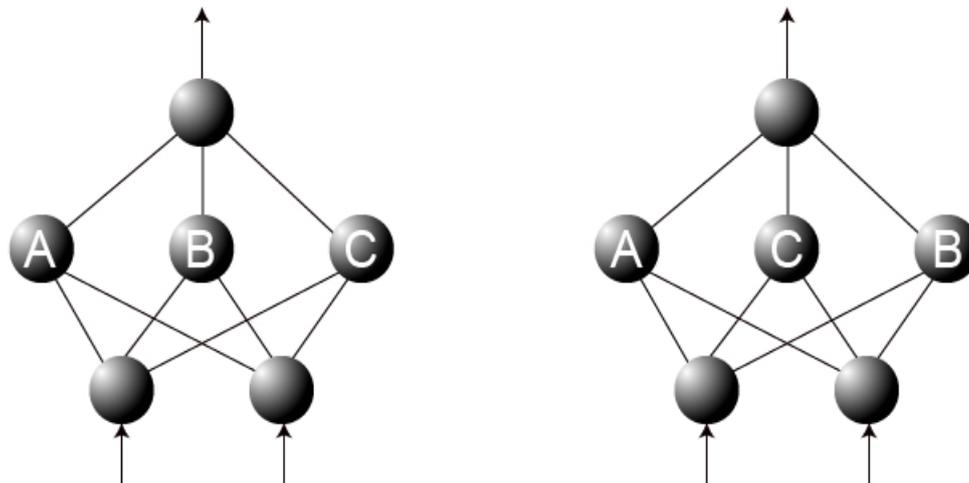
- Клеточное кодирование. Применяется специальная грамматика, описывающая образование нейронной сети как

аналог процесса параллельного и последовательного клеточного деления [27].

- В алгоритме SANE [28] оцениваются разные комбинации особей, составляющие различные нейросети. В генотипе особи кодируется информация об отдельном нейроне. При этом суммарное количество входных и выходных связей для каждого нейрона фиксировано. Для создания нейронной сети случайно [28], либо по некоторому правилу [29] из популяции выбираются различные особи.

Поскольку основной способ получения потомства в генетическом алгоритме – это комбинация (кроссовер) существующих особей, в нейроэволюционном поиске возникают некоторые проблемы. Например, одной из основных проблем является проблема пермутаций (permutation problem) [30]. Проблема заключается в том, что одна и та же ИНС может быть представлена в генотипе различным способом.

Если родительские особи представляют сети, изображенные на рис. 4, причем веса связей у скрытых нейронов с одинаковыми метками равны, то получающиеся потомки будут, вероятнее всего, содержать в скрытом слое нейроны АВВ и АСС с соответствующими им связями. Скрещивание таких сетей практически бесполезно. Еще одна проблема связана с тем, что в случае применения классического кроссовера при порождении новых генотипов могут появляться генотипы, которые при выбранной схеме кодирования нельзя поставить в соответствие никакому фенотипу. Также, при использовании классического кроссовера, остается низкой вероятность получения более приспособленного генотипа. В результате возрастает число просматриваемых вариантов генотипов, что как следствие, ведет к большому вычислительным затратам.

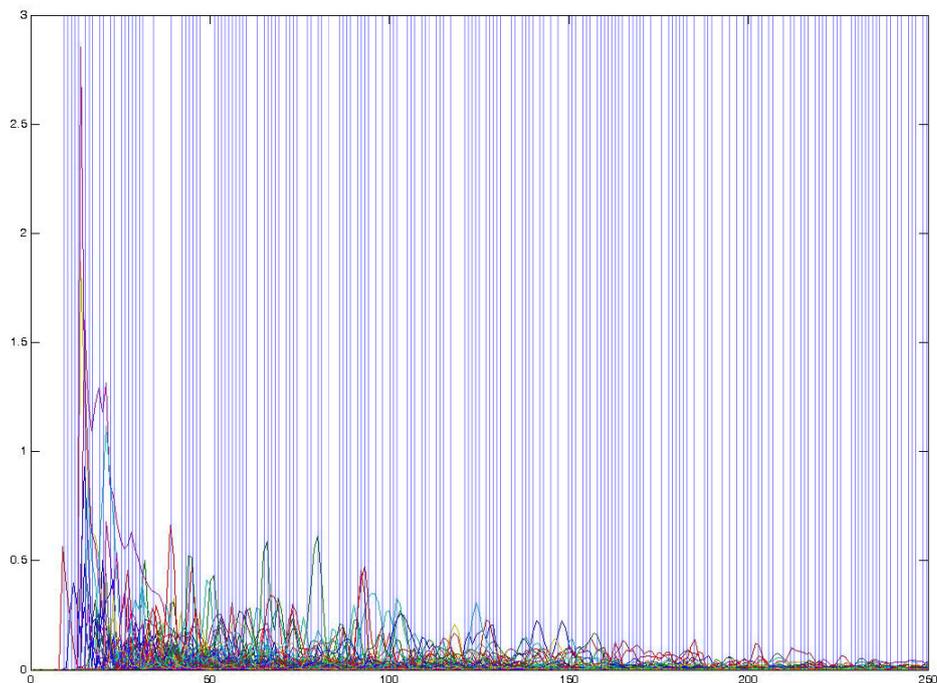


*Рис.4. Проблема пермутаций*

В работе [6] предлагается не конвертировать ИНС в генотип, а выполнять преобразования структуры напрямую. Этим решаются проблемы, возникающие при эволюционном поиске топологии нейронной сети. Предлагаемые методы скрещивания не требуют сложного анализа структуры ИНС. Поиск осуществлялся среди строк нефиксированной длины. В реализации операции кроссовера, потомок формировался как конкатенация целых строк первого и второго родителя. Предлагается использовать объединение независимо обученных ИНС в коллектив с повторным обучением. В предсказаниях всегда лучше опираться на средние значения всего коллектива нейросетей. Можно вместо среднего использовать взвешенное мнение сетей-экспертов. Веса выбираются адаптивно, максимизируя предсказательную способность коллектива на обучающей выборке. В итоге, хуже обученные сети из коллектива вносят меньший вклад и не портят предсказания. Можно пойти еще дальше, объединив коллектив ИНС в единую сеть, направив

выходы нейро-экспертов на вход общих выходных нейронов. Полученную сеть обучают повторно, используя в качестве начальных весов, веса нейро-экспертов. В ходе обучения эксперты получают информацию о других экспертах через обратный сигнал ошибки. Происходит подстройка отдельных экспертов на максимизацию качества работы всего коллектива. Одна из особенностей такого подхода заключается в том, что в результате возможности удаления связей мутацией и принципа реализации кроссовера можно выделять неинформативные входы (рис. 5).

В результате проведенной работы были проведены две серии экспериментов. В первой серии сравнивались горнорабочие с проф. патологиями органов дыхания со здоровыми горнорабочими. Во второй серии сравнивались заведомо здоровые люди, не работающие в шахтах с горнорабочими, имеющими профессиональные патологии органов дыхания. Результаты представлены в таблице.



*Рис.5. Набор спектральных паттернов обследованных людей. Вертикальными линиями отмечены значимые для выявления патологий признаки (частоты), полученные с помощью нейроэволюционного поиска. На графике представлена спектральная мощность в диапазоне частот от 0 до 150 Гц. На оси абсцисс отложены порядковые номера 250 элементов вектора, кодирующего спектры*

**Результаты проведенных серий экспериментов**

	Достоверность распознавания		
	Общая	Здоровые	Больные
Серия 1	72.5 %	72 %	73%
Серия 2	99.5%	99 %	100%

В ходе эволюционной оптимизации было перебрано свыше  $10^4$  вариантов структур нейронных сетей. Ошибка сети на одном примере определялась после того, как она обучалась на всех остальных примерах [32]. Сеть оценивалась по сумме ошибок на всех примерах. Среди рассмотренных вариантов была отобрана сеть с наименьшей ошибкой на примерах. Поло-

жительный выход сети интерпретируется как отнесение спектра к классу “больные”.

Так как полученная в ходе эволюционной оптимизации нейронная сеть использует не все элементы вектора, кодирующего спектр, можно предположить, что те частоты, которые сеть использует для распознавания спирометрических данных, содержат в себе признаки наличия или отсутствия профессиональных заболеваний пылевой этиологии. Зная нумерацию нейронов и учитывая, что по данным акустического спироанализатора можно построить спектры в диапазоне от 0 до 150 Гц, можно вычислить эти частоты. Информативные частоты показаны на рис. 5 вертикальными линиями.

**СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ**

1. Марчук Г. И., Бербенцова Э. П. // Хронический бронхит. Иммунология, оценка тяжести, клиника, лечение. – М: Ред. журнала Успехи физиологических наук. – 1995. – 479 с.
2. Горбань А.Н., Дунин-Барковский В.Л., Кирдин А.Н. и др. / Нейроинформатика - Новосибирск: Наука. Сибирское предприятие РАН, 1998. - 296 с.].
3. Хронические обструктивные болезни легких. Федеральная программа.// Рус. мед. журн. Том 9, №1, 2001.
4. Тархов Д.А. Нейронные сети. Модели и алгоритмы. Кн.18. -М:Радиотехника,2005.-256с.
5. Шкундин С.З., Румянцева В.А. Повышение точности измерения скорости воздушного потока акустическим анемометром. // Измерительная техника, №1, 2001, С. 54-57.
6. Холмич А.В., Степанян И.В., Карпишук А.В. Диагностика хронического пылевого бронхита по данным акустической спирометрии с применением блочных нейронных сетей // Информационные процессы Том 5, №5, 2005 С. 405-413
7. Обучение нейронных сетей: Методы, алгоритмы, тестовые испытания, примеры приложения / С.Е. Гилев // Дисс. канд. физ.-мат.наук. Красноярск: КГТУ, 1997.- 187 с.
8. Горбань А.Н. Обучение нейронных сетей. М.: изд. СССР-США СП "ParaGraph", 1990.- 160 с.
9. Царегородцев В.Г. Упрощение нейронных сетей - цели, идеи и методы // Нейрокомпьютеры. - 2002. - № 4. - С. 5-13.
10. Горбань А.Н., Царегородцев В.Г. Методология производства явных знаний из таблиц данных при помощи обучаемых и упрощаемых искусственных нейронных сетей // Труды VI Международной конференции "Математика. Компьютер. Образование". - М.: Прогресс-традиция, 1999. - Ч. I.-С. 110-116.
11. Царегородцев В.Г. Извлечение явных знаний из таблиц данных при помощи обучаемых и упрощаемых искусственных нейронных сетей // Проблемы нейрокибернетики // (Материалы XII Международной конференции по нейрокибернетике. Ростов-на-Дону, 1999). - Ростов-на-Дону. Изд-во СКНЦ ВШ, 1999.-С. 245-249.
12. Whitley D. Genetic Algorithms and Neural Networks, Genetic Algorithms in Engineering and Computer Science. pp: 203-216, 1995.
13. Вороновский Г.К. Махотило К.В. Петрашев С.Н. Сергеев С.А. Генетические алгоритмы, искусственные нейронные сети и проблемы виртуальной реальности Харьков: ОСНОВА, 1997.-107 с.
14. Balakrishnan K., Honavar V. Evolutionary Design of Neural Architectures – A Preliminary Taxonomy and Guide to Literature. Iowa State University, CS TR #95-01, 1995.
15. Stanley K., Miikkulainen R. Evolving Neural Topologies through Augmenting Topologies, Evolutionary Computation 10(2): 99-127, The MIT Press, 2002.
16. Yao X. Evolving artificial neural networks. Proceedings of the IEEE, 87(9):1423.1447, 1999.
17. Zhang B. and Muhlenbein H. Evolving optimal neural networks using genetic algorithms with Occam's razor. Complex Systems, 7:199.220, 1993.
18. Холмич А.В., Жуков Л.А. Оптимизация топологии рекуррентных и многослойных нейронных сетей с применением генетических алгоритмов // Нейроинформатика-2004. Сборник научных трудов. Ч.2. М.: МИФИ, 2004.-С.68-74
19. Горбань А.Н., Дунин-Барковский В.Л., Кирдин А.Н. и др. Нейроинформатика Новосибирск: Наука, 1998
20. Горбань А.Н., Россиев Д.А. Нейронные сети на персональных компьютерах. Н.: Наука, 1996. - 276 с.
21. Law D., Miikkulainen R. Grounding Robotic Control with Genetic Neural Networks. Technical Report AI94-223. – The University of Texas at Austin, 1994.
22. Stanley K.O., Miikkulainen R. Evolving Neural Network through Augmenting Topologies. Technical Report TR-AI-01-290. – The University of Texas at Austin, 2001.
23. Koza J.R., Rice J.P. Genetic generation of both the weight and architecture for a neural network. // International Joint Conference on Neural Networks. – 1991. – Vol. 2, P. 397-404.
24. Koehn P. Genetic Encoding Strategies for Neural Networks. – University of Tennessee – Universitat Erlangen-Nurnberg, Erlangen, 1996.
25. Harp S.A., Samad T., Guha A. Towards the genetic synthesis of neural networks. // Third international conference on genetic algorithms. –San Mateo, CA: Morgan Kaufmann, 1989. – P. 360-369.
26. Jacob C., Rehder J. Evolution of neural networks architectures by a hierarchical grammar based genetic system. //International Joint Conference on Neural Networks and Genetic Algorithms. – Innsbruck, 1993. – P. 72-79.
27. Gruau F. Genetic synthesis of Boolean neural networks with a cell rewriting developmental process. // Combination of Genetic Algorithms and Neural Networks, IEEE Computer Society Press, 1992.
28. Moriarty D.E., Miikkulainen R. Efficient reinforcement learning through symbiotic evolution. // Machine Learning. –1996. – № 22. – P. 11-32.
29. Gomez F., Miikkulainen R. Incremental evolution of complex general behavior. // Adaptive Behavior. –1997. – №5. – P. 317-342.

30. *Radcliffe N.J.* Genetic Neural Networks on MIMD computers. Doctoral dissertation. – University of Edinburgh, Edinburgh, England, 1990.

31. *John Holland*, Genetic Algorithms, Scientific American, July 1992, Vol. 267, No 1

32. *Обучение* нейронных сетей: Методы, алгоритмы, тестовые испытания, примеры прило-

жения / С.Е. Гилев // Дисс. канд. физ.-мат.наук. Красноярск: КГТУ, 1997.- 187 с.

33. *Цой Ю.Р.* Разработка генетического алгоритма настройки искусственной нейронной сети. Томский политехнический университет, Томск, 2004г. Пояснительная записка к выпускной квалификационной работе

### **Коротко об авторах**

*Степанян И.В.* – кафедра электротехники, Московский государственный горный университет.

## **ДИССЕРТАЦИИ**

### **ТЕКУЩАЯ ИНФОРМАЦИЯ О ЗАЩИТАХ ДИССЕРТАЦИЙ ПО ГОРНОМУ ДЕЛУ И СМЕЖНЫМ ВОПРОСАМ**

<i>Автор</i>	<i>Название работы</i>	<i>Специальность</i>	<i>Ученая степень</i>
<b>ТАШКЕНТСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ ТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ</b>			
ИБРАГИМОВА Саодат Абдумуниновна	Экономическая эффективность использования техногенных ресурсов (на примере горнодобывающих предприятий Узбекистана)	08.00.04	к.э.н.
<b>НАВОИЙСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ ГОРНЫЙ ИНСТИТУТ</b>			
ХОЛИКУЛОВ Дониёр Бахтиёрович	Очистка моллибденового концентрата от меди	05.15.08	к.т.н.

