

УДК 621.8 : 004.855.5

А.В. Кирвас

*Харьковский национальный университет радиоэлектроники*

## НЕЙРОННАЯ СЕТЬ ARTMAP-IC ДЛЯ МЕДИЦИНСКОЙ ДИАГНОСТИКИ РАКА МОЛОЧНОЙ ЖЕЛЕЗЫ

*В работе ставилась задача выбора алгоритма обработки данных в условиях неопределенности для проведения медицинской диагностики на предмет выявления злокачественных опухолей груди.*

*искусственные нейронные сети, сети ART, ARTMAP-IC, теория адаптивного резонанса, подсчет экземпляров, классификация, кластеризация*

### Введение

В ходе исследования методов для проведения медицинской диагностики были рассмотрены различные методы классификации данных: статистические методы, нейронные сети, методы визуализации, деревья решений. Каждый из методов имеет свои сильные и слабые стороны. При решении задачи диагностики рака молочной железы очень важна точность полученных результатов, поэтому для решения задачи медицинской диагностики были выбраны именно нейронные сети. Главными требованиями, предъявляемыми к методам извлечения знаний, являются эффективность и масштабируемость. Работа с очень большими базами данных требует эффективности алгоритмов, а неточность и, зачастую, неполнота данных порождают дополнительные проблемы для извлечения знаний. Нейронные сети имеют здесь неоспоримое преимущество, поскольку именно они являются наиболее эффективным средством работы с зашумленными данными. По сравнению с традиционными методами математической статистики, классификации и аппроксимации, нейросетевые технологии обеспечивают достаточно высокое качество решений при меньших затратах. Они позволяют выявлять нелинейные закономерности в сильно зашумленных неоднородных данных, дают хорошие результаты при большом числе входных параметров.

### Основная часть

К нейронным сетям предъявляются два противоречивых требования – так называемая дилемма пластичности – стабильности, которая заключается в том, чтобы обучать сеть новым классам без потери стабильности, т.е. без забывания старых классов. Сети адаптивно-резонансной теории были разработаны именно для разрешения этой дилеммы.

Результатом работы ART сетей является устойчивый набор запомненных образов и возможность выборки «похожего» вектора по произвольному предъявленному на входе вектору. Важное качество ART – динамическое запоминание новых образов без полного переобучения и отсутствие потерь уже запомненных образов при предъявлении новых.

Все ART системы отличает присущий им процесс сравнения образцов (pattern matching process). В этом процессе происходит сравнение внешнего входного сигнала с внутренней памятью активного кода. Сравнение в ART приводит или к состоянию резонанса, которое удерживается достаточно долго и позволяет осуществиться процессу обучения, или к параллельному поиску в памяти. Если поиск заканчивается на установленном коде, представление памяти или остается таким же, или включает новую информацию из совпавших частей текущего входного вектора. Такой процесс обучения, основанный на совпадении, является залогом устойчивости кода ART. Основанное на сравнении обучение изменяет память только тогда, когда внешний входной сигнал либо достаточно близок к внутренним предсказаниям, либо совершенно отличается от них. Такая особенность позволяет ART системам решать проблемы обучения в реальном времени.

Исходная сеть ARTMAP [1] включает в себя два ART модуля: ART<sub>a</sub> и ART<sub>b</sub>, которые соединены полем отображения. ARTMAP использует предварительный шаг, называемый дополнительным кодированием, который нормализует входные образы и решает потенциальную проблему разрастания категорий. ARTMAP-IC [2] расширяет сеть ARTMAP процедурой подсчета экземпляров и новым алгоритмом учета совпадений, который последовательно улучшает прогнозируемую аккуратность кода. Эта возможность позволяет ARTMAP-IC также кодировать прогнозы относительно противоречивых случаев в обучающей выборке. Одно из применений ARTMAP – это решение проблем классификации/кластеризации, где обученная система пытается предсказать правильную категорию для заданного входного вектора. Прогноз может быть единой категорией или распределенным набором вероятностей. Алгоритм ARTMAP-IC описывает процедуру применения обучения и прогнозирования ART, которая не требует наличия полного модуля ART<sub>b</sub> архитектуры.

В процессе обучения на вход нейронной сети поступают пары входных-выходных векторов, по правилу winner takes all находится ближайшая категория – утвержденный узел в слое F2:

$$t_{j\max} = \max_k = \left\{ t_k = SW_k = \sum_{i=1}^m S_i W_{ik} \right\},$$

где  $SW_k$  – скалярное произведение векторов  $S$  и  $W_k$ . При этом сработает нейрон  $j$ -го слоя распознавания, весовой вектор  $W_j = (w_{1j}, w_{2j}, \dots, w_{mj})$  которого имеет наибольшее сходство с вектором  $S$ .

Если различие весов удовлетворяет параметру совпадения  $\rho$ , то веса полученной категории подстраиваются таким образом, чтобы правильно классифицировать рассматриваемый пример. Параметр схожести в ARTMAP-IC – внутренне контролируемая переменная, которая ведет себя в соответствии с дифференциальным уравнением

$$\frac{d\rho}{dt} = -(\rho - \bar{\rho}) + \Gamma R r^c,$$

где  $\bar{\rho}$  – предельно допустимое значение параметра;  $R$  – сигнал-индикатор прогнозируемой ошибки из  $F^{ab}$  в  $ART_a$ ;  $r^c$  – дополнительные  $ART_a$  сброс/резонанс индикатор-сигналы, и параметр  $\Gamma \gg 1$ .

Если условие соответствия параметру совпадения не выполняется, то происходит сброс текущего узла и выделяется новый узел, и его веса настраиваются в соответствии с рассматриваемым примером.

Подсчет экземпляров настраивает распределенные прогнозы в соответствии с количеством обучающих входных векторов классифицируемых каждым  $F2$  узлом. Основной алгоритм подсчета экземпляров просто перечисляет обучающие вектора, которые активируют каждую категорию, следующим образом:

$$c_j^{(new)} = c_j^{(old)} + y_j,$$

где  $c_j(0) = 0$ .

Величина  $c_j$  – это количество раз, которое входной вектор выбирает категорию  $j$  во время обучения.

На этапе тестирования нейронной сети на вход подаются пары входных-выходных векторов, выбирается узел на слое представления категорий, который получает наибольший вход, выбирается прогнозируемая категория. Результаты, полученные от нейронной сети, сравниваются с поданным на вход выходным вектором. Если полученные значения равны, то сеть правильно провела классификацию.

Во время тестирования ARTMAP-IC фиксируются веса и параметр схожести. Тестовый входной вектор  $a$  активирует распределенное представление категории в  $ART_a$  с помощью Q-max правила, где  $Q$  – фиксированное число узлов  $F2$ .

Пройдя через веса  $c_j$  – подсчет экземпляров и веса поля отображения –  $w_{jk}$ , распределенное представление категорий производит распределенный выходной вектор вероятностей  $b$ .

Для программной реализации алгоритма была выбрана среда разработки MATLAB. Для обучения и тестирования нейронной сети ARTMAP-IC были использованы данные Wisconsin Diagnostic Breast Cancer (WDBC) из UCI (University of California, Irvine) репозитория [3].

База данных WDBC содержит 569 экземпляров. Количество атрибутов – 32, где первый – ID, второй – диагноз, а последующие 30 – полученные из оцифрованных фотографий вещественнозначные свойства, которые характеризуют жидкость, полученную из груди с помощью хирургической иглы. База содержит 2 прогнозируемых диагноза:  $B = \text{benign}$  (доброкачественная опухоль),  $M = \text{malignant}$  (злокачественная опухоль). Данные в базе данных не содержат пропущенных атрибутов. Распределение классов: 357 – доброкачественных ( $B$ ), 212 – злокачественных ( $M$ ). Программная реализация состоит из основного модуля, реализующего рассмотренный алгоритм ARTMAP-IC, и вспомогательной подпрограммы для подготовки данных. Основной модуль программы разбит на функцию обучения, тестирования и запускающий блок. Работа ARTMAP-IC для подсчета экземпляров и противоречивых случаев протестирована на задачах медицинского прогнозирования путем сравнения полученных результатов с результатами, хранящимися в тестовых медицинских базах данных. Результаты программной реализации, показали, что нейронная сеть классифицирует диагнозы больных с точностью 97,08% при трех эпохах обучения. Анализируемая структура сети показала, что решение находится с более высокой точностью кластеризации по сравнению с традиционными алгоритмами кластерного анализа.

## Выводы

Таким образом, в качестве алгоритма для проведения медицинской диагностики рака молочной железы была выбрана сеть семейства теории адаптивного резонанса – сеть ARTMAP-IC. Работа сети протестирована на задачах медицинского прогнозирования путем сравнения полученных результатов с результатами, хранящимися в тестовых медицинских базах данных. Результаты программной реализации показали, что нейронная сеть классифицирует диагнозы больных с точностью 97,08% при трех эпохах обучения.

## Список литературы

1. Carpenter G.A., Grossberg S., & Reynolds, J.H. ARTMAP: Supervised real-time learning and classification of nonstationary data by a self-organizing neural network // *Neural Networks*. – 1991. – № 4. – P. 565-588.
2. Carpenter G.A., Markuzon N. // ARTMAP-IC and medical diagnosis: Instance counting and inconsistent cases // *Neural Networks*. – 1998. – № 11 (2). – P. 323-336.
3. Newman D.J., Hettich S., Blake C.L., Merz C.J. *UCI Repository of machine learning databases*. – Irvine, CA: University of California, Department of Information and Computer Science. – 1998. – [Электрон. ресурс]. – Режим доступа: [<http://www.ics.uci.edu/~mllearn/MLRepository.html>].

Поступила в редколлегию 23.09.2006

**Рецензент:** д-р техн. наук, проф. Е.В. Бодянский, Харьковский национальный университет радиоэлектроники, Харьков.