

АЛГОРИТМ ОБУЧЕНИЯ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ДЛЯ КЛАССИФИКАЦИИ НЕСТАЦИОНАРНЫХ ДАННЫХ В РЕЖИМЕ РЕАЛЬНОГО ВРЕМЕНИ

А.В. Кирвас

(Харьковский национальный университет радиоэлектроники)

Проведен анализ архитектуры нейронной сети ARTMAP, обрабатывающей нестационарные последовательности, обладающей прогнозирующим свойством, допускающей быстрое, но устойчивое обучение проверке гипотез и адаптивному распознаванию последовательности произвольных входных образов.

нейронная сеть, нестационарные данные, режим реального времени

Введение. Искусственные нейронные сети прочно вошли в нашу жизнь и широко используются при решении самых разнообразных задач. Они применяются там, где обычные алгоритмические решения оказываются неэффективными или вовсе невозможными [1]. Среди задач, решение которых доверяют искусственным нейронным сетям, можно назвать следующие: распознавание текстов, игра на бирже, контекстная реклама в Интернете, фильтрация спама, системы безопасности и видеонаблюдения [2]. В последнее время широкое распространение среди нейронных сетей получили сети теории адаптивного резонанса. Для решения многих задач используются следующие нейронные сети данной категории: ART, ARTMAP, FUZZYART.

Так, например, сеть ART способна разбивать входящую выборку на устойчивые кластеры путем самоорганизации; ARTMAP обучается с учителем, в реальном времени и позволяет классифицировать нестационарные данные в режиме кластеризации; FUZZYART – сеть, являющаяся синтезом ART-сети и fuzzy логики; FUZZYARTMAP – контролируемая FUZZYART сеть. На наш взгляд, наиболее перспективной для кластеризации является сеть ARTMAP.

Целью работы является анализ алгоритма обучения нейронной сети для классификации нестационарных данных в режиме реального времени.

Основная часть. В данной работе изучается архитектура нейронной сети, которая обрабатывает нестационарные последовательности, в связи с чем рассматриваемая сеть обладает прогнозирующим свойством.

Она допускает быстрое, но устойчивое обучение распознаванию, проверке гипотез и адаптивному распознаванию в ответ на последовательность произвольных входных образов.

Возможность устойчивого обучения на основе последовательности произвольных входов обеспечивается с помощью автоматически обучаемого агента, который должен учитывать непредвиденные события в неконтролируемой среде.

Никто не может ограничить возможность агента обрабатывать входные последовательности, если нет возможности прогнозировать окружение, в котором агент должен успешно функционировать.

Наглядный пример быстрого обучения в неопределенной среде – это возможность человека помнить захватывающие приключенческие фильмы.

Данная архитектура составляет часть теории адаптивного резонанса (*ART*), которая была предложена в 1976 году Гроссбергом [3].

Необходимость обеспечения прогнозирующего свойства породила *ARTMAP* архитектуру, содержащую в себе два *ART* модуля, с помощью которых обеспечивается прогнозирование *m*-мерного выходного вектора *b* на основе заданного *n*-мерного вектора входов *a* (рис. 1).

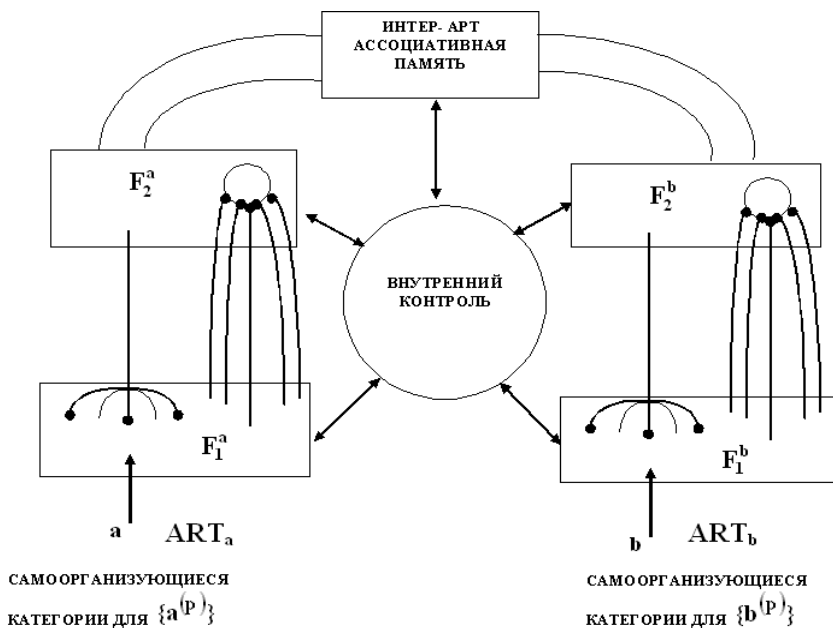


Рис. 1. Структура *ARTMAP*

На рис. 1 представлена прогнозирующая *ART*, или *ARTMAP*-система, которая включает два модуля *ART*, соединенных промежуточной ассоциативной памятью.

По сравнению с традиционный многослойным перцептроном, использующим алгоритм обратного распространения ошибки (*Back Propagation*), *ARTMAP* может обучаться как с учителем, так и в режиме кластеризации, обеспечивая достаточно быстрый и точный результат.

Прогнозирующую нейронную сеть *ART* называют *ARTMAP*, так как ее преобразование из векторов \mathbf{R}^n в вектора \mathbf{R}^m определяется отображением, обученным на примере коррелированных пар $\{\mathbf{a}^{(p)}, \mathbf{b}^{(p)}\}$, последовательно представленных векторами $\mathbf{p} = 1, 2, \dots$. Векторы $\mathbf{a}^{(p)}$ могут кодировать визуальные представления объектов, а векторы $\mathbf{b}^{(p)}$ могут кодировать их предсказываемые последствия. Степень сжатия кода в памяти является показателем возможности системы обучаться на примерах.

На некоторых этапах работы *ARTMAP* обучается с учителем. При таком обучении вектор входов $\mathbf{a}^{(p)}$, ассоциируется с другим вектором входов $\mathbf{b}^{(p)}$ на каждом учебном испытании. На проверочном испытании представляется новый вектор входов \mathbf{a} , который ранее не был испытан. Этот вход предсказывает выходной вектор \mathbf{b} . Точность работы системы оценивается путем сравнения \mathbf{b} с правильным ответом. Это свойство представляет собой способность системы предсказывать правильные ответы на набор неопределенных входов \mathbf{a} .

Система *ARTMAP* спроектирована так, чтобы совместно максимизировать обобщение и минимизировать ошибку предсказания в условиях стремительного обучения в реальном времени в ответ на произвольное упорядочивание входных образов. Она может достигать достаточно высокой точности кластеризации на небольших объемах обучающей выборки. Каждая *ARTMAP* система обучается делать быстрые точные предсказания, используя сравнительно небольшие компьютерное время и число обучающих примеров, позволяя продолжать новое обучение на одной или более базах данных, без потери прежних знаний, до тех пор, пока полная емкость памяти сети не будет использована. В сети *ARTMAP* емкость памяти может быть выбрана произвольно большой без потери устойчивости стремительного обучения или точного обобщения.

Существенной особенностью модели *ARTMAP* является ее возможность совместно максимизировать обобщение и минимизировать ошибку предсказания на основе использовании только локальных операций. Данное свойство дает возможность системе осуществляет проверку тех или иных гипотез в реальном времени, уверенно обнаруживать редкие события и эффективно работать в условиях высокого уровня автокорре-

ляции входа. Эта отличительная черта основывается на ключевой особенности модели всех *APT* систем, а именно существовании ориентирующей подсистемы, которая отвечает за неожиданность или новизну входного экземпляра *a*, путем совершения цикла испытаний гипотезы или параллельно памяти поиска для лучшей или абсолютно новой категории распознавания *a*.

Работа сети тестировалась в процессе имитационного эксперимента на ЦЭВМ в режиме пакетной и последовательной обработки на заданной выборке данных [4]. Анализируемая структура сети показала, что решение находится с более высокой точностью кластеризации по сравнению с традиционными алгоритмами кластерного анализа на небольших объемах обучающей выборки. Данное свойство обеспечивается благодаря введению внутреннего контроллера, задачей которого является минимизация ошибки прогноза.

Выводы. Таким образом, *ARTMAP* представляет собой самоорганизующуюся искусственную нейронную сеть, которая осуществляет проверку тех или иных гипотез в реальном времени. Сеть уверенно обнаруживает редкие события и эффективно работает в условиях высокого уровня автокорреляции входа. Нейронная сеть *ARTMAP* является достаточно перспективной для решения многих современных задач.

ЛИТЕРАТУРА

1. Кальченко Д. *Нейронные сети: на пороге будущего* // КомпьютерПресс. – 2005. – 1. – С. 86-90.
2. Стариков А. *Практическое применение нейронных сетей для задач классификации и кластеризации.* – 2000. – [Электр. ресурс]. – Режим доступа: <http://www.basegroup.ru/neural/practice.htm>.
3. Grossberg S. *Adaptive pattern classification and universal recoding: I. Parallel development and coding of neural feature detectors* // Biol. Cybern. – 1976. – 23. – P. 121-134.
4. Carpenter G. A., Grossberg S. *The ART of adaptive pattern recognition by a self-organizing neural network* // Computer. – 1988. – 21. – P. 77-88.

Поступила 17.01.2006

Рецензент: доктор технических наук, профессор Е.В. Бодянский,
Харьковский национальный университет радиоэлектроники.