

КОМБИНИРОВАННАЯ МОДЕЛЬ НЕЙРОННОЙ СЕТИ НА ОСНОВЕ МОДЕЛЕЙ ПЕРСЕПТРОНА И ART-2

А.В.Гаврилов

Новосибирский государственный технический университет,
630111 Новосибирск 111, а/я 325, avg@vt.cs.nstu.ru

Применение модели ART-2 Гроссберга-Карпентера [1] для решения задач классификации и кластеризации весьма привлекательно, т.к. эта модель совмещает в себе свойства пластичности и стабильности, а также не требует априорного знания о фиксированном количестве необходимых классов.

Однако, эта модель имеет и существенные недостатки. Она предполагает использование всего одного слоя нейронов (не считая входного, ассоциированного с сенсорами). Это приводит к тому, что нейронная сеть работает только с метрикой первичных признаков и вычисляет расстояние между образами (для классификации или создания нового кластера – выходного нейрона), используя обычно евклидово расстояние. Это приводит к тому, что для многих применений модель ART-2 оказывается малоприменимой. Например, для кластеризации и распознавания образов мобильным роботом [2, 3] требуется распознавать объект в разных ракурсах и располагающийся в разных частях поля зрения, т.е. распознавание должно быть инвариантным относительно преобразований изображения, таких как сдвиги и вращения.

Инвариантность распознавания обеспечивают многослойные перцептроны, т.к. в них на промежуточных слоях в процессе обучения формируются вторичные признаки. Можно сказать, что в перцептронах каждый слой обеспечивает преобразование одной метрики образов в другую.

В докладе предлагается комбинированная модель, совмещающая в себе достоинства многослойного перцептрона и модели ART-2.

В предлагаемой модели первые несколько слоев нейронов организованы как перцептрон прямого распространения, выходы которого являются входами модели Гроссберга-Карпентера ART-2. При этом возможны два варианта обучения такой модели – с учителем и без учителя.

Предлагается следующий алгоритм функционирования, реализующий обучение без учителя:

1. В перцептроне формируются веса связей, равные половине количества нейронов предыдущего слоя. Количество выходных нейронов N_{out} модели ART-2 считается равным нулю.
2. Предъявляется очередной пример. Вычисляются выходы нейронов в перцептроне.
3. Если $N_{out}=0$, то формируется выходной нейрон с весами связей, равными значениям входов модели ART-2 (выходов перцептрона).
4. Если $N_{out}>0$, то в модели ART-2 выполняется обычный для нее алгоритм вычисления расстояний между центрами существующих кластеров (весовых векторов выходных нейронов) и входным вектором модели ART-2. Если расстояние для нейрона-победителя больше определенной величины R , то формируется новый кластер также как в шаге 3.
5. Если расстояние для нейрона-победителя меньше R , то в модели ART-2 пересчитываются веса связей для нейрона-победителя, приближая центр кластера к входному распознанному вектору модели ART2 с учетом количества распознанных ранее векторов этого кластера (чем их было больше, тем меньше изменение весов нейрона-победителя). А для перцептрона выполняется пересчет

весов по алгоритму обратного распространения ошибки. При этом выходным эталонным вектором считается новый вектор весов выходного нейрона победителя модели ART-2.

6. Алгоритм повторяется с шага 2 до тех пор, пока есть обучающие примеры.

Для исследования предложенной модели была разработана программа генерации серии изображений со сдвигом по одной из осей и программная модель нейронной сети, обрабатывающая эту серию изображений.

Предложенный алгоритм обучения без учителя показывает хорошие результаты при сравнительно незначительном изменении каждого следующего изображения в обучающей последовательности. Он может быть использован в мобильном роботе, когда надо отслеживать последовательность изображений, видимых роботом при его движении, и выявлять в ней новые изображения (существенные изменения в видимой роботом сцене).

Если в обучающей последовательности изображений образы разных классов могут чередоваться, и образы, относящиеся к одному классу, могут сильно отличаться друг от друга по первичным признакам, предлагается использовать следующий алгоритм обучения с учителем.

1. В персептроне формируются веса связей, равные половине количества нейронов предыдущего слоя. Количество выходных нейронов Nout модели ART-2 считается равным нулю.
2. Предъявляется очередной пример. Вычисляются выходы нейронов в персептроне.
3. Если $N_{out}=0$, то формируется выходной нейрон с весами связей, равными значениям входов модели ART-2 (выходов персептрона).
4. Если $N_{out}>0$, то в модели ART-2 выполняется обычный для нее алгоритм вычисления расстояний между центрами существующих кластеров (весовых векторов выходных нейронов) и входным вектором модели ART-2. Если расстояние для нейрона-победителя больше определенной величины R , то делается попытка формирования нового кластера (выходного нейрона) с запросом учителя о том надо ли это делать.
5. Если учитель отвечает утвердительно на запрос о формировании нового кластера, то формируется новый кластер (выходной нейрон).
6. Если не сформирован новый кластер (выходной нейрон), то в модели ART-2 пересчитываются веса связей для нейрона-победителя, приближая центр кластера к входному распознанному вектору модели ART2 с учетом количества распознанных ранее векторов этого кластера (чем их было больше, тем меньше изменение весов нейрона-победителя). А для персептрона выполняется пересчет весов по алгоритму обратного распространения ошибки. При этом выходным эталонным вектором считается новый вектор весов выходного нейрона победителя модели ART-2.
7. Алгоритм повторяется с шага 2 до тех пор, пока есть обучающие примеры.

Список литературы

1. Carpenter G., A., Grossberg S. Pattern Recognition by Self-Organizing Neural Networks, Cambridge, MA, MIT Press, 1991.
2. Gavrilov A.V., Gubarev V.V., Jo K.-H., Lee H.-H. Hybrid Neural-based Control System for Mobile Robot. – Int Symp. KORUS-2004, Tomsk, 2004. – Vol. 1, Pp. 31-35.
3. Гаврилов А.В., Губарев В.В., Джо К.-Х., Ли Х.-Х. Гибридная система управления мобильного робота. – Мехатроника, 2004 (в печати).