

Асеева Т.В., Карельская К.А. Использование искусственных нейронных сетей для распознавания образов. // Проблемы информатики в образовании, управлении, экономике и технике: Сб. статей XV Междунар. научно-техн. конф. – Пенза: ПДЗ, 2015. – С. 91-95.

УДК 004.89

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ РАСПОЗНАВАНИЯ ОБРАЗОВ

Т.В. Асеева, К.А.Карельская

USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS FOR PATTERN RECOGNITION

T.V. Aseeva, K.A. Karelskaya

Аннотация. Предложена структура искусственной нейронной сети для распознавания образов и сравнение нейросетевого метода распознавания с классическим байесовским методом.

Ключевые слова: распознавание образов, искусственная нейронная сеть.

Abstract. The structure of artificial neural network for pattern recognition and comparison of neural network recognition method with the classical Bayesian method.

Keywords: pattern recognition, artificial neural network.

В статистической теории распознавания образов исследование процедуры распознавания производится применительно к теоретическим моделям анализируемых процессов во временной и частотной областях. В реальных ситуациях объем данных, на основании которых может быть построена статистическая модель исследуемых процессов, ограничен вследствие дефицита времени и ресурсов. Но для классического случая гауссовского распределения сигналов и помех (гипотез) получены изящные аналитические решения.

Фундаментальным результатом статистической теории распознавания образов является байесовский метод распознавания гипотез, основанный на предположении о статистической природе наблюдений. Предполагается, что существует вероятностная мера в пространстве образов, которая либо известна, либо может быть оценена. Формула Байеса, полученная им в 1763 г., позволяет вычислить апостериорную вероятность событий через их априорную вероятность и функции правдоподобия. Методика оценки потенциальных характеристик распознавания [1] в случае многомерных распознаваемых образов основана на применении отношения правдоподобия и последующем решении систем дифференциальных уравнений. Конечные результаты в виде формул, которые позволяют оценить вероятностные характеристики байесовского решения, получены в предположении о гауссовском распределении гипотез. К счастью, это предположение в большом числе случаев оправдывается, если к рассматриваемым сигналам применим закон больших чисел. Однако реализация классических методов распознавания образов в многомерном пространстве признаков имеет очень высокую вычислительную сложность. Если реальные функции распределения гипотез в пространстве входных признаков не согласуются с

предположением о нормальности, теоретические оценки не будут соответствовать эмпирическим результатам.

Задачи распознавания и классификации образов являются типичными для искусственных нейронных сетей. Впервые задача распознавания образов с использованием искусственной нейронной сети была решена с помощью персептрона Розенблатта в 1957 году. Развитие теории искусственных нейронных сетей связано с появлением новых конфигураций сетей. Конфигурация сети, предназначенной для распознавания образов, зависит от наличия обучающего множества. При этом рассматриваются две парадигмы: обучение с учителем и обучения без учителя. Выбор парадигмы обусловлен наличием или отсутствием в обучающем множестве множества целей. При наличии обучающих пар «вход/цель» имеет место парадигма обучения с учителем. В рамках этой парадигмы можно выделить две подходящие конфигурации: многослойная сеть прямого распространения (персептронного типа) и двухслойная сеть, использующая радиально-базисные нейроны.

В классической теории байесовское распознавание гипотез основано на вычислении отношения правдоподобия. Принятие решения в этом случае основано на использовании квадратичной формы, соответствующей функции взаимной корреляции исследуемого сигнала и опорных сигналов, моделирующих участвующие в распознавании классы. Эта задача успешно решается в предположении о гауссовском распределении гипотез, но становится трудно разрешимой, если это предположение несправедливо [1].

Идея распознавания образов в любом случае основана на гипотезе компактности образов в пространстве признаков в зависимости от степени определенности входных классов, которые требуется распознавать.

Система MATLAB позволяет моделировать решение задачи распознавания с использованием искусственных нейронных сетей различной конфигурации и сравнивать характеристики распознавания при использовании разных моделей. Все известные данные об особенностях распознаваемых сигналов могут быть учтены при настройке параметров пластичности нейронной сети. Инвариантность нейронной сети к статистическим характеристикам распознаваемых сигналов обусловлена тем, что сеть обучается на примерах обучающего множества, содержащих всю информацию о входных сигналах, а не на математических моделях входных сигналов. Вся информация об альтернативных гипотезах запоминается в множестве синаптических весов нейронов, а формирование критерия распознавания производится путем выбора подходящей функции активации нейронов.

Наиболее подходящими конфигурациями искусственных нейронных сетей для решения задачи распознавания образов при наличии априорной информации в виде частотно-временных характеристик сигналов, являются:

- многослойные сети прямого распространения с нелинейными дифференцируемыми функциями активации с обратным распространением ошибки;
- радиально-базисные сети прямого распространения, в которых имеется единственный скрытый слой радиально-базисных нейронов, и выходной слой, в котором фиксируется принадлежность входного сигнала к одному из классов.

В этих сетях выполняется квадратичное преобразование входных сигналов по типу байесовского алгоритма.

Квадратичная форма вычисляется в сети прямого распространения за счет использования сигмоидной функции активации, а в радиально-базисной сети за счет использования радиально-базисной функции активации в нейронах распознающего слоя. Результат работы сети обусловлен не алгоритмами вычислений, а структурой сети и наличием обучающих примеров.

В функционировании нейронной сети различают два этапа: этап обучения и этап работы сети на неизвестных входных сигналах, которые необходимо классифицировать. Процедуры обучения двух упомянутых выше сетей различны.

В сети прямого распространения применяется обучение с использованием алгоритма обратного распространения ошибки, в котором подстройка всех синаптических весов производится одновременно при каждом предъявлении обучающего сигнала или один раз за эпоху, т.е. после предъявления на вход сети всех обучающих примеров [2, 3]. Процедура обучения такой сети требует большого числа эпох и заканчивается нахождением локального минимума, тогда как целью обучения является поиск глобального минимума для критерия распознавания. Поэтому для отыскания глобального минимума приходится выполнять несколько циклов обучения при разных начальных условиях и затем выбирать среди полученных настроек лучшую (но не оптимальную!) При необходимости добавления к числу распознаваемых объектов, относящихся к классам, отличных от тех, которые участвовали в обучении, сеть нужно переучивать заново полностью, так как при попытке добавления нового класса все предыдущие настройки сбиваются. При большом числе классов и большом числе входов обучение сети прямого распространения занимает много времени и ресурсов.

Радиально-базисная сеть – это двухслойная сеть, содержащая распознающий слой радиально-базисных нейронов и соревновательный слой, в котором производится формирование решения в удобной для пользователя форме.

Каждый нейрон первого слоя принимает всю информацию от входов сети и запоминает ее в синаптических весах входной звезды одного из нейронов, который выбран для обучения конкретному образу. Если обучающее множество, состоящее из пар «вход/выход», содержит для каждого класса множество примеров, определяющее разнообразие объектов внутри класса, веса входной звезды нейрона обучаются по имеющимся примерам по правилу обучения входной звезды выбранного нейрона, пока не будет выполнен критерий соответствия отклика радиально-базисного нейрона заданному критерию. Эта процедура повторяется до тех пор, пока не закончится обучение всех нейронов, число которых соответствует числу классов. Отклик обученного нейрона на пример своего класса близок к 1, а на примеры из других классов – к 0. При этом при предъявлении любого входного сигнала отклики разных уровней будут получены во всех нейронах первого слоя.

Когда обучение входного слоя закончится, наибольший отклик на новый, не участвовавший в обучении входной сигнал, будет иметь тот нейрон, веса входной звезды которого наиболее близки к входному вектору. Для этого нейрона выходной сигнал будет ближе к 1, чем выходы других нейронов слоя.

Так как в искусственных нейронных сетях решение задач производится не на основании программ, реализующих чрезвычайно сложные вычислительные алгоритмы, а путем обучения на имеющихся примерах, искусственные нейрон-

ные сети инвариантны к функциям плотности распределения гипотез, рассматриваемых в качестве альтернатив.

При перечисленных выше ограничениях нейросетевое решение проблемы распознавания образов позволяет получить хорошее решение при использовании аппаратной реализации нейронной сети.

Библиографический список

1. Дуда Р., Харт П.. Распознавание образов и сцен. – М.: Мир. 1976. – 511 с.
2. Хайкин, Саймон. Нейронные сети: полный курс. – М.: Вильямс, 2006. – 1104 с.
3. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: теория и практика. – 1992.

Асеева Татьяна Васильевна
Тверской государственный
технический университет,
г. Тверь, Россия
E-mail: t.aseeva2012@yandex.ru

Aseeva T.V.
Tver State Technical University,
Tver, Russia

**Карельская Катерина
Александровна**
Тверской государственный
технический университет,
г. Тверь, Россия
E-mail: kak69@yandex.ru

Karelskaya K.A.
Tver State Technical University,
Tver, Russia