

НЕЙРОСЕТЕВОЕ ПРЕЦЕДЕНТНОЕ РАСПОЗНАВАНИЕ ОБЪЕКТОВ НА АЭРОКОСМИЧЕСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЯХ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ЧАСТОТНЫХ ПРИЗНАКОВ

А.Ю. ЛИХОШЕРСТНЫЙ

*Белгородский государственный
национальный исследовательский
университет*

e-mail: ozzy.osbourne.man@gmail.com

В статье рассматривается нейросетевой метод распознавания объектов на изображениях земной поверхности, в которой вычисляются доли энергии выделяемых объектов.

Ключевые слова: аэрокосмические изображения, нейронная сеть, частотное представление, доли энергии, распознавание образов

В распознавании образов возникает несколько основных задач, которые хотя и могут формулироваться по-разному, но являются общими для всех подходов. Это задачи классификации, распознавания и группирования (таксономии или автоматической классификации). Еще одной задачей является задача предварительной обработки образов и выбора признаков.

Задача распознавания (обучение с учителем) заключается в построении решающих правил, которые считались известными в задаче классификации. В качестве исходной информации здесь выступает обучающая выборка. Каждый элемент выборки представляет собой описание объекта и соответствующий ему класс. В дискриминантном подходе задача распознавания сводится к построению поверхностей в пространстве признаков, разделяющих заданные в обучающей выборке множества точек. В синтаксическом методе эта задача превращается в задачу обучения грамматиком, т.е. в восстановление грамматик по заданному набором правильно и неправильно построенных предложений. Решение задачи распознавания должно быть таковым, чтобы обеспечить наиболее высокое качество дальнейшей классификации неизвестных объектов.

В задаче выбора признаков требуется из полученных исходных данных выделить характерные свойства объектов, на основе которых сформировать пространство описаний таким образом, чтобы в этом пространстве прочие задачи распознавания решались бы легче. Для этого на основе исходных данных следует отделить признаки классов образов (или межклассовые признаки) от внутриклассовых признаков. Первые представляют собой такие характеристики, которые одинаковы для всех объектов каждого класса, но различны для объектов разных классов, в то время как вторые описывают различия объектов внутри классов. Внутриклассовые признаки не несут полезной информации с точки зрения распознавания, напротив, их присутствие может его усложнить. В связи с этим выбор информативных признаков, как правило, сопровождается уменьшением объема исходных данных.

Одним из современных подходов распознавания объектов на аэрокосмических изображениях является построение нейронных сетей. Одной из ведущих программных систем, использующих для дешифрирования нейронные сети, является ENVI. Для автоматизированного распознавания объектов на аэрокосмических снимках эта программная система использует следующие три группы признаков распознавания: геометрические (форма, размер); яркостные (уровень яркости, цвет); структурные (текстура, структура). Недостатками таких подходов являются: сложность распознавания в условиях сильных помех на изображении; необоснованное отнесение объектов снимка в один и тот же класс (рис. 1); слабая адаптация существующих методов автоматизированного распознавания к изменяющимся условиям съемки и обработки изображений; Для разных классов объектов порой приходится подбирать различные функциональные модели объектов.



Рис. 1. Результат распознавания частных домов байесовским методом в ENVI



Одной из перспективных возможностей изменения ситуации в области автоматизированного распознавания являются разработка и внедрение программно-технологических средств, которые используют новые методы обработки космифотоснимков на основе частотных представлений.

Новизна идеи состоит в использовании нового метода обнаружения и выделения объектов, где в качестве группы признаков распознавания берутся энергетические характеристики изображения (доли энергии распознаваемых объектов) и на их основе строится нейронная сеть.

Основная цель работы – разработка и программная реализация алгоритмов нейросетевого прецедентного распознавания объектов на изображениях земной поверхности.

Поставленная цель достигается решением следующих конкретных задач:

1. Обоснование целесообразности использования прецедентного подхода распознавания объектов на изображениях. Формирование признакового пространства;
2. Разработка алгоритмов нейросетевого распознавания объектов на аэрокосмических изображениях на основе анализа распределения долей энергий по частотным интервалам;
3. Оценивание работоспособности разработанных алгоритмов на основе вычислительных экспериментов с реальными изображениями.

Выбор признаков может быть необходим как при обучении с учителем, так и при обучении без учителя. В первом случае задача несколько изменяется и в некотором смысле становится легче: поскольку для векторов обучающей выборки известны соответствующие им классы, то качество каждого признака может быть напрямую оценено с точки зрения их применимости для разделения имеющих их классов.

Многие практические методы распознавания оказываются слишком частными, работающими лишь при сильных ограничениях на пространство моделей и привлекающими дополнительную априорную информацию. Системы машинного обучения, основанные на этих методах, оказываются ограниченными в тех понятиях, распознаванию которых они могут научиться. С другой стороны, подходы к индуктивному выводу, основанные на алгоритмической сложности, являются слишком общими и слишком теоретическими для использования их на практике. Основная трудность заключается в том, чтобы свести эти две крайности.

Мельчайшим элементом изображения при начальном представлении является пиксель, содержащий результат единичного измерения данной физической величины. В связи с этим такие представления также называют представлениями на уровне пикселей [7]. Представления на пиксельном уровне содержат в себе всю имеющуюся информацию о наблюдаемой сцене, но в форме, неудобной для автоматического анализа.

Интерпретация изображения в качестве элемента математического пространства позволяет распространить формальные операции, введенные на этом пространстве, и на изображения. Это дает обширный набор строгих внутренне непротиворечивых средств анализа и преобразования изображений. Взаимосвязи между группами пикселей подразумевают привлечение статистик высоких порядков (их сложно оценить по изображениям) либо негладких функций (для них сложно определить аналитические модели), что и вызывает сложности при использовании строгих математических моделей для описания структуры изображений.

Основная проблема – получить инвариант и не потерять полезную информацию. Для такой задачи целесообразно использовать структуру изображения, которая представляет собой взаимосвязь между различными пикселями.

Структура возникает из-за периодического повторения значений коэффициента отражения точек некоторой физической поверхности, что вызывает периодические (но, возможно, искаженные перспективой) повторения значений интенсивностей пикселей изображения [7]. Природные объекты, однако, не обладают подобной регулярной периодической структурой. Тем не менее пространственные вариации значений коэффициента отражения у таких объектов также содержат некие закономерности, различные для разных объектов. При этом повторяются не интенсивности отдельных пикселей, а значения некоторых параметров (текстурных признаков) в локальных распределениях интенсивностей пикселей. Это позволяет выделять на изображении области, соответствующие разным объектам, что и является целью структурной сегментации изображения. Структурный анализ может использоваться не только для выделения объектов на изображении, но и непосредственно для их распознавания.

Изображение можно определить как двумерную функцию f_{ik} , где $i=1,2,\dots,M$ и $k=1,2,\dots,N$ – координаты в пространстве (конкретно, на плоскости), и значение f которой в любой точке, задаваемой парой координат (i,k) , называется интенсивностью изображения в этой точке [1,2,6].

В качестве структурных признаков распознавания в алгоритме используются доли энергии объекта, выражение получения для которых была взята из работ [4] и [5]. Это выражение имеет следующий вид:



$$P_{rm} = \frac{\text{tr}(A_r^T \cdot \Phi \cdot B_m \cdot \Phi^T)}{\sum_{i=1}^M \sum_{k=1}^N f_{ik}^2} \quad (1)$$

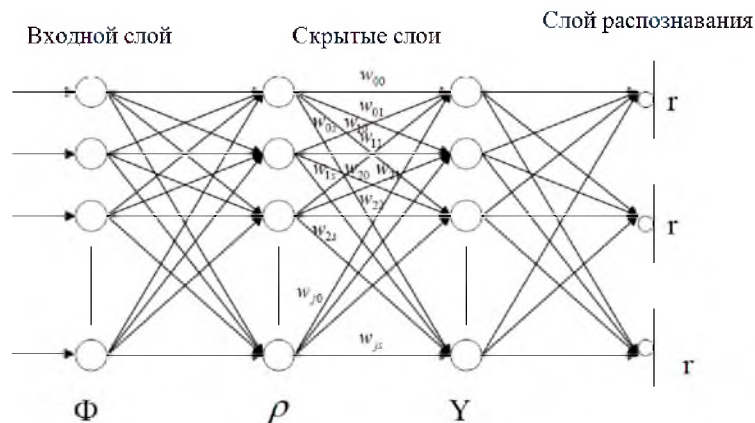
где элементы матриц $A=(a_{i_1 i_2})$ и $B=(b_{k_1 k_2})$ вычисляются следующим образом:

$$a_{i_1 i_2} = \begin{cases} \frac{\text{Sin}(\alpha_2(i_1 - i_2)) - \text{Sin}(\alpha_1(i_1 - i_2))}{\pi(i_1 - i_2)}, & i_1 \neq i_2, \\ \frac{\alpha_2 - \alpha_1}{\pi}, & i_1 = i_2, \end{cases}$$

$$b_{k_1 k_2} = \begin{cases} \frac{\text{Sin}(\beta_2(k_1 - k_2)) - \text{Sin}(\beta_1(k_1 - k_2))}{\pi(k_1 - k_2)}, & k_1 \neq k_2, \\ \frac{\beta_2 - \beta_1}{\pi}, & k_1 = k_2. \end{cases} \quad (2)$$

Здесь Φ – исходное изображение, tr – след матрицы.

На базе данного признакового пространства строится нейронная сеть. Топология сети имеет следующий вид:



Здесь на входной слой подаются исходные данные (значения интенсивностей пикселей изображения). В скрытом слое вычисляются доли энергии, а на его выходе сумма произведений значений долей энергии и весовых коэффициентов. На слое распознавания вычисляется ошибка распознавания (относительная среднеквадратическая погрешность) относительно желаемого отклика.

Алгоритм обучения:

1. Поступление на вход значений интенсивностей текущего фрагмента изображения.
2. Вычисление долей энергии на первом скрытом слое:

$$P_{rm}^{\text{норм}} = \frac{\text{tr}(A_r^T \cdot \Phi \cdot B_m \cdot \Phi^T)}{\sum_{i=1}^M \sum_{k=1}^N f_{ik}^2} \quad (3)$$

3. Получение одномерного вектора:

$$P_{rm}^{\text{норм}} \rightarrow \rho_j = \rho_{(r-1)R_1 + m + 1},$$

$$j = (r - 1)R_1 + m + 1,$$

$$m = 1, \dots, R_2$$

4. while ($\mathcal{E} > r$) do:

а) Поиск инвариантов с точностью допуска γ на втором скрытом слое:

$$Y_s^{(l)} = W_s^{(l)} * \vec{P} \tag{4}$$

Здесь W – матрица весовых коэффициентов; \vec{P} - вектор долей энергии объекта.

б) Вычисление относительной среднеквадратической погрешности:

$$\mathcal{E}^{(l)} = \sqrt{\frac{\sum_{s=1}^{R_1 * R_2} (Y_s^{(l)} - \rho_s)^2}{\sum_{s=1}^{R_1 * R_2} \rho_s^2}} \tag{5}$$

где ρ_s – желаемый отклик.

в) Изменение весовых коэффициентов для второго скрытого слоя:

$$w_{sj}^{(l+1)} = w_{sj}^{(l)} + \mu * \frac{\rho_j^{\min} * \rho_j}{\rho_j^{\max}} * \frac{Y_s}{Y_s^{\max}} \tag{6}$$

где $\mu=0, \dots, 1$ – коэффициент скорости обучения.

г) Конец цикла while.

5. Завершение обучения.

Результаты распознавания представлены на рисунке 2.



Рис. 2. Результаты распознавания

Вероятность ошибок распознавания первого и второго рода:

$$Per_1 = \frac{N_{o1}}{N_{пол}} = 0,057$$

$$Per_2 = \frac{N_{o2}}{N_{пол}} = 0,$$



где No_2 – количество объектов, ошибочно отнесенных к интересующему классу распознавания; $N_{пол}$ – количество объектов на снимке, которые относятся к классу распознавания; No_1 – количество объектов, принадлежащих к классу распознавания, но не отнесенных к нему.

Работа выполнена при поддержке ФЦП «Научные и научно-педагогические кадры инновационной России», на 2009-2013 годы, соглашение № 14.132.21.1795, лот № 2012-1.3.2-12-000-2010.

Литература

1. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. – М.: Техносфера, 2006. – 1072 с.
2. Грузман И.С. Цифровая обработка изображений в информационных системах. Учебное пособие. – Новосибирск, 2000. – 166 с.
3. Жилияков, Е.Г. Вариационные методы анализа и построения функций по эмпирическим данным на основе частотных представлений. – Белгород: Изд-во БелГУ, 2007. – 160 с.
4. Жилияков, Е.Г. Метод определения точных значений долей энергии изображений в заданных частотных интервалах / Е.Г. Жилияков, А.А. Черноморец, И.В. Лысенко // Вопросы радиоэлектроники. – Сер. РЛТ, 2007. – Вып. 4. – С. 115-123.
5. Жилияков Е.Г. Оптимальная фильтрация изображений на основе частотных представлений / Е. Г. Жилияков, А.А. Черноморец // Вопросы радиоэлектроники. Сер. ЭВТ. – 2008. – Вып.1. – С. 118-132.
6. Ярославский Л.П. Введение в цифровую обработку изображений. – М.: Сов. радио, 1979. – 312 с.
7. Потапов А.С. Распознавание образов и машинное восприятие / А.С. Потапов. Спб: – Политехника, 2007. – 552 стр.

NEURAL NETWORK RECOGNITION OF OBJECTS IN THE AEROSPACE IMAGES BY ANALYZING THE DISTRIBUTION OF ENERGY OVER THE FREQUENCY RANGES

A.U. LIKHOSHERSTNYI

*Belgorod National
Research University*

e-mail:

ozzy.osbourne.man@gmail.com

In the article discusses a new method for recognition of objects or images the earth's surface by constructing a neural network, which calculated the proportion of energy allocated objects.

Keywords: aerospace images, neural network, frequency representation, the proportion of energy pattern recognition