

АНАЛИЗ НЕЙРОСЕТЕВОГО РАСПОЗНАВАНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ В УСЛОВИЯХ ШУМА И НЕОПРЕДЕЛЁННОСТИ РАКУРСА

Сосулин Ю.Г., Фам Чунг Зунг

Московский авиационный институт

Исследованы нейросетевые процедуры распознавания изображений с использованием разных признаков: «прямого» изображения, моментов Зернике и моментов псевдо-Зернике. Проанализировано влияние шума, неопределённости ракурса изображений и числа нейронов скрытого слоя на качество распознавания.

Введение

В [1] показано, что нейросетевое распознавание изображений имеет большое преимущество по сравнению с традиционным распознаванием по правилу «ближайшего соседа». Оно позволило значительно повысить вероятность правильного распознавания, способность работы при действии шума и уменьшить время распознавания. Однако ряд вопросов анализа нейросетевого распознавания изображений в условиях воздействия шумов, неопределённости ракурса и изменения количества нейронов скрытого слоя остались недостаточно изученными. Исследованию этих вопросов и посвящена данная работа.

Предварительная обработка

Вычислительные эксперименты по распознаванию изображений проводились на компьютере Celeron - 733 с 128 Mbytes RAM. В качестве исходных данных использовались изображения 5 типов самолётов (B1, F117A, VF22A, MIG29, RAFAL), показанных на рис.1.:



Рис. 1. Изображения самолётов.

Процесс предварительной обработки состоял из преобразования исходного изображения в матрицу чисел размером 65x65, фильтрации, бинаризации и нормализации. В качестве фильтра использовался медианный фильтр. Бинаризация – квантование изображения на два уровня. Нормализация изображения обеспечивает инвариантность к масштабу и сдвигу. В результате нормализации размер изображения становится заданным, а его центр совпадает с центром «массы» самолёта. Для проведения экспериментов созданы выборки обучения и тестирования. Выборка обучения (B_0) состояла из 185 чистых (без шума) изображений пяти самолётов. Диапазон возможных изменений ракурса – 180° , при этом дискретность ракурсов обучающих изображений вначале составляла 5° . Выборка тестирования состояла из 185 изображений без шума и 570 изображений с разными отношениями сигнал-шум. При этом ракурс каждого из самолётов мог принимать любое значение из указанного диапазона. Для создания изображений с разными отношениями сигнал-шум случайно выбирались пиксели изображения, изменялись их значения на максимальные, если они оказывались больше порога квантования и наоборот на минимальные. Случайный выбор пикселей осуществлялся по закону равномерного распределения между 1 и 4225.

Классификация

Прямые (нормализованные) изображения, полученные после предварительной обработки, подавались либо непосредственно на классификатор, либо на формирователь моментов Зернике или псевдо-Зернике и лишь затем на классификатор. При этом процедура классификации реализовывалась трёхслойной нейронной сетью с полными последовательными связями. Вначале каждое из изображений размером 65x65 преобразовывалось в вектор 4225 элементов. Число нейронов входного, скрытого и выходного слоёв нейросетевого классификатора выбрано соответственно 4225, 50, 5. Вычисление моментов Зернике и псевдо-Зернике описано в [1]. При этом нейронная сеть имеет 47 входов, 5 скрытых нейронов и 5 выходов. Для повышения скорости сходимости использован быстрый алгоритм обучения Флетчера-Ривса, построенный комплексно-сопряжённым методом [2]. Результаты нейросетевой классификации свидетельствуют, что с уменьшением отношения сигнал-шум проценты правильного распознавания значительно уменьшаются. Это влияние шума можно было бы частично снизить и ошибки распознавания

уменьшить за счёт дальнейшей оптимизации предварительной обработки изображений. Однако такой путь довольно сложен, и пока не ясно, приведёт ли он к существенному улучшению результатов. Здесь мы применяем другой подход - расширение обучающих выборок. В этих выборках кроме изображений без шума используем и изображения всех самолётов с разными отношениями сигнал-шум. Создано дополнительно четыре обучающие выборки (B_1, B_2, B_3, B_4). В первую выборку добавлено 210 зашумленных изображений: по 7 изображений каждого самолёта (с изменением ракурса на 30 градусов) для каждого из 6 вышеуказанных отношений сигнал-шум. Во вторую выборку - 240 зашумленных изображений: по 8 изображений каждого самолёта (с изменением ракурса на 25 градусов) для каждого из 6 отношений сигнал-шум. В третью выборку - 300 зашумленных изображений: по 10 изображений каждого самолёта (с изменением ракурса на 20 градусов) для каждого из 6 отношений сигнал-шум. А в четвертую выборку добавлено 390 зашумленных изображений: по 13 изображений каждого самолёта (с изменением ракурса на 15 градусов) для каждого из 6 отношений сигнал-шум. В таблице 1 представлены результаты экспериментов при обучении с этими расширенными обучающими выборками.

Таблица 1.

| Обучающая выборка | Время обучения (мин) | Проценты правильного распознавания | | | | | | |
|-------------------|----------------------|------------------------------------|---------------------------|------|------|------|------|------|
| | | Без шума | Отношение сигнал-шум (дБ) | | | | | |
| | | | 50 | 40 | 30 | 20 | 10 | 5 |
| B_0 | 5.12 | 100 | 100 | 98.6 | 97.8 | 90.3 | 84.3 | 74.7 |
| B_1 | 5.45 | 100 | 100 | 100 | 99.4 | 98.2 | 92.6 | 88.2 |
| B_2 | 8.15 | 100 | 100 | 100 | 100 | 99.5 | 97.4 | 90.8 |
| B_3 | 11.12 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 98.1 | 96.2 |
| B_4 | 15.30 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 99.4 | 97.1 |

Из сравнения данных первой строки (B_0) с остальными (B_1, \dots, B_4) видно, что обучение сети с расширенными обучающими выборками существенно улучшает качество работы нейросетевого классификатора в условиях шума. Однако время обучения сети немного увеличивается. При этом время распознавания не изменяется.

Для анализа влияния выбора интервала дискретизации ракурса на время обучения и вероятность правильного распознавания сформируем 9 обучающих выборок из изображений с разными уровнями дискретизации ракурса. Число обучающих изображений в каждой из этих выборок разное: от 185 изображений при 5° до 10 при 180° , последняя выборка (U_9) состояла из 5 изображений. Результаты эксперимента по нейросетевому распознаванию изображений (без шума) при разных уровнях дискретизации ракурса ($5^\circ, 10^\circ, \dots, 180^\circ, U_9$) сведены в таблицу 2: в светлых областях - время обучения, а в темных - проценты правильного распознавания.

Таблица 2.

| Признак классификации | Время обучения (сек) и проценты правильного распознавания | | | | | | | | |
|------------------------|---|------------|------------|------------|------------|------------|------------|-------------|-------|
| | 5° | 10° | 15° | 25° | 45° | 60° | 90° | 180° | U_9 |
| Прямое изображение | 325 | 220 | 205 | 195 | 175 | 140 | 95 | 70 | 50 |
| | 100 | 99 | 92.5 | 86 | 74.5 | 60 | 48 | 36 | 22 |
| Моменты Зернике | 38 | 15 | 6 | 5 | 4 | 3 | 2 | 2 | 2 |
| | 100 | 100 | 100 | 99 | 98.6 | 94.5 | 87 | 70 | 58 |
| Моменты псевдо-Зернике | 22 | 12 | 6 | 5 | 4 | 3 | 2 | 2 | 2 |
| | 100 | 100 | 100 | 99.5 | 98.5 | 96.5 | 92 | 78 | 66 |

Как видим, с увеличением интервала дискретизации время обучения сети и проценты правильного распознавания уменьшаются. Дискретизация ракурса сильно влияет на качество распознавания. Для обеспечения требуемой вероятности правильного распознавания нужно использовать выборку обучения, содержащую изображения с небольшим интервалом дискретизации ракурса (менее 15°). Однако, при использовании моментов Зернике и псевдо-Зернике дискретизация ракурса незначительно влияет на время обучения и вероятность правильного распознавания. В этом случае мы можем обучить нейронную сеть изображениями с большим интервалом дискретизации ракурса (до 60°), когда число обучающих изображений мало. Соответственно уменьшается время обучения сети (до нескольких секунд).

Для исследования влияния количества нейронов в скрытом слое классификатора на качество распознавания также применялись вышеуказанные нейронные сети, но число нейронов скрытого слоя изменялось. Результаты эксперимента показали, что если число нейронов скрытого слоя больше 50 (при распознавании прямых изображений) или 5 (при распознавании по моментам), то

изменение числа нейронов в скрытом слое немного влияет на время обучения и не влияет на точность классификации. Наоборот, если число нейронов скрытого слоя меньше 50 (при распознавании прямых изображений) или 5 (при распознавании по моментам), то нейросетевые классификаторы могут не обеспечить сходимость к желаемой среднеквадратической ошибке.

Заключение

Вероятность правильного распознавания можно значительно повысить даже в условиях сильного шума, если разработанный нейросетевой классификатор обучать с использованием зашумлённых изображений. Неопределённость ракурса самолётов сильно влияет на качество распознавания прямых изображений, однако это влияние резко снижается при использовании моментов Зернике или псевдо-Зернике. При классификации изображений по этим моментам время обучения в 8 - 15 раз уменьшилось, структура сети существенно упростилась по сравнению с классификацией прямых изображений. Но вероятность правильного распознавания немного уменьшилась, а время распознавания (включает в себя время предварительной обработки, время вычисления моментов и время классификации) существенно возросло.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Ю.Г. Сосулин, Фам Чунг Зунг. Нейросетевое распознавание изображений с использованием моментов Зернике и псевдо-Зернике // Труды 6-ой Межд. конф. «Расознавание образов и анализ изображений: новые информационные технологии». РОАИ-6-2002. Великий Новгород. Т. 2, С. 529-533.
2. М.Т. Hagan, Н.В. Demuth, М.Н. Beal. Neural networks design // Boston, MA:PWS Publishing, 1996.



ANALYSIS OF NEURAL NETWORK RECOGNITION OF IMAGE IN A CONDITION OF NOISE AND UNCERTAINTY OF ASPECT ANGLE

Sosulin Yu., Pham Trung Dung

The recognition system of images must be able to work stably in different conditions. The purpose of this work is researching and analyzing the efficiency of neural network recognition of image under the influence of noisy level and uncertainty of aspect angle when using different features- Zernike and pseudo-Zernike moments, and also the "direct" image, which received after preliminary processing.

As the initial data, the images of 5 types of planes (B1, F117A, VF22A, MIG29, RAFAL) shown on the following pictures, were used:



Preliminary processing of image consists of creation of the discrete image in the size 65x65, filtration, binarization and normalization. Median filter was used for filtration. Binarization - quantization of the image on two levels. Normalization of the image makes sure invariant under translation and scaling [1]. The direct (normalized) images received after the preliminary processing moves directly on the classifier or on the block of computation Zernike, pseudo-Zernike moments and then on the classifier. The classification was realized by three-layer neural network with full connections. To increase training speed, the fast training algorithm Fletcher-Reeves constructed by complex - conjugated method [2] is used.

The results of experiment are shown that with increase of noise level the probability of correct recognition decreases. The training by expanded samples, in which have noise and noiseless images with various noise level, considerably allows to increase the probability of correct recognition and the ability to work in noise conditions. When neural network recognition carried out by Zernike and pseudo-Zernike moments, training time reduce 8-15 times, percentage of correct recognition reduce insignificantly. In addition, the structure of the classifier considerably becomes simpler. However, the recognition time (including the preliminary processing of the image, calculation of moments and recognition time) increases. The experiment also shows that: with the increment of sampling interval of aspect angle of training images training time and percentage of correct recognition decrease. With the direct image classification, sampling interval of aspect angle remarkably influence to percentage of correct recognition. With classification by moments, its influence isn't unremarkable on the contrary.

When the number of hidden layer nodes is more 50 (when the recognition by direct images) or 5 (when recognition by moments), change of number of hidden layer nodes influences insignificantly training time and does not influence percentage of correct recognition.

REFERENCES

3. Yu.G. Sosulin, Pham Trung Dung. Neural network recognition of image using Zernike and pseudo-Zernike moments // Proc. 6th International conference "Pattern recognition and Image analysis: New information technologies". Russia. 2002. (in Russian)
4. M.T. Hagan, H.B. Demuth, M.H. Beal. Neural networks design // Boston, MA:PWS Publishing, 1996.