

Ю.Р. ЦОЙ, В.Г. СПИЦЫН, А.В. ЧЕРНЯВСКИЙ

Томский политехнический университет
Qai@mail.ru, spitsyn@ce.cctpu.edu.ru, avcher@tpu.ru

НЕЙРОЭВОЛЮЦИОННОЕ УЛУЧШЕНИЕ КАЧЕСТВА ИЗОБРАЖЕНИЙ

Аннотация

Описывается метод улучшения качества цветных и монохромных изображений посредством попиксельной обработки с применением нейроэволюционного алгоритма. Представлены первые результаты экспериментов и сформулированы основные направления дальнейшей работы.

1. Введение

Одним из преимуществ использования искусственных нейронных сетей (ИНС) является их способность к обучению, которая может рассматриваться в виде изменения внутренних свойств ИНС для выполнения требуемых функций. Здесь важную роль играет то, каким образом оценивается качество обучаемой сети. В «классическом» варианте используется среднеквадратичная ошибка выхода, пропорциональная отклонению действительных выходных сигналов нейросети от требуемых. Для реализации такой оценки (и всего процесса обучения в целом) необходимо иметь обучающие данные, как правило, представленные в виде множества пар векторов (\mathbf{X}, \mathbf{Y}) , где \mathbf{X} – вектор входных данных, \mathbf{Y} – вектор требуемых выходных данных. Существенным для описанного подхода к обучению является то, что оценка сети непосредственно используется для изменения весов связей ИНС [1]. При реализации этого подхода могут возникнуть следующие проблемы:

1. Необходимость переформулировки исходной задачи, в результате чего могут появиться дополнительные подзадачи, мало связанные с исходной проблемой, что делает решение громоздким. Например, один из вариантов решения задачи нейроруавления заключается в нейросетевой аппроксимации объекта управления с последующей оптимизацией значений управляющих сигналов для получения требуемого состояния управляемого объекта.

2. Сложность определения значений компонент вектора \mathbf{Y} из обучающего множества. Данная проблема возникает при решении некорректных задач, а также если для оценивания ИНС необходимо оценить последовательность ее выходных сигналов. К таким задачам относятся задачи, свя-

занные с адаптивным поведением, игровыми стратегиями, обработкой изображений и др.

Одним из возможных решений перечисленных проблем является использование *неточных* оценок ИНС, отражающих качественные, внешние особенности ее функционирования. Например, время поддержания стабильного состояния объекта управления для задачи нейроуправления [2,3], процент выигранных игр для задачи поиска игровых стратегий [4], качество изображения для задачи обработки изображений [5,6] и т.д. Такие оценки более естественны и «интуитивны», однако, как следствие, они не могут быть использованы градиентными алгоритмами обучения для подстройки весов связей. Поэтому «подходящий» обучающий алгоритм должен изменять веса связей ИНС, не имея информации о точном значении величины ошибки для каждого выхода этой НС.

При использовании неточных оценок работы ИНС, очень трудно (если вообще возможно) создать формализованный метод ее обучения, поэтому выбор нужного, с точки зрения поставленной задачи, набора весов связей ИНС является переборной задачей. Пространство поиска даже для ИНС с простейшей структурой имеет, теоретически, бесконечно большое количество точек и охватывает все множество действительных чисел. И хотя, практически, оно ограничено точностью представления в ЭВМ чисел с плавающей запятой, его размер не позволяет решить задачу «в лоб», последовательным перебором, либо случайным поиском.

Эволюционные алгоритмы хорошо зарекомендовали себя для решения подобных оптимизационных задач [7]. Отличительной особенностью этих алгоритмов является способность быстро находить субоптимальные области в пространстве поиска. Подход к настройке и обучению ИНС с использованием эволюционных алгоритмов называется нейроэволюционным [2]. Необходимо отметить, что нейроэволюционные алгоритмы, помимо задач с неточной оценкой ИНС, способны также решать задачи с «точной» оценкой работы НС, в которых ошибка функционирования определяется как среднеквадратичная ошибка выхода ИНС [6].

Одной из характерных задач, в которых производится неточная оценка алгоритма решения, является задача улучшения качества изображений. В этой задаче отсутствует объективный общепринятый критерий качества изображения в силу субъективности человеческого восприятия, а также в связи со сложностью анализа информативности изображений. Актуальность задачи обусловлена необходимостью решения задач повышения качества изображений, получаемых в приборах и устройствах медицинской диагностики, обнаружения мин, распознавания движущихся объектов, дефектоскопии и др.

В данной работе описывается метод улучшения качества цветных и монохромных изображений с использованием разработанного нейроэволюционного алгоритма [3]. Основная идея предлагаемого метода заключается в изменении значений яркостной компоненты пикселей изображения для повышения его контрастности. ИНС, полученная в результате эволюционного обучения, может быть применена для улучшения качества изображений, не использованных при обучении.

2. Краткое описание алгоритма NEvA-2

Алгоритм NEvA-2 является модификацией алгоритма NEvA, описанного в [3]. Основное отличие алгоритмов заключается в том, что в NEvA-2 используется 19-разрядное кодирование весов связей, полностью адаптивный оператор мутации, а также реализована адаптивная стратегия изменения размера популяции. В разработанном алгоритме рассматривается популяция эволюционирующих нейронных сетей. В генотипе каждой особи закодирована информация о связях сети и их весах.

Особь для скрещивания выбираются с помощью селекции усечением. Ошибка родительских особей не должна превышать среднюю ошибку в популяции, при этом количество выбранных особей для скрещивания не может быть больше половины размера популяции. Реализованные генетические операторы скрещивания и мутации учитывают структуру нейронных сетей, соответствующих родительским особям и особям-потомкам.

В начальной популяции все особи представляют сети без скрытых нейронов. При этом все входные нейроны соединены со всеми выходными нейронами. Используются нейроны с сигмоидной функцией активации.

В алгоритме реализована адаптивная «+/-» стратегия изменения размера популяции на основе результатов исследования [8]. Величина изменения размера популяции непостоянна и определяется с использованием последовательности Фибоначчи.

3. Описание метода улучшения качества изображений

Основная идея предлагаемого метода заключается в изменении яркости пикселей исходного изображения для повышения его контрастности. При этом изображение обрабатывается попиксельно.

Предположим, что существует некоторая функция T , которая осуществляет преобразование характеристик каждого пикселя изображения таким образом, что обработанное изображение оптимально с точки зрения выбранного критерия. Тогда задачу нейросетевого улучшения качества

изображений можно сформулировать как задачу аппроксимации неизвестной гипотетической функции T . Задача осложняется тем, что неизвестны вид и свойства функции T , а также отсутствием общепринятого критерия оценки качества изображений.

Для определенности будем считать, что изменение яркости L пикселя производится на основе информации о статистических характеристиках распределений яркости в окрестности радиуса R данного пикселя, а также с использованием информации о величине средней яркости L_{avg} исходного изображения. Подходы, аналогичные описанному, показали свою эффективность для эволюционного [5] и теоретико-эвристического [9] методов улучшения качества изображений.

Таким образом, изменение яркости пикселя можно представить в общем виде следующим преобразованием:

$$L^*(x, y) = T\left(m_L^{(x,y)}, D_L^{(x,y)}, L_{avg}\right) \quad (1)$$

Где $L^*(x,y)$ – новое значение яркости пикселя (x,y) , $m_L^{(x,y)}$ и $D_L^{(x,y)}$ – соответственно среднее значение и дисперсия яркости в окрестности пикселя с координатами (x,y) . При обработке цветного изображения предварительно вычисляются значения яркости пикселей, а затем проводится обработка полученного монохромного изображения. Восстановление информации о цвете осуществляется следующим образом:

$$R^*(x, y) = \frac{L^*(x, y)}{L(x, y)} R(x, y), \quad (2)$$

$$G^*(x, y) = \frac{L^*(x, y)}{L(x, y)} G(x, y), \quad (3)$$

$$B^*(x, y) = \frac{L^*(x, y)}{L(x, y)} B(x, y), \quad (4)$$

где тройки $(R^*(x,y), G^*(x,y), B^*(x,y))$ и $(R(x,y), G(x,y), B(x,y))$ представляют соответственно вектора обработанных и исходных цветовых компонент пикселя (x,y) . Основная идея описанного варианта восстановления цветовой информации заключается в сохранении соотношений между цветовыми компонентами каждого пикселя на исходном изображении. ИНС, аппроксимирующая преобразование (1) имеет 3 входа и один выход.

Оценка обработанных изображений производится с учетом двух факторов:

1. Количество пикселей на границах между областями с различными значениями яркости.

2. Количество уровней градации яркости.

Чем больше пикселей будет на границах областей различной яркости, тем более контрастным будет обработанное изображение. Что избежать возможного при попытке максимизации контрастности «вырождения» изображения в бинарное вводится второй фактор, учитывающий количество уровней градации яркости.

Качество обработанного изображения характеризуется величиной, вычисляемой по следующей формуле:

$$f = \frac{a * b - m}{a * b} + \frac{256 - \exp(H)}{192}, \quad (5)$$

$$H = - \sum_{i=1}^{256} l_i \log l_i, \quad (6)$$

где a и b – соответственно ширина и высота изображения в пикселях, l_i – доля пикселей обработанного изображения с i -м уровнем яркости. Первое слагаемое в формуле (5) необходимо для максимизации количества «граничных» пикселей, а второе – для повышения количества уровней градаций яркости. Целью эволюционного обучения НС является минимизация функции f , значение которой для i -й особи будем считать ошибкой сети, соответствующей этой особи.

Таким образом, оценка работы ИНС производится по последовательности из $a*b$ выходных сигналов. При использовании предлагаемого метода улучшения качества изображений для обучения ИНС возможно использование нескольких изображений. Тогда оценка ИНС вычисляется как средняя оценка обработанных изображений. Отметим, что обученная нейронная сеть может быть применена для улучшения качества изображений, не использованных в процессе обучения. Таким образом, сохраняется «классическая» методология обучения и тестирования ИНС.

Результаты экспериментов

Для экспериментальной проверки предлагаемого метода будем использовать следующие алгоритмы и параметры для обработки и оценки изображений:

- детектор края Собеля [10];
- радиус окрестности пикселей $R = 1$;
- для обучения использовались два изображения (рис. 1), размером 128×128 пикселей (рис. 1а) и 128×101 пиксель (рис. 1б);
- время эволюции 25 поколений.

Некоторые результаты обработки изображений с использованием обученной ИНС (ошибка обучения равна 1,80374) представлены на рис. 2-4.



а)



б)

Рис. 1. Изображения для обучения



а) Исходное изображение



б) Обработанное изображение

Рис. 2. Результат обработки



а) Исходное изображение



б) Обработанное изображение

Рис. 3. Результат обработки

Время обучения составило ~80 сек. на компьютере с процессором Интел Пентиум-4 с частотой 3 ГГц. Обработка каждого изображения занимает 1,5-2 секунды.

В ходе экспериментов было замечено, что обработку некоторых изображений лучше проводить в несколько проходов. При этом на каждом проходе обрабатывается изображение, полученное на предыдущем проходе. Пример результата 3-х проходной обработки представлен на рис. 4. Контрастность изображения повышается уже после первого прохода (рис. 4б), и увеличивается еще больше в результате второго (рис. 4в) и третьего проходов (рис. 4г).



а) Исходное изображение



б) Обработанное изображение
(1 проход)



в) Обработанное изображение
(2 прохода)



г) Обработанное изображение
(3 прохода)

Рис. 4. Результат обработки

Заключение

Результаты исследований предложенного метода улучшения качества цветных и монохромных изображений показывают его применимость для

решения поставленной задачи.

Отметим, работа в данном направлении только начата. В дальнейшем планируются подробные исследования предложенного метода по следующим направлениям:

- усовершенствование предложенного метода для более качественной обработки изображений;
- зависимость характеристик результатов работы получаемых нейросетевых решений от выбора изображений для обучения;
- исследование нейросетевой обработки изображений по каждому цветовому каналу в отдельности;
- цветовая коррекция изображений и обработка изображений с шумами и искажениями.

Список литературы

1. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации. М.: Финансы и статистика, 2002. - 344с.:ил.
2. Stanley K.O., Miikkulainen R. Evolving Neural Networks through Augmenting Topologies // Evolutionary Computation. – 2002. – №2(10) – P.99-127.
3. Цой Ю.Р., Спицын В.Г. Применение генетического алгоритма для решения задачи адаптивного нейроуправления // Труды VII Всероссийской научно-технической конференции «НЕЙРОИНФОРМАТИКА – 2005», Ч.1. М.: МИФИ, 2005. – С. 35-43.
4. Lubberts A., Miikkulainen R. Co-Evolving a Go-Playing Neural Network // Proceedings of Coevolution: Turning Adaptive Algorithms upon Themselves, Birds-of-a-Feather Workshop, Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO-2001, San Francisco). – 2001.
5. Munteanu C., Rosa A. Gray-Scale Image Enhancement as an Automatic Process Driven by Evolution // IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics – Part B: Cybernetics. – Vol. 34. – 2004. – P. 1292-1298.
6. Цой Ю.Р., Спицын В.Г. Применение нейроэволюционного подхода для решения задач классификации и аппроксимации // Материалы XIII Всероссийского семинара «Нейроинформатика и ее приложения». – Красноярск, 2005. – С. 123-124.
7. Емельянов В.В., Курейчик В.М., Курейчик В.В. Теория и практика эволюционного моделирования. М.: ФИЗМАТЛИТ, 2003.
8. Цой Ю.Р., Спицын В.Г. Исследование генетического алгоритма с динамически изменяемым размером популяции // Труды международных научно-технических конференций "Интеллектуальные системы (IEEE AIS'05)" и "Интеллектуальные САПР (CAD-2005)". – Дивноморское, 2005.
9. Rahman Z., Jobson D. J., Woodell G.A. Retinex Processing for Automatic Image Enhancement // Journal of Electronic Imaging. – January, 2004. – P. 100-110.
10. Линдли К. Практическая обработка изображений на языке Си: Пер. с англ. – М.: Мир, 1996.