

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ГЕНЕТИЧЕСКИХ АЛГОРИТМОВ ДЛЯ ОПТИМИЗАЦИИ СТРУКТУРЫ НЕЙРОСЕТИ ОБРАБОТКИ ИЗОБРАЖЕНИЙ

А.А. Подорожняк
(представил д.т.н., проф. А.В. Полярус)

Предлагается при оптимизации нейросетей с радиальными базисными функциями возбуждения, которые используются при обработке изображений, применить генетический алгоритм.

Во многих отраслях науки и техники актуальной является задача обработки и распознавания изображений (системы управления, идентификации, обработка результатов физического эксперимента и т.д.) в условиях зашумленных данных. Одной из перспективных технологий, способных решить данную проблему, является применение нейросетевой обработки сигналов [1, 3].

В качестве основного элемента системы обработки изображений может быть применена нейросеть с радиальными базисными функциями возбуждения (РБФ-сеть) [2]. Выходной сигнал такой сети может иметь вид

$$y = \Phi W, \quad (1)$$

где $y = [y_1, \dots, y_K]$ – выход нейросети (обработанное изображение, управляющие воздействия, тип распознаваемого объекта и т.д.); Φ – вектор, состоящий из N радиальных базисных функций возбуждения нейронов скрытого слоя, с элементами $\phi_i = \exp(-\|x - c_i\| / \sigma_i)$; $x = [x_1, \dots, x_M]$ – входной сигнал нейросети (входное изображение); K, M – размерности выходного и входного векторов; $c_i = [c_{i1}, \dots, c_{iM}]$ – координаты центров функций возбуждения, $i = \overline{1, N}$; N – количество скрытых нейронов в сети; σ_i – ширина активационной функции; W – выходная весовая матрица сети (размерность $N \cdot K$).

Зная местоположение центров, количество и ширину активационных функций можно однозначно определить выходную весовую матрицу по шаблонам вход-выход, решив линейную систему уравнений [3]:

$$W = \Phi^{-1} D, \quad (2)$$

где Φ – интерполяционная матрица сети с элементами

$$\phi_{ij} = \exp(-\|x - c_i\| / \sigma_i), \quad i = \overline{1, N}, j = \overline{1, N}; D - \text{матрица шаблонных выходов.}$$

Однако, при создании сети с данной структурой мы сталкиваемся с рядом проблем:

- 1) сложность определения ширины функций активации и местоположения центров нейронов скрытого слоя;
- 2) “проклятие размерности” – для повышения точностных характеристик

тик сети необходимо увеличивать количество нейронов скрытого слоя, что в свою очередь снижает оперативность функционирования и обобщающие свойства сети, т.е. необходимо определиться с оптимальным (в смысле минимума среднеквадратической ошибки выходного сигнала) размером нейросети.

Решение первой проблемы сводится [1] к нахождению минимального значения мультимодальной функции многих переменных, в качестве которой может быть выбрано среднеквадратическое значение ошибки работы сети. Для решения именно такого класса задач эффективно применяются генетические алгоритмы (ГА) [4]. Вторая проблема также может быть устранена с их помощью, так как существующие методы [2] определения необходимого количества нейронов скрытого слоя РБФ-сети не позволяют добиться минимально возможной ошибки.

Рассмотрим ГА, предлагаемый для оптимизации структуры нейросети. Суть его работы заключается в групповом поиске экстремума (анализируется одновременно несколько точек (особей) в области определения функции) и последовательном улучшении качественных характеристик особой популяции с помощью генетических операторов. Каждый из оптимизируемых параметров нейросети записывается в определенных разрядах хромосомы, называемых геном, в двоичном коде Грея. Таким образом, поиск решения ведется в γ - мерном гиперкубе, заданном множеством $\{1,0\}$, где $\gamma = \sum g_i, i = 1, p, p$ – количество кодируемых параметров (генов) в хромосоме, а g_i – количество разрядов, необходимых для кодирования i - го параметра. В качестве оптимизируемых параметров выбраны местоположения центров c_i и значение ширины σ_i функций активации РБФ-сети, а в качестве целевой функции – среднеквадратическая ошибка выхода сети по всему континууму значений тренировочных шаблонов «вход-выход». Для достижения минимальной структуры сети к значению целевой функции добавляется штраф за количество нейронов в скрытом слое.

В представленном на рис.1 алгоритме синтеза РБФ-сети при инициализации популяции формирование особей осуществляется путем задания значений параметров сети (σ_i, c_i) случайным образом в соответствии с равномерным законом распределения в рамках области определения. Первоначальная размерность сети задается количеством генов в хромосоме и определяется в зависимости от размерности входного пространства.

При формировании скрытого слоя сети из первоначально сгенерированных нейронов каждой особи исключаются те из них, у которых центры активационных функций c_i находятся слишком близко друг к другу (в смысле малости евклидова расстояния) при достаточно большой ширине активационных функций. Данное условие при верно заданных пороговых величинах $\|c_i - c_j\|$ и σ_j позволяет избежать пере- и недообучения сети, а также минимизировать скрытый слой нейронов.

После оценки приспособленности особей начинает работать ГА:

- определяются родительские особи с вероятностью, пропорциональной величине их приспособленности;
- последовательно применяются операции кроссовера, мутации и инверсии с вероятностями P_K , P_M , P_{II} ;
- определяется особь – кандидат на замещение в популяции, с вероятностью, обратно пропорциональной величине приспособленности;
- происходит замещение потомком на основе значений генов которого опять формируется скрытый слой сети и т.д.

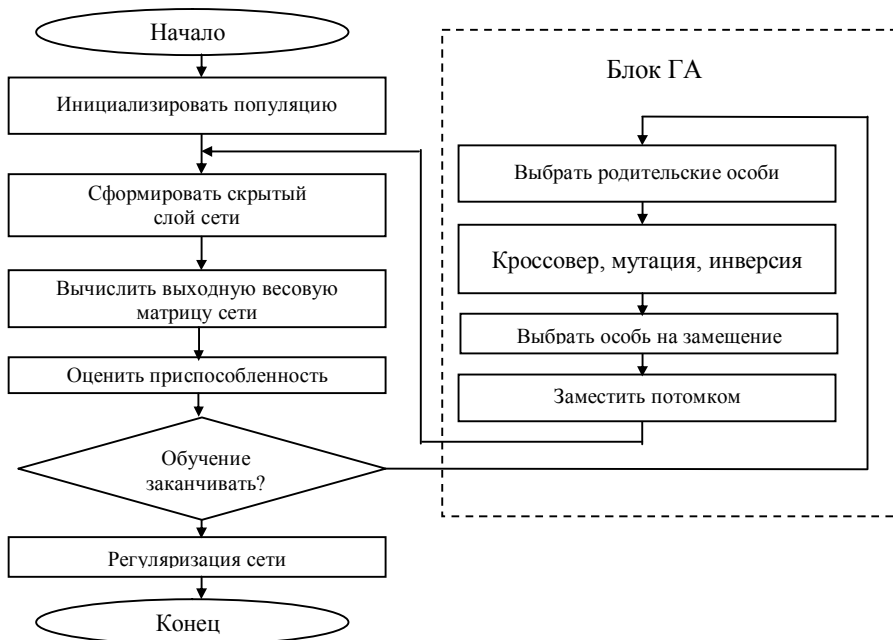


Рис.1. Алгоритм синтеза нейросети

Прекращение поиска решения происходит при выполнении некоторого условия, в качестве которого может выступать: достижение требуемой точности работы сети, стягивание наилучших решений в одну точку, достижение заданного времени счета или количества циклов работы ГА. В случае, если требуемый уровень точности не был достигнут – возможна повторная инициализация популяции. Полученная на основе наилучшей особи РБФ-сеть на последнем этапе дополняется в определенном соотношении нейронами скрытого слоя для уменьшения параметрической чувствительности.

Результаты моделирования. В качестве входного сигнала РБФ-сети использовалось тестовое изображение размером 10×10 пикселей. Изображение искажалось десятью различными способами, и, в свою очередь, каждое из них было подвергнуто смещению в диапазоне по x – $-6 \dots 6$ пикселей с

шагом 1, по y – $-6...6$ пикселей с шагом 1. В качестве выходных шаблонов были взяты координаты центра искомого объекта на изображении. Таким образом, были получены 1690 значений вход-выход, использованных как набор тренировочных шаблонов (НТШ). Размерность входных шаблонов (изображений) составила $M=10 \times 10=100$; размерность выходных шаблонов – $K=2$.

С использованием алгоритма, представленного на рис.1, была синтезирована РБФ-сеть, которая при испытании её тестовыми шаблонами, а также изображениями, не использовавшимися при обучении сети (полученными из тестового изображения применением неучтённого в НТШ искажения), выдавала вектор местоположения центра объекта поиска со среднеквадратической ошибкой относительно истинного местоположения не более чем 2.

Сравнение предложенного алгоритма с классическими методами расположения центров радиальных функций (алгоритм К-средних) и определения ширины радиальных функций (алгоритм К ближайших соседей), показало, нейросеть, построенная по классическим алгоритмам, обладает меньшей точностью (среднеквадратическая ошибка сети, сгенерированной классическими методами сети составила 6 при одинаковом количестве скрытых нейронов). При сравнении предложенного алгоритма с описанным [4] диплоидным ГА, примененным для построения РБФ-сети, можно сделать вывод, что последний требует значительно большего времени для своей реализации (время счета возросло почти в 10 раз по сравнению с предлагаемым алгоритмом) при достигнутой среднеквадратической ошибке работы сети $\approx 1,7$.

Таким образом, была установлена принципиальная возможность использования предлагаемого ГА для построения нейросети обработки изображений. Синтезированные РБФ - сети на основе рассмотренного алгоритма имеют более высокую точность работы, чем при реализации классических методов на аппаратно - программных комплексах с сопоставимыми характеристиками.

ЛИТЕРАТУРА

1. Галушкин А.И. Теория нейронных сетей. Кн.1. – М.: ИПРЖР, 2000. – 416 с.
2. Подорожняк А.О. Анализ материалов дистанционного зондирования Земли нейросетью с радиальной функцией возбуждения // Системы обработки информации. – Харьков: НАНУ, ПАНМ, ХВУ. – 2001. – Вып. 5(15). – С. 83 - 87.
3. Haykin S. *Neural Networks. A Comprehensive Foundation.*— New York: Macmillan College Publishing Company, 1994.- 691 p.
4. Генетические алгоритмы, искусственные нейронные сети и проблемы виртуальной реальности / Г.К. Вороновский, К.В. Махотило, С.Н. Петрашев, С.А. Сергеев. – Харьков : Основа, 1997. – 112 с.

Поступила 28.01.2002

ПОДОРОЖНЯК Андрей Алексеевич, адъюнкт ХВУ. В 1988 году окончил Харьковское ВВАУРЭ. Область научных интересов – применение нейросетевых технологий при обработке изображений и решении задач управления.