

УДК 004.8:004.93'1

*О.П. Сергеева*

Донецкий государственный институт искусственного интеллекта, Украина

## Применение генетических алгоритмов для распознавания изображений

В данной работе освещена сущность генетического алгоритма, основные этапы его функционирования и применяемые при этом генетические операторы. Рассматривается также возможность использования генетических алгоритмов при распознавании изображений, в связи с чем приводятся примеры предыдущих исследований в этой области.

Генетические алгоритмы (ГА) являются одним из самостоятельных разделов теории искусственного интеллекта – эволюционных вычислений, которые основаны на математическом моделировании процессов биологической эволюции.

В основе ГА лежат принципы естественной эволюции, сформулированные Дарвином, – естественный отбор, изменчивость, наследственность. С их помощью ГА моделируют генетические процессы, происходящие в биологических сообществах.

Обычно генетические алгоритмы применяются для решения оптимизационных проблем. Предметная область ГА включает в себя проблемы комбинаторики, биоинформатики, теории игр и др. ГА применяются также для обработки и распознавания образов, в частности изображений.

### Принципы работы ГА

Сущность ГА состоит в том, что поиск решения проблемы проходит на подмножестве точек пространства поиска. Это достигается тем, что создается множество потенциальных решений, которое формирует популяцию. Популяция совершенствуется с помощью генетических операторов, отвечающих за изменчивость и фитнес-функции, которая моделирует естественный отбор. Наследственность обеспечивается тем, что новые хромосомы формируются из хромосом предыдущего поколения и, соответственно, имеют общие с ними гены. Если ГА реализован корректно, то с каждым новым поколением среднее значение фитнес-функции популяции и лучшее значение фитнес-функции увеличиваются в сторону глобального оптимума.

Для правильной работы ГА необходимо выбрать способ кодировки данных и фитнес-функцию.

Кодировка данных подразумевает способ представления потенциального решения. Предполагается, что потенциальное решение можно представить в виде параметров (генов), которые можно соединить в простые структуры данных (хро-

мосомы). Традиционно гены кодируются двоичными числами, и хромосомы представляют собой бинарные строки. Кроме того, гены могут быть представлены с помощью алфавита с большей размерностью или числами с плавающей точкой [1], а хромосомы могут быть представлены, например, как деревья или матрицы [2].

Фитнес (целевая)-функция служит для оценки пригодности, приспособленности хромосомы. Для каждой проблемы целевая функция подбирается индивидуально. Для конкретного круга задач обычно известно, что должна оценивать фитнес-функция. В частности, при решении проблем оптимизации функций она должна оценивать величину значения самой функции. Однако определение фитнес-функции не так очевидно для проблем связанных, например, с комбинаторной оптимизацией.

Работу простого генетического алгоритма, описанного Голдбергом [3], можно представить следующим образом:

1. Создается начальная популяция (набор хромосом). Обычно начальная популяция создается случайным образом. Вычисляется фитнес-функция каждой хромосомы популяции и средняя приспособленность популяции. Устанавливается счетчик эпох.
2. Нарастивается счетчик эпох. С помощью оператора репродукции формируется промежуточная популяция – популяция родителей с учетом их приспособленности.
3. Формируется следующее поколение. Случайным образом из промежуточной популяции выбирается пара родителей. С заданной вероятностью производится над генотипами выбранных хромосом кроссинговер. Выбирается один из потомков. К нему последовательно применяется оператор инверсии, а затем мутации с заданными вероятностями. Полученный генотип потомка сохраняется в новой популяции.
4. Если в промежуточном поколении еще есть родители, то возврат на пункт 3, иначе – пункт 5
5. Если счетчик поколений достиг заданного значения, то переход к пункту 6, если нет, то переход к пункту 2.
6. Выбор лучших решений. Конец работы.

Основные генетические операторы, которые использует простой ГА, включают в себя репродукцию, кроссинговер, мутацию и инверсию.

Репродукция – процесс формирования промежуточного поколения.

В каноническом ГА вероятность хромосомы попасть в промежуточное поколение пропорциональна значению для нее фитнес-функции.

Биологический смысл кроссинговера – передача признаков родителей потомкам. По Холланду, простой оператор кроссинговера выполняется следующим образом.

Выбираются две хромосомы ( $A = a_1, a_2, a_3, \dots, a_L$   $B = a'_1, a'_2, a'_3, \dots, a'_L$ ), где  $L$  – длина хромосомы; выбирается точка кроссинговера ( $k$ ). Две новые хромосомы формируются из  $A$  и  $B$  следующим образом: часть хромосомы  $A$  до точки кроссинговера соединяется с частью хромосомы  $B$  после точки кроссинговера и формирует первую хромосому-потомок, и, аналогично, часть хромосомы  $B$  до точки кроссинговера соединяется с частью хромосомы  $A$  после точки кроссинговера и формирует вторую хромосому-потомок.

$$A' = a_1, a_2, a_3, \dots, a_k, a'_{k+1}, a'_{k+2}, a'_{k+3}, \dots, a'_L$$

$$V' = a'_1, a'_2, a'_3, \dots, a'_k, a_{k+1}, a_{k+2}, a_{k+3}, \dots, a_L.$$

Оператор мутации предназначен для того, чтобы поддерживать разнообразие особей в популяции. Он реализуется следующим образом: в каждой строке, которая подвергается мутации, произвольный бит с вероятностью  $P_m$  изменяется на противоположный.

При выполнении оператора инверсии хромосома разбивается на две части, которые потом меняются местами.

Вероятность применения операторов мутации и инверсии обычно очень мала (порядка 0,001).

Существует множество вариаций как самих ГА, так и применяемых генетических операторов.

## Использование ГА при решении проблем обработки и распознавания изображений

В рамках данной проблемы ГА может быть использован как при подготовке изображения к распознаванию, в частности при фильтрации, сегментации, разметке сцены, так и непосредственно для его распознавания.

В [4] рассматривается подход автоматической разметки сцены с помощью ГА. Комбинация использования семантических сетей для представления ограничений области и нечеткой логики для достижения соответствия меток этим ограничениям породили новую стратегию вычисления фитнес-функции для работы ГА. Показана возможность применения данного подхода для идентификации снимков облаков на мультиспектральных спутниковых снимках.

Возможность применения адаптивного генетического алгоритма для решения проблемы сегментации цветного изображения, усложненной необходимостью принятия решения об оптимальном количестве сегментов и точного определения текстурных областей исследуется в [5]. Так как во многих случаях при сегментации топологическим областям могут быть поставлены в соответствие области признаков, данную проблему можно сформулировать как оптимизационную и применить ГА для кластеризации небольших районов пространства признаков.

Для квантования изображения применяется комбинированный генетический алгоритм, который объединяет традиционный генетический алгоритм и метод оптимального квантования изображения [6]. Построенный таким образом генетический алгоритм практически нечувствителен к начальным условиям и работает лучше, чем известные ранее алгоритмы.

К. Делибасис и др. [7] описывают текстурный фильтр, работающий с использованием ГА. Фильтр настраивается на определение различных классов текстуры по их корреляции со спектром Фурье, полученным по шаблонам. Целью является проектирование маски фильтра, которая при корреляции со спектром Фурье каждого шаблона инициирует такой отклик, что межклассовые отличия максимизируются, а внутриклассовые – минимизируются. Здесь ГА используется для выбора оптимальной маски из множества возможных. Предложенный подход работает так же хорошо или, лучше, чем традиционные методы, и имеет преимущество в том, что нет необходимости в выборе меры текстуры для

специфической структуры изображения. Метод применяется для сегментации магнитно-резонансных изображений мозга.

ГА, который позволяет объединить этап сегментации и этап распознавания изображения предложен в [8]. Поиск ведется на пространстве возможных сегментов изображения, которые сравниваются с шаблонными сегментами. Эксперименты, проводившиеся с изображением, содержащим сложную сцену, показали удовлетворительные результаты.

Распознавание изображений во многом зависит от набора признаков, используемых классификатором.

Существует метод оптимального выделения набора признаков для классификации, который включает ГА и дерево системной индукции (system induction tree) (ДСИ) [9]. Этот подход одновременно минимизирует число признаков, использующихся для работы классификатора, и добивается улучшения работы классификатора. ГА используется для поиска в пространстве возможных подмножеств большего множества признаков-кандидатов. Для полученного подмножества признаков ДСИ создает дерево решений. Значением фитнес-функции для данного подмножества признаков служит качество работы дерева решений на новых данных. Это значение затем используется ГА для получения лучшего множества признаков. Процесс взаимодействия ГА и ДСИ повторяется до тех пор, пока не будет найдено оптимальное множество признаков, с которым бы классификатор работал удовлетворительно. Результаты экспериментов показали, что данный подход осуществим при решении сложных задач, например распознавания черт лица. При этом также наблюдается уменьшение описательной сложности и улучшение качества распознавания по сравнению со стандартными методами выделения признаков для классификатора.

В [10] используется следующий подход выделения набора признаков для классификации. Ведется поиск наименьшего по размерности (или по стоимости) множества признаков, уровень распознавания по которым не ниже заданного. Проблема поиска оптимального множества признаков определена как проблема оптимизации с ограничениями. В соответствии с этим штрафная функция встраивается в фитнес-функцию. Эксперименты показали, что такой метод работает лучше других известных методов.

Исследования [11] показали, что для бесконечно большого количества точек в  $N$ -мерном пространстве поиска при достаточно большом количестве итераций классификатор образов, основанный на ГА, имеет сходство с классификатором Байеса.

## Заключение

Представленная статья является кратким обзором некоторых англоязычных источников, которые на данный момент не переведены. Ее целью является знакомство с зарубежным опытом по рассматриваемой проблеме.

Очевидно, что ГА достаточно широко используются для поиска решения проблем распознавания. Они находят свое применение как на этапе предварительной обработки изображения, так и непосредственно при распознавании изображения.

Результаты, которые показывают ГА, обычно не хуже, а часто, значительно лучше известных методов.

Таким образом, использование ГА для распознавания изображений является достаточно перспективным.

## Литература

1. Beasley D., Bull D.R., Martin R.R. An Overview of Genetic Algorithms: Part 2, Research Topics. – University Computing, 1993. // ftp.cerias.purdue.edu/pub/doc/EC/welcome.html
2. Hove H.V., Verschoren A. Genetic Algorithms and Recognition Problems // Genetic Algorithms for Pattern Recognition / Edit. by Sankar K. Pal, Paul P. Wang. – CRC Press, Inc, 1996.
3. Goldberg D.E. Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning. – Addison; Wesley, 1989.
4. Buckles B., Petry F., Prabhu D., Lybanon M. Mesoscale Feature Labeling from Satellite Images // Genetic Algorithms for Pattern Recognition / Edit. by Sankar K. Pal, Paul P. Wang. – CRC Press, Inc, 1996.
5. Vitorino J.C. Ramos, Fernando Muge. Image Colour Segmentation by Genetic Algorithms. Accepted in RecPad'2000 // Proc. of the 11th Portuguese Conf. on Pattern Recognition, Porto, 11 – 12, May, 2000.
6. Scheunders P. Genetic A Lloyd-Max Image Quantization Algorithm, Vision Lab, Dept. of Physics. – RUCA University of Antwerp. – Groenenborgerlaan 171. – 2020 Antwerpen, Belgium.
7. Delibasis K., Undrill P.E., Cameron G.G. Designing Texture Filters with Genetic Algorithms: an Application to Medical Images. – Department of Biomedical Physics and Bioengineering // University of Aberdeen, Foresterhill, Aberdeen, Scotland, UK // citeceer.nj.nec.com
8. Daniel L. Swets, Punch B., Weng J. Genetic Algorithms for Object Recognition in a Complex Scene // Proc. of the Int. Conf. on Image Processing– Washington. – Vol. 2. – P. 595-598 // citeceer.nj.nec.com
9. Ran-Jay (Jeffrey) Huang. Detection Strategies for Face Recognition Using Learning and Evolution. Department of Computer Science // George Mason University, Fairfax, Virginia, 1998 // cs.gmu.edu/~rhuang/dissertation.html
10. Handbook of Pattern Recognition & Computer Vision / Edit. by C.H. Chen, L.F. Pau, P.S.P. Wang. – Singapore ; River Edge, NJ: World Scientific, 1993.
11. Murthy C.A., Bandyopadhyay S., Pal S.K. Genetic Algorithm-Based Pattern Classification: Relationship with Bayes Classifier // Genetic Algorithms for Pattern Recognition / Edit. by Sankar K. Pal, Paul P. Wang. – CRC Press, Inc, 1996.

In that issue the main point of genetic algorithm was discussed. Also there were elucidated basic phases of it's work and genetic operators. Possibility of using genetic algorithms for pattern recognition were illustrated with help of previous research examples.

*Статья поступила в редакцию 01.07.02.*