

РЫБАК В. А.

ПРИМЕНЕНИЕ ГЕНЕТИЧЕСКИХ АЛГОРИТМОВ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧ ОПТИМИЗАЦИИ КАЧЕСТВА ОКРУЖАЮЩЕЙ СРЕДЫ

Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники

В статье описан авторский метод применения генетических алгоритмов для решения задач оптимизации качества окружающей среды. Исходными данными выступают числовые оценки качества каждого из исследуемых природных компонентов на выделенном подрайоне. Учитываются атмосферный воздух, почвенный покров, водные ресурсы, зеленые насаждения, уровень шума и вибрации, уровень электромагнитных излучений и объем образования отходов.

Введение

Отмечая, что генетические алгоритмы (ГА) позволяют осуществлять поиск оптимальных решений для целого ряда практических задач, также заметим, что широта сферы применения ГА обусловлена, прежде всего, универсальностью, а также способностью одновременно оптимизировать решение задачи по нескольким критериям.

Анализ результатов использования ГА позволяет выделить следующие условия, при выполнении которых задача решается эффективно:

- большое пространство поиска, ландшафт которого является негладким (содержит несколько экстремумов);
- сложно формализуемая функция степени оценки качества решения;
- многокритериальность поиска;
- поиск по заданным критериям приемлемого, а не единственного оптимального решения.

Очевидно, что задача оптимизации качества городской окружающей среды (ОС) соответствует всем перечисленным условиям и, таким образом, может быть эффективно решена с использованием ГА. Исходными данными при этом являются балльные оценки функционально-ландшафтных зон урбанизированной территории, отражающие экологическое состояние атмосферного воздуха, почвенного покрова, водных ресурсов, лесных насаждений, уровень шума и вибрации, электромагнитных

излучений и объёмов накопления отходов. При этом стоимость приращения балльной оценки (улучшения качества) для различных показателей существенно отличается.

1. Постановка задачи:

Разработать наиболее оптимальный план вложения выделенных финансовых средств на осуществление природоохранных мероприятий таким образом, чтобы экологический эффект оказался максимальным.

Предложенный автором метод интегральной оценки качества окружающей среды позволяет получать сопоставимые балльные оценки для каждого из семи параметров [1]. При этом приращение величины оценки на Δa считается одинаково полезным для улучшения качества для всех исследуемых сред, но, очевидно, имеет различную финансовую стоимость, обусловленную проведением соответствующих природоохранных мероприятий.

Стоимость изменения величин рассчитывается исходя из конкретных природоохранных мероприятий и выражается, например, в условных единицах. Для некоторых параметров, например, таких как уровень электромагнитных излучений, она может определяться экспертным путём.

2. Модификация классического ГА

Для решения поставленной задачи воспользуемся модификацией классического ГА – генетическим микроалгоритмом. Он подразделяется на шесть шагов:

1. Сформировать популяцию с числом особей, равным восьми. Можно либо случайным образом выбрать все восемь хромосом, либо сохранить одну «хорошую» хромосому, полученную на предыдущих итерациях, и случайным образом «добрать» семь остальных хромосом.

2. Рассчитать значение функции приспособленности хромосом в популяции и выбрать лучшую хромосому. Обозначить её номером 8 и перенести в следующее поколение (элитарная стратегия).

3. Выбрать для репродукции остальные семь хромосом на основе детерминированного метода турнирной селекции (наилучшая хромосома также участвует в соревновании за право включения её копии в родительский пул). В ходе турнирной селекции хромосомы группируются случайным образом, при этом соседствующие пары соперничают за оставшиеся места. Следует обращать внимание на то, чтобы родительская пара не составлялась из двух копий одной и той же хромосомы.

4. Выполнить скрещивание с вероятностью 1, вероятность мутации принять равной 0.

5. Проверить сходимость алгоритма (с использованием соответствующей меры сходимости генотипов или фенотипов). В случае обнаружения сходимости вернуться к шагу 1.

6. Перейти к шагу 2.

Далее разберём предложенный подход на конкретном примере.

В соответствии с изложенными выше шагами исходными данными для решения задачи оптимизации будут являться наборы чисел $(A_{j1}, B_{j1}; A_{j2}B_{j2}; \dots A_{j7}B_{j7})$, где j – номер зоны (подрайона); $A_{j1}–A_{j7}$ – показатели комплексной оценки атмосферного воздуха, почвенного покрова, водных ресурсов, лесных насаждений, уровень шума и вибрации, электромагнитных излучений и объёмов накопления отходов, рассчитанные на основании методики из главы 2; $B_{j1}–B_{j7}$ – стоимость приращения балльной оценки (улучшения качества на 1 балл) для перечисленных показателей.

Для решения задачи нахождения наиболее оптимального плана вложения средств в природоохранные мероприятия в качестве функции приспособленности будем использовать стоимость затрат.

Далее выполним алгоритм, изложенный выше, при этом предположим, что количество подрайонов равно, например, 256:

1. Сформировать популяцию с числом особей, равным восемь.

01001010011
11001010010
10011001010
00110110110
10101011001
10101111000
00111101101
10110011010

При этом каждая из восьми хромосом состоит из 11 генов, первые 8 из которых используются для кодирования номера подрайона, а оставшиеся 3 – для номера показателя в подрайоне.

2. Осуществляем элитную стратегию селекции, в результате которой одна хромосома с наименьшим значением функции приспособленности (минимизация природоохранных затрат) переходит в следующую популяцию.

01001010011	
11001010010	
10011001010	
00110110110	
10101011001	
10101111000	
00111101101	
10110011010	10110011010

3. Остальные семь хромосом выбираем на основе детерминированного метода турнирной селекции, в результате чего получаем родительскую популяцию.

01001010011	11001010010
11001010010	10011001010
10011001010	10011001010
00110110110	10101111000
10101011001	11001010010
10101111000	00111101101
00111101101	10110011010
10110011010	10110011010

4. Скрещивание с вероятностью 1 выполняем для каждой выбранной пары хромосом, определяя случайным образом точку скрещивания k (из диапазона 1–10). В результате скрещивания пары родительских хромосом получается сле-

Таблица 1. - Результаты моделирования работы генетического алгоритма

Число повторений ГА	10	20	50	100	200	300	400	500	1000	2000	3000	5000	10000
Суммарное количество итераций	42	118	271	555	1157	1696	2383	2949	5746	11329	16960	28598	56857
Среднее количество итераций	4,20	5,90	5,42	5,55	5,79	5,65	5,96	5,90	5,75	5,66	5,65	5,72	5,69

дующая пара потомков: 1) потомок, хромосома которого на позициях от 1 по k состоит из генов первого родителя, а на позициях от $k + 1$ до 11 – из генов второго родителя; 2) потомок, хромосома которого на позициях от 1 до k состоит из генов второго родителя, а на позициях от $k + 1$ до 11 – из генов первого родителя.

1	110_01010010	1 и 2	110_11001010
2	100_11001010	1 и 2	100_01010010
3	1001100_1010	3 и 7	1001100_1101
4	1_010111000	3 и 7	0011110_1010
5	110010100_10	4 и 6	1_011101101
6	0_011101101	4 и 6	0_010111000
7	0011110_1101	5 и 8	110010100_10
8	101100110_10	5 и 8	101100110_10

5. Проверяем результат – если хромосомы выродились и равны – переходим к шагу 1. Если выделенная сумма на природоохранные мероприятия больше или равна сумме затрат, на которые указывают хромосомы – получено решение – остановка алгоритма.

6. Перейти к шагу 2.

При таком подходе общее количество ген в хромосоме зависит от числа подрайонов. С учётом количества учитываемых показателей (семь) в работе алгоритма необходимо осуществлять контроль трёх последних генов

на не равенство нулю (при формировании популяции и скрещивании).

Таким образом, в результате работы генетического алгоритма будет найден перечень подрайонов и показателей, по которым стоимость осуществления природоохранных мероприятий будет минимальна – то есть решена оптимизационная задача минимизации.

3. Моделирование предложенного метода

Моделирование данного метода показало, что в среднем за 4–6 итераций ГА по описанному методу приходит к оптимальному решению. Для получения достоверных результатов алгоритм запускался на серию повторений на случайно сгенерированной в каждом новом случае матрице исходных данных. В таблице 1 представлены полученные данные.

Как видно из таблицы 1 при увеличении количества повторных запусков ГА среднее количество итераций, за которое алгоритм находит оптимальное решение, колеблется в районе 5,7. При этом для единичных запусков результат может даже быть меньше 5.

Для исследования влияния размера популяции на точность получаемого результата были выполнены расчёты, отражающие процент отклонения найденного ГА оптимума от действительного минимума (рисунок 1).

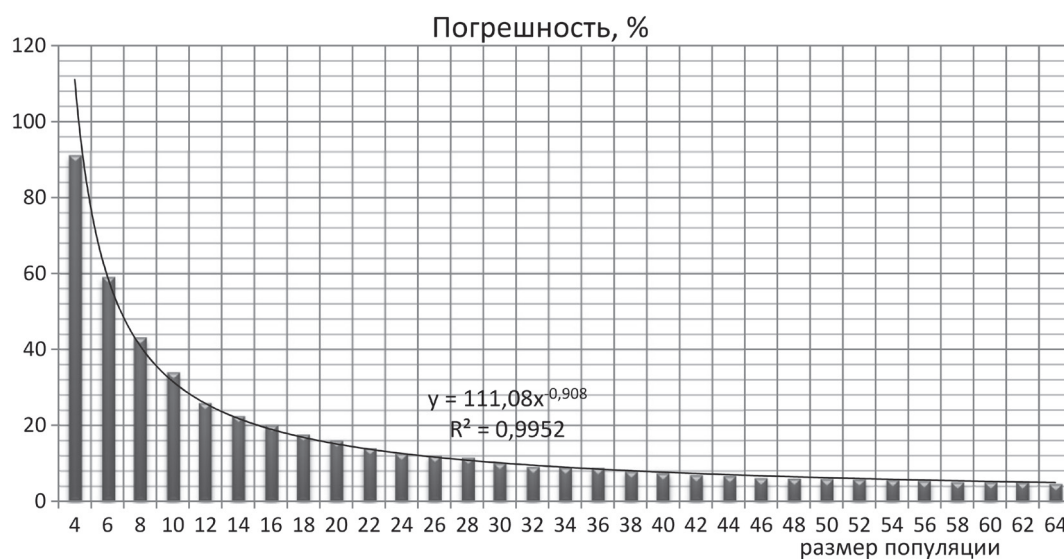


Рисунок 1. - Зависимость точности результата от размера популяции

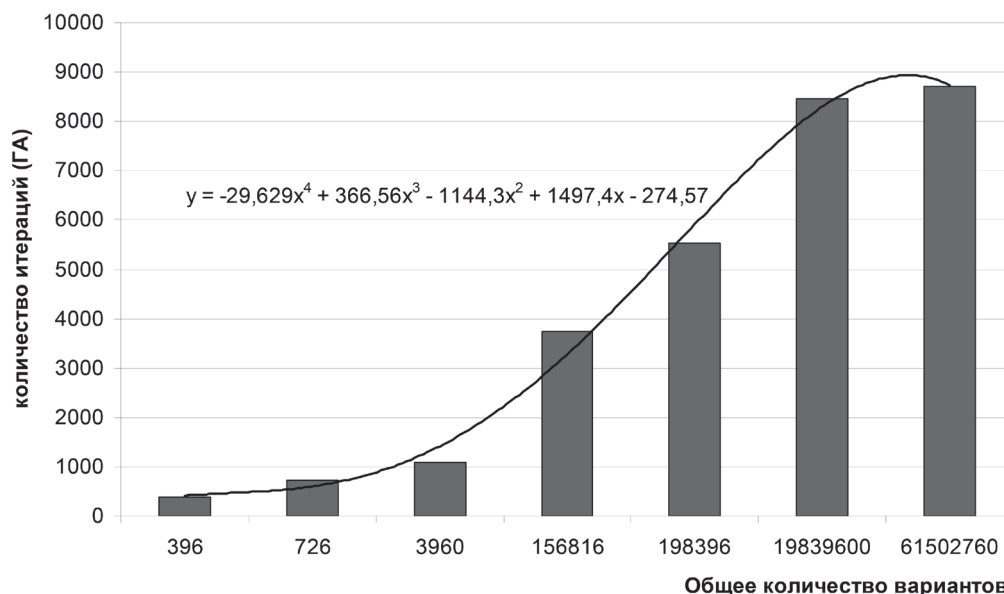


Рисунок 2. - График эффективности применения ГА

Как видно из рисунка 1 при размере начальной популяции 8 хромосом получаемый ГА результат отличается от реального минимума на 43,3%. При увеличении размера популяции точность возрастает, и при количестве хромосом 64 и более погрешность снижается до 4,7% и продолжает уменьшаться.

Также при увеличении размера популяции возрастает количество итераций, за которое ГА находит решение, и для 20 хромосом требуется в среднем 10,5 шагов; для 40–16,2; для 60–20,3; для 80–23,5; для 100–28,3 при величине погрешности 3,8%; для 150–34,2; 2,4%; для 200–39,7; 2,2%; для 300–56,6; 1,5%; для 500–94,2; 1,0% соответственно.

Для оценки эффективности использования ГА в оптимизационных задачах управления качеством ОС воспользуемся программой MetaTrader, которая позволяет, в том числе, сравнить количество итераций при многокритериальном выборе.

Использование встроенных в Тестер данной программы ГА позволило подтвердить ранее высказанное предположение о том, что с увеличением количества обрабатываемых параметров эффективность использования ГА возрастает. Так, для количества итераций менее 1000 применение ГА не даёт преимущества по сравнению с алгоритмами прямого поиска (полного перебора), но при возрастании пространства поиска выигрыш становится существенным и, например, для 61 млн. вариан-

тов оптимальное решение находится менее чем за 9000 итераций ГА (рисунок 2).

На рисунке 2 аппроксимация выполнена полиномиальной функцией 4-ой степени, что позволило получить наибольшую (по сравнению с линейной, логарифмической, экспоненциальной и степенной) величину достоверности – $R^2 = 0,9935$.

В настоящее время нет общепринятых подходов к количественной оценке эффективности применения генетических алгоритмов. В работе [2], например, эффективность показана как возможность получить более одного решения системы уравнений. Было показано, что генетический алгоритм в роли инструмента решения системы уравнений способен найти все ответы. Стандартные численные методы всегда выдают решение для конкретной системы линейных уравнений, но ГА способен находить больше, чем один набор решений для конкретных систем уравнений. Например, описан случай, когда в ходе экспериментов с ГА были получены три набора подходящих решений. При этом делается вывод, что ГА являются более эффективным методом по сравнению с традиционными методами (включая метод Гаусса) [2].

В другой работе [3] генетические алгоритмы рассматриваются как эффективный способ решить многие NP-трудные проблемы. В этой статье генетические алгоритмы были использованы для решения: TSP 0/1- задачи, о рюкзака-

ке, Шуберт функции и системы линейных уравнений. Мутация является одним из важных операторов генетических алгоритмов, поскольку тип мутации часто имеет большое влияние на результаты. Научное исследование показывает, что вставка мутации лучше подходит для TSP; граничные и неоднородные мутации лучше всего использовать для функций Шуберта и системы линейных уравнений, но для задачи о рюкзаке все виды использованных мутаций дали схожий результат. Для последующих исследований представляет научный интерес попытаться и другие NP проблемы решать с помощью генетических алгоритмов, при этом новые мутации могут быть получены путем объединения двух или более типов операторов мутации [3].

С точки зрения времени и отклонения в работе [4] использование ГА также считается эффективным. В этой статье предлагается эффективные ГА для HFS проблемы планирования с целью минимизации машинного времени. Рассматриваемая проблема является NP-проблемой. Большинство исследований для решения этой проблемы используют приближенные, а не точные методы, которые гарантируют оптимальное решение. Описаны рассчитанные процентные отклонения от нижних границ, результаты сравниваются с другими исследованиями по той же проблеме. Получено лучшее решение с предложенным ГА. Среднее отклонение ГА 1.50%, а средние отклонения AIS и V&V 1.657% и 3,6%, соответственно. Также можно видеть, что время работы центрального процессора при использовании ГА намного меньше, чем AIS и V&V. Предлагаемый ГА является хорошим инструментом для решения проблемы планирования и может быть использован для других промышленных задач [4].

Хотя выводы авторов убедительны, мы считаем, что метод, основанный на времени работы центрального процессора, не верен, так как он существенно зависит от производительности аппаратного обеспечения.

Проблема оптимизации ОС, схожа с задачей оптимального портфеля, которая решается в работе [5]. В выводах заявляется, что средняя вариативность широко используется в области финансов, чтобы справиться с проблемой выбора портфеля. Цель подхода состоит

в том, чтобы определить период оптимального вложения в каждый актив, основанный на скорости обратной секвенции. Генетический алгоритм предназначен для решения соответствующих задач оптимизации, потому что эти проблемы максимизации представлены с определенной структурой и не могут быть эффективно решены с помощью существующих традиционных методов оптимизации. В этой работе представлена задача формирования оптимального финансового портфеля. Авторы представили два подхода, и применили их для тестовой задачи. В результате эксперимента, предложенный метод признан действенным для задачи оптимизации портфеля [5]. К сожалению, в этой работе также нет определения эффективности использования ГА.

В работе [6] обсуждается проблема эффективного использования ГА в другой области. В этой статье описан способ с использованием генетических алгоритмов в области информационного поиска и, в частности, как ГА могут быть использованы для адаптации используемых совпадающих функций. Этот алгоритм был протестирован на коллекции документов Cranfield и результаты выглядят многообещающими. Авторы видят необходимость проводить больше исследований в этой перспективной области [6].

Таким образом, анализ не выявил общий подход к оценке эффективности использования ГА. Тем не менее, мы предлагаем свой подход, основанный на сравнении количества итераций.

Для промоделированного выше примера, в котором для 256 зон задаются для семи параметров семь значений стоимости улучшения на 1 балл, в случае использования любого алгоритма упорядочивания массива потребовалось бы 1792 (256*7) итераций для нахождения минимума. Генетический алгоритм получает решение после 28,3 итераций с погрешностью 3,8%, за 39,7 итераций с погрешностью 2,2%. Погрешность 1,0% достигается при среднем количестве шагов равном 94,2. Таким образом, ГА с погрешностью 3,8% в 63,3 раза, и с погрешностью 1,0% – в 19,0 раз эффективнее алгоритмов сортировки (нахождения минимума).

В заключение необходимо также отметить, что генетические алгоритмы не только эффективно решают оптимизационные задачи NP-

класса, но и позволяют выбирать оптимальные структуры иерархических нейронных сетей, используемых в сложных системах управления.

В теории алгоритмов классом NP (от англ. non-deterministic polynomial) называют множество алгоритмов, время работы которых сильно зависит от размера входных данных, но если предоставить алгоритму некоторые дополнительные сведения (так называемых свидетелей решения), то он сможет достаточно быстро (за время, не превосходящее многочлена от размера данных) решить задачу. Проблема в том, что найти таких свидетелей бывает сложно, поэтому многие алгоритмы из класса NP считаются долгими.

Заключение

Таким образом, научно-методический подход к информационному управлению качеством окружающей среды урбанизированных территорий с использованием генетических алгоритмов заключается в поиске наиболее оптимальных природоохранных решений на основании показателей качества ОС по семи

предложенным в работе компонентам (атмосферный воздух, почвенный покров, водные ресурсы, зелёные насаждения, уровень шума и вибраций, радиационное загрязнение, объёмы накопления отходов) и стоимости их приращения. При этом под оптимизацией качества ОС подразумевается достижение желаемого компромисса между объёмом средств, выделяемых на природоохранные мероприятия, и уровнем загрязнения природных компонент.

Важно отметить, что ни сами генетические алгоритмы как таковые, ни их параметры не являются новизной в данной работе. Принципиально новыми представляются теоретические основы и алгоритмы интеллектуальной поддержки принятия управленческих решений в социально-экологических системах, которые показывают, какую информацию необходимо взять, как её обработать и представить, чтобы лицо, принимающее решение, могло применять существующие ГА для эффективного решения задач в области охраны окружающей среды. Именно в этом заключается новизна предложенных подходов.

ЛИТЕРАТУРА

1. **Рыбак, В. А.** Антропогенная нагрузка на окружающую среду: количественная оценка, анализ, нормирование: монография / В. А. Рыбак.- Минск.: РИВШ, 2010.- 334 с.
2. **Ikotun, A. M.** The effectiveness of genetic algorithm in solving simultaneous equations / A. M. Ikotun, N. O. Lawal, P. A. Adelokun // International journal of computer applications.- V.14- № 8, February 2011, 38–41 p.
3. **Basima, H.** Evaluating the effectiveness of mutation operators on the behavior of genetic algorithms to non-deterministic polynomial problems / Hani F. Hasan Basima, Saleh M. Saleh Moutaz // Informatica.- № 35 (2011), 513–518 p.
4. **Cengiz, K.** An application of effective genetic algorithms for solving hybrid flow shop scheduling problems / Kahraman Cengiz and comp. // International journal of computational intelligence system, Vol. 1, № 2 (May, 2008), 134–147 p.
5. **Chi-Ming, L.** An effective decision-based genetic algorithm approach to multiobjective portfolio optimization problem / Lin Chi-Ming, Gen Mitsuo // Applied mathematical sciences, Vol. 1, 2007, № 5, 201–210 p.
6. **Praveen, P.** Effective information retrieval using genetic algorithms based matching functions adaptation / Pathak Praveen, Gordon Michael, Fan Weiguo // Proceedings of the 33rd Hawaii International Conference on System Sciences – 2000.

Поступила 12.05.15

Riback V.

APPLICATION OF GENETIC ALGORITHMS FOR SOLVING OPTIMIZATION PROBLEMS OF ENVIRONMENTAL QUALITY.

This article describes the author's method of genetic algorithms for solving optimization problems of environmental quality. The initial data are the numerical evaluation of the quality of each of the studied natural components on a dedicated subarea. Taking into account the ambient air; soil cover; water resources, green spaces, noise and vibration, levels of electromagnetic radiation and the volume of waste.