

DOI: <https://doi.org/10.60797/IRJ.2025.153.64>

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ГЕНЕТИЧЕСКИХ АЛГОРИТМОВ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ОПТИМИЗАЦИОННЫХ ЗАДАЧ ПРИРОДОПОЛЬЗОВАНИЯ

Научная статья

Рыбак В.А.^{1,*}

¹ORCID : 0000-0002-9585-2614;

¹Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники, Минск, Беларусь

* Корреспондирующий автор (6774338[at]tut.by)

Аннотация

В работе приводятся результаты исследования возможности применения генетических алгоритмов для повышения эффективности финансовых вложений в природоохранные мероприятия. На основе балльных оценок экологического состояния основных природных сред и показателей, а также стоимости улучшения каждой составляющей разработан способ быстрого нахождения наилучшего варианта, который при минимизации затрат даёт максимальную отдачу. Освящены вопросы влияния размера начальной популяции хромосом на точность получаемого результата и количество требуемых итераций. Изучены вопросы применения генетических операторов скрещивания и мутации. Показано, что применение скрещивания с вероятностью 40% позволяет получить ответ, который в 4 и более раз точнее случая со 100% скрещиванием. Оператор мутации оправданно применять в редких случаях для больших по численности начальных популяций с вероятностью 0,001%. В результате поставленную задачу оптимизации получается решить до 81 раза быстрее.

Ключевые слова: генетический алгоритм, задача оптимизации, природоохранные мероприятия, повышение эффективности.

USING GENETIC ALGORITHMS TO SOLVE OPTIMIZATION PROBLEMS OF NATURE MANAGEMENT

Research article

Rybak V.A.^{1,*}

¹ORCID : 0000-0002-9585-2614;

¹Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics, Minsk, Belarus

* Corresponding author (6774338[at]tut.by)

Abstract

The paper presents the results of a study of the possibility of using genetic algorithms to improve the efficiency of financial investments in environmental protection measures. Based on point assessments of the ecological state of the main natural environments and indicators, as well as the cost of improving each component, a method for quickly finding the best option has been developed, which, while minimizing costs, gives the maximum return. The issues of the influence of the size of the initial population of chromosomes on the accuracy of the result obtained and the number of required iterations are covered. The issues of using genetic operators of crossover and mutation are studied. It is shown that the use of crossover with a probability of 40% allows you to get an answer that is 4 or more times more accurate than the case with 100% crossover. The mutation operator is justified in rare cases for large initial populations with a probability of 0.001%. As a result, the optimization problem can be solved up to 81 times faster.

Keywords: genetic algorithm, optimization problem, environmental protection measures, increasing efficiency.

Введение

Планомерное и постоянное развитие науки и техники позволяет учёным глубже и точнее исследовать биологический мир вокруг нас. Подобно тому, как искусственные нейронные сети были предложены после открытия их биологического источника, также генетические алгоритмы (ГА) являются попыткой воспроизвести некоторые естественные природные процессы.

Часть теоретических моделей и алгоритмов после открытия ожидают своей реализации и применения на протяжении десятков лет – до создания необходимых вычислительных мощностей и хранилищ данных. На сегодняшний день и процессоры компьютеров, и видеокарты обладают достаточным быстродействием для реализации и использования технологий искусственного интеллекта.

В связи с этим представляется актуальным применение генетических алгоритмов для решения оптимизационных задач в области рационального природопользования, где порой присутствуют значительные объёмы разрозненной первичной информации.

Объекты и методы исследования

Объектом исследования являются эколого-социальные системы, подверженные существенному антропогенному воздействию. Предмет исследования – повышение эффективности систем поддержки принятия решений для задач охраны окружающей среды с использованием генетических алгоритмов.

В общем виде можно сказать, что ГА – это правила нахождения экстремумов, базирующиеся на существующих в природе механизмах естественного отбора и наследования, использующие эволюционный закон выживания наиболее приспособленных особей.

Генетические алгоритмы относят к элементам искусственного интеллекта, которые копируют естественные природные механизмы, в соответствии с которыми выживание особи детерминировано степенью её приспособленности [1].

При этом от традиционных методов ГА отличаются рядом особенностей: имеют дело с закодированной формой, а не с исходными данными; в работе применяют только функцию приспособленности, без дополнительных данных; используют вероятностные правила отбора.

Вместе с тем, несмотря на широкий спектр сфер применения генетических алгоритмов не существует единых методов количественной оценки результативности и эффективности их использования. Поэтому авторы в научных статьях вынуждены самостоятельно искать подходы для сравнения и обоснования целесообразности применения тех, или иных технологий.

Так, например, авторы работы [2], исследуя существующие методы решения систем уравнений, описывают возможность ГА находить все имеющиеся ответы, и на основании этого делается вывод об их эффективности.

В статье [3] ГА рассматриваются как результативный инструмент для оптимизации функции принадлежности лингвистических переменных в нечёткой системе наведения летательных аппаратов. Следуя научной логике, автор выполнил сравнение ближайших аналогов – метода пропорционального сближения и метода нечёткого пропорционального сближения с предложенным методом пропорционального сближения нечёткой оптимизации функции принадлежности. Полученные результаты позволяют утверждать о большей эффективности метода с применением ГА для решения частной рассматриваемой задачи.

Представляет интерес изложенный в работе [4] подход, заключающийся в добавлении к классическому ГА дополнительных гибридных функций, заимствованных, у роевых алгоритмов. Изложенные результаты демонстрируют, что гибридные алгоритмы превосходят ГА как по точности результата, так и по скорости сходимости в задачах классификации ирисов Фишера. Так, например, на 30-й итерации ГА показал значение ошибки (разница между ожидаемым и получаемым результатом) на уровне 10, в то время как гибридный светлячков – 2. Допуская выигреш в одном конкретном случае всё же стоит отметить, что гибридизация уменьшает универсальность ГА, и требует отдельного подбора «довесок» в каждом новом случае.

Задача оптимизации природоохранных мероприятий в чём-то схожа с рассматриваемой в работе [5] проблемой оптимизации портфеля. Последняя при этом требует специфического предметного описания, что усложняет её решение ранее используемыми методами. Обосновывая применение ГА авторы не предлагают каких-либо количественных оценок и подходов к определению эффективности.

Проблеме использования ГА в области информационного поиска посвящена работа [6]. Разработанный авторами алгоритм был протестирован на базе данных Cranfield, изложенные результаты признаны перспективными, а для получения новых данных показана необходимость в проведении дальнейших исследований.

Завершим краткий обзор работой [7], где авторы делятся результатами применения ГА для решения транспортной задачи. Сопоставляя работу ГА с алгоритмом имитированного отжига показано влияние качества начальной популяции на производительность алгоритма. Результаты подтверждают, что наличие лучших особей в начальной популяции положительно влияет как на лучшее решение, так и на среднее решение генетического алгоритма. Вместе с тем в статье отсутствуют однозначные выводы по эффективности ГА. На задачах по построению оптимального маршрута по заданным маршрутам наиболее эффективным с точки зрения быстродействия и точности оказался генетический алгоритм, в то время как на задачах с меньшим количеством точек и итераций лучшие результаты показал муравьиный алгоритм [7].

Как видно из приведённых выше исследований ГА могут применяться для нахождения решений в различных прикладных задачах, при этом их эффективность повышается с увеличением пространства поиска.

Предложенный алгоритм интегральной оценки качества окружающей среды урбанизированных территорий [8] позволяет сформировать по результатам натурных исследований и последующей обработке сопоставимые балльные оценки для семи экологических показателей для каждой зоны, отличающейся своим ландшафтом, состоянием и сферой использования. При этом стоимость природоохранных мероприятий для улучшения на один балл экологического состояния как по различным показателям, так и для разных территорий будет отличаться. Отметим также, что выбор самих мероприятий также может быть автоматизирован с учётом, например, влияния качества окружающей среды на здоровье населения, с использованием элементов искусственного интеллекта [9], [10].

Постановка задачи: разработка метода выбора оптимального вложения финансовых средств в природоохранные мероприятия с использованием генетических алгоритмов.

Исходя из единой пятибалльной шкалы оценки всех компонентов, изменение в меньшую сторону на DO является равно благоприятным для улучшения экологического состояния всех анализируемых сред. Непосредственно стоимость изменения, выраженная в рублях, может рассчитываться по аналогии с уже реализованными мероприятиями, или устанавливаться экспертами.

После определения принципов кодирования исходных данных поставленная задача оптимизации может быть решена при помощи классического генетического алгоритма, состоящего из шести пунктов:

1. На первом шаге генерируется популяция особей в количестве 8 путём либо полного случайного составления, либо с учётом одной «удачной» хромосомы, отобранной на предыдущих шагах.

2. Происходит расчёт Fitness-функции (приспособленности) по всей популяции. На основании её значения выбираем лучшую хромосому, нумеруем её как 8 и записываем в новый набор.

3. Недостающие 7 хромосом получаем в ходе турнирной селекции, когда сформированные случайным образом пары конкурируют между собой.
4. Проводим скрещивание хромосом.
5. Проверяем условие продолжения работы алгоритма, и при выявлении признаков сходимости возвращаемся к п. 1.
6. Переход к п.2.

На практике данный генетический алгоритм выглядит следующим образом.

Для формирования ландшафта поиска необходимо иметь числовые ряды $(K_{j1}, O_{j1}; \dots K_{j7}, O_{j7})$, где j – порядковый номер участка исследуемой территории; $K_{j1} - K_{j7}$ – показатели балльной оценки воздуха, почвы, водных ресурсов, лесных насаждений, уровня шума и вибраций, электромагнитных излучений и объёмов накопления отходов; $O_{j1} - O_{j7}$ – стоимость в рублях изменения в лучшую сторону балльной оценки (на 1 балл) для перечисленных показателей.

Математическую модель задачи можно представить в виде:

$$\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M K_{ij} \cdot O_{jt} \rightarrow \min,$$

при ограничениях: $K_{ij} \in [0..5]$; $O_{ji} > 0$; $O_{ji} \leq S$,

где M – количество подрайонов;

N – количество учитываемых показателей.

S – объём выделенных средств, руб.

Очевидно, что для решения описанной задачи именно стоимость затрат на природоохранные мероприятия будет выступать в качестве функции приспособленности.

Далее промоделируем выполнение алгоритма для условного числа зон, равного 256:

1. Случайным образом сгенерируем популяцию из восьми хромосом, каждая из которых содержит 11 генов. Это необходимо для того, чтобы 8 цифр слева позволяли однозначно указать на номер зоны (диапазон от 00000000 до 11111111 содержит 256 значений), а оставшиеся 3 гена – кодировали номер показателя в выбранной зоне (рис. 1).

00111001010
10011001110
11010011101
10110110101
00111111100
11111101100
01010101110
10110010110

Рисунок 1 - Начальная популяция
DOI: <https://doi.org/10.60797/IRJ.2025.153.64.1>

2. В результате осуществления селекции только одна хромосома с минимальным значением функции приспособленности без конкуренции переходит в новую популяцию. Наименьшее значение используется в связи с решением задачи минимизации затрат. В иных задачах на данном этапе может отбираться хромосома с наибольшим значением Fitness-функции. Для сгенерированных исходных данных на данном этапе отбирается хромосома под номером 7 (рис. 2).

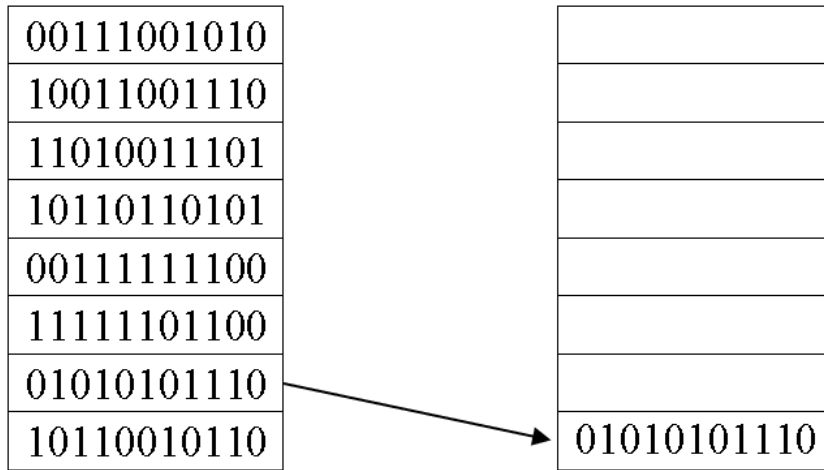


Рисунок 2 - Результат отбора лучшей хромосомы
DOI: <https://doi.org/10.60797/IRJ.2025.153.64.2>

3. В соответствии с правилами детерминированного метода турнирной селекции случайным образом формируем семь пар хромосом, из которых наиболее подходящая переходит в новую популяцию (рис. 3).

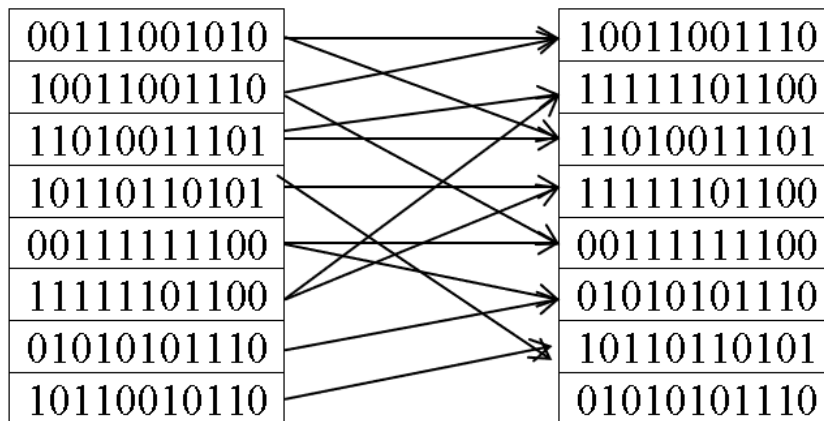


Рисунок 3 - Результат турнирной селекции хромосом
DOI: <https://doi.org/10.60797/IRJ.2025.153.64.3>

4. Вероятность скрещивания может варьировать и для повышения эффективности алгоритма подлежит отдельному изучению. В данном примере для каждой пары в новой популяции от предыдущего шага с вероятностью 1 определяем случайным образом позицию w в диапазоне от 1 до 10. Суть оператора скрещивания заключается в том, что два потомка от двух родителей формируются следующим образом: хромосома первого состоит из ген от 1 по w первой в паре хромосомы, а от $w + 1$ до 11 от второй; хромосома второго состоит из ген от 1 по w второго родителя и от $w + 1$ до 11 от первого (рис 4).

1	100 11001110	2 и 3	100 10011101
2	110 10011101	2 и 3	110 11001110
3	00111 001010	1 и 7	00111 101110
4	01010 101110	1 и 7	01010 001010
5	00 111111100	5 и 6	00 111101100
6	11 111101100	5 и 6	11 111111100
7	10110110 101	4 и 8	10110110 110
8	10110010 110	4 и 8	10110010 101

Рисунок 4 - Результат выполнения операции скрещивания
DOI: <https://doi.org/10.60797/IRJ.2025.153.64.4>

5. После формирования популяции новых потомков происходит проверка. В случае, если все хромосомы в популяции равны – возвращаемся к началу (шаг 1) и перезапускаем алгоритм. Если же имеющаяся сумма средств в задаче (S) больше или равна величине затрат, на которую указывает лучшая по функции приспособленности хромосома – значит найдено решение, и необходимо остановить итерации.

6. Продолжить работу алгоритма – перейти к пункту 2.

Тут важно заметить, что алгоритм в результате своей работы найдёт одну наиболее подходящую для вложения средств зону с указанием на конкретный параметр – экстремум. Если разница между S и O_j достаточная, то данная альтернатива помечается и алгоритм может быть запущен ещё раз.

Необходимое число бит в двоичной системе для формирования хромосомы в контексте описываемой задачи определяется кодированием количества подрайонов и экологических показателей, при этом в процессе работы алгоритма требуется отслеживать случаи вырождения трёх правых ген.

После выполнения описанного алгоритма несколько раз будет получен план вложения финансов в природоохранные мероприятия по конкретным зонам и природным средам, или другими словами – будет решена оптимизационная задача. Количество запусков алгоритма зависит от объёма финансирования, подлежащего распределению.

Проведение моделирования решения описанной задачи для различных исходных данных показало, что ГА находит приемлемое решение в среднем за 5 повторов. С целью получения усреднённых оценок результативности алгоритм выполнялся 10 000 раз с использованием случайного набора исходных данных. В таблице 1 представлены полученные результаты.

Таблица 1 - Полученные при моделировании результаты

DOI: <https://doi.org/10.60797/IRJ.2025.153.64.5>

Число запусков ГА	5	30	50	100	150	250	350	650	1000	2000	3000	7500	10000
Суммарное количество повторений	22	174	273	571	855	1405	2070	3757	5732	11329	16862	40650	56325
Среднее количество итераций для нахождения решения	4,40	5,80	5,46	5,71	5,70	5,62	5,92	5,78	5,73	5,66	5,62	5,42	5,63

Как следует из данных таблицы 1, при увеличении количества запусков ГА среднее количество итераций, за которое алгоритм находит решение, сходится к 5,7. В единичных случаях результат может быть получен и ранее.

Чтобы оценить, как влияет на точность (разницу между найденным и абсолютным результатом) количество хромосом в популяции были выполнены соответствующие исследования, результат которых представлен на рис. 5.

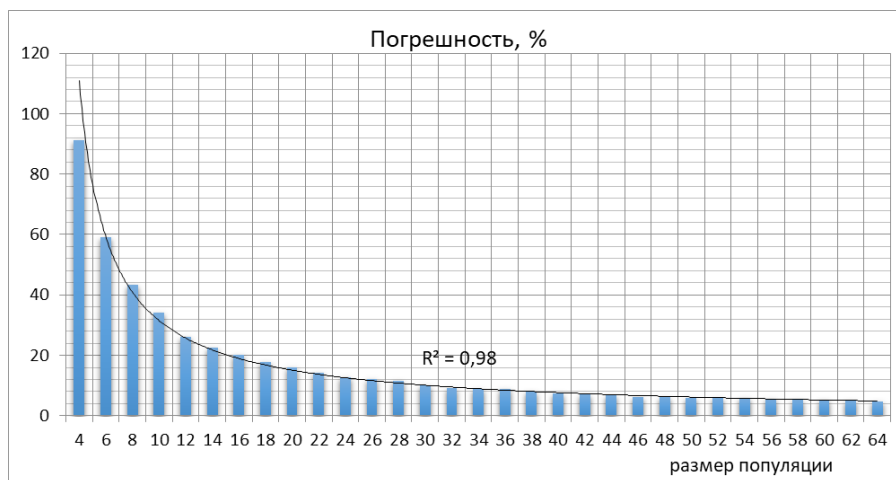


Рисунок 5 - График изменения точности при росте количества хромосом в популяции
DOI: <https://doi.org/10.60797/IRJ.2025.153.64.6>

Как следует из рис.1, результат, который находит ГА при начальном размере популяции до 6 хромосом включительно, характеризуется погрешностью более 50%. Порог, например, в 5% преодолевается при размере популяции более 62 и далее, при увеличении количества хромосом, погрешность продолжает снижаться. Очевидно, что повышение точности работы ГА неразрывно влечёт за собой увеличение количества повторений, которое необходимо для нахождения результата. Так, например, для 30 хромосом требуется в среднем 14,3 итераций; для 50 – 18,4; для 100 – 27,9 (при погрешности 3,7%); для 250 – 48,2 (2,1%); для 500 – 93,9 (0,9%) соответственно.

Чтобы выполнить оценку эффективности применения ГА для решения оптимизационных задач на обширном ландшафте поиска, проанализируем данные, получаемые, например, из программы МетаТрейдер, которая для подбора оптимальных параметров использует рассматриваемые инструменты.

Данные, получаемые от встроенного в указанную программу Тестера, (изображены на рис. 6), ожидаемо подтверждают прямую зависимость между количеством исходных параметров и эффективностью ГА, выражающуюся в скорости нахождения оптимального решения. – При размере поиска до 1000 использование ГА не приводит к выигрышу по сравнению с поиском полным перебором (для нахождения экстремума); для 4000 – результат находится в 4 раза быстрее; для 200 000 – в 36 раз быстрее; для 60 млн. – в 7200 раз.

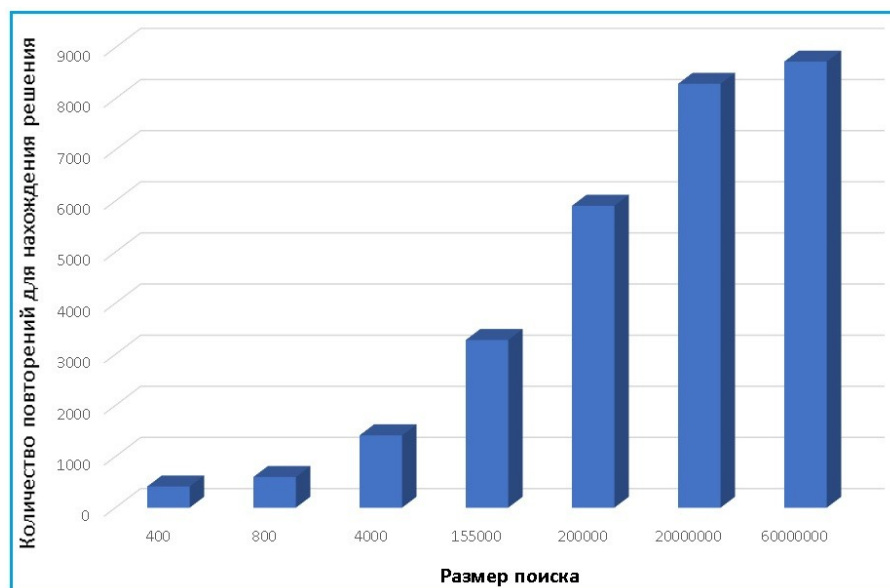


Рисунок 6 - Зависимость количества повторений для нахождения решения от начального размера поиска
DOI: <https://doi.org/10.60797/IRJ.2025.153.64.7>

Далее были проведены дополнительные исследования влияния вероятности основных генетических операторов на повышение точности работы ГА. Приведённые в табл. 2 данные получены для следующих исходных условий: количество зон для поиска 500, размер популяции – 100.

Изложенные до этого момента результаты были получены при работе ГА с вероятностью скрещивания равной 100 %.

Таблица 2 - Влияние вероятности скрещивания на показатель точности результата

DOI: <https://doi.org/10.60797/IRJ.2025.153.64.8>

Вероятность осуществления скрещивания, %	100	90	80	70	60	50	40	30	20	10	0
Среднее количество итераций до получения решения	26,2	23,5	23,1	22,4	23,1	20,3	21,4	23,5	24,6	27,9	57,8
Уровень погрешности, %	2,7	3,1	1,8	1,13	0,73	0,71	0,62	0,84	1,16	1,53	2,67

Как следует из таблицы 2, наименьшие значения погрешности достигаются при вероятности скрещивания в диапазоне от 40 до 50%. При этом также важно заметить, что точность работы ГА влияет на его сходимость – при указанных показателях среднее количество повторений, за которое ГА находит экстремум, минимально и составляет 20-21.

Из научной литературы следует, что генетический оператор мутации используется реже оператора скрещивания в тысячи раз и служит для привнесения в популяцию «свежих идей извне». Его применение, реализуемое инвертированием случайного гена, показало, что при вероятности более одного процента сходимость ГА полностью нарушается. При значениях 0,5 % получаемый результат всё ещё хуже как по количеству требуемых итераций, так и по уровню погрешности. Дальнейшее уменьшение вероятности оператора мутации показало, что при величине 0,05 % количество шагов ГА несущественно уменьшается при одинаковых уровнях погрешности. В описанной задаче оптимизации финансовых вложений обоснованным уровнем вероятности мутации явились значения в диапазоне от 0,01 до 0,001 %. Вместе с тем очевидно, что для указанных величин размер популяции должен быть 10000 и 100000 хромосом соответственно.

Результаты и обсуждения

Выполненные исследования позволяют утверждать о высокой эффективности применения генетических алгоритмов для решения оптимизационных задач в области природоохранных мероприятий. Найденные параметры размера начальной популяции, вероятностей генетических операторов скрещивания и мутации позволяют приблизить точность получаемого результата к абсолютному (а не локальному) экстремуму.

Хотя, как было показано выше, не существует единой методики численной оценки эффективности ГА, для решаемой задачи предлагается отталкиваться от количества сравнений, необходимых для нахождения минимума на всём ландшафте поиска. Таким образом, для изложенного примера с количеством подрайонов равным 256, необходимо оперировать семью значениями, выражающими стоимость природоохранных мероприятий, которые требуются для изменения оценки на один балл для каждого из представленных экологического показателя. Для поиска минимального значения в массиве из 1792 элементов ($256 \cdot 7$) требуется в худшем случае 1792 итерации (в зависимости от расположения элемента). При этом описанный ГА, использующий оператор скрещивания с вероятностью 100%, находит решение в среднем за 28 итераций с погрешностью менее 4% при размере популяции равном 100. Для достижения погрешности менее 1 % в среднем требуется 95 итераций на размере в 500 хромосом.

Если использовать модифицированный ГА с вероятностью скрещивания на уровне 40% решение находится за 22 итерации с погрешностью 0,6%. Такой результат в 81 раз быстрее прочих алгоритмов нахождения экстремумов.

Заключение

Как показали проведённые исследования и полученные результаты генетические алгоритмы являются результативным методом решения оптимизационных задач. При этом с возрастанием объема исходных данных эффективность ГА повышается параболически.

Для решения задачи оптимизации природоохранных мероприятий предложено использовать кодовое представление номеров исследуемых подрайонов и экологических показателей. При этом в результате работы ГА определяется перечень зон, для которых финансирование приведёт к наибольшему эффекту при минимальных вложениях.

По сравнению с классическими методами поиска экстремума ГА способны до 81 раза быстрее получать результат при достаточно приемлемом уровне погрешности 0,6 %. При этом необходимо отметить, что в ряде случаев от скорости принятия адекватных управленческих решений зависит функционирование целого города, или региона, например, в случае природных, или техногенных чрезвычайных ситуаций. Поэтому применение ГА не ограничивается обозначенной в данной работе областью.

Конфликт интересов

Не указан.

Рецензия

Все статьи проходят рецензирование. Но рецензент или автор статьи предпочли не публиковать рецензию к этой статье в открытом доступе. Рецензия может быть предоставлена компетентным органам по запросу.

Conflict of Interest

None declared.

Review

All articles are peer-reviewed. But the reviewer or the author of the article chose not to publish a review of this article in the public domain. The review can be provided to the competent authorities upon request.

Список литературы / References

1. Рутковская М. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечёткие системы / М. Рутковская, Л. Пилиньский, Д. Рутковский. — М.: Горячая линия-Телеком, 2006. — 452 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. — 2011. — Vol. 14. — № 8. — P. 38–41.
3. Нгуен М.Х. Применение генетического алгоритма для оптимизации функции принадлежности нечёткого множества с целью повышения эффективности наведения летательного аппарата / М.Х. Нгуен // Инновации в науке. — 2017. — № 13 (74). — С. 29–33.

4. Гаврилов К.А. Исследование эффективности применения гибридного метода на основе генетического и роевых алгоритмов в решении задач классификации / К.А. Гаврилов, Ю.Н. Лавренков // Электронный журнал: наука, техника и образование. — 2020. — № 4 (31). — С. 27–33.5.
5. Chi-Ming L. An effective decision-based genetic algorithm approach to multiobjective portfolio optimization problem / L. Chi-Ming, G. Mitsuo // Applied mathematical sciences. — 2007. — Vol. 1. — № 5. — P. 201–210.
6. Praveen P. Effective information retrieval using genetic algorithms based matching functions adaptation / P. Praveen, G. Michael, F. Weiguo // Proceedings of the 33rd Hawaii International Conference on System Sciences — 2000.
7. Салиева А.Р. Исследование эффективности применения генетического алгоритма для решения задачи транспортной логистики / А.Р. Салиева, К.Я. Кудрявцев, И.С. Трифионов // Оригинальные исследования. — 2023. — Т. 13. — № 4. — С. 98–108.
8. Рыбак В.А. Анализ и оптимизация антропогенной нагрузки на окружающую среду / В.А. Рыбак // Научно-технические ведомости СПбГПУ. Серия «Информатика. Телекоммуникации. Управление». — 2012. — № 3. — С. 93–99.
9. Рыбак В.А. Нейро-нечёткая система выбора оптимальных природоохранных мероприятий / В.А. Рыбак В.А., А.Д. Гриб // Перспективы науки. — 2021. — №10. — С. 22–26.
10. Рыбак В.А. Построение моделей влияния качества окружающей среды на здоровье населения / В.А. Рыбак // Вестник Сыктывкарского университета. Сер. 1: Математика. Механика. Информатика. — 2024. — Вып. 4 (53). — С. 39–51.

Список литературы на английском языке / References in English

1. Rutkovskaja M. Neironnye seti, geneticheskie algoritmy i nechjotkie sistemy [Neural networks, genetic algorithms and fuzzy systems] / M. Rutkovskaja, L. Pilin'skij, D. Rutkovskij. — М.: Gorjachaja linija-Telekom, 2006. — 452 p. [in Russian]
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. — 2011. — Vol. 14. — № 8. — P. 38–41.
3. Nguen M.H. Primenenie geneticheskogo algoritma dlja optimizacii funkicii prinadlezhnosti nechjotkogo mnozhestva s cel'ju povyshenija jeffektivnosti navedenija letatel'nogo apparata [The effectiveness of genetic algorithm in solving simultaneous equations] / M.H. Nguen // Innovacii v nauke [Innovations in Science]. — 2017. — № 13 (74). — P. 29–33. [in Russian]
4. Gavrilov K.A. Issledovanie jeffektivnosti primenenija gibridnogo metoda na osnove geneticheskogo i roevyh algoritmov v reshenii zadach klassifikacii [Study of the efficiency of using a hybrid method based on genetic and swarm algorithms in solving classification problems] / K.A. Gavrilov, Ju.N. Lavrenkov // Jelektronnyj zhurnal: nauka, tehnika i obrazovanie [Electronic journal: science, technology and education]. — 2020. — № 4 (31). — P. 27–33.5. [in Russian]
5. Chi-Ming L. An effective decision-based genetic algorithm approach to multiobjective portfolio optimization problem / L. Chi-Ming, G. Mitsuo // Applied mathematical sciences. — 2007. — Vol. 1. — № 5. — P. 201–210.
6. Praveen P. Effective information retrieval using genetic algorithms based matching functions adaptation / P. Praveen, G. Michael, F. Weiguo // Proceedings of the 33rd Hawaii International Conference on System Sciences — 2000.
7. Salieva A.R. Issledovanie jeffektivnosti primenenija geneticheskogo algoritma dlja reshenija zadachi transportnoj logistiki [Study of the efficiency of using a genetic algorithm to solve a transport logistics problem] / A.R. Salieva, K.Ja. Kudrjavcev, I.S. Trifonov // Original'nye issledovanija [Original research]. — 2023. — Vol. 13. — № 4. — P. 98–108. [in Russian]
8. Rybak V.A. Analiz i optimizacija antropogennoj nagruzki na okruzhajushhuyu sredu [Analysis and optimization of anthropogenic load on the environment] / V.A. Rybak // Nauchno-tehnicheskie vedomosti SPbGPU. Serija "Informatika. Telekommunikacii. Upravlenie" [Scientific and technical statements of St. Petersburg State Polytechnical University. Series "Informatics. Telecommunications. Management"]. — 2012. — № 3. — P. 93–99. [in Russian]
9. Rybak V.A. Neiro-nechjotkaja sistema vybora optimal'nyh prirodohrannyh meroprijatij [Neuro-fuzzy system for selecting optimal environmental measures] / V.A. Rybak V.A., A.D. Grib // Perspektivy nauki [Prospects of Science]. — 2021. — №10. — P. 22–26. [in Russian]
10. Rybak V.A. Postroenie modelej vlijanija kachestva okruzhajushhej sredy na zdorov'e naselenija [Construction of models of the influence of environmental quality on public health] / V.A. Rybak // Vestnik Syktyvkar'skogo universiteta. Ser. 1: Matematika. Mehanika. Informatika [Bulletin of Syktyvkar University. Ser. 1: Mathematics. Mechanics. Computer Science]. — 2024. — Iss. 4 (53). — P. 39–51. [in Russian]