

Исследование эффективности алгоритма саранчи в задачах сегментации изображений

Д.Ю. Запорожец¹, Ю.А. Кравченко¹, Н.В. Кулиева¹,
М.М. Семенова¹, Э.В. Кулиев¹✉

¹ Южный федеральный университет, г. Таганрог, 347922, Россия

Ссылка для цитирования

Запорожец Д.Ю., Кравченко Ю.А., Кулиева Н.В., Семенова М.М., Кулиев Э.В. Исследование эффективности алгоритма саранчи в задачах сегментации изображений // Программные продукты и системы. 2024. Т. 37. № 2. С. 238–246. doi: 10.15827/0236-235X.142.238-246

Информация о статье

Группа специальностей ВАК: 1.2.1

Поступила в редакцию: 02.10.2023

После доработки: 23.01.2024

Принята к публикации: 07.02.2024

Аннотация. Современные методы обработки изображений играют ключевую роль во множестве приложений, включая медицинскую диагностику, робототехнику и компьютерное зрение. Важной задачей является сегментация изображений, то есть выделение на них объектов и областей. В данной статье проведен анализ применения для решения этой задачи трех биоинспирированных алгоритмов: пчелиной колонии, светлячкового и алгоритма саранчи. Сделан обзор существующих методов сегментации изображений, описаны их ограничения в контексте современных требований высокой точности и эффективности. Особое внимание уделено описанию механизмов и принципов работы алгоритмов пчелиной и светлячковой колоний, их характеристикам, преимуществам и недостаткам при решении задач сегментации. Проведен анализ применения алгоритма саранчи в данных задачах, включая его адаптацию и экспериментальное исследование на разнообразных изображениях. Адаптация алгоритма включает внедрение специализированных механизмов для улучшения точности и эффективности поиска оптимального решения, что позволяет преодолеть ограничения существующих методов. Представлены экспериментальные исследования, которые подтверждают превосходство алгоритма саранчи над другими биоинспирированными подходами и демонстрируют его эффективность на изображениях. Преимущество предложенного алгоритма саранчи состоит в сегментации изображений и открывает новые перспективы для его применения в различных областях обработки данных. Особое внимание уделено таким аспектам алгоритма саранчи, как гибкость, масштабируемость и способность адаптироваться к сложным задачам сегментации. Это делает его особенно ценным для применения в различных областях, требующих высокой точности и эффективности обработки изображений.

Ключевые слова: сегментация изображений, биоинспирированный алгоритм, алгоритм саранчи, пчелиный алгоритм, светлячковый алгоритм, моделирование поведения саранчи

Благодарности. Исследование выполнено в Южном федеральном университете за счет гранта РФФИ № 23-21-00089, <https://rscf.ru/project/23-21-00089/>

Введение. В современном информационном обществе обработка и анализ изображений играют важную роль во множестве областей, включая медицину, робототехнику, компьютерное зрение и многие другие. Особенно актуальна задача сегментации изображений, заключающаяся в выделении отдельных объектов или областей [1]. Эффективная сегментация изображений имеет решающее значение для получения более точных данных, а также для дальнейшего анализа и распознавания объектов.

Научная проблема и противоречие заключаются в необходимости повышения точности и эффективности существующих методов сегментации, особенно в условиях разнообразных и сложных сцен [2, 3].

Цель данного исследования – анализ и сравнение биоинспирированных алгоритмов, в частности, алгоритма саранчи, для оптимизации задачи сегментации изображений.

Задачи исследования включают обзор существующих методов сегментации, адаптацию алгоритма саранчи к этой задаче и анализ его эффективности по сравнению с другими биоинспирированными алгоритмами.

Экспериментальное исследование проведено на наборе изображений различной природы и разрешения, что позволяет всесторонне оценить преимущества и недостатки каждого метода.

Обзор существующих исследований

Алгоритм саранчи и его применение описаны в различных работах по сегментации изображений.

Авторами исследования [2] разработан метод сегментации изображений саранчи, который акцентирует внимание на выборе группы цветовых признаков. Методика особенно важна для идентификации саранчи на фоне

сложных и переменных окружающих условий. Исследователи использовали различные цветовые пространства для извлечения характеристик цвета как саранчи, так и фона. Затем применяли модель машины опорных векторов (SVM) для классификации изображений саранчи. Подход дополнен алгоритмом Оцу для уточнения сегментации, что позволило достичь более точных результатов по сравнению с методами, использующими одиночные цветовые признаки. Это исследование предоставляет научную основу для точного и эффективного обнаружения районов встречи саранчи и их плотности, что является ключевым для современного мониторинга и раннего предупреждения о катастрофах, связанных с этими насекомыми.

Новаторский алгоритм для автоматического выбора классов пикселей в задачах сегментации изображений представлен в [3]. Алгоритм назван Locust Search (LS) и основан на моделировании поведения стай саранчи. Отличаясь от большинства существующих эволюционных алгоритмов, LS избегает концентрации особей в оптимальных позициях, что помогает избежать таких проблем, как преждевременная конвергенция к субоптимальным решениям и ограниченный баланс между исследованием и эксплуатацией. Алгоритм был проверен на нескольких эталонных функциях и изображениях, демонстрируя эффективность в плане точности и надежности. Это исследование вносит значительный вклад в область биоинспирированных алгоритмов и их применение в компьютерном зрении.

Основным недостатком алгоритма саранчи, как и большинства эволюционных алгоритмов, является проблема достижения субоптимальных результатов, выявленная в работе [4]. Она обусловлена недостаточным балансом между исследованием и эксплуатацией в стратегиях поиска, что приводит к ряду ограничений в применении алгоритма, а именно:

- как и другие эволюционные алгоритмы, алгоритм саранчи может неэффективно распределять ресурсы между исследованием новых областей поискового пространства и эксплуатацией уже найденных решений;
- высокая вычислительная сложность алгоритма саранчи может ограничивать его применимость в задачах с ограниченными ресурсами или требующих быстрого времени отклика;
- эффективность алгоритма саранчи сильно зависит от правильной настройки его параметров, что может быть непростой задачей в зависимости от конкретного случая использования.

Для преодоления этих ограничений были предложены различные улучшения и модификации алгоритма. Например, в работе [5] представлен улучшенный вариант алгоритма саранчи (LS-II), который включает в себя более точные модели движения саранчи, основанные на вероятностных методах, что позволяет улучшить баланс между исследованием и эксплуатацией.

Обзор существующих методов сегментации изображений

Сегментация изображений является важной задачей в области компьютерного зрения и обработки изображений, направленной на разделение изображения на семантически связанные регионы [4]. В работе представлен обзор двух методов сегментации на основе эволюционных алгоритмов – пчелиного и светлячкового.

Пчелиный алгоритм – это биологически инспирированный эволюционный метод оптимизации, основанный на поведении пчелиных колоний [6]. Он применяется для решения различных задач оптимизации и поиска, включая сегментацию изображений. Его основная идея заключается в имитации поведения пчелиных рабочих, собирающих пыльцу и нектар, для нахождения оптимальных решений.

Пчелиный алгоритм для сегментации изображений обычно представляет решение как множество сегментов и определяет функции приспособленности на основе характеристик цвета, текстуры и геометрии [6, 7]. Пчелы-разведчики исследуют пространство решений, обмениваясь информацией о качестве найденных сегментаций и влияя друг на друга.

Алгоритм выделяется своей способностью к эффективному поиску и адаптации к сложным ландшафтам пространства решений. Он хорошо подходит для задач, где требуется баланс между исследованием (поиском новых решений) и эксплуатацией (оптимизацией известных решений). Однако его эффективность сильно зависит от настройки параметров, и он может быть вычислительно затратным.

Светлячковый алгоритм – еще один метод оптимизации, заимствованный у живой природы [8]. Он применяется в задачах оптимизации, где решение может быть представлено как точка в многомерном пространстве. В контексте сегментации изображений алгоритм используется для поиска оптимальных параметров сегментации, таких как количество сегментов, пороги схожести и др. Основная идея

заключается в том, чтобы светлячки (потенциальные решения) двигались к более ярким, что соответствует улучшению качества сегментации [9].

Алгоритм хорошо применим в оптимизации и локализации глобальных экстремумов в многомерных пространствах. Особенно полезен в приложениях, где необходимо найти глобальное оптимальное решение. Но, как и пчелиный алгоритм, он требует тщательной настройки параметров и может быть неэффективным при решении проблем с высокой размерностью.

Оба алгоритма представляют интересные методы для решения задачи сегментации изображений, основаны на природных аналогиях и способны исследовать множество потенциальных решений.

Традиционные подходы включают методы, основанные на пороговом значении, кластеризации, а также использующие границы и текстуры. Эти методы хорошо работают при стабильных условиях освещения и высоком качестве изображений, но часто терпят неудачу при изменчивости условий или наличии шума [10].

Эволюционные алгоритмы, включая пчелиный и светлячковый, представляют собой новые подходы к сегментации. Пчелиный алгоритм основан на стратегии поиска пищи у пчел. Он использует концепцию исследования и эксплуатации, позволяя эффективно анализировать пространство решений. Светлячковый алгоритм основан на привлекательной динамике световых сигналов. Эти методы показывают многообещающие результаты в сегментации за счет адаптивности и способности к глобальному поиску оптимальных решений [11–13], но сталкиваются с такими ограничениями, как высокая вычислительная сложность и трудности в настройке параметров, что может снижать их эффективность в реальных условиях.

Постановка задачи для сегментации изображений

Для достижения оптимальной сегментации необходимо определить параметры каждого сегмента таким образом, чтобы максимально точно соответствовать структуре объектов на изображении [11, 14, 15].

Пусть дано изображение I , которое необходимо разделить на сегменты S_1, S_2, \dots, S_N , представляющие собой объекты на изображении. Каждый сегмент S_i характеризуется набором параметров Θ_i , которые определяют его положение, форму, размер и другие характеристики.

Целью задачи сегментации является нахождение оптимальных значений параметров Θ_i для каждого сегмента S_i таким образом, чтобы достичь наилучшей сегментации, максимально соответствующей структуре объектов на изображении. Это может быть сформулировано как задача оптимизации следующего вида:

$$\min_{\Theta_1, \dots, \Theta_N} \varepsilon(I, S_1, \dots, S_N),$$

где ε – функция оценки качества сегментации, зависящая от изображения и параметров сегментов (чем меньше значение ε , тем лучше качество сегментации).

Для решения данной задачи с использованием алгоритма саранчи требуется определить способы представления параметров Θ_i , операторы скрещивания и мутации, а также процедуру выбора наилучших решений (сегментов) на каждой итерации [16]. После настройки параметров алгоритма он может быть запущен для оптимизации сегментации изображения путем итеративного улучшения параметров сегментов на протяжении нескольких поколений.

Алгоритм саранчи

Алгоритм представляет собой метод оптимизации, инспирированный поведением саранчи и базирующийся на концепции роя [10]. Он включает два уникальных механизма поиска, основанных на природных явлениях: операторы одиночной фазы и социальной фазы. Благодаря этим уникальным механизмам алгоритм саранчи преодолевает некоторые трудности, обычно связанные с другими алгоритмами, такими как преждевременная сходимость и ограниченное разнообразие решений.

В недавнем времени в сфере компьютерного зрения появилась потребность в разработке более точных моделей движения саранчи, чем те, которые могут быть созданы на основе простого наблюдения за ее поведением. Эксперименты, связанные с методами отслеживания насекомых, позволили создать более точные модели их движения. Важной характеристикой этих новых моделей является введение вероятностных элементов для имитации процесса принятия решений, используемого при борьбе с саранчой [17].

Алгоритм саранчи является перспективным методом оптимизации с имитацией природного поведения саранчи, и его развитие, основанное на более точных моделях движения, может привести к улучшению эффективности и точности оптимизации в различных областях применения.

В компьютерном моделировании процесс поиска саранчи часто включает использование алгоритма, основанного на наблюдениях за стадным поведением насекомых [12–14]. Это глобальный метод оптимизации, в котором поисковые агенты моделируются в виде индивидуальных особей, движущихся в многомерном пространстве решений.

Индивидуальные позиции саранчи определяются ограничениями пространства решений, где S_i представляет позицию индивида i , а d – размерность пространства. Позиции саранчи представляют потенциальные решения задачи оптимизации. Подобно другим методам роевой оптимизации алгоритм саранчи включает в себя итерационный процесс, в котором саранчи обновляют свои позиции в соответствии с поведенческими фазами – уединенной и социальной [15].

В *уединенной фазе* саранчи перемещаются индивидуально в поисках оптимальных решений, избегая сближения с другими особями. Это моделируется с помощью сил притяжения и отталкивания между индивидуальными саранчами. Общая социальная сила, действующая на индивида i в итерации t , определяется как сумма сил притяжения и отталкивания:

$$F_i^t = \sum_{j \neq i} f_{ij}^t,$$

где f_{ij}^t – сила взаимодействия между саранчами i и j , определенная как

$$f_{ij}^t = \begin{cases} 1 \\ d_{ij}^t, \text{ если } d_{ij}^t \neq 0, \end{cases}$$

где d_{ij}^t – евклидово расстояние между S_i и S_j на t -й итерации, а d_{\min} и d_{\max} – параметры, отражающие силу притяжения и масштаб длины.

Социальная фаза направлена на уточнение лучших решений, сгруппированных в подмножество P из общего множества позиций S . Для этого применяется оператор уединенной фазы, генерирующий случайные позиции внутри подпространства для каждой позиции из P .

Новые позиции S_{new} в подпространстве для каждой позиции S_{best} из P вычисляются следующим образом:

$$S_{\text{new}} = S_{\text{best}} + \alpha R,$$

где α – коэффициент, а R – случайный вектор, элементы которого взяты из равномерного распределения. В итоге обновленное решение S_i^{new} назначается индивиду на следующей итерации. Алгоритм поиска саранчи объединяет уединенные и социальные фазы для оптимизации позиций саранчи в многомерном пространстве решений.

Применение алгоритма саранчи для сегментации изображений

Данный алгоритм саранчи основан на эволюционной оптимизации, что дает возможность находить оптимальные параметры для сложных моделей сегментации [17]. Это особенно полезно для изображений с непредсказуемыми особенностями и изменчивыми условиями.

В отличие от методов, требующих больших объемов данных, алгоритм саранчи может работать с ограниченными данными, поскольку он способен итеративно улучшать параметры, находя оптимальные значения для задачи сегментации [7]. Кроме того, эволюционные методы, включая алгоритм саранчи, могут легко настраиваться для различных типов изображений, что делает их гибкими и адаптивными к разнообразным сценам. Использование данного алгоритма для сегментации изображений – перспективный подход, который может преодолеть ограничения других методов, обеспечивая более точные и адаптивные результаты даже в сложных условиях.

Представим модифицированный алгоритм поиска саранчи.

1. Инициализация популяции и определение параметров алгоритма. Алгоритм начинается с создания начальной популяции особей. Каждая особь представляет собой набор параметров сегментации Θ_i для каждого сегмента S_i . Также определяются параметры алгоритма: размер популяции N , вероятности скрещивания ρ_n и мутации ρ_m , количество итераций T и другие.

2. Отбор особей с учетом поведения саранчи. Для оператора отбора особей используется аналогия с поведением саранчи, где более успешные особи оказывают большее влияние на выбор следующего поколения. Оценка качества особей может быть основана на значении функции оценки E , которая измеряет степень соответствия сегментации изображения структуре объектов. Пусть $F(i)$ представляет оценку пригодности особи i , тогда вероятность выбора особи i пропорциональна ее пригодности:

$$P_i = \frac{F(i)}{\sum_{j=1}^N F(j)}.$$

3. Скрещивание с учетом локальной информации. Оператор скрещивания комбинирует параметры родительских особей для создания новых потомков. При этом локальная информация, извлекаемая из соседних сегмен-

тов на изображении, может быть использована для более адаптивного создания потомков. Например, параметры потомка $\Theta_{i, \text{new}}$ могут быть вычислены как средневзвешенное параметров родителей $\Theta_{i, \text{parent1}}$ и $\Theta_{i, \text{parent2}}$ с учетом локальной информации:

$$\Theta_{i, \text{new}} = \alpha \Theta_{i, \text{parent1}} + (1 - \alpha) \Theta_{i, \text{parent2}},$$

где α – коэффициент, учитывающий влияние каждого родителя.

4. Мутация и внесение случайности. Оператор мутации добавляет случайность в популяцию, что помогает избежать застревания в локальных оптимумах. Параметры сегментации немного изменяются, внося разнообразие в популяцию и расширяя область поиска. Для каждой особи i параметры Θ_i могут быть изменены с использованием небольшого случайного приращения:

$$\Theta_{i, \text{new}} = \Theta_i + \Delta\Theta,$$

где $\Delta\Theta$ – случайный вектор с небольшими компонентами.

Предложенный алгоритм генетического поиска саранчи объединяет эволюционную оптимизацию с принципами поведения саранчи, что делает его способным к настройке параметров сегментации изображений на основе образа поведения саранчи в природе [14]. Этот подход позволяет более адаптивно и эффективно решать задачу сегментации в условиях разнообразных сцен и сложных объектов на изображении.

Программная реализация

Представим реализацию биоинспирированного алгоритма, адаптированного для задачи сегментации изображений с использованием концепции поведения саранчи в природе.

В приведенном далее коде представлены ключевые этапы алгоритма, включая инициализацию популяции особей, операторы отбора, скрещивания и мутации, а также основной цикл оптимизации:

```
import numpy as np
# image = load_image("image.jpg")
# segmentation_parameters = initialize_seg-
mentation_parameters()

# Параметры алгоритма
population_size = 50
crossover_probability = 0.7
mutation_probability = 0.1
num_iterations = 100

# Создание начальной популяции
population = []
for _ in range(population_size):
    individual = initialize_individual(seg-
mentation_parameters)
```

```
population.append(individual)

def fitness(individual):
    pass

def select_parents(population):
    fitness_values = [fitness(individual)
for individual in population]
    total_fitness = sum(fitness_values)
    probabilities = [fitness_value / to-
tal_fitness for fitness_value in fit-
ness_values]

    parents_indices = np.ran-
dom.choice(len(population), size=(2, popu-
lation_size), p=probabilities)
    parents = [(population[parent_indi-
ces[0]], population[parent_indices[1]]) for
parent_indices in parents_indices]

    return parents

def crossover(parent1, parent2):
    alpha = np.random.uniform(0, 1)
    child = {}
    for parameter_name in segmentation_pa-
rameters:
        parameter_parent1 = parent1[parame-
ter_name]
        parameter_parent2 = parent2[parame-
ter_name]
        child[parameter_name] = alpha * pa-
rameter_parent1 + (1 - alpha) * parame-
ter_parent2

    return child

def mutate(individual):
    mutation_rate = 0.1
    mutated_individual = {}

    for parameter_name in segmentation_pa-
rameters:
        parameter_value = individual[param-
eter_name]

        mutation = np.random.uniform(-muta-
tion_rate, mutation_rate)
        mutated_value = parameter_value +
mutation

        mutated_individual[parameter_name]
= mutated_value

    return mutated_individual

best_solution = None
best_fitness = float("-inf")

for iteration in range(num_iterations):
    parents = select_parents(population)
    offspring = []

    for i in range(population_size):
        parent1, parent2 = parents[i]
        child = crossover(parent1, parent2)

        if np.random.rand() < muta-
tion_probability:
            child = mutate(child)

        offspring.append(child)
```

```
population = offspring

for individual in population:
    current_fitness = fitness(individual)
    if current_fitness > best_fitness:
        best_fitness = current_fitness
        best_solution = individual

print("Лучшая сегментация:")
print(best_solution)
print("Оценка пригодности:", best_fitness)
```

Этот код может быть доработан и настроен под конкретные задачи сегментации и наборы данных.

Результатом работы алгоритма являются лучшая сегментация изображения и соответствующая оценка ее пригодности. Предлагаемый код служит в качестве отправной точки для исследования и разработки эффективных методов сегментации изображений с использованием биоинспирированных алгоритмов в естественных условиях.

В предложенной реализации биоинспирированного алгоритма, интегрированного с концепцией поведения саранчи, представлен метод для сегментации изображений, который позволяет находить оптимальные параметры для моделей сегментации с учетом особенностей естественных эволюционных процессов. Метод объединения генетического алгоритма и поведения саранчи открывает перспективы в области сегментации изображений, особенно в медицинской диагностике и компьютерном зрении.

Экспериментальное исследование

В статье представлены результаты экспериментального исследования, направленного на сравнительный анализ эффективности трех различных биоинспирированных алгоритмов в контексте задачи сегментации изображений [15] – пчелиной колонии, светлячкового и алгоритма саранчи, сосредотачиваясь на их способности выделять объекты на изображениях и отделять их от фона.

Сегментация изображений является ключевой задачей в области компьютерного зрения, и ее эффективное решение имеет множество приложений, начиная от медицинской диагностики и автоматической обработки изображений, заканчивая робототехникой и анализом социальных данных. Для достижения целей был подготовлен набор из трех разнообразных изображений различной природы и разрешения. Подходы к сегментации должны были

справляться с этим разнообразием сцен и обеспечивать точное выделение объектов.

В ходе исследования были заданы одинаковые параметры для каждого из алгоритмов, чтобы обеспечить сравнение их производительности. После применения каждого алгоритма к набору изображений проведена оценка качества сегментации на основе выбранных метрик. Сравнение алгоритмов проводилось по множеству аспектов, включая точность выделения объектов, адаптивность к разнообразию сцен, скорость сходимости и другие характеристики.

Опишем более детально подготовку набора изображений и параметров алгоритмов.

Для целей эксперимента был составлен набор изображений, содержащих три разнообразные сцены. Он включал изображения различной природы и разрешения, созданные с целью охватить разнообразные сценарии, встречающиеся при сегментации изображений. Для обеспечения точного сравнения каждый из алгоритмов использовал одинаковые параметры [11]. Они включали в себя такие настройки, как размер популяции, количество итераций, коэффициенты мутации и другие параметры, влияющие на производительность алгоритма.

Были использованы предварительно размеченные области объектов для каждого изображения как эталонные для сравнения с результатами сегментации [14].

Визуальный пример процесса сегментации изображений с использованием трех различных биоинспирированных алгоритмов – алгоритма пчелиной колонии, светлячкового и алгоритма саранчи представлен на рисунке 1. Он включает исходное изображение, а также результаты сегментации, полученные при применении трех алгоритмов.

По результатам эксперимента можно сделать вывод, что в задаче сегментации изображений алгоритм саранчи демонстрирует наилучшие результаты среди представленных генетических алгоритмов. Его способность точно выделять объекты на изображении и создавать четкие границы позволяет достичь высокой степени точности. Этот алгоритм обладает хорошей способностью адаптации к различным типам изображений и сложным условиям, что делает его предпочтительным для решения подобных задач.

На рисунке 2 представлен график кривых сходимости методов сегментации изображений. График визуализирует процесс сходимости трех алгоритмов. Каждая кривая на графике отража-

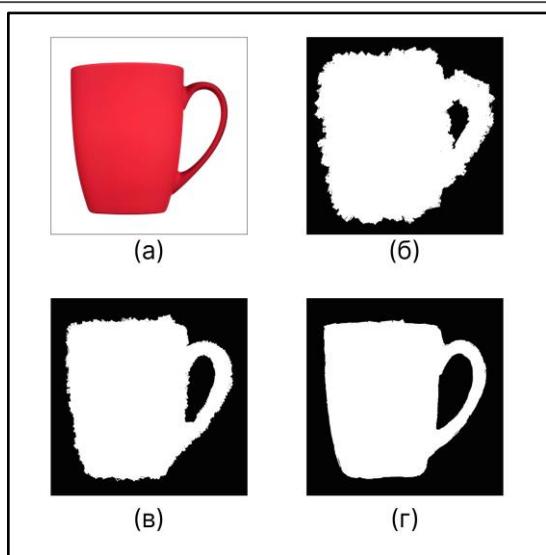


Рис. 1. Сегментация изображения: а) исходное изображение; б) использование алгоритма пчелиной колонии, в) алгоритма светлячка, г) алгоритма саранчи

Fig. 1. Image segmentation: a) original image; б) segmentation by a bee colony algorithm, в) firefly algorithm, г) locust algorithm

ет изменение значения выбранной метрики в зависимости от числа итераций алгоритмов.

Цель этого графика – проиллюстрировать динамику процесса оптимизации и сравнить эффективность различных методов сегментации. Более явное и стремительное увеличение значения на кривой сходимости указывает на более быструю и точную сегментацию изображений при применении соответствующего метода. График наглядно показывает превосходство алгоритма саранчи в процессе сходимости и его способность обеспечивать более высокое качество сегментации по сравнению с другими алгоритмами [1].

В начальных итерациях наблюдается, что все три метода демонстрируют рост значений функции цели. Это может быть связано с процессом инициализации и с начальной фазой поиска оптимального решения. Однако по мере увеличения количества итераций кривые сходимости указывают на улучшение качества сегментации для всех трех методов. Кривая сходимости алгоритма саранчи демонстрирует наиболее стремительный рост значения функции цели на ранних итерациях, что свидетельствует о его высокой способности к быстрой адаптации к изображениям и к выделению объектов.

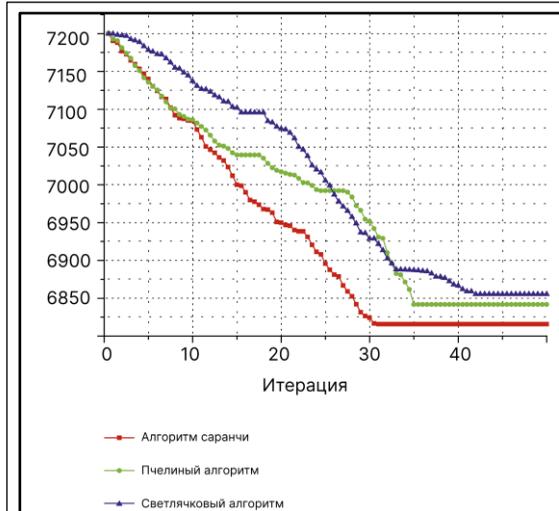


Рис. 2. Кривые сходимости методов сегментации

Fig. 2. Convergence curves of segmentation methods

Заключение

Авторы статьи оценивают алгоритм саранчи как новаторский подход в области оптимизации и сегментации изображений. Данный метод демонстрирует значительные преимущества благодаря уникальному сочетанию механизмов одиночной и социальной фазы поиска. Он успешно преодолевает те сложности, которые часто возникают в других методах оптимизации.

Алгоритм саранчи показал высокую эффективность в задачах компьютерного зрения. Особенно важной является его способность к созданию более точных моделей движения саранчи и использованию вероятностных элементов для имитации процесса принятия решений, что делает алгоритм перспективным инструментом для решения сложных задач оптимизации и сегментации изображений, особенно в современных приложениях, где требуются высокая точность и эффективность.

Важным направлением исследований являются дальнейшее развитие и адаптация алгоритма саранчи. Особое внимание следует уделить улучшению его точности и скорости работы, а также адаптации к более широкому спектру задач обработки изображений.

Возможно, перспективным направлением станет исследование комбинации алгоритма саранчи с другими методами обработки изображений, то есть создание гибридных систем, способных повысить общую эффективность и точность процесса сегментации.

Список литературы

1. Lei T., Jia X., Liu T., Liu S., Meng H., Nandi A.K. Adaptive morphological reconstruction for seeded image segmentation. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2019, vol. 28, no. 11, pp. 5510–5523. doi: 10.1109/TIP.2019.2920514.
2. Zhang W., Bai F. Locust image segmentation by fusion of multiple colors. *Proc. 5th ICISCE*, 2018, pp. 295–300. doi: 10.1109/ICISCE.2018.00069.
3. Cuevas E., Fausto F., González A.A. Locust search algorithm applied to multi-threshold segmentation. In: *ISRL. New Advancements in Swarm Algorithms: Operators and Applications*, 2019, pp. 211–240. doi: 10.1007/978-3-030-16339-6_8.
4. Camarena O., Cuevas E., Pérez-Cisneros M., Fausto F., González A., Valdivia A. Ls-II: An improved locust search algorithm for solving optimization problems. *Math. Problems in Eng.*, 2018, vol. 2018, art. 4148975. doi: 10.1155/2018/4148975.
5. Zaruba D., Zaporozhets D., Kureichik V. Artificial bee colony algorithm-A novel tool for VLSI placement. In: *AISC. Proc. ИПТ*, 2016, vol. 450, pp. 433–442. doi: 10.1007/978-3-319-33609-1_39.
6. Debelee T.G., Schwenker F., Rahimeto S., Yohannes D. Evaluation of modified adaptive k-means segmentation algorithm. *Computational Visual Media*, 2019, vol. 5, no. 4, pp. 347–361. doi: 10.1007/s41095-019-0151-2.
7. Bhandari K. A novel beta differential evolution algorithm-based fast multilevel thresholding for color image segmentation. *Neural Computing and Applications*, 2020, vol. 32, pp. 4583–4613. doi: 10.1007/s00521-018-3771-z.
8. Кулиев Э.В., Шабатуков М.М., Кравченко Д.Ю. Основные методы классификации изображений // *ИС&ИТ-2021: тр. Междунар. науч.-технич. конгресса*. 2021. С. 241–245.
9. Курейчик В.В., Бова В.В., Курейчик В.В. Метод светлячковой оптимизации для решения комбинаторно-логических задач на графах // *ИТНОУ*. 2021. № 1. С. 20–24.
10. Кравченко Ю.А., Курсытгыс И.О. Биоинспирированный алгоритм приобретения новых знаний на основе классификации информационных ресурсов // *Изв. ЮФУ. Технич. науки*. 2019. № 2. С. 15–26.
11. Cuevas E., Gálvez J., Avalos O. Parameter estimation for chaotic fractional systems by using the locust search algorithm. *Computación y Sistemas*, 2017, vol. 21, no. 2, pp. 369–380. doi: 10.13053/cys-21-2-2741.
12. González A., Cuevas E., Fausto F., Valdivia A., Rojas R. A template matching approach based on the behavior of swarms of locust. *Applied Intelligence*, 2017, vol. 47, no. 4, pp. 1087–1098. doi: 10.1007/s10489-017-0937-9.
13. Luo H., Sun B., Zhou H., Cao W. Image segmentation with multi-feature fusion in compressed domain based on region-based graph. *IAJIT*, 2023, vol. 20, no. 2, pp. 159–169. doi: 10.34028/iajit/20/2/2.
14. Lahouaoui L., Abdelhak D. Markov random field model and expectation of maximization for images segmentation. *IJECS*, 2023, vol. 29, no. 2, pp. 772–779. doi: 10.11591/ijeecs.v29.i2.pp772-779.
15. Ding W., Zhao Y., Zhang R. An adaptive multi-threshold segmentation algorithm for complex images under unstable imaging environment. *IJCAT*, 2019, vol. 61, no. 4, pp. 265–272. doi: 10.1504/IJCAT.2019.103295.
16. Zhou X., Li Z., Xie H. et al. Leukocyte image segmentation based on adaptive histogram thresholding and contour detection. *Current Bioinformatics*, 2020, vol. 15, no. 3, pp. 187–195. doi: 10.2174/1574893614666190723115832.
17. Dhal K.G., Das A., Ray S., Gálvez J., Das S. Nature-inspired optimization algorithms and their application in multi-thresholding image segmentation. *Archives of Computational Methods in Engineering*, 2019, vol. 27, no. 3, pp. 855–888. doi: 10.1007/s11831-019-09334-y.

Software & Systems

doi: 10.15827/0236-235X.142.238-246

2024, 37(2), pp. 238–246

Study of the effectiveness of the search algorithm in image segmentation problems

Dmitry Yu. Zaporozhets¹, Yury A. Kravchenko¹, Nina V. Kulieva¹,
Marina M. Semenova¹, Elmar V. Kuliev¹ ✉

¹ Southern Federal University, Taganrog, 347922, Russian Federation

For citation

Zaporozhets, D.Yu., Kravchenko, Yu.A., Kulieva, N.V., Semenova, M.M., Kuliev, E.V. (2024) ‘Study of the effectiveness of the search algorithm in image segmentation problems’, *Software & Systems*, 37(2), pp. 238–246 (in Russ.). doi: 10.15827/0236-235X.142.238-246

Article info

Received: 02.10.2023

After revision: 23.01.2024

Accepted: 07.02.2024

Abstract. Modern image processing techniques play a key role in a variety of applications, including medical diagnostics, robotics and computer vision. Image segmentation (selecting objects and areas in images) is an important task. The paper analyzes the application of three bioinspired algorithms: the bee colony algorithm, the firefly algorithm and the locust algorithm for the image segmentation problem. It presents a review of existing image segmentation methods, describes their limitations in terms of modern requirements for high accuracy and efficiency. Particular attention is paid to describing the mechanisms and operating principles of the bee colony and firefly colony algorithms, including their characteristics, advantages and disadvantages when solving segmentation problems. The authors of the paper have carried out an analysis of the locust algorithm regarding the image segmentation problem, including algorithm adaptation and experimental study using a variety of images. Algorithm adaptation involves introducing application-specific mechanisms to improve the accuracy and efficiency of finding an optimal solution that overcomes the limitations of existing methods. The paper presents experimental studies that confirm the locust algorithm superiority over other bioinspired approaches and demonstrates its effectiveness on a wide range of images. The advantages of the proposed locust algorithm are in image segmentation; it also opens new prospects when applied in various data processing fields. The paper focuses on such aspects of the locust

algorithm as its flexibility, scalability, and the ability to adapt to complex segmentation problems. It makes the algorithm particularly valuable for applying in various fields requiring high accuracy and efficiency of image processing.

Keywords: image segmentation, bioinspired algorithm, locust algorithm, bee algorithm, firefly algorithm, locust behavior modeling

Acknowledgements. The study was performed by the grant from the Russian Science Foundation no. 23–21–00089, <https://rscf.ru/project/23-21-00089/>, in the Southern Federal University

References

1. Lei, T., Jia, X., Liu, T., Liu, S., Meng, H., Nandi, A.K. (2019) ‘Adaptive morphological reconstruction for seeded image segmentation’, *IEEE Transactions on Image Processing*, 28(11), pp. 5510–5523. doi: 10.1109/TIP.2019.2920514.
2. Zhang, W., Bai, F. (2018) ‘Locust image segmentation by fusion of multiple colors’, *Proc. 5th ICISCE*, pp. 295–300. doi: 10.1109/ICISCE.2018.00069.
3. Cuevas, E., Fausto, F., González, A.A. (2019) ‘Locust search algorithm applied to multi-threshold segmentation’, in *ISRL. New Advancements in Swarm Algorithms: Operators and Applications*, pp. 211–240. doi: 10.1007/978-3-030-16339-6_8.
4. Camarena, O., Cuevas, E., Pérez-Cisneros, M., Fausto, F., González, A., Valdivia, A. (2018) ‘Ls-II: An improved locust search algorithm for solving optimization problems’, *Math. Problems in Eng.*, 2018, art. 4148975. doi: 10.1155/2018/4148975.
5. Zaruba, D., Zaporozhets, D., Kureichik, V. (2016) ‘Artificial bee colony algorithm-A novel tool for VLSI placement’, in *AISC. Proc. IITI*, 450, pp. 433–442. doi: 10.1007/978-3-319-33609-1_39.
6. Debelee, T.G., Schwenker, F., Rahimeto, S., Yohannes, D. (2019) ‘Evaluation of modified adaptive k-means segmentation algorithm’, *Computational Visual Media*, 5(4), pp. 347–361. doi: 10.1007/s41095-019-0151-2.
7. Bhandari, K. (2020) ‘A novel beta differential evolution algorithm-based fast multilevel thresholding for color image segmentation’, *Neural Computing and Applications*, 32, pp. 4583–4613. doi: 10.1007/s00521-018-3771-z.
8. Kuliev, E.V., Shabatukov, M.M., Kravchenko, D.Yu. (2021) ‘Image classification method’, *Proc. IS&IT*, pp. 241–245 (in Russ.).
9. Kureichik, V., Bova, V., Kureichik Jr, V. (2021) ‘Firely optimization method for solving combinatorial logic problems on graphs’, *ITNOU*, (1), pp. 20–24 (in Russ.).
10. Kravchenko, Yu.A., Kursitys, I.O. (2019) ‘Bioinspired algorithm for acquiring new knowledge on the basis of the information resources classification’, *Izvestiya SFedU. Eng. Sci.*, (2), pp. 15–26 (in Russ.).
11. Cuevas, E., Gálvez, J., Avalos, O. (2017) ‘Parameter estimation for chaotic fractional systems by using the locust search algorithm’, *Computación y Sistemas*, 21(2), pp. 369–380. doi: 10.13053/cys-21-2-2741.
12. González, A., Cuevas, E., Fausto, F., Valdivia, A., Rojas, R. (2017) ‘A template matching approach based on the behavior of swarms of locust’, *Applied Intelligence*, 47(4), pp. 1087–1098. doi: 10.1007/s10489-017-0937-9.
13. Luo, H., Sun, B., Zhou, H., Cao, W. (2023) ‘Image segmentation with multi-feature fusion in compressed domain based on region-based graph’, *IJIT*, 20(2), pp. 159–169. doi: 10.34028/ijit/20/2/2.
14. Lahouaoui, L., Abdelhak, D. (2023) ‘Markov random field model and expectation of maximization for images segmentation’, *IJECS*, 29(2), pp. 772–779. doi: 10.11591/ijeecs.v29.i2.pp772-779.
15. Ding, W., Zhao, Y., Zhang, R. (2019) ‘An adaptive multi-threshold segmentation algorithm for complex images under unstable imaging environment’, *IJCAT*, 61(4), pp. 265–272. doi: 10.1504/IJCAT.2019.103295.
16. Zhou, X., Li, Z., Xie, H. et al. (2020) ‘Leukocyte image segmentation based on adaptive histogram thresholding and contour detection’, *Current Bioinformatics*, 15(3), pp. 187–195. doi: 10.2174/1574893614666190723115832.
17. Dhal, K.G., Das, A., Ray, S., Gálvez, J., Das, S. (2019) ‘Nature-inspired optimization algorithms and their application in multi-thresholding image segmentation’, *Archives of Computational Methods in Engineering*, 27(3), pp. 855–888. doi: 10.1007/s11831-019-09334-y.

Авторы

Запорожец Дмитрий Юрьевич¹,
к.т.н., доцент,
duzaporozhets@sfnu.ru

Кравченко Юрий Алексеевич¹, д.т.н.,
профессор, yakravchenko@sfnu.ru

Кулиева Нина Владимировна¹,
ассистент, holopova@sfnu.ru

Семенова Марина Максимовна¹,
аспирант, msemenova@sfnu.ru

Кулиев Эльмар Валерьевич¹, к.т.н.,
доцент, ekuliev@sfnu.ru

Authors

Dmitry Yu. Zaporozhets¹,
Cand. of Sci. (Engineering), Associate Professor,
duzaporozhets@sfnu.ru

Yury A. Kravchenko¹, Dr.Sc. (Engineering),
Professor, yakravchenko@sfnu.ru

Nina V. Kulieva¹, Assistant,
holopova@sfnu.ru

Marina M. Semenova¹, Postgraduate Student,
msemenova@sfnu.ru

Elmar V. Kuliev¹, Cand. of Sci. (Engineering),
Associate Professor, ekuliev@sfnu.ru

¹ Южный федеральный университет,
г. Таганрог, 347922, Россия

¹ Southern Federal University,
Taganrog, 347922, Russian Federation