

# УСОВЕРШЕНСТВОВАНИЕ АЛГОРИТМА СЕГМЕНТАЦИИ ИЗОБРАЖЕНИЙ С НЕЧЕТКОЙ КЛАСТЕРИЗАЦИЕЙ НА ОСНОВЕ УЛУЧШЕНИЯ ОПТИМИЗАЦИОННОГО АЛГОРИТМА КИТОВ<sup>1</sup>

Ян Дэчен

Помощник научного сотрудника, Хэйхэский  
университет, провинции Хэйлунцзяна, КНР (г. Хэйхэ)  
hhxytriz@163.com

Ли Янь

Эксперименталист, Хэйхэский университет,  
провинции Хэйлунцзяна, КНР (г. Хэйхэ)  
495287146@qq.com

Сунь Синвэй

Помощник научного сотрудника, Хэйхэский  
университет, провинции Хэйлунцзяна, КНР (г. Хэйхэ)  
hhxysxw@163.com

## AN IMPROVED FUZZY CLUSTERING IMAGE SEGMENTATION ALGORITHM OPTIMIZED BY WHALE ALGORITHM

**Yang Decheng  
Li Yan  
Sun Xingwei**

*Summary.* The Whale Optimization Algorithm (WOA) has fast convergence speed, high accuracy, and high efficiency in the process of finding the optimal solution. This article has made some improvements to it, and then uses the improved whale optimization algorithm to optimize the kernel fuzzy clustering. In the process of generating cluster centers in the algorithm, a fuzzy clustering image segmentation algorithm (IWOA\_KFCM) based on the optimization of the improved whale algorithm is proposed. This algorithm has high clustering accuracy and time efficiency. Applied to the problem of image segmentation, more accurate segmentation threshold and higher segmentation efficiency can be obtained, and it has strong engineering practicability.

*Keywords:* whale optimization, fuzzy clustering, image segmentation.

*Аннотация.* Статья посвящена разработке рекомендаций, касающихся усовершенствования алгоритма сегментации изображений с нечеткой кластеризацией на основе оптимизированного алгоритма китов. В процессе исследования формализованы недостатки стандартного оптимизационного алгоритма китов. Также в статье предложено использовать новый параметр веса инерции для усовершенствования оптимизационного алгоритма китов, что позволит улучшить возможности поиска и точность алгоритма. Отдельное внимание уделено алгоритму сегментации изображения на основе керн-функции и нечеткой кластеризации. Для расчета расстояния от пикселя до центра кластера было предложено использовать расстояние Махаланобиса с более сильной корреляционной связью, чтобы позволяет более результативно использовать информацию о соседстве для улучшения эффекта нечеткой кластеризации в процессе сегментации изображения. Кроме того, особое внимание уделено направлениям улучшения алгоритма сегментации китов для ядровых нечетких изображений. В данном контексте детально рассмотрено кодирование кластерных центров, особенности выбора функции приспособленности, детализирован алгоритм сегментации изображения, состоящий из 7 взаимосвязанных этапов. Полученные результаты позволили прийти к выводу, что алгоритм оптимизации китов имеет значительные преимущества в случайном поиске и получении локальной оптимизации. Предложенные в статье рекомендации дают возможность устранить недостаток алгоритма оптимизации, связанный с тем, что стандартный алгоритм нечетких С-усреднений требует наличия высоких начальных центров кластеризации.

*Ключевые слова:* оптимизация алгоритма китов, нечеткая кластеризация, сегментация изображений.

<sup>1</sup> Данная статья является результатом финансового научно-исследовательского проекта 2020 г. провинциальных вузов Хэйлунцзяна «Исследование модели изучения особенностей распознавания и классификации изображений лесных пожаров в северо-восточной лесной зоне» (№ : 2020-KYYWF-0885).

## Введение

Сегментация изображений — это первый шаг к пониманию и анализу изображений [1]. В последние годы алгоритмы нечеткой кластеризации широко используются в области сегментации изображений и достигли хороших результатов. Алгоритм кластеризации Ядрового нечеткого С-усреднения предлагает решение ситуации, когда нет возможности разделить выборку нелинейных данных [2]. Однако такой алгоритм кластеризации все еще имеет свои недостатки, такие как неоднозначность алгоритма, параметры ядра, количество кластеров и т.д. Комбинируя традиционный метод нечеткой кластеризации с интеллектуальным алгоритмом оптимизации, а также полностью используя мощные возможности интеллектуального поиска, можно легко исправить недостатки алгоритма нечеткой кластеризации, которые включают в себя легкое попадание в точку локального минимума, высокую чувствительность к начальному значению и сильную зависимость от начального значения. Оптимизационный алгоритм китов позволяет нивелировать эти недостатки и является популярным интеллектуальным алгоритмом оптимизации.

## Улучшения алгоритма китов

## 1. Недостатки стандартного оптимизационного алгоритма китов

Оптимизационный алгоритм китов (WOA) — это новый алгоритм поиска массовой интеллектуальной оптимизации, предложенный Mirjalili и Lewi, базирующийся на привычках стаи китов [3]. Алгоритм был протестирован экспериментально, что позволило констатировать тот факт, что его возможности локальной оптимизации и глобального поиска очень хороши. Тем не менее, вероятность того, что киты будут хищничать через вольер и спиральный поисковый механизм достигает 50%. Выбор режима хищничества имеет большое влияние на алгоритм оптимизации китов. В процессе непрерывной итеративной оптимизации алгоритма китов, если вероятность выбора механизма окружающего хищничества высока, скорость сходимости алгоритма будет увеличена, но все же может быть меньше, чем глобальное оптимальное решение с высокой точностью [4]. И наоборот, если вероятность спирального механизма поиска-хищника высока, временная сложность алгоритма будет значительно увеличена.

## 2. Улучшенный оптимизационный алгоритм китов

Ученые-исследователи, такие как Shi Y [5], представили параметр инерционного веса  $w$  для оптимизации алгоритма роя частиц, чтобы алгоритм мог быстрее сходиться к глобальному оптимальному решению. Посред-

ством анализа мы можем узнать, что больший весовой параметр инерции  $w$  может улучшить возможности глобальной оптимизации алгоритма, а меньший весовой параметр инерции  $w$  может улучшить возможности локальной оптимизации алгоритма. Установка соответствующего параметра веса инерции  $w$  может значительно сбалансировать возможности разработки и исследования интеллектуального алгоритма оптимизации, тем самым улучшая его общую производительность.

С учетом вышеизложенного, в данной статье предлагается новый параметр веса инерции  $w$  для усовершенствования оптимизационного алгоритма китов, что позволит улучшить возможности поиска и точность алгоритма. Выражение параметра веса инерции  $w$  показано в 2-1:

$$w = w' - (w' - w'') \times \left(\frac{t}{T_{max}}\right)^{1/t} \quad (2-1)$$

где  $w'$  — максимальное значение параметра веса инерции;

$w, w''$  — минимальное значение параметра веса инерции;

$w, t$  — текущее количество итераций;

$T_{max}$  — максимальное количество итераций.

Усовершенствованная формула обновления вектора положения кита представлена в выражениях 2-2 и 2-3:

$$X(t+1) = wX^*(t) - A \cdot D, \quad p < P_i \quad (2-2)$$

$$X(t+1) = wX^*(t) - D_p \cdot \cos(2\pi l) \quad p \geq P_i \quad (2-3)$$

Из вышеприведенных формул видно, что параметр веса инерции  $w$  нелинейно уменьшается по мере увеличения количества итераций алгоритма. Такая настройка может заставить алгоритм лучше выполнять глобальную оптимизацию на ранней стадии итерации и более точно на более поздней стадии итерации выполнить локальную оптимизацию. Поскольку установленный параметр веса инерции  $w$  имеет очень большое уменьшение на ранней стадии итерации, количество обновления положения кита в соответствии с меньшим параметром веса инерции  $w$  будет больше, чем с большим параметром веса инерции  $w$ . Это позволит сократить время сходимости алгоритма и повысить точность его оптимизации.

Алгоритм сегментации изображения на основе керн-функции и нечеткой кластеризации

При нечеткой кластеризации считается, что выборки в наборе данных, которые необходимо разделить,

относятся к каждой категории с определенной степенью принадлежности. Чем выше степень принадлежности, тем выше степень атрибуции [6]. При обработке цифровых изображений классический алгоритм нечеткой кластеризации выполняет сегментацию только в том пространстве, где расположены элементы выборки. Но для более сложных изображений, особенно для низкомерных линейно неразделимых изображений, эффект кластеризации, полученный с помощью этого метода обработки, будет очень низким. Чтобы нивелировать недостатки классического алгоритма нечеткой кластеризации для сегментации низкомерных линейно неразделимых изображений, пространственное изображение может быть преобразовано в многомерное путем введения kern-функции. В результате этих преобразований низкомерное линейное неразделимое изображение отображается в многомерном пространстве, что позволит его преобразовать в линейно отделимое.

В рамках проводимого исследования в качестве функции отображения была выбрана kern-функция Гаусса. Это связано с тем, что для нее характерны следующие преимущества:

1. Kern-функция Гаусса имеет только один параметр дисперсии, в результате чего вычисление очень простое и легко реализуемое;
2. Kern-функция Гаусса позволяет быстро реализовать нелинейное отображение;
3. Процесс вычисления Kern-функции Гаусса выполняется в низких размерностях. При вычислении расстояния между точкой пикселя и центром кластера показатели отображаются в пространстве kern-функции, как показано в формуле 3-1.

$$K(x_k, v_i) = \exp\left(-\frac{\|x_k - v_i\|^2}{2\sigma^2}\right) \tag{3-1}$$

где,  $x_k$  — отображение kern-функции от пикселя до центра кластера  $v_i$ ,  
 $\sigma$  — стандартное отклонение набора пикселей  $X$ .

После того, как пиксели изображения отображаются в многомерном пространстве, традиционный алгоритм нечетких  $S$ -усреднений использует евклидово расстояние для вычисления расстояния от пикселя до центра кластера, однако евклидово расстояние позволяет получить только расстояние между изолированными пикселями и делает это, не учитывая информацию о соседстве между ними. Хотя метод введения kern-функции может улучшить способность алгоритма нечеткой кластеризации сегментировать изображение, он имеет сильные локальные характеристики. Поэтому в этой статье для расчета расстояния от пик-

селя до центра кластера выберем расстояние Махаланобиса с более сильной корреляционной связью, чтобы можно было более результативно использовать информацию о соседстве для улучшения эффекта нечеткой кластеризации в процессе сегментации изображения. Для вычисления расстояния от пикселя изображения до центра кластера применяется формула 3-2.

$$MK(x_k, v_i) = \sqrt{K(x_k, v_i)^T \Sigma^{-1} K(x_k, v_i)} \tag{3-2}$$

где  $MK(x_k, v_i)$  — расстояние Махаланобиса от  $k$ -го элемента до  $i$ -го центра кластера в многомерном пространстве ядра,

$\Sigma$  — ковариационная матрица между набором точек пикселя  $X$  и центром кластера  $V$ ,

$MK(x_k, v_i)$  — отображение kern-функции из пикселя  $x_k$  в центр  $v_i$  кластера.

Усовершенствованная формула целевой функции нечеткой кластеризации заключается в следующем. Исходное евклидово расстояние в низкомерном пространстве заменяется расстоянием Махаланобиса в многомерном пространстве ядра, а kern-функция вводится в формулу для улучшения степени использования информации о соседстве. Формула целевой kern-функции алгоритма сегментации изображений с нечеткой кластеризацией имеет следующий вид.

$$G = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n u_{ik}^m MK^2(x_k, v_i) \tag{3-3}$$

В формуле 3-3,  $MK(x_k, v_i)$  — расстояние Махаланобиса от  $k$ -го элемента до  $i$ -го центра кластера в многомерном пространстве ядра. Чтобы определить итерационную формулу матрицы членства и центра кластеризации, благодаря методу Лагранжа используется формула 2-3, а итерационная формула членства рассчитывается следующим образом:

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^c \left( \frac{MK(x_j, v_i)}{MK(x_k, v_j)} \right)^{\frac{2}{m-1}}} \tag{3-4}$$

Алгоритм нечеткой кластеризации ядра дает возможность получить линейно разделяемые данные в многомерном пространстве путем нелинейного сопоставления пикселей в низкоразмерном пространстве, а используемое расстояние Махаланобиса позволяет более эффективно применять информацию о соседстве пикселей, тем самым повышая устойчивость алгоритма к шуму.

## Усовершенствование алгоритма сегментации китов для ядерных нечетких изображений

### 1. Кодирование кластерных центров

Применение улучшенного алгоритма оптимизации китов и последующее использование оптимизированного алгоритма ядерной нечеткой кластеризации  $S$ -усреднения для сегментации изображений позволяет значительно улучшить производительность алгоритма и получить более полные результаты. Алгоритм ядерной нечеткой кластеризации  $S$ -усреднения оптимизирован с помощью алгоритма оптимизации китов, улучшенного параметром инерционного веса. Основная идея состоит в том, чтобы случайным образом инициализировать центры кластеров с количеством  $S$  и кодировать их как расстояние между китом и пищей, а затем использовать стратегию охоты на целевую жертву, для того, чтобы постоянно обновлялись и генерировались лучшие места, которые являются положениями конечных центральных точек кластера после того, как алгоритм завершит итерацию.

### 2. Выбор функции приспособленности

В процессе использования улучшенного алгоритма оптимизации китов для нечеткой кластеризации необходимо выбрать соответствующую функцию приспособленности, чтобы получить корректную оценку положения каждого горбатого кита в группе китов относительно целевой добычи. Функция приспособленности определяется следующим образом:

$$f = J(U, A) = \sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^n \mu_j^b d_j^2 \quad (4-1)$$

где,  $J(U, A)$  — синтез значения целевой функции каждого пикселя. Чем меньше значение  $J(U, A)$ , тем лучше эффект кластеризации.

$\mu(x)$  указывает степень принадлежности  $i$ -ого образца к классу  $j$ ,  $\mu_{ij} \in [0, 1]$ , для любого  $i$

$d_{ij} = ||x_i - v_j||$  является евклидовым расстоянием от образца  $i$  до центра  $j$ -яц2.

$b$  представляет собой нечеткий индекс, обычно  $1 < b \leq 5$ .

### 3. Процесс алгоритма сегментации изображения

Процесс алгоритма сегментации изображения КФСМ, с использованием улучшенного оптимизированного алгоритма китов, выглядит следующим образом:

Шаг 1: Инициализация параметров. Размер группы китов  $S_N$ , максимальное количество итераций алгоритма  $T_{max}$ , количество категорий центров кластера  $s$ , нечеткий индекс  $b$ , конечные условия алгоритма и т.д. среди них  $i = 1, 2, \dots, S_N$ ;

Шаг 2. Произвольная инициализация центров кластеров целевого изображения в количестве  $s$ , то есть начальное положение кита  $i$  выражается такой функцией  $X_i = (s_i, t_i, q_i)$

Шаг 3. Вычисление значений приспособленности каждого кита по формуле 4–1 с последующим использованием кита с наименьшим значением приспособленности в качестве текущего оптимального кита  $X^*$ .

Шаг 4. Перемещение положения кита предыдущего поколения в соответствии с формулой и повторное вычисление значения функции приспособленности для нового положения кита;

Шаг 5. Сравнение нового значения функции с предыдущим поколением. Если новое значение лучше, тогда положение кита изменяется, в противном случае оно останется неизменным.

Шаг 6. Если условие завершения алгоритма выполнено, определяется оптимальное положение кита  $X^* = (s^*, t^*, q^*)$  и выполняется сегментация изображения в соответствии с пороговым значением; в противном случае необходимо вернуться к шагу 3, чтобы продолжить выполнение.

Шаг 7. Определение последней позиции горбатого кита, которая является позицией последнего центра кластера алгоритма. После этого обновляется центр кластера, степень членства и отображаются результаты сегментации вывода.

## Заключение

Алгоритм оптимизации китов имеет значительные преимущества в случайном поиске и получении локальной оптимизации. В процессе проведенного исследования были разработаны рекомендации для усовершенствования алгоритма оптимизации китов, которые затем использовались с целью проведения ядерной нечеткой кластеризации  $S$ -усреднения. Предложенные в статье рекомендации позволили устранить недостаток алгоритма оптимизации, связанный с тем, что стандартный алгоритм нечетких  $S$ -усреднений требует наличия высоких начальных центров кластеризации.

ЛИТЕРАТУРА

1. 何宏科. 基于改进模糊聚类的图像分割算法研究[D]. 兰州理工大学, 2020.
2. 贺明. 眼底图像的预处理与血管分割算法研究[D]. 中北大学, 2018.
3. 杨博, 李昌华, 李智杰, 张颀. 改进鲸鱼算法及其在路径规划的应用[J]. 计算机测量与控制, 2021, 29(02):187 – 193+201.
4. 朱志青. 改进鲸鱼算法及其在认知无线电频谱分配中的应用[D]. 重庆大学, 2018.
5. Shi Y, Eberhart R. A modified particle swam optimizer // Evolutionary Computation Proceedings, 1998. IEEE World Congress on Computational Intelligence. The 1998 IEEE Conference on IEEE, 1998:69 – 73.
6. 魏国忠. 空间权重自适应的MRF高光谱图像模糊聚类方法[J]. 遥感信息, 2020, 35(06):32 – 37.

---

© Ян Дэчен ( hhytriz@163.com ),

Ли Янь ( 495287146@qq.com ), Сунь Синвэй ( hhyxsw@163.com ).

Журнал «Современная наука: актуальные проблемы теории и практики»



г. Хэйхэ