



А.А. Гаращенко

*Иркутский национальный исследовательский технический университет,
г. Иркутск, Российская Федерация*

Методы сегментации аврорального овала на изображениях (часть 2)

Аннотация. В работе представлен обзор исследований, проведенных в период с 2014 по 2019 гг., по сегментации аврорального овала на изображениях. В качестве исходных данных использовались карты полного неба и изображения в ультрафиолетовом спектре. Рассматривались следующие методы: улучшенный метод установки уровней для быстрой сегментации аврорального овала (SHALSM), региональная модель активного контура с адаптивным порогом, метод двойного набора уровней на основе локальной информации с введением предыдущей величины формы в структуру набора уровней.

Ключевые слова. Авроральные возмущения, авроральный овал, сегментация изображений.

Финансирование. Работа выполнена в рамках государственного задания FZZS-2024-0003.

Информация о статье. Дата поступления: 22 марта 2024 г.; дата принятия к публикации: 1 октября 2024 г.; дата онлайн-размещения: 17 октября 2024 г.

Review article

A.A. Garashchenko

*Irkutsk National Research Technical University,
Irkutsk, Russian Federation*

Methods for Auroral Oval Segmentation in Images (Part 2)

Abstract. The paper provides an overview of studies conducted between 2014 and 2019 on auroral oval segmentation in images. Full sky maps and ultraviolet images were used as input data. The following methods were considered: improved level setting method for fast auroral oval segmentation (SHALSM), regional active contour model with adaptive threshold, dual level set method based on local information with the introduction of the previous shape value into the level set structure.

Keywords. Auroral disturbances, auroral oval, image segmentation.

Funding. The work was carried out within the framework of the state assignment FZZS-2024-0003.

Article info. Received 22 March, 2024; Accepted 1 October, 2024; Available online 17 October, 2024.

Введение

Исследования авроральных возмущений в настоящее время являются актуальными по части восстановления формы аврораль-

ного овала в области геомагнитного полюса по изображениям. Основное внимание при этом уделяется северным полярным областям ввиду более актуального ведения практической деятельности по части судоходства. Разные методы по сегментации аврорального овала продолжают активно разрабатываться с постоянным повышением точности. В этой статье будут рассмотрены наиболее продвинутые методы, являющиеся результатом улучшений более ранних.

Обзор существующих методов

В [1] предлагается улучшенный алгоритм установки уровня для быстрой сегментации аврорального овала (SIALSM). В своей классической форме этот алгоритм неявным образом представляет плоскую замкнутую кривую C нулевым набором уровней с помощью функции наборов уровней следующим образом:

$$C(t) = \{(x, y) | \phi(x, y, t) = 0\}.$$

Уравнение наборов уровней, отражающая эволюцию данной функции, записывается следующим образом:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} + F |\nabla \phi| = 0,$$

где F обозначает скорость эволюции. Она может гибко меняться в соответствии с требуемыми целями при добавлении в уравнение различных энергетических выражений. Это очень важно в контексте сегментации изображений в реальном времени ввиду высокой вычислительной сложности традиционного алгоритма. Сложность обусловлена несколькими причинами. Во-первых, эволюционная кривая инициализируется в случайном месте, что может как существенно уменьшить число итераций в случае близкого ее расположения к интересующему объекту, так и увеличить в случае удаленного расположения. В худшем случае, неправильная начальная эволюционная кривая может привести к некорректному результату, находящемуся далеко от границы объекта. Во-вторых, при повторной инициализации для тех же исходных условий начальное положение эволюционной кривой может оказаться иным, в результате чего воспроизведение результатов предыдущего выполнения алгоритма становится затруднительным. В-третьих, длина временного шага должна удовлетворять критерию Куранта — Фридриха — Леви, из-за чего является довольно небольшой. Это приводит к увеличению количества итераций и, соответственно, к большим затратам времени. Наконец, вычисление классических методов набора уровней выполняется во всей области изображения. Однако вычисление пикселей, находящихся далеко от эволюционной кривой, не способствует улучшению результатов

аппроксимации границы объекта. Ненужные вычисления этих точек приведут к увеличению общего времени обработки.

В основе предложенного авторами улучшенного алгоритма применены следующие улучшения.

Первая идея заключается в том, чтобы построить корректную начальную кривую развития. Для этого строится морфологическая карта значимости, которая отражает познание формы аврорального овала с точки зрения человека. Карта значимости строится по аналогичному принципу, как в [2], который отображает визуальное внимание в зрительной системе человека. Сначала, для преобразования изображения полярного сияния в двоичную форму используется АМЕТ. При этом используется пороговое значение минимальной ошибки (МЕТ) в 24 различных зонах, чтобы различать цель и фон. Затем, аналогично как в [3], отдельные точки удаляются, а разрывы областей заполняются морфологическим фильтром из многоструктурных элементов и применяется эллиптическая аппроксимация. В результате устанавливаются два концентрических эллипса с некоторым заданным расстоянием от полученного эллипса в качестве внутренней и внешней границы.

Вторая идея заключается в формулировании набора встроенных уровней соседей за счет добавления штрафного члена к функционалу энергии с целью гарантировать определение функции набора уровня как функцию расстояния со знаком, что позволит лучше сегментировать авроральные овалы со слабыми границами и избежать громоздкой процедуры повторной инициализации [3]. Для случаев с четкими границами овала к использованию предлагаются следующая функция остановки по краю:

$$g(x, y) = \frac{1}{1 + I_l(x, y) |\nabla G_\sigma * I|^m}$$

и дополнительная функция скорости:

$$v(x, y) = k \frac{1}{1 + e^{-a(I_l(x, y) - 0.5)}},$$

где $I_l(x, y)$ — средняя интенсивность пикселя (x, y) и восьми его соседей в нормализованном виде, m — варьируемая положительная константа, k , a — постоянные коэффициенты, контролирующие силу и степень нелинейности дополнительной скорости эволюции соответственно. С помощью данной информации можно избежать возникновения случаев, когда некоторые области аврорального овала с низким уровнем серого опущены или избыточно выделены из-за слишком быстрой скорости эволюции или слишком большого значения функции остановки по краю.

Третья идея заключается в использовании универсального решетчатого метода Больцмана (LBM). Критерий Куранта — Фридрихса — Леви (критерий КФЛ) ограничивает временной шаг в традиционных численных решениях для уравнения системы уровней, которое является уравнением в частных производных, что приводит к увеличению количества итераций. В отличие от конечно-разностной схемы, аппроксимирующей непрерывное УЧП в дискретной форме, LBM [4] исходит из дискретной формы и выводит непрерывное УЧП, которое имеет такую же форму уравнения установки уровня. Из-за отсутствия строгого ограничения временного шага и свойства высокой степени распараллеливания LBM является быстрым численным решением уравнения установки уровня.

LBM предлагается как метод вычислительной гидродинамики (CFD) для моделирования жидкости. Дискретное уравнение Больцмана решается для моделирования течения ньютоновской жидкости с помощью моделей столкновений. LBM обычно работает на эквидистантной сетке ячеек, и обычно используются структуры D3Q19 (три измерения с девятнадцатью направлениями) и D2Q9 (два измерения с девятью направлениями).

Авторы метода используют структуру D2Q9 для моделирования эволюции функции установки уровня. В LBM каждое направление имеет свой вектор скорости e_i и распределение частиц $f_i(x, t)$, и, таким образом, макроскопическая плотность жидкости и скорость могут быть вычислены как:

$$\rho = \sum_i f_i(x, t), u = \frac{1}{\rho} \sum_i f_i(x, t) e_i.$$

Общее уравнение эволюции LBM можно записать как:

$$f_i(x + e_i \Delta t, t + \Delta t) = f_i(x, t) + \Omega_i(f(x, t)),$$

где $\Omega_i(f(x, t))$ — оператор столкновения, здесь выбирается классический оператор Bhatnagar-Gross-Krook (BGK):

$$\Omega_i(f(x, t)) = \frac{-1}{\tau}.$$

В результате, решеточное уравнение Больцмана с оператором BGK может быть выражено как

$$f_i(x + e_i \Delta t, t + \Delta t) = f_i(x, t) + \frac{1}{\tau} (f_i^{eq}(x, t) - f_i(x, t)),$$

где τ — время релаксации, определяющее кинематическую вязкость в уравнениях Навье-Стокса, а $f_i^{eq}(x, t)$ — локальное равновесное распределение частиц, которое имеет следующий вид:

$$f_i^{eq} = \rho[A_i + B_i e_i \cdot u + C_i (e_i \cdot u)^2 + D_i u^2],$$

где A_i , B_i , C_i и D_i — постоянные коэффициенты, определяемые структурой LBM, конкретная форма D2Q9 — это

$$f_i^{eq} = \rho w_i [1 + 3e_i \cdot u + 9/2 (e_i \cdot u)^2 - 3/2 u^2],$$

$$w_0 = \frac{4}{9}, w_{1,2,3,4} = \frac{1}{9}, w_{5,6,7,8} = 1/36.$$

Поскольку уравнение Навье-Стокса, которое является уравнением диффузии конвекции, может быть получено из дискретного уравнения LBM, уравнение установки уровня, которое также является уравнением диффузии конвекции, также может быть решено с помощью LBM. Для этого нужно установить плотность жидкости ρ как функция установки уровня φ .

Чтобы добавить функцию останковки по краю метода установки уровня в LBM, в [5] добавили промежуточную среду между узлами решетки. Частицы могут проходить через среду с вероятностью $g_i(x)$ и будут отброшены с вероятностью $1 - g_i(x)$. Их уравнение эволюции LBM можно записать как

$$\begin{aligned} f_i(x + e_i \Delta t, t + \Delta t) = \\ = g_i(x) \left(f_i(x, t) + \frac{1}{\tau} (f_i^{eq}(x, t) - f_i(x, t)) + \sigma \right) + (1 - g_i(x)) f_i \times \\ \times (x + e_i \Delta t, t), \end{aligned}$$

где σ — коэффициент конвекции. Однако их метод просто учитывает энергетический член $E_e(\varphi)$ на основе функции останковки по краю и не содержит других энергетических членов, которые не содержат информацию об этой функции. Другими словами, их метод может хорошо работать с моделью геодезического активного контура, но не подходит для описываемого метода.

Выше была представлена универсальная LBM с внешним силовым элементом для решения уравнения системы уровня. Новое уравнение эволюции LBM имеет следующий вид.

$$f_i(x + e_i \Delta t, t + \Delta t) = f_i(x, t) + \frac{1}{\tau} (f_i^{eq}(x, t) - f_i(x, t)) + \frac{2\tau - 1}{2\tau} B_i(F \cdot e_i),$$

где F — внешняя сила, определяющая эволюцию кривой в методах установки уровня. Функцию равновесия f_i^{eq} можно упростить как $f_i^{eq} = \rho A_i$. После использования разложения Чепмена — Энскога [6] можно получить уравнение конвекции и диффузии в виде

$$\frac{\partial \rho}{\partial t} = \gamma \nabla \cdot \nabla \rho + F,$$

где γ — коэффициент диффузии, зависящий от времени релаксации τ , в структуре D2Q9 их взаимосвязь может быть выражена как

$$\gamma = \frac{2}{9}(2\tau - 1).$$

Заменяя ρ на φ в новом уравнении эволюции LBM, можно получить следующую формулу, поскольку функция множества уровня φ имеет свойство расстояния со знаком $|\nabla\varphi| = 1$:

$$\frac{\partial\varphi}{\partial t} = \gamma\nabla \cdot \nabla\varphi + F = \gamma \operatorname{div}\left(\frac{\nabla\varphi}{|\nabla\varphi|}\right) + F.$$

Эта формула является общей формой уравнения набора уровней, в котором учитываются как энергетический член на основе уравнения остановки по краю, так и другие энергетические термины без информации из этой функции.

Объединяя полученные формулы в одном алгоритме, можно оформить следующие шаги:

1. Вычислить τ и F .
2. Столкновение (для всех узлов):

$$f_i(x^*, t + \Delta t) = f_i(x, t) + \frac{1}{\tau}(A_i\varphi - f_i(x, t)) + \frac{2\tau - 1}{2\tau}B_i(F \cdot e_i).$$

3. Потокная передача (для каждого внутреннего узла):

$$f_i(x + e_i\Delta t, t + \Delta t) = f_i(x^*, t + \Delta t).$$

4. Схема возврата (для каждого граничного узла):

$$f_i(x + e_i\Delta t, t + \Delta t) = f_i(x + e_{-i}\Delta t, t + \Delta t).$$

5. Функция обновления установки уровня (для всех узлов):

$$\varphi = \sum_i f_i.$$

6. Поиск контура:

$$\operatorname{contour}_{\text{new}} = \operatorname{zero}\varphi.$$

7. Возврат к шагу 1.

Данное универсальное численное решение LBM проще в реализации, чем классическая конечно-разностная схема, поскольку оно не требует сложных приближений для дискретизации уравнения системы уровня. Между тем, из-за отсутствия строго ограниченного условия во временном шаге можно выбрать большой временной шаг, а количество итераций, несо-

мненно, можно уменьшить, что приведет к короткому времени обработки.

Четвертая идея заключается в использовании в методе разреженного поля (SFM) вычислений, ограниченных узкой полосой, которая находится рядом с развивающейся кривой. В классических методах набора уровней значение функции набора уровней φ обновляется в области полного изображения, что увеличивает объемы вычислений и приводит к пустой трате времени. Узкополосные методы [7] решают эту проблему, обновляя только пиксели рядом с развивающейся кривой.

Ширина узкой полосы варьируется в разных методах установки уровня узкой полосы, и метод разреженного поля (SFM) доводит эту стратегию до крайности, поскольку он вычисляет обновления на полосе узлов сетки, ширина которой составляет всего одну точку. Следовательно, количество вычислений растет с увеличением длины кривой, а не с разрешением сетки.

Процедуру SFM можно разделить на следующие два этапа. На первом этапе SFM сначала инициализирует изображение, используя следующие пять списков для представления пяти различных уровней, т.е.

$$L_0 \rightarrow [-0.5, 0.5]$$

$$L_{-1} \rightarrow [-1.5, -0.5]$$

$$L_1 \rightarrow (0.5, 1.5]$$

$$L_{-2} \rightarrow [-2.5, -1.5]$$

$$L_2 \rightarrow (1.5, 2.5],$$

где правая сторона указывает значение функции набора уровня φ , которое является расстоянием от набора нулевого уровня (развивающаяся кривая). Два массива используются для хранения информации приведенных выше списков. Один из них представляет собой массив φ , который поддерживается с полной точностью с плавающей запятой, другой — массив карты меток, который используется для записи статуса каждой точки, и значения: $\{-3, -2, -1, 0, 1, 2, 3\}$.

На втором этапе происходит развитие кривой, что заключается в обновлении функции набора уровней φ точек в L_0 и определение изменяющегося статуса с последующим сканированием точек вокруг L_0 от внутреннего к внешнему. Комбинируя информацию о соседстве, можно вывести изменяющийся статус этих точек и сохранить в пяти новых списках, т.е.

$$S_0 \rightarrow L_0$$

$$S_{-1} \rightarrow L_{-1}$$

$$S_1 \rightarrow L_1$$

$$S_{-2} \rightarrow L_{-2}$$

$$S_2 \rightarrow L_2.$$

В конце точки в приведенных выше списках меняют свой статус, и одно движение контура завершается. Этот процесс повторяется до тех пор, пока не будет достигнута сходимость.

Описанный метод был сравнен с методами НКМ, АМЕТ, PCNN, LLS-RHT. Для изображений без разрывов LLS-RHT оказался ближе всего к предложенному методу, незначительно ему уступая. Для изображений с разрывами LLS-RHT оказался хуже всех остальных, предложенный метод показал лучшие результаты. Для изображений с разрывами по точности ближе всего к нему оказался PCNN. Средняя скорость обработки одного изображения у предложенного метода составила 0,041 с. Для методов НКМ, АМЕТ, PCNN и LLS-RHT это время составило 0,242 с., 0,058 с., 0,543 с. и 0,435 с. соответственно.

В [8] используются одновременно методы нечетких моделей активного контура (ACM) и грубых наборов. На основе этих методов авторы предлагают региональную модель активного контура с адаптивным порогом для более точной сегментации аврального овала.

В своей традиционной форме модели активного контура сегментируют объекты на изображении на фон и целевой объект на основе кусочно-постоянных интенсивностей пикселей, рассчитанных по всей области изображения. Для изображений со статистически неоднородной интенсивностью пикселей это часто вызывает проблемы в работе алгоритма, так как для пикселей с интенсивностями, близкими к пограничному значению, алгоритм не в состоянии однозначно определить, к какой из двух областей их отнести. В этом случае авторы предположили, что эффективнее брать во внимание информацию о небольших локальных областях для каждого пикселя, вычисляя его принадлежность с учетом окружающих его пикселей.

С учетом этого предположения средние интенсивности c_1 внутри и c_2 снаружи эволюционной кривой C вычисляются следующим образом:

$$c_1(x, y) = \frac{\sum_{i+x=1}^A \sum_{j+y=1}^B [u(i+x, j+y)]^2 g_k(i, j) I(i+x, j+y)}{\sum_{i+x=1}^A \sum_{j+y=1}^B [u(i+x, j+y)]^2 g_k(i, j)},$$

$$c_2(x, y) = \frac{\sum_{i+x=1}^A \sum_{j+y=1}^B [1 - u(i+x, j+y)]^2 g_k(i, j) I(i+x, j+y)}{\sum_{i+x=1}^A \sum_{j+y=1}^B [1 - u(i+x, j+y)]^2 g_k(i, j)},$$

$$g_k(i, j) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-d^2/2\sigma^2}.$$

Здесь (x, y) — пространственная координата текущего пикселя, $(i+x, j+y)$ — пространственная координата пикселя, попадающего в локальную область вокруг текущего пикселя, размер аврального овального изображения $I = \{I(x, y), 1 \leq x \leq A, 1 \leq y \leq B\}$, $d = \sqrt{i^2 + j^2}$ — пространственное расстояние между пикселем $(i+x, j+y)$ и текущим пикселем (x, y) , а g_k — функция ядра, определяемая как весовой коэффициент, присвоенный пикселю в локальной области вокруг текущего пикселя со стандартным отклонением $\sigma > 0$, $i \neq 0, j \neq 0$).

При использовании фиксированных значений для c_1 и c_2 , степень принадлежности каждого пикселя вычисляется как

$$u(x, y) = \frac{1}{1 + \left(\frac{(I(x, y) - c_1(x, y))^2}{(I(x, y) - c_2(x, y))^2} \right)}.$$

Функция ядра очень полезна при кластерном анализе и обеспечивает надежное свойство, основанное на анализе функции влияния. Более конкретно, g_k назначает большие весовые коэффициенты пикселям, находящимся ближе к текущему пикселю, и меньшие весовые коэффициенты пикселям, находящимся дальше от текущего пикселя. Если пространственное расстояние между пикселями $(i+x, j+y)$ и (x, y) больше 3σ , весовой коэффициент приближается к своему минимальному значению. Когда σ мало, пиксели в небольшой области вокруг текущего пикселя (x, y) имеют гораздо большее влияние на $c_1(x, y)$ и $c_2(x, y)$, тогда как при большом σ пиксели в большой области вокруг текущего пикселя (x, y) имеют наибольшее влияние на $c_1(x, y)$ и $c_2(x, y)$, поэтому размер локальной области контролируется σ .

Пиксели обычно разделяются на разные области в соответствии с заданным пользователем порогом. Для задачи двоичной классификации пиксели со степенью принадлежности равной 0,5 обычно выбираются в качестве значения по умолчанию. Это создает противоречие с чрезмерной точностью описания неопределенного явления. Авторы предлагают делать этот порог адаптивным к внутренним характеристикам каждого овального изображения аврального овала.

Для задач сегментации аврорального изображения, заданной дискретной нечеткой функцией принадлежности $u(x, y)$, порог может быть оптимизирован путем реализации принципа баланса неопределенности. Порог вычисляется путем минимизации следующей функции:

$$\alpha_{opt} = \underset{\alpha}{\operatorname{argmin}} V(\alpha), V(\alpha) = |\Omega_1 + \Omega_2 - \Omega_3|,$$

$$\Omega_1 = \sum_{u(x,y) \leq \alpha} u(x,y), \Omega_2 = \sum_{u(x,y) \geq (U_{\max} - \alpha)} (U_{\max} - u(x,y)), \Omega_3 = \operatorname{card}(\Delta).$$

Здесь $\Delta = \{(x, y) \mid a < u(x, y) < (U_{\max} - \alpha)\}$, $u(x, y)$ обозначает, насколько пиксель (x, y) принадлежит области объекта, α — порог для разделения распределения пикселей, принадлежащих области объекта, на различные аппроксимации, $\operatorname{card}(\Delta)$ — это количество пикселей в Δ , $U_{\max}$ и $U_{\min}$ — наибольшая и наименьшая степени принадлежности всех пикселей, принадлежащих области объекта, соответственно, Ω_1 обозначает уменьшение степеней принадлежности, Ω_2 обозначает повышение степеней принадлежности, а Ω_3 представляет область с наибольшей неопределенностью. α находится в диапазоне $[U_{\min}, (U_{\max} + U_{\min})/2]$.

Степени принадлежности пикселей авроральному овалу или фону можно рассматривать как нечеткое множество. После получения адаптивных пороговых параметров определенной области изображения, нижняя и граничная области в ней могут быть выделены. Неопределенная область обнаруживается с помощью следующих функций:

$$R_1 = \{(x, y) \mid u(x, y) \geq (\max(u(x, y)) - \alpha_{1opt})\},$$

$$R_{b1} = \{(x, y) \mid \alpha_{1opt} < u(x, y) < (\max(u(x, y)) - \alpha_{1opt})\}.$$

Здесь $u(x, y)$ обозначает значение принадлежности пикселя (x, y) области аврорального овала, α_{1opt} — порог адаптивного разделения, а R_1 и R_{b1} — нижнее приближение и граничная область авроральной овальной области соответственно. Нижняя аппроксимация и граничная область фона обозначаются как R_2 и R_{b2} , которые могут быть получены с помощью описанной выше процедуры, но заменой $u(x, y)$ и α_{1opt} на $[1 - u(x, y)]$ и α_{2opt} , соответственно. Неопределенная область границы аврорального овала состоит из R_{b1} и R_{b2} .

После разбиения пикселей на разные приближения неопределенная область границы аврорального овала может быть обнаружена в соответствии со следующими функциями:

$$R_u = R_{b1} \cup R_{b2},$$

$$R_{b1} = \{(x, y) \vee \alpha_{1opt} < u(x, y) < (\max(u(x, y)) - \alpha_{1opt})\},$$

$$R_{b2} = \{(x, y) \vee \alpha_{2opt} < u(x, y) < (\max(u(x, y)) - \alpha_{2opt})\}.$$

Здесь α_{1opt} и α_{2opt} — пороги области объекта и фона соответственно; они обновляются на каждой итерации. Наконец, R_u — это неопределенная область около границ аврорального овала, которая адаптируется к характеристике изображения аврорального овала.

На основании рассмотренных методов авторы предлагают следующий подход в сегментировании аврорального овала.

Шаг 1: Установить условие остановки ε .

Шаг 2. Обеспечить случайный начальный контур для изображения аврорального овала, иными словами, установить $u(x, y)$ для каждого пикселя (x, y) путем нормализации с помощью $u(x, y) = \frac{I(x, y) - I_{min}}{I_{max} - I_{min}}$, I_{max} и I_{min} — максимальное и минимальное значение оттенков серого изображения, соответственно.

Шаг 3: С введением грубых наборов, неопределенная область вблизи границ аврорального овала обнаруживается в соответствии с уравнениями

$$R_u = R_{b1} \cup R_{b2},$$

$$R_{b1} = \{(x, y) \vee \alpha_{1opt} < u(x, y) < (\max(u(x, y)) - \alpha_{1opt})\},$$

$$R_{b2} = \{(x, y) \vee \alpha_{2opt} < u(x, y) < (\max(u(x, y)) - \alpha_{2opt})\}.$$

Этап 4: Вычислить пространственно изменяемую пороговую обработку для каждого пикселя в пределах неопределенной области в соответствии с

$$c_1(x, y) = \frac{\sum_{i+x=1}^A \sum_{j+y=1}^B [u(i+x, j+y)]^2 g_k(i, j) I(i+x, j+y)}{\sum_{i+x=1}^A \sum_{j+y=1}^B [u(i+x, j+y)]^2 g_k(i, j)},$$

$$c_2(x, y) = \frac{\sum_{i+x=1}^A \sum_{j+y=1}^B [1 - u(i+x, j+y)]^2 g_k(i, j) I(i+x, j+y)}{\sum_{i+x=1}^A \sum_{j+y=1}^B [1 - u(i+x, j+y)]^2 g_k(i, j)},$$

$$g_k(i, j) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-d^2/2\sigma^2}.$$

Шаг 5: Предположив, что I_o — это значение оттенков серого текущего пикселя, а степень принадлежности текущего пиксе-

ля — u_o , вычислить новую степень членства u_n текущего пикселя согласно формуле

$$u(x, y) = \frac{1}{1 + \left(\frac{(I(x, y) - c_1(x, y))^2}{(I(x, y) - c_2(x, y))^2} \right)}.$$

Затем вычислить разницу между автофокусом новой и старой энергии, показанным ниже, для каждого пикселя. Если $\Delta F < 0$, u_o заменяется на u_n ; в противном случае остается старое u_o . При этом m — нечеткий коэффициент (авторы берут в качестве значения по умолчанию m равным 2).

$$\Delta F = (u_n^m - u_o^m)(I_o - c_1(x, y))^2 + ((1 - u_n)^m - (1 - u_o)^m)(I_o - c_2(x, y))^2.$$

Шаг 6: Вычислить нечеткую энергию F по формуле

$$F(u, c_1, c_2) = \sum_{x=1}^A \sum_{y=1}^B u(x, y)^2 (I(x, y) - c_1(x, y))^2 - \sum_{x=1}^A \sum_{y=1}^B (1 - u(x, y))^2 (I(x, y) - c_2(x, y))^2,$$

где $c_1(x, y)$ и $c_2(x, y)$ — средние интенсивности локальных областей вокруг пикселя (x, y) внутри и снаружи кривой C , соответственно, $u(x, y)$ измеряет степень, в которой пиксель (x, y) принадлежит рассматриваемой области объекта, а $I(x, y)$ — это интенсивность оттенков серого пикселя (x, y) .

Если $\max |F_{\text{new}} - F_{\text{old}}| < \varepsilon$, работа алгоритма прекращается; в противном случае происходит возврат на Шаг 3. Когда приведенный выше алгоритм сходится, процесс дефазификации преобразует нечеткую матрицу разбиения в четкое разбиение.

Авторы экспериментально сравнили свой метод с другими современными методами сегментации аврорального овала: модель Chan-Vese (CV) [9], надежный алгоритм грубых нечетких c -средних (rRFCM) [10], грубая вероятностная кластеризация с методом сегментации на основе скрытой марковской модели случайного поля (RPrCM) [11], модель эволюции набора уровней регуляризованного расстояния (DRLSE) [12], нечеткая энергетическая модель активного контура (FAC) [13] и четыре метода автоматической сегментации изображений полярного сияния: k -среднее на осно-

ве гистограммы (НКМ), метод Отцу, метод набора улучшающих уровней (ILSM) [1], метод LLS-RHT, и PFAC [14], который только вводит в модель FАC метод разделения на области.

Результаты сравнений показали, что CV, НКМ, метод Отсу и FАC не смогли качественно обнаружить полные области аврорального овала, особенно на изображениях, где области аврорального овала с такой же интенсивностью пикселей, что и фон. Границы аврорального овала, полученные этими методами, оказались прерывистыми. Итоговые границы аврорального овала, полученные с помощью двух моделей активных контуров (DRLSE и ILSM), оказались более гладкими. Однако результат DRLSE оказался недостаточно хорошим, он не смог хорошо приблизиться к реальному контуру аврорального овала. Фоновые области, интенсивность пикселей которых мало отличалась от областей овала, моделью DRLSE так же были ошибочно выделены. Результаты сегментации, полученные предложенным методом, PFAC и RPrCM, лучше, чем другими сравниваемыми методами. Такой результат обусловлен тем, что методы мягких вычислений, используемые в этих методах, обеспечивают лучшую способность обрабатывать более неопределенную информацию из первичного изображения. Хотя на DRLSE практически не влияют изменения интенсивности изображений аврорального овала, он не может точно отобразить границы аврорального овала. Из-за использования градиентного потока для остановки эволюции кривой DRLSE не может идентифицировать область аврорального овала со слабыми границами. Результат сегментации, полученный с помощью ILSM, работает лучше, чем результат с помощью DRLSE. Сравнение результатов FАC и результатов PFAC показывает, что, развивая только область вблизи границ аврорального овала, PFAC может очертить больше областей аврорального овала даже в условиях низкой освещенности; однако производительность PFAC недостаточно хороша. В условиях низкой контрастности LLS-RHT смог обнаружить полные авроральные овалы. Внутренняя и внешняя границы, очерченные LLS-RHT, были очень гладкими, а форма области аврорального овала представляла собой стандартный эллипс, но эти особенности не согласовались с реальной границей аврорального овала.

В [15] используется метод двойного набора уровней на основе локальной информации (LIDLSM) [16] с введением предыдущей величины формы в структуру набора уровней. С помощью величины локальной информации, ограничения расстояния и регуляризации LIDLSM определяется следующим образом:

$$E_{LIDLSM} = \lambda \int_{\Omega} \frac{(|\varphi_1(x) - \varphi_2(x)| - \mu)^2}{2\sigma^2} dx +$$

$$+ k \sum_{i=1}^2 \int_{\Omega} |\nabla H(\varphi_i(x))| dx + \sum_{i=1}^2 \int_{\Omega} \delta(\varphi_i(x)) \int_B H(\varphi_i(y)) (l(y) - u_i)^2 + \\ + (1 - H(\varphi_i(y))) (l(y) - v_i)^2 dy dx,$$

где Ω обозначает область изображения. x и y — это два разных положения пикселей в Ω . $I(y)$ — интенсивность оттенков серого изображения в точке y . $B = \{y \mid \|x - y\| < r\}$ — локальная область радиуса r с центром в точке x . ϕ_1 и ϕ_2 — два набора уровней для сегментации внутренней и внешней границ аврорального овала. Изображение разделяется на три области: полярная шапка (область в пределах внутренней границы, $\phi_1(x) > 0$), авроральный овал (область, ограниченная внутренней и внешней границами, $\phi_1(x) < 0$ & $\phi_2(x) > 0$) и фон ($\phi_2(x) < 0$). u_1 и u_2 — это локальные средние значения интенсивности в градациях серого для объектов в ϕ_1 и ϕ_2 , соответственно. v_1 и v_2 — локальные средние значения интенсивности в градациях серого фона в ϕ_1 и ϕ_2 соответственно. μ и σ^2 — среднее значение и дисперсия расстояния между ϕ_1 и ϕ_2 . $H(\cdot)$ — функция Хевисайда, а $\delta(\cdot)$ — функция Дирака. λ и k — весовые коэффициенты для уравнивания вклада каждой величины энергии.

Термин локальной информации аппроксимирует объект и фон с локальной средней интенсивностью, которая может справиться с неоднородностью оттенков серого изображения в ультрафиолетовом спектре. Величина ограничения расстояния предполагает, что расстояние между ϕ_1 и ϕ_2 соответствует распределению Гаусса. Благодаря этой величине энергии развивающиеся кривые, охватывающие внутренние и внешние границы, не могут слиться. Член регуляризации обеспечивает плавное движение кривой к объекту и предотвращает появление небольших изолированных областей. Однако величина локальной информации недействительна, когда кривая развивается в областях с низким контрастом или с промежутками. Внешние границы LIDLMS в этих областях неточны. Чтобы получить контур аврорального овала с более высокой точностью, предварительные знания о форме вводятся в вариационную структуру.

Пусть $\{M_j\}_{j=1}^n$ — обучающие форме образцы, где M_j — двоичное изображение для обозначения областей снаружи и внутри внешней границы цифрами 0 и 1 соответственно. При оптимизированных параметрах аффинного преобразования

$$P = [t_x \quad t_y \quad s_x \quad s_y \quad \theta]^T,$$

где t_x , t_y , s_x , s_y и θ соответствуют перемещению и масштабированию по осям x , y и вращению, все обучающие образцы выровнены:

$$\tilde{M}_j(Tx_s) = M_j(x),$$

где T — матрица преобразования

$$T = \underbrace{\begin{bmatrix} 1 & 0 & t_x \\ 0 & 1 & t_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}}_{\text{перемещение}} \underbrace{\begin{bmatrix} s_x & 0 & 0 \\ 0 & s_y & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}}_{\text{масштабирование}} \underbrace{\begin{bmatrix} \cos\theta & -\sin\theta & 0 \\ \sin\theta & \cos\theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}}_{\text{вращение}}.$$

Параметры аффинного преобразования получаются путем вычисления потока градиентного спуска следующего функционала энергии:

$$E_s = \int_{\Omega} (H(\phi(x)) - H(\psi(x_s)))^2 dx,$$

где ϕ и ψ — функции расстояния со знаком формы образца и эталонной формы, x_s — положение пикселя после применения обратного аффинного преобразования к x .

Словарь форм строится следующим образом:

(1) M_1 выбирается в качестве эталонной формы для регистрации $\{M_j\}_{j=2}^n$ и получаются выровненные изображения $\{\tilde{M}_j\}_{j=1}^n$.

(2) Пусть $D_j = \tilde{M}_j - \tilde{M}$, где $\tilde{M}$ — средняя форма $\{\tilde{M}_j\}_{j=1}^n$.

(3) Векторизуется D_j ($j = 1, 2, \dots, n$) для построения словаря размером $N \times n$, $D = [D_1, D_2, \dots, D_n]$, где N — размерность D_j .

(4) Как правило, $N > n$, необходимо уменьшить размерность D . Метод главных компонент выполняется по словарю D следующим образом:

$$D_{\text{нов}} = U_L^T D,$$

где U_L образован собственными векторами L , связанными с наибольшими собственными значениями L $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_L$. U_L^T — транспозиция U_L . С помощью уравнения размерность D уменьшается до L . $D_{\text{нов}}$ — это словарь форм, состоящий из элементов $[D_1^*, D_2^*, \dots, D_n^*]$, где D_j^* — это версия D_j для уменьшения размерности.

С учетом развивающейся кривой S_2 с набором нулевого уровня, предыдущая форма S_2 задается как:

$$S_2^* = U_L(\alpha D_{\text{нов}}) + \overline{M},$$

где α — разреженные коэффициенты. α может быть получено следующим образом:

$$E_C(\alpha) = \min (\mu \|\alpha\|_1 + \|\tilde{S}_2^* - \alpha D_{\text{нов}}\|^2),$$

где μ обозначает положительную константу регуляризации. После выравнивания с $\overline{M}$ и вычитания из него, S_2 проецируется в пространство метода главных компонент для получения $\tilde{S}_2^*$. E_C озна-

чает минимизацию энергетической функции. Уравнение представляет собой задачу регуляризации L1, и для получения оптимизационного решения используется метод поиска ортогонального сопоставления.

Таким образом, предварительные знания о форме формулируются по следующей формуле:

$$E_{\text{предв}} = \frac{1}{2} \int_{\Omega} (H(\phi_2(x)) - H(\phi_2^*(x_s)))^2 dx,$$

где ϕ_2 и ϕ_2^* — функции расстояния со знаком от S_2 и S_2^* .

Объединяя величину энергии из LIDLSM и предварительные знания о форме, PSLSM можно выразить следующим образом:

$$E = E_{LIDLSM} + \beta E_{\text{предв}}.$$

Результаты сегментации с использованием предложенного алгоритма авторы сравнили с LLS-RHT, SIILSM и LIDLSM.

Результаты сравнения показали, что LLS-RHT во многом ошибочно аппроксимирует границы овала по сравнению с предложенным методом, SIILSM плохо обрабатывает области с низкой контрастностью. LIDLSM обеспечил непрерывность и полноту контуров в сравнении с ним, хотя и недостаточно точно обработал области с низкой контрастностью. За счет сведений о предыдущей форме PSLSM сработал точнее всего.

Заключение

Методы последних 10 лет продолжают стремиться к повышению производительности, другой тенденцией развития является применение нечетких множеств при разделении изображения на авроральный овал и фон. Наконец, использование энергетических функций и учет предыдущих форм способствуют дальнейшему повышению точности работы алгоритмов. Интенсивность пикселей в том или ином виде учитывается методами.

В табл. представлена сводка по наличию существенных признаков у рассмотренных методов.

Метод	Устойчивость к влиянию ошибочных данных	Учет интенсивности пикселей	Определение неполных овалов (в том числе с разрывом)
SIILSM	Нет	Да	Да
ACM + Fuzzy sets	Да	Да	Да
Chan-Vese	Нет	Да	Да
rRFCM	Нет	Да	Да
RPrCM	Да	Да	Да
DRLSE	Нет	Да	Да

Окончание табл.

	Устойчивость к влиянию ошибочных данных	Учет интенсивно- сти пикселей	Определение неполных овалов (в том числе с разрывом)
FAC	Нет	Да	Да
PFAC	Да	Да	Да
LIDLMS	Нет	Да	Да
PSLSM	Да	Да	Да

References

1. Yang X., Gao X., Tao D., Liu W. Improving Level Set Method for Fast Auroral Oval Segmentation. *IEEE transactions on Image Processing*, 2014, Vol. 23, no. 7, pp. 2854–2865.
2. Hou X., Zhang L. Saliency Detection: A Spectral Residual Approach. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Minneapolis, June 18, 2007*. Minneapolis, 2007. pp. 1–8.
3. Yang X., Gao X., Li J., Hfn B. A Shape-Initialized and Intensity-Adaptive Level set Method for Auroral Oval Segmentation. *Information Sciences*, 2014, vol. 277, pp. 794–807.
4. Chang Q., Yang T. A Lattice Boltzmann Method for Image Denoising. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2009, vol. 18, no. 12, pp. 2797–2802.
5. Chen Y., Yan Z., Chu Y. Cellular Automata Based Level set Method for Image Segmentation. *International Conference on Complex Medical Engineering*, 2007, pp. 171–174.
6. Zhao Y. Lattice Boltzmann Based PDE Solver on the GPU. *The visual computer*, 2008, vol. 24, pp. 323–333.
7. Osher S., Fedkiw R., Piechor K. Level Set Methods and Dynamic Implicit Surfaces. *Appl. Mech. Rev*, 2004, vol. 57, no. 3, pp. B15–B15.
8. Shi J., Lei Y., Wu J., Jeon G. Uncertain Active Contour Model based on Rough and Fuzzy Sets for Auroral Oval Segmentation. *Information Sciences*, 2019, vol. 492, pp. 72–103.
9. Li C., Xu C., Gui C. Distance Regularized Level Set Evolution and its Application to Image Segmentation. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2011, vol. 19, no. 12, pp. 3243–3254.
10. Maji P., Paul S. Rough-Fuzzy Clustering for Grouping Functionally Similar Genes from Microarray Data. *IEEE/ACM Transactions on Computational Biology and Bioinformatics*, 2012, vol. 10, no. 2, pp. 286–299.
11. Banerjee A., Maji P. Rough-Probabilistic Clustering and Hidden Markov Random Field Model for Segmentation of HEP-2 cell and Brain MR Images. *Applied Soft Computing*, 2016, vol. 46, pp. 558–576.
12. Chan T. F., Vese L. A. Active Contours without Edges. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2001, vol. 10, no. 2, pp. 266–277.
13. Pereira C. L., Bastos C.A.C.M., Ren T.I., Cavalcanti G.D.C. Fuzzy Active Contour Models. *IEEE International Conference on Fuzzy Systems, Taipei, Taiwan, June 27-30, 2011*. Taipei, Taiwan, 2011, pp. 1621–1627.
14. Shi J., Wu J., Paul F., Jiao L. A Partition-Based Active Contour Model Incorporating Local Information for Image Segmentation. *The Scientific World Journal*, 2014, vol. 2014, iss. 1, pp. 840305
15. Meng Y., Zhou Z., Liu Y., Luo Q. A Prior Shape-Based Level-Set Method for Auroral Oval Segmentation. *Remote sensing letters*, 2019, vol. 10, no. 3, pp. 292–301.

16. Yang P., Zhou Z., Shi H., Mtng Y. Auroral Oval Segmentation Using Dual Level Set Based on Local Information. *Remote sensing letters*, 2017, vol. 8, no. 12, pp. 1112–1121.

Информация об авторе

Гаращенко Александр Алексеевич — аспирант, Институт информационных технологий и анализа данных, Иркутский национальный исследовательский технический университет, г. Иркутск, Российская Федерация, e-mail: garashchenkoa@mail.ru.

Information about the Author

Aleksandr A. Garashchenko — PhD Student, Institute of Information Technologies and Data Analysis, Irkutsk National Research Technical University, Irkutsk, Russian Federation, e-mail: garashchenkoa@mail.ru.

Для цитирования

Гаращенко А.А. Методы сегментации аврорального овала на изображениях (часть 2) / А.А. Гаращенко. — DOI 10.17150/2713-1734.2024.6(3).282-299. — EDN TUMCSR // System Analysis & Mathematical Modeling. — 2024. — Т. 6, № 3. — С. 282–299.

For Citation

Garashchenko A.A. Methods for Auroral Oval Segmentation in Images (Part 2). *System Analysis & Mathematical Modeling*, 2024, vol. 6, no. 3, pp. 282–299. (In Russian). EDN: TUMCSR. DOI: 10.17150/2713-1734.2024.6(3).282-299.