

Обзорная статья

УДК 004.932

EDN BSNSJH

DOI 10.17150/2713-1734.2024.6(2).179-197



А.А. Гаращенко

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

## Методы сегментации аврорального овала на изображениях (часть 1)

**Аннотация.** В работе представлен обзор исследований, проведенных в период с 2007 по 2014 г., по сегментации аврорального овала на изображениях. В качестве исходных данных использовались карты полного неба и изображения в ультрафиолетовом спектре. Рассматривались следующие методы: модифицированная версия алгоритма изолирующей карты контур-метка, метод рандомизированного преобразования Хафа на основе линейного метода наименьших квадратов (LLS-RHT), методы на основе нейронной сети с импульсной связью (PCNN), гистограмм k-средних, адаптивного определения порога минимальной ошибки (AMET), алгоритм кластеризации нечетких локальных информационных c-средних (FLICM), метод установки уровней с инициализацией формы и адаптацией к интенсивности.

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

**Информация о статье.** Дата поступления: 27 февраля 2024 г.; дата принятия к публикации: 23 мая 2024 г.; дата онлайн-размещения: 19 июня 2024 г.

Review article

A.A. Garashchenko

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

## Methods for Auroral Oval Segmentation in Images (Part 1)

**Abstract.** The paper provides an overview of studies conducted between 2007 and 2014 on auroral oval segmentation in images. Full sky maps and ultraviolet images were used as input data. The following methods were considered: a modified version of the contour-label isolation map algorithm, the linear least squares randomized Hough transform (LLS-RHT) method, methods based on pulse-coupled neural network (PCNN), k-means histograms, adaptive minimum thresholding errors (AMET), fuzzy local information c-means (FLICM) clustering algorithm, level setting method with shape initialization and intensity adaptation.

**Keywords.** Auroral disturbances, auroral oval, image segmentation.

**Article info.** Received 27 February, 2024; Accepted 23 May, 2024; Available online 19 June, 2024.

## Введение

Исследования авроральных возмущений в настоящее время являются актуальными по части восстановления формы аврорального овала в области геомагнитного полюса по изображениям. Основное внимание при этом уделяется северным полярным обла-

стям 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 некоторые из известных в последние 20 лет методы, оказавшие заметное влияние на исследования в данной области.

### Обзор существующих методов

Изучение авроральных возмущений методами компьютерного зрения основывается на больших объемах данных, представленных в виде изображений полного неба (full-sky imaging). Алгоритмы компьютерного зрения при обработке данных изображений с разной степенью точности осуществляют сегментацию авроральных овалов и выделяют их форму.

В [1] была предложена методика анализа формы аврорального овала по его выделенному контуру с помощью модифицированной версии алгоритма изолирующей карты контур-метка. В дальнейшем были использованы дескрипторы Фурье для сравнения форм полярных сияний. Определение полярных сияний на изображениях, полученных с фоторегистраторов небосвода, осуществлялось с помощью линейного классификатора:

$$y = 1.14\bar{x} - x_{max} + 15.$$

При значении функции классификатора меньше 0 алгоритм сообщал о наличии авроральной дуги на изображении. Ее сегментация осуществлялась с применением многоуровневой пороговой обработки и сравнения форм полученных контуров, успешно применяемой в обработке изображений в медицине [2]. Многоуровневая пороговая обработка разделяет диапазон интенсивности изображения на интервалы и присваивает отдельные метки вокселям, связанным с каждым интервалом интенсивности. Результирующее изображение включает в себя наборы связанных вокселей, причем воксели в каждом наборе имеют единую метку, и каждый воксель принадлежит ровно одному набору. Воксели, лежащие на границе такого множества, образуют контур изометки. Репрезентация формы дуги осуществлялась с применением дескрипторов на основе коэффициентов Фурье. Сигнатуры формы представлены в виде комплексных координат и расстояния до центра тяжести:

$$r_{\text{центроидная}} = \left( (x_i - x_c)^2 + (y_i - y_c)^2 \right)^{\frac{1}{2}},$$

$$r_{\text{комплексная}} = (x_i - x_c) + i(y_i - y_c).$$

На основе этого вычислялись комплексные коэффициенты Фурье для кривой с N точками:

$$a(k) = \sum_{n=0}^{N-1} r(n) e^{-i2\pi(k-1)(n-1)/N}, k = 0 \dots N-1.$$

При этом инвариантность к вращению достигается за счет использования значений этих дескрипторов по модулю, инвариантность по масштабу достигнута не была. Подобие двух различных дуг вычислялось с помощью евклидова расстояния.

Данный метод был проверен на выборке из 997 разнородных изображений с фоторегистраторов небосвода, среди которых имелись как полные и частичные дуги аврорального овала, так и объекты, к ним не относящиеся. Алгоритм показал высокую точность и успешно классифицировал до 90 % изображений.

В [3] представлен алгоритм сегментирования аврорального овала со спутникового изображения в ультрафиолетовом спектре (UVI) с использованием метода рандомизированного преобразования Хафа на основе линейного метода наименьших квадратов (LLS-RHT). Он состоит из четырех основных этапов.

На первом шаге производится бинаризация изображения, тем самым выделяя на нем передний и задний планы. Для этого авторы применяют как простое глобальное определение порога, основанное на средней яркости пикселей в пределах области видимости, так и адаптивная пороговая обработка (аналогично, как в [4]). Второй шаг заключается в нахождении на изображении области наибольшей активности. Высокоактивная область (обозначенная как  $D_p$ ) состоит из пикселей, которые удовлетворяют одному из двух условий: (1) пиксель является пикселем переднего плана с восемью соседними пикселями переднего плана или (2) у пикселя есть сосед, удовлетворяющий первому условию. После обнаружения высокоактивной области к  $D_p$  один раз применяется морфологическая операция закрытия для устранения небольших промежутков. Третий шаг включает поиск внутренних и внешних границ высокоактивной области  $D_p$ . Радиальная обработка используется для обозначения некоторых точек В как внутренних граничных точек аврорального овала, а других — как внешних. На этом этапе сначала эллипс ЕВ подгоняется к точкам В с использованием LLS-RHT. Затем изображение сканируется в радиальном направлении от точек на границе изображения до центра эллипса ЕВ с шагом в  $0,2^\circ$ . Граничные пиксели, обнаруженные первыми при каждом сканировании, помечаются как возможные внешние граничные пиксели. Вторые граничные пиксели, встречающиеся при сканировании, помечаются как возможные внутренние граничные пиксели. На последнем этапе определяются наиболее подходящие (на основе метода наименьших квадратов) эллипсы, ЕИ и EQ для внутренней и внешней

границ соответственно, с использованием LLS-RHT к каждому набору граничных пикселей. Область между EI и EQ принимается в качестве аврорального овала.

В каждой своей итерации LLS-RHT включает в себя подгонку наименьших квадратов с использованием уравнения эллипса:

$$\frac{[(x-x_c)\cos\theta + (y-y_c)\sin\theta]^2}{a^2} + \frac{[-(x-x_c)\sin\theta + (y-y_c)\cos\theta]^2}{b^2} = 1,$$

где  $(x_c, y_c)$  - центр,  $a, b$  — длины полуосей, а  $\theta$  — ориентация эллипса, выраженная как угол между осью  $x$  и осью эллипса. Чтобы найти параметры наилучшего эллипса, которые соответствуют внутренней (или внешней) границе аврорального овала, на каждой итерации LLS-RHT берется  $m \geq 5$  точек, случайным образом выбранных из внутренней (или внешней) границы. Тогда общая квадратичная формула

$$f(x, y): Ax^2 + By^2 + Cxy + Dx + Ey + F$$

аппроксимируется по  $m$  точкам с помощью LLS. Если инвариантные дескрипторы позволяют заключить, что подобранная квадратичная формула представляет собой эллипс, восстановление начинается для его параметров:

$$(x_c, y_c) = \left( \frac{2BD - CE}{C^2 - 4AB}, \frac{2AE - CD}{C^2 - 4AB} \right),$$

$$\theta = \tan^{-1} \left( \sqrt{\left( \frac{B-A}{C} \right)^2 + 1} + \frac{B-A}{C} \right), C \neq 0,$$

$$(a, b) = \left( \sqrt{\frac{|\Delta|}{|Jr_1|}}, \sqrt{\frac{|\Delta|}{|Jr_2|}} \right),$$

где

$$r_1 = \frac{1}{2} (A + B + \sqrt{(B-A)^2 + C^2}),$$

$$r_2 = \frac{1}{2} (A + B - \sqrt{(B-A)^2 + C^2}),$$

где  $A, B, C, D, E, J$  и  $\Delta$  определены в уравнениях

$$f(x, y): Ax^2 + By^2 + Cxy + Dx + Ey + F,$$

$$\Delta = \begin{bmatrix} A & C/2 & D/2 \\ C/2 & B & E/2 \\ D/2 & E/2 & F \end{bmatrix}, J = \begin{bmatrix} A & C/2 \\ C/2 & B \end{bmatrix}, U = A + B.$$

В ходе группировки данных двумерные накопители  $A_C$  и  $A_A$  используются для хранения сведений о центре и длине полуоси соответственно. Также используется один одномерный накопитель  $A_R$  (для угла поворота). Например, если обнаруженный кортеж параметров составляет  $(a_i, b_i, x_{Ci}, y_{Ci}, \theta_i)$ , накопители  $A_C[x_{Ci}]$ ,  $A_A[a_i]$ ,  $A_R[b_i]$  и  $A_R[\theta_i]$  увеличиваются. После того, как процедура выбора и отображения повторяется  $N$  раз, наилучшие группы данных принимаются в качестве параметров, наилучшим образом характеризующих эллипс.

Данный метод был сравнен с методами на основе нейронной сети с импульсной связью (PCNN), гистограмм  $k$ -средних и адаптивного определения порога минимальной ошибки (АМЕТ).

Метод с использованием нейронной сети с импульсной связью (PCNN) основан на модели нейронной активности в первичной зрительной коре головного мозга кошек [5]. Она использует модель связывающего поля [6], которое имитирует синхронизацию импульсов нейронов зрительной коры головного мозга кошки на большом кортикальном расстоянии [7]. В [8] данный метод использовался для автоматической сегментации аврорального овала ультрафиолетовых изображениях. Их метод связывает нейрон с импульсной связью (PCN), который так же именуется нейроном сегментации [9], с каждым пикселем изображения.

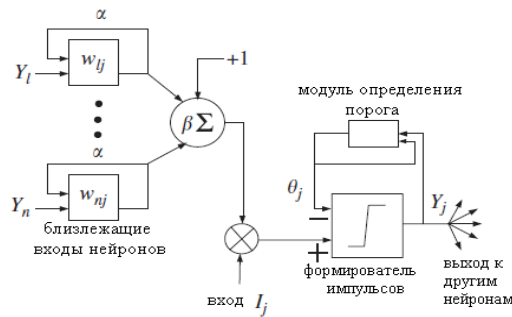


Рис. 1. Структура нейрона в сети PCNN

На рис. 1 показана структура нейрона. В этом методе каждый нейрон сегментации  $N_j$  имеет два входа: входной сигнал, который представляет собой интенсивность  $I_j(t)$  связанного с ним пикселя,  $X_j$ , и вход связи  $L_j(t)$  от нейронов, связанных с соседними пикселями, где  $t$  — это переменная времени.  $L_j(t)$  можно выразить как сумму сверток [9]:

$$L_j(t) = \sum_{S_j} \left( w_{kj} e^{\frac{-t}{\alpha}} \right) Y_k(t),$$

где  $S_j$  — это набор нейронов рядом с  $X_j$ ,  $w_{kj}$  — весовой коэффициент для  $k$ -го нейрона,  $N_k$  — соседних нейронов,  $\alpha$  — постоянная времени затухания связывающего поля, а  $Y_k(t)$  — выходной сигнал  $N_k$ . Нейрон сегментации [9], использованный в работе [8], отличается от исходного в [6] тем, что негерметичные интеграторы существуют только во входном соединении [8, 9]. Также все входы от соседних нейронов контролируются тем же  $\alpha$  в [9]. С другой стороны, изначальный PCN может также иметь негерметичные интеграторы на входе подачи (негерметичные интеграторы экспоненциально затухают после получения входного сигнала (например, короткого импульса) [7]). Нейрон сегментации объединяет входные сигналы связи и питания, как показано в уравнении ниже, чтобы произвести внутреннюю активность  $U_j(t)$  для нейрона  $N_j$  [9]:

$$U_j(t) = (1 + \beta L_j(t)) I_j(t),$$

где весовой коэффициент  $\beta > 0$ . В нейроне сегментации, когда  $U_j(t) > \theta_j$  (порог пороговой единицы), формирователь импульсов «запускает» импульс. Импульс возвращается к пороговому устройству, которое увеличивает его выходную мощность до  $\theta_{max}$ , стремящейся к  $U_j(t)$ , и останавливает срабатывание формирователя импульсов [9]. Выход нейрона становится связующим входом с соседними нейронами. Метод на основе PCNN первоначально рассматривает пиксели с интенсивностью выше заданного порогового значения  $T_{max}$  как вероятные части аврального овала. Нейроны, связанные с этими пикселями, срабатывают первыми, и их выходы становятся связующими входами с соседними нейронами. Когда активация прекращается, пиксели, связанные нейроны которых сработали, рассматриваются как пиксели аврального овала.

Поскольку на нейроны воздействуют соседние нейроны посредством связывания входов, метод на основе PCNN имеет тенденцию игнорировать небольшие локальные вариации интенсивности, что делает его относительно устойчивым (например, к низким уровням случайного шума) [9]. Однако ему трудно различить истинные овалы полярных сияний, когда присутствуют объекты с аналогичной интенсивностью (например, яркие звезды, треки космических лучей и дневное сияние), потому что он основан в первую очередь на интенсивности пикселей. Другой недостаток — сложность определения подходящих значений параметров метода ( $\beta$  и  $T_{max}$ ); разные изображения обычно требуют разных значений параметров, что затрудняет практическое использование.

В методе  $k$ -средних, введенном в [10], сначала формируется гистограмма  $H$  яркости пикселей изображения. Затем диапазон интенсивностей делится на  $K$  поддиапазонов, при этом средняя интенсивность каждого поддиапазона  $j$  берется в качестве центра кластера. Затем ячейки гистограммы группируются на основе правила распределения  $R$ : ячейка  $H_i$  (интенсивности  $i$ ) распределяется в  $k$ -й кластер, если

$$(i - \mu_k)^2 < (i - \mu_j)^2, i, j = 1 \dots K, j \neq k.$$

После распределения всех данных гистограммы находятся новые средние  $\mu_j^*$  кластеров и вычисляются изменения

$$E_j^1 = \mu_j^{\square} - \mu_j.$$

Затем ячейки гистограммы  $H_i$  перераспределяются в их ближайшие кластеры на основе правила  $R$ . Эта процедура перераспределения повторяется до тех пор, пока каждое изменение  $E_j^n$ , где  $j = 1 \dots k$ , в конкретной итерации  $n$ ,  $n \geq 1$ , не станет меньше предварительно установленного порога  $s$  или не будет достигнуто максимальное количество итераций. Данный метод способен достаточно хорошо сегментировать изображения. Однако он плохо работает, если есть перекрытие между интенсивностями пикселей аврорального овала и неаврорального овала (из-за его сегментации, основанной исключительно на интенсивности пикселей). Другие проблемы при использовании этого метода - определение подходящего значения параметра  $K$  и априорное знание того, какие скопления будут фактически соответствовать авроральному овалу.

Метод АМЕТ, описанный в [4], учитывает интенсивность пикселей в зонах изображения. Его первым шагом является разделение УФ-изображения на зоны на основе местного магнитного времени (ММВ). ММВ сродни магнитной долготе; точки с одинаковой магнитной долготой имеют одинаковую ММВ (а долгота, обращенная к Солнцу, равна ММВ 12:00). В методе АМЕТ каждая зона охватывает 2 часа ММВ и имеет перекрытие на 1 час с соседней зоной. На рис. 2 показаны зоны изображения. В центре этой фигуры находится геомагнитный полюс, поэтому зоны сходятся там. АМЕТ применяет пороговое значение минимальной ошибки (ПМО) [11] в каждой зоне. ПМО предполагает, что интенсивности пикселей аврорального овала и фона в каждой зоне распределены нормально, и это распределение может быть аппроксимировано гистограммой зоны  $H_i$ . Минимальный порог ошибки  $T$  зоны находится путем минимизации целевой функции ПМО  $J(T)$ :

$$J(T) = 1 + 2[P_1(T)\log\sigma_2(T) + P_2(T)\log\sigma_2(T)] - 2[P_1(T)\log P_1(T) + P_2(T)\log P_2(T)],$$



где

$$P_1(T) = \sum_{i=0}^T H_i, P_2(T) = \sum_{i=T+1}^{255} H_i$$

и значения  $\sigma$  определены стандартным способом, при этом  $\sigma_1$  связан с элементами ниже  $T$ ,  $\sigma_2$ , связан с элементами выше  $T$ . В АМЕТ конечный порог, применяемый к каждому пикселю  $P_i$ , является средним из пороговых значений трех зон (зона  $S$  что  $P_i$  и две соседние зоны  $S$ ).

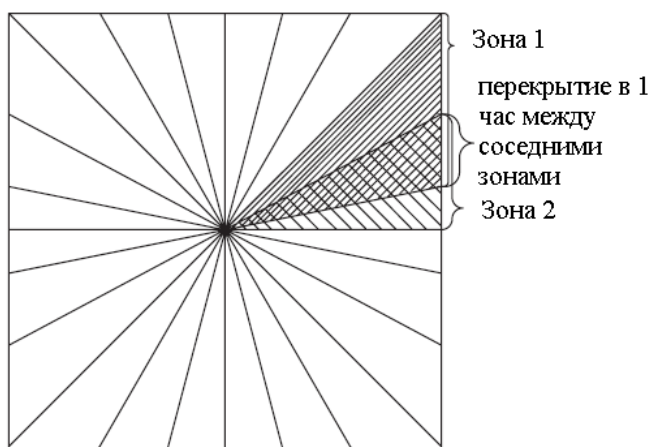


Рис. 2. Разделение изображения на зоны на основе ММВ

Поскольку АМЕТ имеет возможность использовать разные пороговые значения в разных зонах, он довольно устойчив к структурированному шуму, например, дневному свету; для этого АМЕТ усовершенствовал метод на основе PCNN. Однако внутризонные проблемы АМЕТ аналогичны двум предыдущим методам.

В сравнении с методами с использованием нейронной сети с импульсной связью (PCNN) [8], гистограмм  $k$ -средних [10] и адаптивного определения порога минимальной ошибки (АМЕТ) [4], предложенный метод в преобладающем большинстве тестовых изображений обеспечил наименьшее расхождение между вычисленными границами овалов и фактическими. При этом он обеспечил и высокую производительность. Метод АМЕТ показал существенно худшие результаты, остальные методы сработали хуже всего.

В [12] описан подход, который включает итеративную сегментацию аврорального овала с использованием алгоритма кластеризации нечетких локальных информационных  $s$ -средних (FLICM) с последующим заполнением пробелов на основе предварительной информации о форме аврорального овала.



Метод включает в себя три основных этапа. На первом этапе осуществляется предобработка изображения с UVI. В ходе нее удаляются пиксели, соответствующие магнитным широтам ниже  $50^\circ$ , а также обнуляются пиксели с отрицательными значениями серого, возможно, вызванные шумом. После этого производится сглаживание небольших ярких пятен. Яркое пятно определяется как соединенная область, в которой значения серого пикселя превышают заданный порог. Порог  $T_g$  определяется как

$$T_g = \mu_A + 3\sigma_A,$$

где  $\mu_A$  и  $\sigma_A$  — среднее значение серого и стандартное отклонение всех пикселей изображения соответственно. Если площадь яркого пятна меньше заранее определенного порога (20 пикселей), пиксели внутри пятна устанавливаются на среднее значение пикселей вне пятна и помещаются в наименьший прямоугольник, покрывающий яркое пятно. В ином случае яркое пятно не обрабатывается, чтобы по ошибке не разрушить участки аврорального овала.

В конце производится сглаживание изображения. Пиксели в каждом районе  $3 \times 3$  делятся на два класса в соответствии с их значениями серого. Класс с меньшим количеством пикселей считается выбросом, а его значения заменяются средней интенсивностью другого класса.

После предварительной обработки изображение UVI сегментируется на передний план (авроральные области) и фон с использованием метода FLICM [13]. Результирующие авроральные области могут быть неполными из-за изменения интенсивности полярных сияний. Чтобы получить полный авроральный овал из УФ-изображения, измерение целостности  $T$  извлеченного переднего плана можно определить следующим образом:

$$T = \frac{\sum_{i=0}^m \theta(i)}{2\pi}, \quad 0 \leq \theta \leq 2\pi, m \geq 0,$$

где  $\theta(i)$  представляет угол поля зрения  $i$ -й связанной области переднего плана, а  $T \in [0, 1]$ . Если  $T < \varepsilon$  ( $\varepsilon$  является заранее определенным порогом), то фон будет снова сегментирован с помощью FLICM. Полученные в результате области переднего плана объединяются с предыдущими областями переднего плана, и целостность  $T$  пересчитывается. Эти действия повторяются до тех пор, пока не будет удовлетворен один из следующих критериев.

Если  $T = 1$ , то это означает, что авроральный овал полностью выделен. Если  $\varepsilon \leq T < 1$  и при этом отображается весь авроральный овал, то извлеченный овал является неполным и требует дальнейшей постобработки. Отображается ли весь авроральный овал, оценивается по местоположению подобранного эллипса, характеризу-

ющего внешнюю границу аврорального овала. Если подогнанный эллипс полностью находится внутри эффективной области УФ-изображения, можно сделать вывод, что отображается весь авроральный овал. Если  $\epsilon \leq T < 1$  и при этом отображается только часть аврорального овала, то извлеченный авроральный овал является неполным и будет подвергнут дальнейшей постобработке. Если не выполняется ни одно из выше указанных условий, то алгоритм останавливается по достижению определенного числа итераций.

Изображения из второго и третьего случаев подвергаются дальнейшей постобработке для создания полных границ аврорального овала. Это является третьим этапом работы алгоритма. Как и в [3], используются два эллипса, подогнанные к внутренней и внешней границам, чтобы обозначить экваториальную и полярную границы соответственно. Ширина зазора рассчитывается как линейная интерполяция его начальной и конечной ширины, которая определяется как средняя ширина небольшого аврорального овального участка (10 градусов), примыкающего к зазору. После заполнения промежутка легко удалось получить внутреннюю и внешнюю границы аврорального овала. Так проходит обработка изображения второго типа.

Постобработка изображения третьего типа проходит аналогичным образом, за исключением того, что заполняются только промежутки аврорального овала в эффективной области изображения.

Данный метод был сравнен с методами AMET, методом на основе RHT-LLS, Отсу, FCM.

Метод Отсу является непараметрическим и неконтролируемым с автоматическим выбором порога для сегментации изображения. Оптимальный порог выбирается по дискриминантному критерию с максимизацией разделимости результирующих классов по уровням серого.

Метод нечеткой кластеризации  $c$ -средних (FCM) очень схож по принципу с методом кластеризации  $k$ -средних, с той лишь разницей, что для каждого элемента из рассматриваемого множества рассчитывается вероятность его принадлежности каждому из кластеров.

В результате сравнения было выявлено, что границы аврорального овала, извлеченные методом FLICM, более полны и точны, чем у других методов. Методы AMET, Отсу и классические методы FCM хорошо обнаруживают яркие области, но имеют трудности при извлечении полярных сияний со слабой интенсивностью. Метод на основе RHT-LSS показал схожие результаты, но статистически немного уступает FLICM. Из недостатков самого метода FLICM авторы отмечают низкую эффективность при обработке дневных изображений. Для устранения влияния дневного света предлагается использовать методы слепого разделения.

В работе [14] представлен метод установки уровней с инициализацией формы и адаптацией к интенсивности для сегментации аврорального овала. Данный метод включает в себя три этапа. На первом этапе производится предварительная обработка посредством подавления случайного шума с помощью анализа морфологических компонент (АМК). АМК предполагает, что изображение  $x$  представляет собой линейную комбинацию  $K$  морфологических слоев  $\{x_i\}_{i=1, 2, \dots, K}$ , где каждый  $x_i$  представляет другой тип морфологического слоя. Он использует группу переполненных словарей  $\{\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_K\}$  для изображения этих слоев.

Для каждого  $i$ ,  $x_i$  может быть представлен разреженными атомами в соответствующем словаре  $\Phi_i$ , и не может быть представлен соответствующим образом другими словарями  $\Phi_j$  ( $j \neq i$ ).

Для изображения полярного сияния  $K$  присваивается значение 2, где  $x_1$  представляет морфологический слой полярных сияний, а  $x_2$  обозначает морфологический слой случайного шума. Оптимальное значение  $x_i$  можно определить из следующего уравнения:

$$\min_{x_1, x_2} \|\Phi_1^T x_1\|_1 + \|\Phi_2^T x_2\|_1, x = x_1 + x_2.$$

Как правило, репрезентативные словари имеют решающее значение для результата АМК. Для морфологического слоя полярных сияний подходящим словарем является преобразование кривых, которое хорошо подходит для описания овальной формы. Для морфологического слоя случайного шума используется дискретное косинусное преобразование, которое подходит для представления периодического случайного шума в частотной области.

На втором этапе производится извлечение знаний о формах. В качестве основы используются модели карты значимости. На основе этих моделей строится морфологическая карта значимости, чтобы представить визуальное восприятие изображения полярного сияния, если бы оно воспринималось человеком. Морфологическая карта значимости строится в соответствии со следующими тремя этапами.

На первом этапе, для преобразования изображения полярного сияния в двоичную форму применяется метод MLT-адаптивной пороговой обработки. После разделения изображения полярного сияния на зоны с ее помощью, формируется 24 зоны  $\{z_m\}_{m=1, 2, \dots, 24}$ . Предположив, что интенсивности пикселей аврорального овала и фона в каждой зоне  $z_m$  распределены нормально, и гистограмма интенсивности изображения полярного сияния может быть аппроксимирована суммой этих двух нормальных распределений. Таким образом, порог  $T_m$  для каждой зоны может быть получен путем решения следующей задачи оптимизации [4]:

$$T_m = \underset{t}{\operatorname{argmin}} \sum_{i=0}^{255} (H_{est}(i, t) - H(i))^2,$$

$$H_{est}(i, t) = \sum_{k=1}^2 \frac{P_k}{\sqrt{2\pi}\sigma_k} \exp\left[-\frac{(i - \mu_k)^2}{2\sigma_k^2}\right],$$

где  $i$  — интенсивность пикселя в диапазоне от 0 до 255;  $t$  — порог отделения пикселей аврорального овала от пикселей фона;  $H_{est}(i, t)$  — оценочная гистограмма изображения;  $\mu_k$ ,  $\sigma_k$  и  $P_k$  — среднее значение, стандартное отклонение и процент  $k$ -го нормального распределения, соответственно; и  $H(i)$  — гистограмма исходного изображения. Оптимальный порог — это значение  $t$ , которое минимизирует среднеквадратичную ошибку (СКО) между оцененными гистограммами и исходными.

Во-вторых, морфологический фильтр мультиструктурирующего элемента исследуется для устранения отдельных точек и заполнения разрыва области. Операция морфологического раскрытия, сформулированная в,

$$AoB = (A \ominus B) \oplus B$$

в целом сглаживает контур объекта, разрывает узкие перешейки и устраняет отдельные точки. Операция закрытия в

$$A \cdot B = (A \oplus B) \ominus B$$

устраняет небольшие отверстия и заполняет зазоры в контуре. Здесь  $\ominus$  и  $\oplus$  — операторы морфологической эрозии и оператор расширения, соответственно. В качестве структурирующего элемента  $B$  используется диск, который подходит для обработки изображений полярного сияния. Кроме того, поскольку масштаб элемента структурирования  $B$  неизбежно влияет на результат, используется группа элементов структурирования  $\{B\} = \{B_1, B_2, \dots, B_n\}$ , масштаб которых постепенно увеличивается, чтобы избежать потери детальной информации. Таким образом, морфологический фильтр мультиструктурирующего элемента может быть построен как

$$G = (((AoB_i) \cdot B_i) \circ B_{i+1}) \cdot B_{i+1} \dots i = 1, \dots, n,$$

Тогда выходное морфологическое изображение  $I_m$  может быть получено из входного двоичного изображения  $I_b$  полярного сияния:

$$I_m = I_m * G + I_r * G,$$

где «\*» обозначает операцию свертки, а  $I_r$  — остаточная часть  $I_b$  после свертки с ядром фильтра  $G$ .

Наконец, эллиптическая аппроксимация применяется к изображениям с цельным овалом. Классификация изображения полярного сияния на цельные и с разрывами осуществляется в соответствии со следующим критерием: если морфологическое изображение  $I_m$  имеет «дыру» в самой большой соединенной области и количество пикселей в этом отверстии превышает установленный порог, то это изображение полярного сияния рассматривается как изображение с цельным овалом, в противном случае - как с разрывом. Для овального изображения без разрывов случайным образом выбираются точки выборки  $p_i$  ( $i = 1, 2, \dots, m; m \geq 5$ ) из  $I_m$ , чтобы соответствовать квадратному уравнению инвариантным дескрипторам эллипса из работы [3]. Если инвариантные дескрипторы удовлетворяют эллиптическому условию:

$$\Delta \neq 0, J > 0, \frac{\Delta}{J} < 0,$$

то морфологическое изображение  $I_m$  может быть адаптировано как изображение  $I_e$  в форме эллипса. Выполняя эту процедуру подгонки эллипса на цельном овальном изображении, можно получить хорошо определяемые очертания эллипса. Для овального изображения с разрывом интенсивность аврорального овала обычно распределяется равномерно, а морфологическое изображение  $I_m$  подходит для описания его общей формы, поэтому эллиптическая аппроксимация в данном случае не проводится.

На третьем этапе для получения точной сегментации выполняется эволюционный метод водораздела для контура морфологической карты заметности в качестве начальной развивающейся кривой. Методы водораздела неявно моделируют плоскую замкнутую кривую  $C$  с помощью набора нулевого уровня функции набора уровней  $\varphi(x, y, t)$ :

$$C(t) = \{(x, y) \mid \varphi(x, y, t) = 0\}.$$

Уравнение эволюции  $\varphi$  можно записать в виде [1988, Osher]:

$$\frac{d\varphi}{dt} + F|\nabla\varphi| = 0,$$

где  $F$  обозначает скорость эволюции.

Чтобы функция метода водораздела  $\varphi$  не была слишком резкой или плоской, традиционные методы установки уровней [15] используют повторную инициализацию, чтобы сделать  $\varphi$  периодической функцией расстояния со знаком периодически во время эволюции. Однако эта процедура требует больших вычислений. В связи с этим используется метод водораздела без повторной инициализации [16], исследуя следующую энергетическую функцию:

$$E(\varphi) = \mu P(\varphi) + E_g(\varphi),$$

где  $P(\varphi)$  — штрафной член, ограничивающий отклонение  $\varphi$  от функции расстояния со знаком,  $\mu > 0$  — параметр, контролирующий силу штрафа, а  $E_g(\varphi)$  — внешняя энергия, приводящая в движение кривую установки нулевого уровня.

$$P(\varphi) = \int_{\Omega} \frac{1}{2} (|\nabla \varphi| - 1)^2 dx dy,$$

где  $\Omega$  — область изображения.

$$E_g(\varphi) = \lambda L_g(\varphi) + \nu A_g(\varphi) = \lambda \int_{\Omega} g \delta(\varphi) |\nabla \varphi| dx dy + \nu \int_{\Omega} g H(-\varphi) dx dy,$$

где  $L_g(\varphi)$  — длина границы раздела с постоянным коэффициентом;  $\lambda$ ,  $A_g(\varphi)$  — площадь области, ограниченная кривой нулевого уровня с постоянным коэффициентом  $\nu$ , контролирующим скорость эволюции;  $\delta(\cdot)$  и  $H(\cdot)$  — одномерная функция Дирака и функция Хевисайда соответственно;  $g$  — функция остановки:

$$g = \frac{1}{1 + |\nabla G_{\sigma} * I|^2},$$

где  $G_{\sigma}$  — гауссово ядро со стандартным отклонением  $\sigma$ , функция водораздела  $\varphi$  перестанет развиваться, когда  $g$  приближается к нулю. Эволюция водораздела может рассматриваться как задача минимизации функции энергии  $E(\varphi)$  через градиентный поток:

$$\frac{d\varphi}{dt} = \frac{-dE}{d\varphi}.$$

Однако эта модель набора уровней на основе границ имеет два недостатка: первый заключается в том, что значение  $\nu$ , определяющее скорость эволюции, устанавливается заранее фиксированным, что приводит к неполной или неточной границе сегментации. Другой заключается в том, что функция остановки учитывает только градиент изображения, что делает результат чувствительным к шуму и легко пропускает области с низким уровнем серого.

Для решения вышеуказанных проблем авторы применили функцию скорости и функцию остановки, которые адаптируются к местной интенсивности.

Если принять  $I_l(x, y)$  за среднюю интенсивность определенного пикселя  $(x, y)$  и его восьми соседей после нормализации, тогда функция адаптивной скорости локальной интенсивности может быть определена как:

$$v(x, y) = k \frac{1}{1 + \exp(-d(I_1(x, y) - 0.5))},$$

где  $k$  и  $d$  — постоянные коэффициенты, управляющие скоростью и степенью нелинейной эволюции соответственно. Скорость эволюции в областях с высоким уровнем серого выше, чем в областях с низким уровнем серого, что не позволяет исключить части аврорального овала с низким уровнем серого.

Функция адаптивного останова по локальной интенсивности сформулирована следующим образом:

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

где  $|\nabla G_\sigma * I|$  — амплитуда градиента изображения после сглаживания по Гауссу. Традиционная функция остановки учитывает только  $|\nabla G_\sigma * I|$ , и его значение мало в областях с высоким градиентом и велико в областях с низким градиентом, что приводит к тому, что части аврорального овала с низким градиентом легко переоцениваются. Предлагаемая функция остановки добавляет информацию о сером локальном регионе  $I_l(x, y)$ , тем самым избегая продолжения эволюции кривой установленного уровня в частях с низким уровнем серого. Более того, шум может подавляться гораздо более низкими из его окрестностей в  $I_l(x, y)$ . Следовательно, значение функции остановки выше, и кривая не останавливается в точке шума.

С помощью предлагаемой функции скорости и функции остановки новая адаптивная к интенсивности функция энергии может быть определена как:

$$\begin{aligned} E(\varphi) = & \mu \int_{\Omega} \frac{1}{2} (|\nabla \varphi| - 1)^2 dx dy + \lambda \int_{\Omega} \frac{\delta(\varphi) |\nabla \varphi|}{1 + I_l(x, y) |\nabla G_\sigma * I|^m} dx dy + \\ & + \int_{\Omega} \frac{kH(-\varphi)/(1 + \exp(-d(I_1(x, y) - 0.5)))}{1 + I_l(x, y) |\nabla G_\sigma * I|^m} dx dy. \end{aligned}$$

Применяя вариационное исчисление [1998, Evans], предлагаемое уравнение эволюции может быть получено следующим образом:

$$\begin{aligned} \frac{d\varphi}{dt} = & \mu [\Delta \varphi - (\frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|})] + \lambda \delta(\varphi) \div (\frac{\nabla \varphi}{1 + I_l(x, y) |\nabla G_\sigma * I|^m |\nabla \varphi|}) + \\ & + \delta(\varphi) \frac{1 + \exp(-d(I_1(x, y) - 0.5))}{1 + I_l(x, y) |\nabla G_\sigma * I|^m}. \end{aligned}$$



Для численной реализации можно воспользоваться конечно-разностной схемой:

$$\varphi_{x,y}^{t+1} = \varphi_{x,y}^t + \Delta t D(\varphi_{x,y}^t),$$

где  $D(\varphi_{x,y}^t)$  — аппроксимация правой части адаптивная к интенсивности функция энергии,  $a\Delta t$  — временной шаг. На практике наша функция установки уровня  $\varphi$  инициализируется как:

$$\varphi_0 = \begin{cases} a, (x, y) \in SMM - \delta SMM \\ 0, (x, y) \in \delta SMM \\ -a, (x, y) \in \Omega - SMM \end{cases},$$

где  $a$  — положительная константа,  $SMM$  — это морфологическая карта значимости, а  $\delta SMM$  — это начальная развивающаяся кривая, полученная контурным контуром  $SMM$ . Функция установки уровня  $\varphi$  инициализируется таким образом и развивается, руководствуясь градиентным потоком  $d\varphi/dt$ , который минимизирует функцию энергии  $E(\varphi)$ . В процессе эволюции кривая установки нулевого уровня сходится к границе аврорального овала под действием внешней силы  $E_g(\varphi)$ . Функция адаптивной скорости локальной интенсивности и функция остановки  $E_g(\varphi)$  обеспечивают защиту от шума и полный результат сегментации. Между тем, функция установки уровня  $\varphi$  автоматически сохраняется как функция расстояния со знаком из-за штрафного члена  $P(\varphi)$ .

Данный метод был сравнен с методами на основе PCNN, гистограмм  $k$ -средних, AMET, LLS-RHT. Для цельных овальных изображений PCNN и метод  $k$ -средних могут сегментировать только области аврорального овала с высоким уровнем серого, AMET определил множество фоновых пикселей как авроральный овал. LLS-RHT позволил получить полный авроральный овал, но в результате сегментации были получены гладкие контуры, игнорирующие неровную внутреннюю границу. Предложенный авторами метод сформировал наилучший результат без каких-либо утечек границ. Для изображений овалов с разрывом метод  $k$ -средних ошибочно определил много фоновых пикселей как границу, AMET пропустил некоторые пиксели аврорального овала. PCNN пропустил еще больше пикселей овала, а LLS-RHT отклонился от эталона из-за сбоя в процедуре эллиптической аппроксимации. Предложенный метод обеспечил хорошую производительность и показал лучшую точность.

Работ российских авторов, посвященным применению методов компьютерного зрения для решения задачи выделения границ аврорального овала за указанный период выявлено не было.

### Заключение

В развитии методов распознавания аврорального овала прослеживается тенденция, заключающаяся в повышении произво-

длительности, определении наличия овала на проверяемом изображении с целью уменьшения вероятности генерирования ложных данных и определении неполноценных овалов с разрывами. В связи с этим наиболее ранний и простой метод  $K$ -средних показывает свою несостоятельность. Хуже показывают себя АМЕТ и PCNN из-за их неспособности определить овалы с разрывами. Метод RHT-LLS в ходе работы может допустить ошибки в ходе эллиптической аппроксимации, из-за чего будет стремиться строить границы овала даже на тех изображениях, на которых его в целом виде нет. В эти моменты этот метод может отрисовать границы с существенными отклонениями от действительности. Алгоритм с использованием изолирующей карты контур-метка, в целом, определяет авроральный овал как несколько отдельных дуг, не объединяя их в одну цельную, хоть и работает с неплохой точностью. Нет так же данных о сравнении других методов с ним в более поздних работах у других авторов. FLICM и метод установки уровней с инициализацией формы и адаптацией к интенсивности для сегментации аврорального овала визуально имеют схожие результаты, сравнение их между собой до 2014 г. не проводилось.

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

	Наличие условия для нахождения овала	Устойчивость к влиянию ошибочных данных	Учет интенсивности пикселей	Определение неполных овалов (в том числе с разрывом)
Isolabel map	Да	Да	Да	Да
RHT-LLS	Да	Да	Да	Частичное
PCNN	Да	Нет	Да	Нет
$k$ -средних	Нет	Нет	Нет	Нет
АМЕТ	Нет	Да	Да	Нет
FLICM	Да	Да	Да	Да
Shape-initialized	Да	Да	Да	Да

### References

1. Syrjäso M., Donovan E.F., Qin X., Yang Y.-H. Automatic Classification of Auroral Images in Substorm Studies. In Syrjäso M., Donovan E.F. (eds). *Proceedings of the Eighth International Conference on Substorms (ICS-8)*. University of Calgary, Alberta, Canada, 2007, pp. 309–313.
2. Shiffman S., Rubin G.D., Napel S. Medical Image Segmentation Using analysis of Isolable-contour Maps. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2000, vol. 19, no. 11, pp. 1064–1074. DOI: 10.1109/42.896782.
3. Cao C., Newman T. S., Germany G. A. New Shape-based Auroral Oval Segmentation Driven by LLS-RHT. *Pattern Recognition*, 2009, vol. 42, no. 5, pp. 607–618.

4. Li X., Ramachandran R., He M., Movva S., Rushing J. [et al.]. Comparing Different Thresholding Algorithms for Segmenting Auroras. *International Conference on Information Technology: Coding and Computing, 2004. Proceedings. ITCC 2004*. IEEE, 2004. Vol. 2, pp. 594–601.
5. Eckhorn R., Bauer R., Jordan W., Brosch M., Kruse W. [et al.]. Coherent Oscillations: a Mechanism of Feature Linking in the Visual Cortex? Multiple Electrode and Correlation Analyses in the Cat. *Biological Cybernetics*, 1988, vol. 60, pp. 121–130. DOI 10.1007/BF00202899.
6. Eckhorn R., Arndt M., Dicke P.W., Reitboeck H.J. Feature Linking via Synchronization among Distributed Assemblies: Simulations of Results from Cat Visual Cortex. *Neural Computation*, 1990, vol. 2, no. 3, pp. 293–307. DOI: 10.1162/neco.1990.2.3.293.
7. Johnson J.L. Time Signatures of Images. *Proceedings of 1994 IEEE International Conference on Neural Networks (ICNN'94)*. IEEE, 1994. Vol. 2, pp. 1279–1284.
8. Germany G.A., Parks G., Ranganath H., Elsen R., Richards P.G. [et al.]. Analysis of Auroral Morphology: Substorm Precursor and Onset on January 10, 1997. *Geophysical Research Letters*, 1998, vol. 25, no. 15, pp. 3043–3046. DOI: 10.1029/98GL01220.
9. Ranganath H.S., Kuntimad G. Image Segmentation Using Pulse Coupled Neural Networks. *Proceedings of 1994 IEEE International Conference on Neural Networks (ICNN'94)*. IEEE, 1994. Vol. 2, pp. 1285–1290. DOI: 10.1109/ICNN.1994.374369.
10. Hung C. C., Germany G. K-means and Iterative Selection Algorithms in Image Segmentation. *IEEE Southeastcon*. 2003.
11. Kittler J., Illingworth J. Minimum Error Thresholding. *Pattern Recognition*, 1986, vol. 19, no. 1, pp. 41–47. DOI: 10.1016/0031-3203(86)90030-0.
12. Qian W. Extraction of Auroral oval Boundaries from UVI Images: A New FLICM Clustering-based Method and its Evaluation. *Advances in Polar Science*, 2011, vol. 22, no. 3, pp. 184–191.
13. Krinidis S., Chatzis V. A Robust Fuzzy Local Information C-Means Clustering Algorithm. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, vol. 19, no. 5, pp. 1328–1337. DOI: 10.1109/TIP.2010.2040763.
14. Yang X., Gao X., Li J., Han B. A Shape-Initialized and Intensity-Adaptive Level Set Method for Auroral Oval Segmentation. *Information Sciences*, 2014, vol. 277, pp. 794–807. DOI: 10.1016/j.ins.2014.03.014.
15. Gao X., Wang B., Li X., Tao D. A Relay Level Set Method for Automatic Image Segmentation. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 2010, vol. 41, no. 2, pp. 518–525. DOI: 10.1109/TSMCB.2010.2065800.
16. Li C., Gui Ch., Xu Ch., Fox M.D. Level Set Evolution without Re-initialization: a New Variational Formulation. *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05). IEEE Computer Society Conference*. IEEE, 2005. Vol. 1, pp. 430–436. DOI: 10.1109/CVPR.2005.213.

### Информация об авторе

**Гарашченко 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**

Гарашченко А.А. Методы сегментации аврорального овала на изображениях (часть 1) / А.А. Гарашченко. — DOI 10.17150/2713-1734.2024.6(2).179-197. — EDN BSNSJH // System Analysis & Mathematical Modeling. — 2024. — Т. 6, № 2. — С. 179–197.

**For Citation**

Garashchenko A.A. Methods for Auroral Oval Segmentation in Images (Part 1). *System Analysis & Mathematical Modeling*, 2024, vol. 6, no. 2, pp. 179–197. (In Russian). EDN: BSNSJH. DOI: 10.17150/2713-1734.2024.6(2).179-197.