

УЛУЧШЕННЫЙ МЕТОД ОБНАРУЖЕНИЯ ОБЛАКОВ И МАСКИРОВАНИЯ СОЛНЦА НА ИЗОБРАЖЕНИЯХ ПОЛНОГО НЕБА

IMPROVED CLOUD DETECTION AND SUN MASKING METHOD BASED ON FULL SKY IMAGES

**P. Aleynikov
S. Sarajshvili**

Summary. Cloud detection and segmentation in full sky camera images is used in intra-hour solar forecasting systems. Threshold segmentation algorithms based on color channel ratio, such as RBR or BRBG, are widely used. However, most of these algorithms experience problems in the circumsolar region. In this article, we propose an algorithm for generating a solar mask for a BRBG representation of a complete sky image. The article also presents preliminary results of testing the algorithm on various cloud scenes and proposals for further improving the algorithm.

Keywords: cloud detect, all-sky imagers, solar mask.

Алейников Павел Игоревич

ФГАОУ ВО «Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого»
alejnikov.pi@edu.spbstu.ru

Сараджишвили Сергей Эрикович

К.т.н., доцент, ФГАОУ ВО «Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого»
ssaradg@yandex.ru

Аннотация. Обнаружение и сегментация облаков на изображениях неба с широкоугольных камер, используются в системах краткосрочного прогноза солнечной активности. Широко используются алгоритмы пороговой сегментации, основанные на соотношении цветных каналов RGB представления, такие как RBR или BRBG. Однако большинство этих алгоритмов испытывают проблемы в окосолнечной области. В этой статье мы предлагаем алгоритм генерации солнечной маски для BRBG-представления полного изображения неба. В статье также представлены предварительные результаты тестирования алгоритма на различных облачных сценах и предложения по дальнейшему совершенствованию алгоритма.

Ключевые слова: распознавание облаков, изображения полного неба, маскирование солнца.

Введение

Распознавание облаков на изображениях полного неба является важной частью систем прогнозирования солнечного излучения. Системы краткосрочного прогноза активно используются в солнечной энергетике для определения снижения выработки солнечной энергии и своевременного реагирования на энергетический дисбаланс [1,2]. Системы прогнозирования солнечного излучения на период до 5 минут используют одну или несколько [3] камер полного неба и анализируют движение облачных масс, с построением вектора движения облаков [4]. Также есть работы, в которых используются инфракрасные камеры [18], но такие камеры отличаются высокой ценой. Методы, основанные на численной модели погоды (ЧМП) [5], или анализе спутниковых данных [6] и статистические методы (анализ временных рядов) [7] не подходят для прогнозирования на такой короткий интервал времени. Точность прогнозирования излучения страдает по многим причинам, например, упрощение траектории облаков [20]. Nouri B. и др. [8] утверждают, что точность распознавания облаков является основным источником неопределенности прогноза. Существуют подходы на основе глубокого машинного обучения, не использующие

явную облачную сегментацию [9,10], но они требуют обучения для конкретной среды и камеры, что требует предварительного формирования набора данных. Также при таком подходе сложно интерпретировать результат предсказания и определить его точность.

Основываясь на недавнем сравнении [11] методов сегментации изображений, метод на основе глубокой сверточной нейронной сети (FCN) показывает высокую точность 97%. Однако в данной работе было решено использовать более простой и распространенный алгоритм пороговой сегментации, основанный на соотношении цветных каналов изображения BRBG [12] с фиксированным порогом бинаризации. Известно большое число алгоритмов основанных на соотношении цветных каналов и они могут достигать приемлемой точности [19]. В известном алгоритме NYTA [13] предлагается использовать адаптивный порог бинаризации, но этот алгоритм основан на соотношении синего и красного каналов (BRR). При использовании соотношения BRBG было замечено, что порог для разных изображений может быть одинаковым. Однако эти алгоритмы часто ошибаются в окосолнечной области из-за высокой насыщенности пикселей, которые можно принять за облако. В [12,14] метод Оцу использовался для определения

порога адаптивной сегментации и классификации типов облаков. В данной работе этот метод использовался для определения и маскирования околосолнечной области.

Предлагаемый алгоритм генерации солнечной маски для околосолнечной области адаптивно определяет радиус и максимальное значение маски на основе формы солнечного пятна. Форма пятна анализируется по соотношению площади и периметра, как это было предложено в работе Yang J. и др [15].

Предлагаемый метод

Солнечная маска формируется в виде двумерной матрицы, прибавляемой к BRBG представлению исходного изображения. Маска состоит из двух слагаемых: маска солнечного пятна и маска околосолнечной области.

Рассмотрим маскирование солнечного пятна. Солнечное пятно хорошо различимо в зеленом канале и на изображениях градации серого [15]. Выделение пятна происходит в несколько этапов.

На первом этапе в зеленом канале изображения выбираются пиксели, яркость которых больше заданного порога. Далее в несколько итераций сокращается анализируемую область, определяя порог бинаризации методом Оцу. При этом область, яркость которой выше порога бинаризации, принимается за пятно. Если в результате выделяется несколько областей, то за пятно принимается ближайшая к расчетному положению солнца область.

Положение солнца можно рассчитать в сферических координатах, получив азимутальный и зенитный угол солнца по формуле Спенсера [16], зная текущее время и положение камеры (широту и долготу). Затем с помощью эквидистантного преобразования сферические координаты можно преобразовать в координаты пикселей изображения.

На практике полученный контур может включать тонкие облака, перекрывающие часть солнца, в случае если их яркость близка к яркости солнечного пятна. Поэтому контур дополнительно уточняется аналогичным подходом, но уже на основе чёрно-белого представления.

Перейдём к формированию маски околосолнечной области. В околосолнечной области повышается значение яркости красного и зелёного каналов изображения в сравнении с остальным изображением. Яркость зелёного и красного канала изображения повышаются в этой области интенсивнее, чем яркость синего канала, вследствие этого в околосолнечной области уменьшается

значение BRBG, что приводит к ошибочному выделению пикселей чистого неба как облачных.

Маска околосолнечной области представляет собой окружность, центр которой совпадает с центром солнечного пятна. Значение яркости маски линейно возрастает от нуля на границе окружности, до максимальной яркости маски в центре. Такая маска имеет два адаптивных параметра, это радиус окружности и максимальная яркость маски. Также стоит отметить, что в будущем планируется сделать яркость окружности нелинейной, с понижением яркости в зонах, соответствующих темным облакам. Так как для них значение BRBG находится ближе к порогу, чем для ярких облаков и, следовательно, они более чувствительны к яркости маски.

При анализе различных изображений неба было установлено, что радиус солнечной маски для изображений чистого неба может составлять больше 100% от радиуса изображения и 50% — 80% для изображений со смешанной облачностью. Ввиду этого был разработан алгоритм адаптивного вычисления радиуса маски. Алгоритм работает с BRBG представлением исходного изображения $BRBG_0$ и BRBG представлением после применения к нему размытия по Гауссу $BRBG_0$. Определим величину дисперсии разности этих представлений Δd :

$$\Delta d = D[BRBG_0 - BRBG_b]$$

Будем рассматривать эту величину не для всего изображения, а для области, совпадающей с окружностью радиусом R и центром равным центру солнечного пятна. Соответственно имеем следующую функцию:

$$\Delta d(R) = D[BRBG_0(R) - BRBG_b(R)]$$

Эмпирическим путём было выявлено следующее свойство производной этой функции. Если за радиус маски околосолнечной области брать точку, в которой эта производная пересекает ноль, то получаемая маска покрывает необходимую область сниженного BRBG.

Вторым адаптивным параметром маски является максимальная яркость. Для изображений чистого неба она велика, но при перекрытии солнца тонкими облаками она уменьшается. Для определения яркости решается задача поиска минимума. Подбирается наименьшее значение яркости в центре маски достаточное, чтобы после маскирования в радиусе R_s от центра солнечного пятна осталось N процентов облачных пикселей. Радиус R_s определён как 110% от радиуса солнечного пятна. А значение N зависит от изображения. Так если солнце перекрыто тонкими облаками или туманом, то N равно 70%. Если солнце полностью открыто, то N равно 15%.

Данные значения определены эмпирически при анализе различных изображений.

Для определения состояния солнечного пятна анализируются его геометрические характеристики: площадь, периметр, радиус. Основной характеристикой является коэффициент C предложенный в работе [15] и вычисляемый по следующей формуле:

$$C = \frac{4 \cdot \pi \cdot S}{L^2}$$

Коэффициент C близок к единице, если солнечное пятно имеет форму близкую к окружности. В нашем случае если $C > 0.7$, то мы считаем, что солнце открыто, иначе оно либо покрыто облаками, либо рядом расположенное облако было принято за часть солнечного пятна. В случае, когда солнце перекрыто тонкими облаками или туманом, было установлено, что отношение $1 - C_1 / C_2 < 0.3$. Где C_1 это C для солнечного пятна в зеленом канале, а C_2 это C для уточненного солнечного пятна. То есть в этом случае C_1 близко к C_2 . Подобные соотношения были выявлены для нескольких типов облачных сцен.

Анализ результатов

Предлагаемый алгоритм был опробован на изображениях с различными облачными сценами. Для изображений чистого неба, адаптивные параметры околосолнечной маски имеют наибольшие значения по сравнению с другими видами изображений. Так радиус маски может достигать до 100% от радиуса изображения, что ожидаемое. В случаях, когда небо полностью затянато тонкими облаками максимальная яркость маски имеет наименьшие значения, что также ожидаемое,

так как для таких изображений её влияние должно быть минимальным.

Самыми сложными для распознавания облаков представляются изображения со смешанной облачностью. Для таких изображений параметры маски могут сильно варьироваться. Было выявлено, что на изображениях смешанной облачности наложение маски может приводить к поглощению тёмных облаков, расположенных близко к солнечному пятну. Это связано с тем, что показатель BRBG таких облаков близок к порогу бинаризации по сравнению с другими облаками, и маску в таком случае следует делать менее яркой. Однако если в данном радиусе снизить яркость маски, пиксели чистого неба будут ошибочно приняты за облачные так как они расположены близко к солнечному пятну. Поэтому интенсивность маски необходимо снижать только для облачных пикселей.

Заключение

В данной работе рассмотрены современные подходы к распознаванию облаков на изображениях полного неба и предложен алгоритм маскирования солнечной области в BRBG представлении изображения. Формируемая алгоритмом маска оказывает положительный эффект, но в сценах со смешанной облачностью, она может поглощать темные облака. Это вызывает негативные последствия в системах краткосрочного прогнозирования. В дальнейшей работе планируется рассмотреть нелинейное маскирование, уменьшающее интенсивность маски для темных облаков, делая их видимыми. Также необходимо оценить влияние предложенного метода на точность прогнозов в системе краткосрочного прогнозирования солнечного излучения.

ЛИТЕРАТУРА

- Schmidt T. и др. Short-term solar forecasting based on sky images to enable higher PV generation in remote electricity networks // *Renew. Energy Environ. Sustain.* 2017. Т. 2.
- Tosun N. и др. Solar power generation analysis and forecasting real-world data using LSTM and autoregressive CNN // *SEST 2020—3rd International Conference on Smart Energy Systems and Technologies.*, 2020.
- Kuhn P. и др. Shadow camera system for the generation of solar irradiance maps // *Sol. Energy.* 2017. Т. 157.
- Wang F. и др. Image phase shift invariance based cloud motion displacement vector calculation method for ultra-short-term solar PV power forecasting // *Energy Convers. Manag.* 2018. Т. 157.
- Li Z. и др. A hierarchical approach using machine learning methods in solar photovoltaic energy production forecasting // *Energies.* 2016. Т. 9. № 1.
- Marquez R., Pedro H.T. C., Coimbra C.F.M. Hybrid solar forecasting method uses satellite imaging and ground telemetry as inputs to ANNs // *Sol. Energy.* 2013. Т. 92.
- Reikard G. Predicting solar radiation at high resolutions: A comparison of time series forecasts // *Sol. Energy.* 2009. Т. 83. № 3.
- Nouri B. и др. Determination of cloud transmittance for all sky imager based solar nowcasting // *Sol. Energy.* 2019. Т. 181.
- Siddiqui T.A., Bharadwaj S., Kalyanaraman S. A deep learning approach to solar-irradiance forecasting in sky-videos // *Proceedings — 2019 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision, WACV 2019.*, 2019.
- Acikgoz H. A novel approach based on integration of convolutional neural networks and deep feature selection for short-term solar radiation forecasting // *Appl. Energy.* 2022. Т. 305.
- Hasenbalg M. и др. Benchmarking of six cloud segmentation algorithms for ground-based all-sky imagers // *Sol. Energy.* 2020. Т. 201.

12. Tang J. и др. An improved cloud recognition and classification method for photovoltaic power prediction based on total-sky-images // J. Eng. 2019. Т. 2019. № 18.
13. Li Q., Lu W., Yang J. A hybrid thresholding algorithm for cloud detection on ground-based color images // J. Atmos. Ocean. Technol. 2011. Т. 28. № 10.
14. Li H. и др. Cloud identification model for sky images based on Otsu // IET Conference Publications., 2015.
15. Yang J. и др. An automated cloud detection method based on the green channel of total-sky visible images // Atmos. Meas. Tech. 2015. Т. 8. № 11.
16. Şen Z. Solar energy fundamentals and modeling techniques: Atmosphere, environment, climate change and renewable energy., 2008.
17. Ye L., Cao Z., Xiao Y. DeepCloud: Ground-Based Cloud Image Categorization Using Deep Convolutional Features // IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. 2017. Т. 55. № 10.
18. Schmutz N. и др. Cloud cover forecast from a ground-based all sky infrared thermal camera., 2017.
19. Schmutz N. и др. Cloud cover forecast from a ground-based all sky infrared thermal camera., 2017.
20. Kurtz В., Mejia F., Kleissl J. A virtual sky imager testbed for solar energy forecasting // Sol. Energy. 2018. Т. 158.

© Алейников Павел Игоревич (alejnikov.pi@edu.spbstu.ru), Сараджишвили Сергей Эрикович (ssaradg@yandex.ru).
Журнал «Современная наука: актуальные проблемы теории и практики»



Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого