

УДК 004.89:528.88

В.Г. Астафуров, Т.В. Евсюткин

Программная система для автоматической классификации текстур перистой облачности на основе нейро-нечеткой сети

Рассматривается специализированная программная система для автоматической классификации подтипов перистой облачности по их текстуре по спутниковым данным MODIS. Обсуждается методика построения классификатора на основе нейро-нечеткой сети и набора информативных текстурных признаков подтипов перистой облачности. Приводится перечень функциональных возможностей и область применения разработанной программной системы, которая позволяет классифицировать 4 подтипа перистой облачности согласно действующему в метеорологии стандарту с оценкой вероятности правильной классификации 0,57.

Ключевые слова: программное обеспечение, классификация, нейронная сеть, текстурные признаки, перистая облачность.

Необходимость привлечения спутниковых систем для изучения состояния и динамики окружающей среды не вызывает сомнений. Данные дистанционного зондирования Земли (ДЗЗ) из космоса в настоящее время используются специалистами для решения широкого круга задач в метеорологии, климатологии и в других областях. Они же являются основным источником информации о состоянии атмосферы и подстилающей поверхности (ПП) в глобальном масштабе. Одной из приоритетных задач по обработке данных ДЗЗ является задача автоматической классификации облачности и ПП. В существующих моделях переноса радиации в системе «атмосфера–подстилающая поверхность» влияние облаков на климат зависит не только от их микрофизических и оптических свойств, но также от их количества и структуры [1]. Отсюда возникает необходимость в определении типа облачности согласно метеорологическому стандарту [2], в частности, подтипов перистой облачности, которая влияет на изменение состояния атмосферы за счет засева нижележащей облачности ледяными кристаллами, приводящее к фронтальным осадкам, и на радиационный баланс через парниковый эффект.

Начиная с 2000-х гг. основные усилия в области автоматической классификации облачности направлены на повышение её эффективности и адаптацию существующих методов к данным современных спутниковых систем, таких как Imager, MODIS, VIIRS и ряд других. При этом имеется ряд проблем, связанных с распознаванием слабоконтрастных объектов на сценах спутниковых снимков. Из-за малой оптической толщины перистая облачность создает экран, искажающий изображение ПП и других типов облачности. Таким образом, она выступает в качестве «шумового» барьера спектральной информации об объектах на снимке, который в некоторых случаях сглаживается или устранивается при решении задач атмосферной коррекции, например при обнаружении тепловых аномалий на ПП [3].

Наиболее достоверные и полные результаты классификации облаков по типам получены при использовании текстурной информации изображений, позволяющей представить облачность как единую структуру, и технологии нейронных сетей (Bankert R.L., 1992; Lee Y., 1990; Miller S.W., 1997; Успенский А.Б., 2010; Скороходов А.В., 2013 и др.). Информацию о наличии перистых облаков, их высоте верхней границы, коэффициенте отражения, водности и ряд других характеристик можно получить из тематических продуктов MODIS второго уровня: MOD06_L2, MYD06_L2, MOD35_L2 и MYD35_L2. При этом классификация перистой облачности по подтипам в известных нам отечественных и зарубежных работах не рассмотрена. Поэтому задача автоматической классификации перистой облачности на основе данных ДЗЗ из космоса актуальна и является предметом исследования в настоящей работе. Рассматриваются четыре подтипа перистых облаков согласно действующему в метеорологии стандарту [2]: когтевидные (Ci unc); хребтовидные (Ci vert) и перепутанные (Ci int); хлопьевидные (Ci flocc); образовавшиеся из наковален (Ci ing) из верхних частей кучево-дождевых облаков.

Обзор программных аналогов. По результатам анализа отечественных и зарубежных работ сделан вывод, что не существует специализированного программного обеспечения для решения задачи классификации перистой облачности по подтипам.

В [4] предложен программный комплекс для классификации 14 разновидностей однослойной облачности и облаков вертикального развития, основанный на использовании персептрона [5, 6] и информации о текстуре спутниковых снимков MODIS, который позволяет выделять маску перистой облачности без разделения её на подтипы. Среди коммерческих программных продуктов, использующихся при обработке и анализе данных ДЗЗ с функциональными возможностями классификации или сегментации, которые могут быть адаптированы для классификации облачности, можно выделить ScanEx Image Processor [7] и Environment for Visualizing Images (ENVI) [8]. В части, касающейся контролируемой и неконтролируемой классификации, они имеют общие недостатки, которые заключаются в однозначности определения принадлежности объекта к классу за счет использования детерминистских методов, что оказывается чрезмерно жестким при анализе сложных динамических систем, таких как подтипы перистых облаков.

Нейро-нечеткая сеть в качестве классификатора подтипов перистой облачности. В математической постановке задача классификации сводится к поиску оптимального разбиения исходного множества объектов, которое в свою очередь зависит от трех факторов: исходных данных, представленных в виде обучающей и контрольной выборки – наборов эталонных образцов, выбора классификационных характеристик и самого классификатора.

Выбор классификатора чаще всего основывается на природе исходных данных и взаимного расположения классов. Для формирования наборов эталонных изображений перистых облаков использовался метод сопоставления архивных данных наземных метеостанций со спутниковой съемкой MODIS [9]. В работе использовались снимки, полученные по данным 1-го спектрального канала (0,62–0,67 мкм) с пространственным разрешением 250 м за период 2005–2013 гг. в светлое время суток и при отсутствии снежного покрова для различных регионов планеты, полный список которых приведен в работе [10]. Общее количество снимков, когда на метеостанциях фиксировалась однослойная перистая облачность, составило 94. С этих снимков выделялись эталонные образцы текстур подтипов перистых облаков размером 21×21 пиксель. В результате были сформированы обучающая и тестовая выборки. Методы, использованные для описания текстур перистой облачности, и параметры для расчета текстурных признаков (ТП), приведены в [11]. По методике сравнительного анализа гистограмм выборочных значений ТП [10] были сформированы наборы информативных ТП для каждого подтипа перистой облачности в отдельности: суммарное среднее (2, 90°), суммарное среднее (3, 90°) и дисперсия (4, 45°) для *Ci unc*; суммарное среднее (3, 90°), момент обратной разности (4, 135°) и среднее S(2, 4) для *Ci floc*; дисперсия (4, 45°), момент обратной разности (4, 135°) и мода по *R* для *Ci ing*; суммарное среднее (2, 90°), среднее S(2, 4) и мода по *R* для *Ci vert & Ci int*. Эта коллекция ТП используется в качестве исходных данных для нейросетевого классификатора. Разведочный анализ информативных ТП на формы и взаимное расположение кластеров исследуемых подтипов перистых облаков показал, что они имеют существенные пересечения. Также в [12] подчеркивается сложная динамическая структура перистой облачности. Таким образом, создание системы автоматической классификации подтипов перистых облаков по данным ДЗЗ осложняется проблемой неточного или неполного их описания, одним из подходов к решению которой является применение теории нечетких множеств, предлагающей математический аппарат для формального описания подобного рода ситуаций. При этом два или более пересекающихся класса соединяются цепочкой из внутренне связанных объектов выборки, которыми в нашем случае являются гистограммы информативных ТП.

Топология нейро-нечеткой сети для классификации перистой облачности по подтипам основывается на структуре Питтсбургского классификатора (ПттК) [13]. Численный метод инициализации функций принадлежности (ФП) классификационных характеристик путем их кусочной аппроксимации [10] позволяет построить эффективную базу правил нечеткой системы на основе коллекции информативных ТП подтипов перистой облачности. При этом количество нейронов-фазификаторов текстурного признака, нейронов-антецедентов (количество правил) и нейронов-консеквентов равно числу классифицируемых подтипов перистой облачности. Для адаптации параметров ФП использовался генетический алгоритм обучения с селекцией хромосом по элитарной стратегии [14].

Функциональные возможности программной системы. Программная система предназначена для выполнения процедур интерактивного выбора эталонных изображений объектов на снимках за счет наличия удобного инструментария и средств визуализации, анализа зависимостей текстурных признаков, обучения и использования нейросетевых классификаторов. Она реализована на объектно-ориентированном языке C# (C Sharp) на базе платформы .Net Framework 4.5 и адаптирована для разрядностей процессоров x86 и x64. Программа состоит из двух функциональных подсистем: извлечения данных и имитатора нейронных сетей. Интерфейс родительского диалогового окна подсистемы нейронных сетей показан на рис. 1.

Основными функциональными возможностями разработанной системы являются:

- Выполнение процедуры обучения нечетких нейронных сетей (ННС) [5, 10], самоорганизующихся сетей (СС) [15] и вероятностных нейронных сетей (ВНС) [16] по наборам фрагментов изображений с различным типом текстур, а также процедуры классификации объектов по типам на основе информации о текстуре изображений с помощью этих алгоритмов.

- Получение информации об информативности текстурных признаков изображений согласно процедуре перебора «ADD» [17] или методике сравнительного анализа гистограмм выборочных значений ТП [10], сохранение результатов в Excel и передача набора информативных текстурных признаков на вход нейронных сетей.

Дополнительные функциональные возможности разработанной программной системы:

- Открытие HDF файлов продуктов MODIS коллекции 5, 5.1 и 6: MOD06_L2 (MYD06_L2) – извлечение метаданных и данных по оптическим (микрофизическим) характеристикам облачности; MOD35_L2 (MYD35_L2) – извлечение метаданных, а также облачной и других масок; MOD02 (MYD02) – извлечение спектральной информации по 36 каналам в зависимости от пространственного разрешения спутникового снимка. Также извлекаются данные по географической привязке.

Также извлекаются данные по географической привязке.

- Генерация растрового RGB-изображения на основе спектральной информации.
- Нормализация изображений.
- Выбор облачной или другой маски и наложение её на снимок.
- Выделение фрагмента снимка вручную или по заданным координатам, а также возможность задать степень достоверности эталонного образца.
- Сохранение сгенерированного изображения или фрагмента изображения в растровый файл формата BMP, TIFF, JPEG, GIF или PNG;
- Выполнение методов текстурного анализа Gray Level Difference Vector (GLDV) [18], Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) [19], Sum and Difference Histograms (SADH) [20], спектральные характеристики [21] и расчет текстурных признаков с сохранением результатов в Excel.
- Пакетная обработка файлов посредством планировщика заданий.

Указанный набор функциональных возможностей программы позволяет использовать её для решения задачи классификации подтипов перистой облачности по спутниковым данным MODIS.

Заключение. С практической частью экспериментов по классификации подтипов перистой облачности, на основании которых была выбрана ННС, можно ознакомиться в [10, 17, 22]. Достоверность результатов классификации на основе тестовой выборки определялась по оценке вероятности правильной классификации: $E_i = N_R^{(i)} / N_T^{(i)}$, где $N_R^{(i)}$, $N_T^{(i)}$ – количество совпадений результатов классификации с данными метеостанции и число тестовых образцов для i -го подтипа перистой облачности соответственно при $i=1,4$. В таблице приведены оценки значений E_i и усредненная вероятность правильной классификации $E_A = \sum_i N_R^{(i)} / \sum_i N_T^{(i)}$ перистой облачности по подтипам для ННС, где $\sum_i N_T^{(i)} = 850$ – объем тестовой выборки.

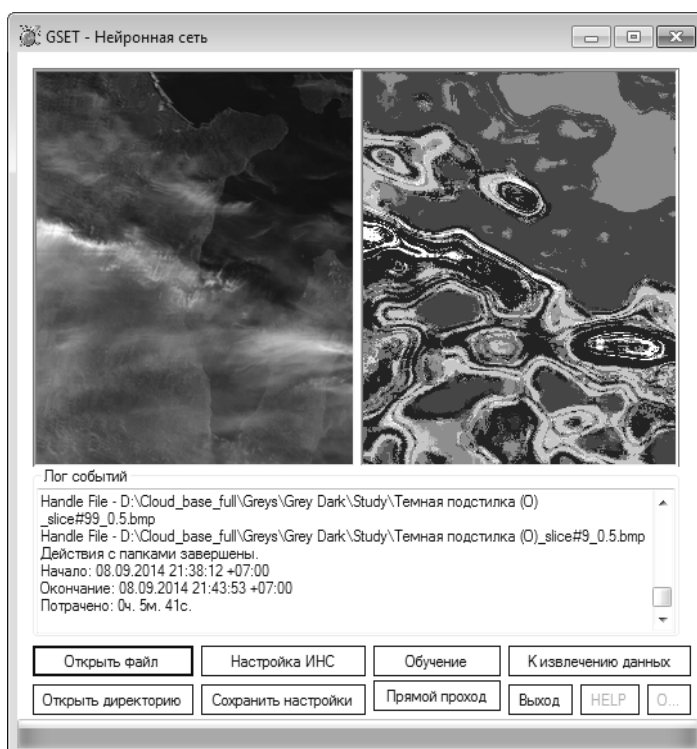


Рис. 1. Эскиз интерфейса программной системы с проведенной классификацией фрагмента спутникового снимка перистой облачности нейро-нечеткой сетью

Оценка достоверности правильной классификации подтипов перистой облачности

Тип облачности	E_i	Вероятность ошибки классификации (результат классификации)	E_A
Ci unc	0,72	0,1 (Ci floc) 0,08 (Ci ing) 0,1 (Ci vert & Ci int)	0,57
Ci floc	0,52	0,14 (Ci unc) 0,16 (Ci ing) 0,18 (Ci vert & Ci int)	
Ci ing	0,5	0,1 (Ci unc) 0,14 (Ci floc) 0,26 (Ci vert & Ci int)	
Ci vert & Ci int	0,55	0,12 (Ci unc) 0,14 (Ci floc) 0,19 (Ci ing)	

На основе проведенных исследований можно сделать следующие выводы:

1. Несмотря на прогресс и развитие методов ДЗЗ, вопросы об автоматической классификации перистой облачности по подтипам не рассмотрены в зарубежных и отечественных работах.

2. Реализованная программная система для обработки гиперспектральных изображений и классификации подтипов перистой облачности по спутниковым снимкам на объектно-ориентированном языке C# и платформе Microsoft .Net Framework 4.5 с использованием прикладного программного интерфейса Windows Forms позволяет классифицировать 4 подтипа перистой облачности согласно действующему метеорологическому стандарту, что не имеет известных аналогов. При этом наивысшая оценка вероятности правильной классификации тестовой выборки достигается нейронной сетью и равна 0,57.

Работа выполнена при частичной финансовой поддержке РФФИ в рамках научного проекта № 14-07-31018 мол_a.

Литература

1. Чернокульский А.В. Сравнение современных глобальных климатологий облачности / А.В. Чернокульский, И.И. Мохов // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. – 2009. – Т. 2, вып. 6. – С. 235–243.

2. Код для оперативной передачи данных приземных метеорологических наблюдений с сети станций РОСГИДРОМЕТА (КН-01 SYNOP) / отв. ред. Н.П. Фахрутдинова – М.: Федеральная служба по гидрометеорологии и мониторингу окружающей среды (РОСГИДРОМЕТ), 2013. – 79 с.

3. Афонин С.В. Методика учета оптико-метеорологического состояния атмосферы для решения задач атмосферной коррекции спутниковых ИК-измерений / С.В. Афонин, Д.В. Соломатов // Оптика атмосферы и океана. – 2008. – Т. 21, № 2. – С. 147–153.

4. Астафуров В.Г. Программная система для классификации облачности по спутниковым снимкам MODIS / В.Г. Астафуров, А.В. Скороходов // Матер. XX Междунар. симпозиума «Оптика атмосферы и океана. Физика атмосферы» [Электронный ресурс – 1 CD-ROM]. Новосибирск, 23–27 июня 2014. – Томск: Изд-во ИОА СО РАН, 2014. – С. D102–D105.

5. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации. – М.: Финансы и статистика, 2002. – 344 с.

6. Скороходов А.В. Сравнительный анализ градиентных методов минимизации в задаче обучения многослойного перцептрона / А.В. Скороходов, А.В. Тунгусова // Доклады Томского гос. ун-та систем управления и радиоэлектроники. – 2012. – №2, ч. 3. – С. 98–102.

7. Программа ScanEx Image Processor – прием, хранение, обработка, интерпретация спутниковых снимков, данных дистанционного зондирования [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.scanex.ru/ru/software/default.asp?submenu=imageprocessor&id=index>, свободный (дата обращения: 19.05.2015).

8. Программный комплекс ENVI: обработка космических снимков [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://sovzond.ru/products/software/envi/>, свободный (дата обращения: 19.05.2015).

9. Астафуров В.Г. Сегментация спутниковых снимков облачности по текстурным признакам на основе нейросетевых технологий / В.Г. Астафуров, А.В. Скороходов // Исследование Земли из космоса. – 2011. – №6. – С. 10–20.

10. Астафуров В.Г. Классификация перистой облачности по данным MODIS с помощью нечеткой нейронной сети / В.Г. Астафуров, С.В. Аксенов, Т.В. Евсюткин // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. – 2014. – Т. 11, № 4. – С. 265–275

11. Статистическая модель текстуры изображений различных типов облачности по данным MODIS / В.Г. Астафуров, Т.В. Евсюткин, К.В. Курьянович, А.В. Скороходов // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. – 2013. – Т. 10, № 4. – С. 188–197.

12. Борисенков Е.П. Перистая облачность и ее влияние на атмосферные процессы / Е.П. Борисенков, Т.А. Базлова, Л.К. Ефимова. – Л.: Гидрометеиздат, 1989. – 120 с.
13. Smith S.F. A learning system based on genetic adaptive algorithms: Doctoral Dissertation. – University of Pittsburgh, PA, 1980.
14. Рутковская Д. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы / Д. Рутковская, М. Пилиньский, Л. Рутковский. – М.: Горячая линия – Телеком, 2006. – 452 с.
15. Кохонен Т. Самоорганизующиеся карты. – М.: БИНОМ. Лаборатория знаний, 2008. – 655 с.
16. Specht D.F. Probabilistic neural networks // Neural networks. – 1990. – Vol. 3. – P. 109–118.
17. Астафуров В.Г. Применение самоорганизующихся карт для распознавания перистой облачности по спутниковым снимкам MODIS / В.Г. Астафуров, С.В. Аксенов, Т.В. Евсюткин // Матер. XX Междунар. симпозиума «Оптика атмосферы и океана. Физика атмосферы» [Электронный ресурс – 1 CD-ROM]. Новосибирск, 23–27 июня 2014. – Томск: Изд-во ИОА СО РАН, 2014. – С. D106–D109.
18. Weszka J.S. Comparative Study of Texture Measures for Terrain Classification / J.S. Weszka, C.R. Dyer, A.A. Rosenfeld // IEEE Transaction on Systems, Man and Cybernetics. – April 1976. – Vol. SMC-6, № 4. – P. 269–285.
19. Haralick R.M. Textural features for image classification / R.M. Haralick, K. Shanmugam, I. Dinstein // IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics. – November 1973. – Vol. SMC – 3, № 6. P. 610–621.
20. Unser M. Sum and difference histograms for texture classification // IEEE Transaction on Systems, Pattern Analysis and Machine Intelligence. – January 1986. – Vol. PAMI – 8, № 1. – P. 118–125.
21. Baum B.A. Automated cloud classification of global AVHRR data using a fuzzy logic approach / B.A. Baum, V. Tovinkere, J. Titlow, R.M. Welch // Journal of Applied Meteorology. – November 1997. – Vol. 36. – P. 1519–1540.
22. Евсюткин Т.В. Применение вероятностной нейронной сети для классификации облачности по спутниковым данным / Т.В. Евсюткин, А.В. Тунгусова // Сб. трудов XIX Междунар. науч.-практ. конф. студентов, аспирантов и молодых ученых «Современные техника и технологии»: информатика и управление в технических системах, Томск, 15–19 апреля 2013. – Томск: Изд-во Томского политехнического университета, 2013. – Т. 2. – С. 371–372.

Астафуров Владимир Глебович

Д-р физ.-мат. наук, ст. науч. сотрудник Института оптики атмосферы им. В.Е. Зуева СО РАН,
профессор каф. автоматизированных систем управления ТУСУРа
Тел.: 8 (382-2) 49-22-56
Эл. почта: astafurov@iao.ru

Евсюткин Тимофей Викторович

Аспирант Института оптики атмосферы им. В.Е. Зуева СО РАН
Тел.: 8 (382-2) 49-22-56
Эл. почта: oomphi.iao@gmail.com

Astafurov V.G., Evsyutkin T.V.

Software system for automatic classification of cirrus cloud textures on the basis of neuro-fuzzy network

The paper describes specialized software for classification of cirrus cloud subtypes using MODIS satellite imagery. A technique of classifier design on the basis of neuro-fuzzy network and set of informative texture features of cirrus cloud subtypes is discussed. The functionality and the field of application of the software system developed are described, the software allows four cirrus cloud subtypes to be classified according to the current meteorological standard and the probability of correct classification to be estimated as 0,57.

Keywords: software, classification, neural network, texture features, cirrus clouds.