

Статистическая модель текстуры изображений различных типов облачности по данным MODIS

В.Г. Астафуров^{1,2}, Т.В. Евсюткин¹, К.В. Курьянович², А.В. Скороходов¹

¹ *Институт оптики атмосферы им. В.Е. Зуева СО РАН, Томск, Россия*

E-mail: astafurov@iao.ru, oomphi.iao@gmail.com, vazime@yandex.ru

² *Томский государственный университет систем управления и радиоэлектроники*

Томск, Россия

E-mail: ksuyian@mail.ru

Предложена статистическая модель текстуры изображений 16 типов однослойной облачности и ее подтипов, построенная на основе 41-го распределения. Для описания текстур изображений применяются методы Gray-Level Co-occurrences Matrix, Gray-Level Difference Vector и Sum and Difference Histograms. С помощью критерия согласия Колмогорова-Смирнова подобраны законы распределений, которыми описываются флуктуации текстурных признаков различных типов облачности. Найдены оценки параметров этих распределений.

Ключевые слова: статистическая модель, типы облаков, текстура изображений, текстурные признаки.

Введение

Облачность является одним из основных факторов, который определяет среднее альбедо планеты и перенос излучения в системе «атмосфера–подстилающая поверхность». Данные о глобальном поле облачности, получаемые с помощью систем дистанционного зондирования Земли (ДЗЗ) из космоса, необходимы для решения широкого круга практических задач, связанных с метеорологией, климатологией, лесным и сельским хозяйствами. Для прогноза погоды, моделирования климата и обеспечения безопасности полетов воздушных судов требуется более детальная информация о типах облачности согласно принятому в метеорологии стандарту. Для построения автоматических классификаторов облачности по данным (ДЗЗ) нужны информативные признаки различных типов облачности. При ее описании по спутниковым данным применяются два основных подхода – спектральный и текстурный. Спектральный метод основан на определении значений энергетической яркости пикселей облачности в различных диапазонах длин волн сканирующей аппаратуры. Основным недостатком такого подхода является то, что облака описываются попиксельно, а не как единая структура. В основе второго подхода лежит описание текстуры фрагмента изображения облачности, полученного, как правило, по данным в видимой области спектра. Под текстурой понимается некоторым образом организованный локальный участок изображения, обладающий однородными статистическими характеристиками. В (Welch et al., 1988) показано, что именно информация о текстуре спутниковых снимков более значима для решения задачи классификации облачности по типам, чем спектральные характеристики. Современное состояние проблемы анализа текстур характеризуется многообразием предложенных методов их описания, что объясняется как широким диапазоном текстурных объектов, так и различным характером решаемых задач. Каждый метод оперирует своим множеством текстурных

признаков (ТП), но не каждый из этих признаков является информативным с точки зрения распознавания конкретного объекта.

Целью данной работы является описание флуктуаций информативных наборов ТП различных типов однослойной облачности по данным спектрорадиометра MODIS с пространственным разрешением 250 м.

Наборы эталонных изображений различных типов облачности

Поиск характерных изображений текстур различных облаков осуществлялся путем сопоставления архивных данных сети наземных метеостанций со спутниковой съемкой MODIS (<http://modis.gsfc.nasa.gov>). Использовались данные 1-го спектрального канала MODIS (0,62–0,67 мкм) с пространственным разрешением 250 м в дневное время и при отсутствии снежного покрова. Информация о типах облачности извлекалась с сервера «Погода России» (<http://meteo.infospace.ru>). Определение типов облачности, имеющих уникальную текстуру изображения на снимках MODIS, было выполнено на основе экспертной оценки (Астафуров и др., 2012). По результатам исследований выделено 16 типов облаков и их подтипов с уникальной текстурой (табл. 1) согласно действующему метеорологическому стандарту (Государственный комитет СССР по гидрометеорологии и контролю природной среды, 1989). В результате сформирован набор из 200 фрагментов изображений для каждого типа облачности, примеры которых показаны на рис. 1.

Таблица 1. Типы облачности с уникальной текстурой на снимках MODIS с пространственным разрешением 250 м

<i>Ярус</i>	<i>Название</i>		<i>Обозначение</i>
Нижний ярус	Слоисто-дождевые		<i>Ns</i>
	Слоистые		<i>St</i>
Средний ярус	Слоисто-кучевые	Кучевообразные	<i>Sc cuf</i>
		Волнистые	<i>Sc und</i>
	Высококучевые	Кучевообразные	<i>Ac cuf</i>
		Волнистые	<i>Ac und</i>
	Высокослоистые		<i>As</i>
	Верхний ярус	Перистые	Когтевидные
Хлопьевидные			<i>Ci floc</i>
Хребтовидные и перепутанные			<i>Ci vert & Ci int</i>
Перисто-кучевые		<i>Cc</i>	
Перисто-слоистые		<i>Cs</i>	
Вертикального развития	Кучево-дождевые	«Лысые»	<i>Cb calv</i>
		«Волосатые»	<i>Cb cap</i>
	Кучевые		<i>Cu</i>
Сочетание	Кучевые и Слоисто-кучевые		<i>Cu & Sc</i>

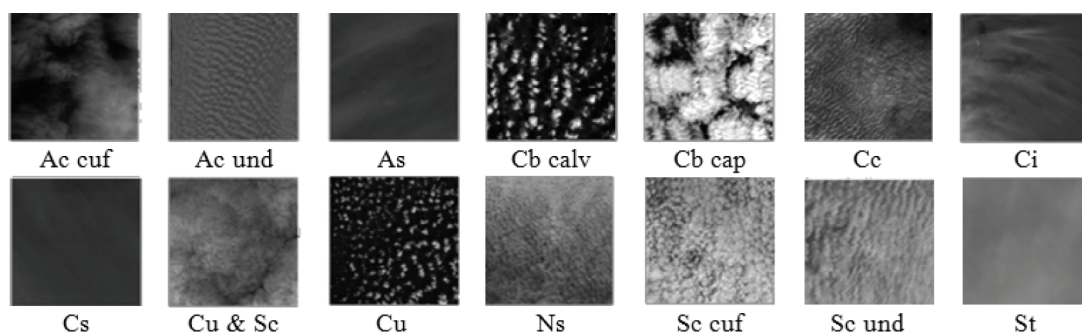


Рис. 1. Текстуры изображений различных типов облачности по данным MODIS с пространственным разрешением 250 м

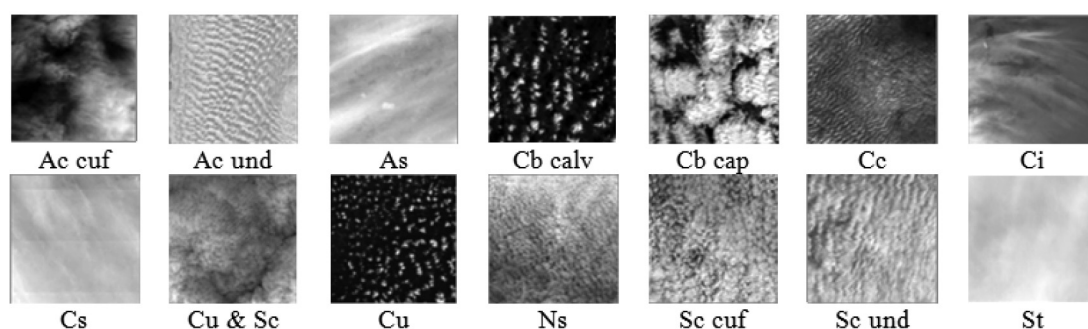


Рис. 2. Текстуры изображений облачности после эквализации

Для улучшения проявления текстуры облачности, которая зависит от условий съемки и освещенности, применялась эквализация изображений – линейное изменение контраста, или выравнивание гистограммы значений яркостей элементов изображения (пикселей) (Прэтт, 1982). На рис. 2 для сравнения приведены соответствующие изображения облаков после эквализации.

Методы описания и анализа текстур изображений

Рассматриваются следующие методы описания и анализа текстуры.

- Gray-Level Difference Vector (GLDV), или метод вектора разности уровней яркости, основанный на вычислении оценок вероятностей $P_{\delta}(i)$ значений абсолютных разностей уровней яркости

$$I_{\delta}(x, y) = |I(x, y) - I(x + \Delta x, y + \Delta y)|$$

пар элементов изображения (пикселей), отстоящих друг от друга на расстоянии $\delta(\Delta x, \Delta y)$, где x и y – координаты элементов изображения; Δx и Δy – величины смещений, $i = 1, \dots, m$, m – число уровней квантования яркости изображения (Weszka et al., 1976).

- Gray-Level Co-occurrence Matrix (GLCM), или метод матрицы смежности, элементами которой являются относительные частоты P_{ij} наличия на изображении соседних точек с яркостями I_i и I_j , расположенных на расстоянии d друг от друга в одном из четырех угловых направлений $\varphi = 0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ (Haralick et al., 1973).

- Sum and Difference Histograms (SADH), или метод, основанный на вычислении локальных свойств гистограмм суммы (ГС) $P_s(i)$ и разности (ГР) $P_d(j)$ уровней яркости пар элементов изображения, где $i = 2, \dots, 2m$, $j = -m + 1, \dots, m - 1$, m – число уровней квантования яркости изображения. При этом сумма $s_{k,l}$ и разность $d_{k,l}$ элементов изображения

$$\begin{cases} s_{k,l}(\Delta x, \Delta y) = I_{k,l} + I_{k+\Delta x, l+\Delta y} \\ d_{k,l}(\Delta x, \Delta y) = I_{k,l} - I_{k+\Delta x, l+\Delta y} \end{cases}$$

зависят от величины относительных смещений $\delta_s(\Delta x, \Delta y)$ и $\delta_d(\Delta x, \Delta y)$, соответственно (Unser, 1986).

Для формирования наборов информативных ТП для различных типов облачности использовалась методика, приведенная в (Астафуров и др., 2011). Для каждого типа облаков использовалось по 10 снимков размером 150×150 пикселей. Анализ ТП на информативность проводился при уровне значимости $\alpha_0 = 0,01$, при этом величина порога степени однородности ТП была выбрана опытным путем по результатам исследования различных фрагментов изображений облачных полей и принята равной 0,7. Число уровней квантования интенсивности равно 20, размер апертуры скользящего окна – 21 пиксель.

Для метода GLDV рассматривалось 8 ТП (Bankert, 1994), GLCM – 17 ТП (Haralick et al., 1973) и SADH – 15 ТП (Unser, 1986), которые приведены в табл. 2. Текстуальные признаки рассчитывались при следующих значениях параметров: GLDV – смещения $\Delta x = 1, 2, 3$ и $\Delta y = 1, 2, 3$; GLCM – угловые направления $\varphi = 0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ и $d = 1$; SADH – смещения $\Delta x = 1, 2, 3$ и $\Delta y = 1, 2, 3$.

После исследований признаков на информативность для каждого типа облачности из табл. 1 сформированы индивидуальные наборы информативных ТП при следующих значениях параметров: угловое направление $\varphi = 0^\circ$ для метода GLCM, величина сдвига $\delta(1,1)$ для метода GLDV и относительные смещения $\delta_s(1,1)$ и $\delta_d(1,1)$ для метода SADH. В верхней части табл. 2 для каждого метода описания текстуры приведены объединенные наборы информативных ТП для 16 типов.

Таблица 2. Объединенный набор информативных ТП для 16 типов облачности

<i>Метод GLDV</i>	<i>Метод GLCM</i>	<i>Метод SADH</i>
Среднее (μ_{GLDV})	Корреляция (cor_{GLCM})	Среднее (μ_{SADH})
Стандартное отклонение (σ_{GLDV})	Суммарная дисперсия ($sumvar_{GLCM}$)	Дисперсия (var_{SADH})
Второй угловой момент (asm_{GLDV})	Дисперсия разности ($difvar_{GLCM}$)	Второй угловой момент (asm_{SADH})
Энтропия (ent_{GLDV})	Дисперсия (var_{GLCM})	Корреляция (cor_{SADH})
Локальная однородность (lh_{GLDV})	Максимальная вероятность ($maxProb_{GLCM}$)	Локальная однородность (lh_{SADH})
Контраст (con_{GLDV})	Контраст (con_{GLCM})	Контраст (con_{SADH})
Кластерное затенение (cs_{GLDV})	Момент обратной разности (idm_{GLCM})	Кластерное затенение (cs_{SADH})

<i>Метод GLDV</i>	<i>Метод GLCM</i>	<i>Метод SADH</i>
Кластерная рельефность (cp_{GLDV})	Энтропия разности ($difent_{GLCM}$)	Кластерная рельефность (cp_{SADH})
	Информационная мера корреляции – 1 ($info1_{GLCM}$)	Среднее ГС ($\mu_{SADH}[P_s]$)
	Информационная мера корреляции – 2 ($info2_{GLCM}$)	Среднее ГР ($\mu_{SADH}[P_d]$)
	Максимальный коэффициент корреляции ($maxCor_{GLCM}$)	Дисперсия ГС ($var_{SADH}[P_s]$)
	Энтропия	Дисперсия ГР ($var_{SADH}[P_d]$)
	Суммарная энтропия	Энтропия ГС ($ent_{SADH}[P_s]$)
	Суммарное среднее	Энтропия ГР ($ent_{SADH}[P_d]$)
	Второй угловой момент	Энтропия
	Кластерное затенение	
	Кластерная рельефность	

Статистическая модель текстуры изображений облачности

Для сформированных наборов информативных ТП была построена статистическая модель текстуры изображений. Для каждого типа облачности из табл. 1 было сформировано по 200 фрагментов изображений размером 21×21 пиксель и по ним проведены расчеты значений всех информативных ТП, по которым были сформированы соответствующие выборки и построены гистограммы. С помощью критерия Колмогорова-Смирнова (Кобзарь, 2006) для каждой гистограммы подбиралось распределение и вычислялись оценки его параметров. Критерий Колмогорова-Смирнова основан на мере расхождения

$$D_n = \sup_{|x| < \infty} |F_n(x) - \Phi(x)|$$

между эмпирической $F_n(x)$ и $\Phi(x)$ теоретической функциями распределения. Здесь $\sup(\cdot)$ обозначает точную верхнюю границу рассматриваемой разности. Вид распределения определялся исходя из минимума величины D_n .

В результате исследований для описания гистограмм ТП подобрано 41 распределение, среди которых наиболее часто встречаются лог-нормальное, гамма, экспоненциальное, логистическое, нормальное, Стьюдента, Вакеби, Дагума, Накагами, Кумарасвами и некоторые другие, подробно описанные в (Кобзарь, 2006; MathWave Technologies, 2010). На рис. 3 показаны распределения для ТП «локальная однородность» метода GLDV для нескольких типов облачности, где $f(x)$ – плотность вероятности ТП, а x – его масштабированное значение, которое вычислялось по формуле

$$x = \frac{T - T_{\min}}{T_{\max} - T_{\min}},$$

где T – текущее значение ТП; $T_{\max}$ и $T_{\min}$ – его максимальное и минимальное значения на рассматриваемых фрагментах. Пример сформированной модели на базе информативных

ТП (табл. 2) для высококучевых кучевообразных (*Ac suf*), слоисто-кучевых волнистых (*Sc und*), кучевых и слоисто-кучевых (*Cu & Sc*), перисто-кучевых (*Cc*) и перисто-слоистых (*Cs*) облаков приведен в табл. 3.

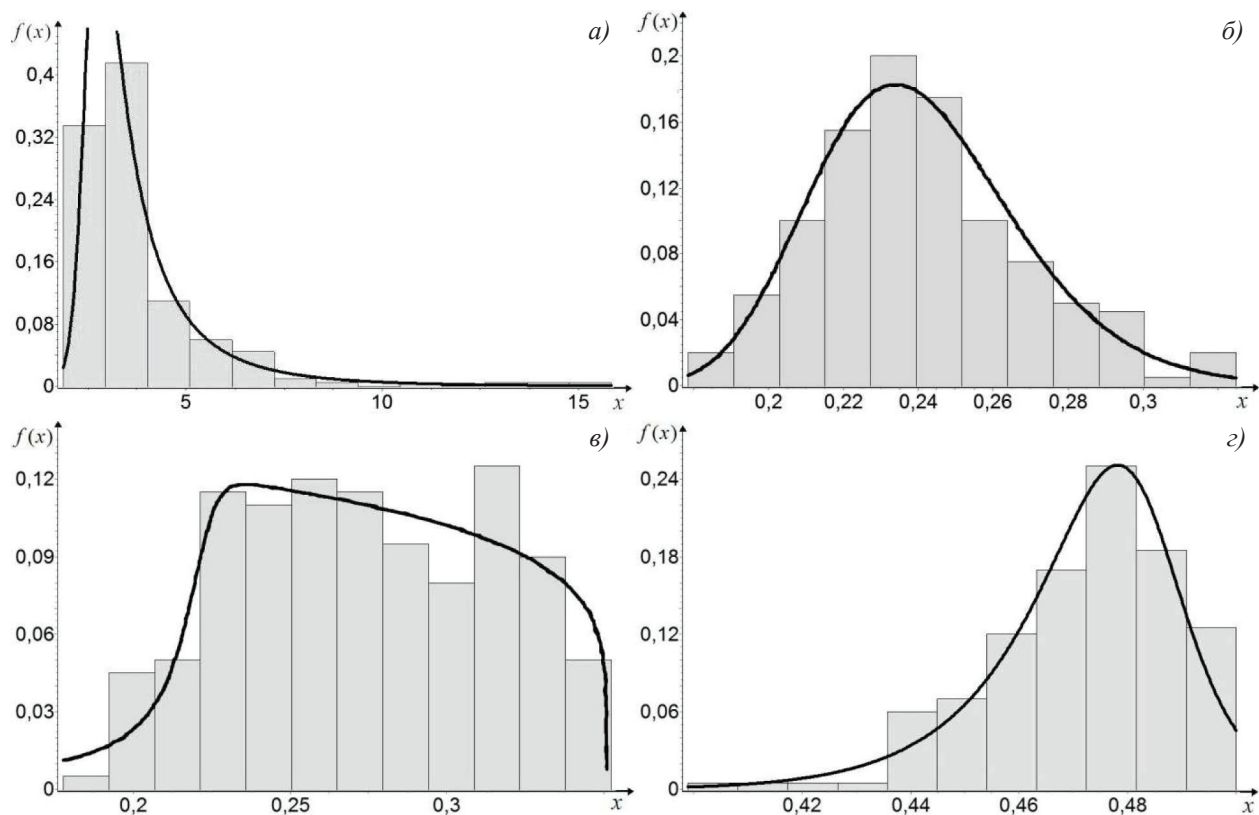


Рис. 3. Функции распределения ТП «Локальная однородность» метода GLDV.
 Распределения: а) Бура для *Ac suf*; б) Пирсона тип 5 для *Cc*;
 в) Ошибки для *Sc und*; г) Дагума для *St*

Таблица 3. Примеры статистических моделей текстуры изображений
 для нескольких типов облачности

ТП	Распределение	Параметры распределения
Высококучевые кучевообразные облака – <i>Ac suf</i>		
asm_{GLDV}	Вейбула	$\alpha = 7,99; \beta = 0,46$
cp_{GLDV}	Вейбула	$\alpha = 12,055; \beta = 0,35$
lh_{GLDV}	Бура	$K = 0,2; \alpha = 17,011; \beta = 3,12; \gamma = -0,58$
$maxProb_{GLCM}$	Вакеби	$\alpha = 0,34; \beta = 5,67; \gamma = 0,03; \delta = -0,081; \xi = 0,18$
var_{GLCM}	Бирнбаума-Саундерса	$\alpha = 0,33; \beta = 0,15; \gamma = -0,048$
$difent_{GLCM}$	Вакеби	$\alpha = 0,44; \beta = 2,073; \gamma = 0,0052; \delta = 0,35; \xi = 0,071$
con_{GLCM}	Обобщенное Парето	$K = -0,64; \sigma = 0,013; \mu = 0,003$
$difvar_{GLCM}$	Экспоненциальное	$\lambda = 169,12; \gamma = 0,0018$
$sumvar_{GLCM}$	Равномерное	$A = -0,0098; b = 0,12$

<i>ТП</i>	<i>Распределение</i>	<i>Параметры распределения</i>
asm_{SADH}	Лог – логистическое	$\alpha = 3,67; \beta = 0,032; \gamma = 0,0024$
var_{SADH}	Лог – логистическое	$\alpha = 87,38; \beta = 241,56$
con_{SADH}	Обобщенное экстремальных значений	$K = 0,056; \sigma = 5,71; \mu = 381,8$
lh_{SADH}	Кумарасвами	$\alpha_1 = 93,88; \alpha_2 = 95,94; a = -0,00061; b = 0,0025$
$ent_{SADH}[P_d]$	Обобщенное экстремальных значений	$K = -0,057; \sigma = 0,21; \mu = 1,26$
$ent_{SADH}[P_s]$	Дагума	$K = 0,18; \alpha = 11,13; \beta = 1,63; \gamma = 2,72$
Слоисто-кучевые волнистые облака – Sc und		
asm_{GLDV}	Ошибки	$K = 9,23; \sigma = 0,072; \mu = 0,31$
cp_{GLDV}	Бирнбаума-Саундерса	$\alpha = 1,44; \beta = 5,71; \gamma = 2,74$
lh_{GLDV}	Ошибки	$K = 4,94; \sigma = 0,041; \mu = 0,27$
$maxProb_{GLCM}$	Вакеби	$\alpha = 0,4; \beta = 9,46; \gamma = 0,052; \delta = 0,016; \xi = 0,02$
var_{GLCM}	Джонсона SB	$\gamma = -0,5; \delta = 0,54; \lambda = 0,66; \xi = 0,11$
$difent_{GLCM}$	Ошибки	$k = 1,61; \sigma = 0,077; \mu = 0,37$
con_{GLCM}	Пирсона тип 5	$\alpha = 6,28; \beta = 0,25; \gamma = -0,014$
$difvar_{GLCM}$	Вакеби	$\alpha = 0,065; \beta = 8,59; \gamma = 0,0068; \delta = 0,24; \xi = 0,0017$
$sumvar_{GLCM}$	Джонсона SB	$\gamma = 0,84; \delta = 0,32; \lambda = 0,91; \xi = 0,039$
var_{SADH}	Обобщенное логистическое	$K = 0,33; \sigma = 4,09; \mu = 247,25$
$ent_{SADH}[P_s]$	Джонсона SB	$\gamma = -0,11; \delta = 1,13; \lambda = 2,46; \xi = 2,7$
Перисто-кучевые облака – Cc		
asm_{GLDV}	Дагума	$K = 0,47; \alpha = 5,04; \beta = 0,12; \gamma = 0,15$
cp_{GLDV}	Бура	$K = 1,18; \alpha = 3,19; \beta = 15,03$
lh_{GLDV}	Пирсона тип 5	$\alpha = 61,75; \beta = 13,003; \gamma = 0,027$
$maxProb_{GLCM}$	Гамма	$\alpha = 1,47; \beta = 0,059; \gamma = 0,047$
var_{GLCM}	Гамма	$\alpha = 1,47; \beta = 0,059; \gamma = 0,047$
$difent_{GLCM}$	Вакеби	$\alpha = 0,7; \beta = 3,39; \gamma = 0,039; \delta = -0,1; \xi = 0,21$
con_{GLCM}	Вакеби	$\alpha = 0,091; \beta = 1,6; \gamma = 0,0042; \delta = 0,4; \xi = 0,0028$
$difvar_{GLCM}$	Вакеби	$\alpha = 0,12; \beta = 9,79; \gamma = 0,0089; \delta = 0,0052; \xi = 0,0014$
$sumvar_{GLCM}$	Бура	$K = 0,69; \alpha = 3,2; \beta = 0,022$
$var_{SADH}[P_s]$	Дагума	$K = 0,79; \alpha = 15,2; \beta = 23,7$
μ_{SADH}	Дагума	$K = 0,79; \alpha = 15,2; \beta = 11,83$
$ent_{SADH}[P_s]$	Лог – логистическое	$\alpha = 26,73; \beta = 3,93$
Перисто-слоистые облака – Cs		
asm_{GLDV}	Джонсона SB	$\gamma = -2,14; \delta = 2,63; \lambda = 1,11; \xi = -0,052$
cp_{GLDV}	Бура	$K = 1,93; \alpha = 2,45; \beta = 0,62; \gamma = 1,13$
lh_{GLDV}	Гумбеля Min	$\sigma = 0,018; \mu = 0,46$
$maxProb_{GLCM}$	Бета	$\alpha_1 = 1,41; \alpha_2 = 0,68; a = 0,053; b = 0,33$

ТП	Распределение	Параметры распределения
var_{GLCM}	Джонсона SB	$\gamma = 1,41; \lambda = 0,16; \delta = 0,69; \xi = 0,0087$
$difent_{GLCM}$	Джонсона SB	$\gamma = -0,28; \delta = 0,85; \lambda = 0,11; \xi = 0,11$
con_{GLCM}	Обобщенное Парето	$k = -0,6; \sigma = 0,0025; \mu = -0,0002$
$difvar_{GLCM}$	Фреше	$\alpha = 0,75; \beta = 0,0003; \gamma = 0,00082$
$sumvar_{GLCM}$	Вакеби	$\alpha = 0,057; \beta = 0,029; \gamma = 0; \delta = 0; \xi = 0,026$
asm_{SADH}	Дагума	$k = 0,31; \alpha = 4,27; \beta = 0,22; \gamma = 0,04$
var_{SADH}	Обобщенное логистическое	$k = -0,19; \sigma = 1,68; \mu = 239,81$
Кучевые и слоисто-кучевые облака – Cu & Sc		
asm_{GLDV}	Обобщенное экстремальных значений	$k = -0,066; \sigma = 0,055; \mu = 0,31$
cp_{GLDV}	Обобщенное экстремальных значений	$k = 0,21; \sigma = 2,23; \mu = 5,19$
lh_{GLDV}	Обобщенное экстремальных значений	$k = -0,12; \sigma = 0,032; \mu = 0,27$
$maxProb_{GLCM}$	Вакеби	$\alpha = 0,5; \beta = 12,6; \gamma = 0,15; \delta = -0,61; \xi = 0,06$
var_{GLCM}	Дагума	$k = 0,28; \alpha = 3,87; \beta = 0,33; \gamma = 0,029$
$difent_{GLCM}$	Вакеби	$\alpha = 1,18; \beta = 25,94; \gamma = 0,069; \delta = -0,26; \xi = 0,19$
con_{GLCM}	Вакеби	$\alpha = 0,088; \beta = 21,24; \gamma = 0,0087; \delta = -0,095; \xi = 0,0042$
$difvar_{GLCM}$	Коши	$\sigma = 0,001; \mu = 0,014$
$sumvar_{GLCM}$	Вакеби	$\alpha = 0,035; \beta = 5,7; \gamma = 0,019; \delta = 0,19; \xi = 0,0079$
var_{SADH}	Обобщенное логистическое	$k = -0,088; \sigma = 3,41; \mu = 242,44$
$ent_{SADH}[P_s]$	Джонсона SB	$\gamma = -3,01; \delta = 2,05; \lambda = 36,14; \xi = -2,66$
μ_{SADH}	Джонсона SB	$\gamma = -3,01; \delta = 2,05; \lambda = 18,07; \xi = -1,33$

Обсуждение результатов

Сформированную в данной работе статистическую модель для различных типов облачности можно рассматривать как дополнение существующих моделей облачных полей. Составленный набор ТП является информативным для задач классификации и распознавания 16 типов облачности с уникальной текстурой изображения по данным MODIS видимого диапазона спектра с пространственным разрешением 250 м. Проведенные исследования показали, что размер апертуры скользящего окна не оказывает существенного влияния на построенные модели. Другими словами, рассчитанные ТП из табл. 2 со значением апертуры скользящего окна отличным от 21 будут иметь асимптотически схожие распределения с найденными в нашей работе. При этом число уровней квантования яркости – наоборот, существенно влияет на вид функций распределений, как это показано на рис. 4, где по оси абсцисс отложены масштабированные значения ТП «Дисперсия» метода GLCM для высококучевой кучевообразной облачности.

Полученную модель можно применять:

- для моделирования текстур облачных полей;
- при разработке различного рода классификаторов изображений облачных полей;
- в качестве базисных функций в скрытом слое радиально-базисных нейронных сетей для классификации облачности.

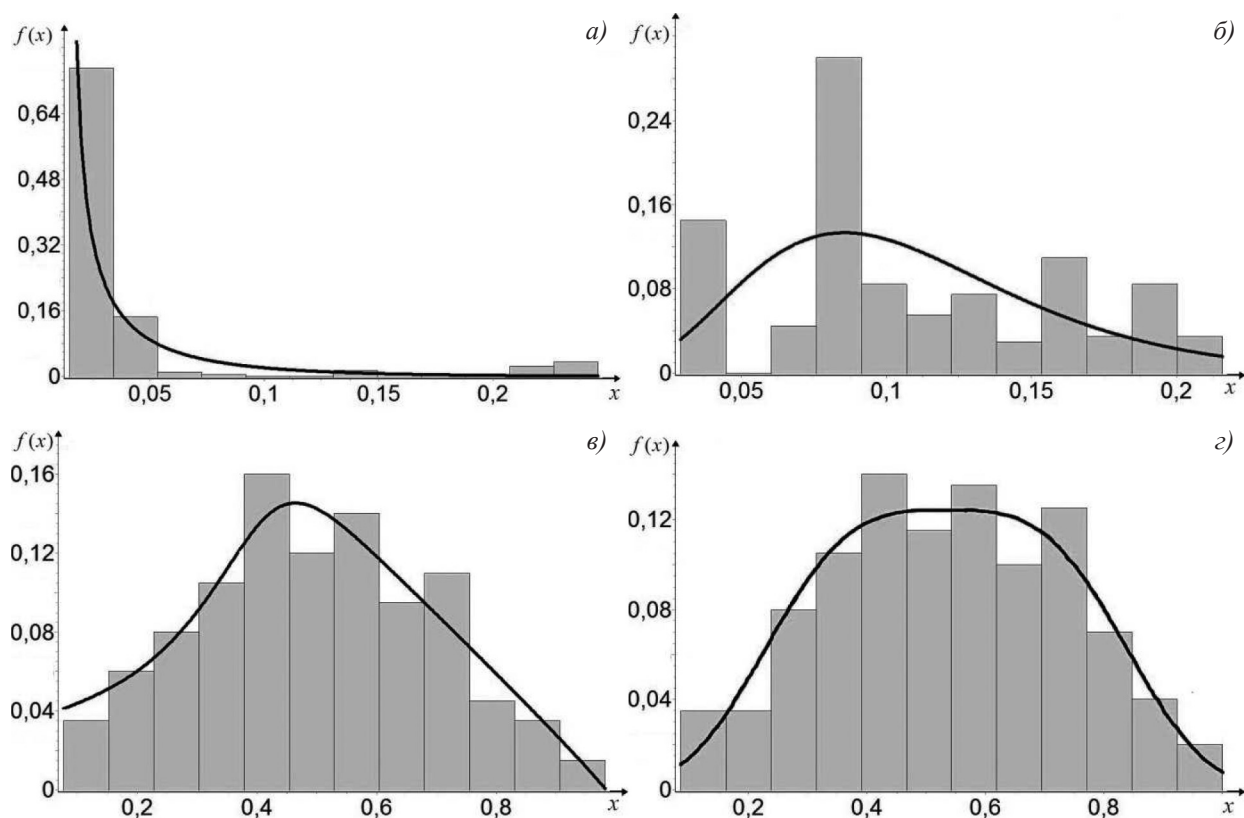


Рис. 4. Функции распределения ТП «Дисперсия» метода GLCM для высококучевой кучевообразной облачности, рассчитанные для числа уровней квантования яркости: а) 4; б) 20; в) 32; г) 64

Литература

1. Астафуров В.Г., Скороходов А.В. Сегментация спутниковых снимков облачности по текстурным признакам на основе нейросетевых технологий // Исследование Земли из космоса. М.: Наука. 2011. № 6. С. 10–20.
2. Астафуров В.Г., Рассказчикова Т.М., Скороходов А.В.. Интерпретация данных дистанционного зондирования облаков из космоса в видимой области спектра // Известия вузов. Физика. 2012. Т. 55. № 3. С. 77–83.
3. Кобзарь А.И. Прикладная математическая статистика // Для инженеров и научных работников. М.: Физматлит, 2006. 816 с.
4. Прэнт У. Цифровая обработка изображения // Пер. с англ. М.: Мир, 1982. 480 с.

5. Государственный комитет СССР по гидрометеорологии и контролю природной среды. Код для оперативной передачи данных приземных гидрометеорологических наблюдений с сети станций Госкомгидромета СССР, расположенных на суше (включая береговые станции) КН-01, национальный вариант международного кода FM-12-IX SYNOP // Ленинград: Гидрометеиздат. 1989. 64 с.
6. *Bankert R.L.* Cloud classification of AVHRR imagery in maritime regions using a probabilistic neural network // American Meteorology Society. Journal of Applied Meteorology. August 1994. V. 33. No. 8. P. 909–918.
7. *Haralick R.M., Shanmugam K., Dinstein I.* Textural features for image classification // IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics. November 1973. V. SMC – 3. No. 6. P. 610–621.
8. *Unser M.* Sum and difference histograms for texture classification // IEEE Transaction on Systems, Pattern Analysis and Machine Intelligence. January 1986. V. PAMI–8. No. 1. P. 118–125.
9. *Welch R.M., Kuo K.S., Sengupta S.K., Chen D.W.* Cloud field classification based upon high spatial resolution texture feature (I): gray-level cooccurrence matrix approach // J. Geophys. Res. 1988. V. 93. P. 12663–12681.
10. *Weszka J.S., Dyer C.R., Rosenfeld A.* A comparative study of texture measures for terrain classification // IEEE Transaction on Systems, Man and Cybernetics. April 1976. V. SMC–6. No. 4. P. 269–285.
11. MathWave Technologies EasyFit – Introduction to Easy Fit [Online] // EasyFit – Distribution Fitting Software. – MathWave Technologies – data analysis & simulation, 2010. – Accessed 2013. Available <http://www.mathwave.com/help/easyfit/index.html>.

Statistical model of the texture of images of various cloudiness types from MODIS data

V.G. Astafurov^{1,2}, T.V. Evsyutkin¹, K.V. Kuryanovich², A.V. Skorokhodov¹

¹ *V.E. Zuev Institute of Atmospheric Optics SB RAS, Tomsk, Russia*

E-mail: astafurov@iao.ru, oomphi.iao@gmail.com, vazime@yandex.ru

² *Tomsk State University of Control Systems and Radioelectronics, Tomsk, Russia*

E-mail: ksuyian@mail.ru

A statistical model of the texture of images of single-layer cloudiness of 16 types and its subtypes constructed based on the 41 distributions is suggested. Methods of Gray-Level Co-occurrences Matrix, Gray-Level Difference Vector, and Sum and Difference Histograms are used to describe the image textures. Distribution laws describing fluctuations of the texture parameters of different cloudiness types are fitted using the Kolmogorov–Smirnov goodness-of-fit criterion. The parameters of these distributions are estimated.

Keywords: statistical model, cloud types, image texture, texture parameters.