

Моделирование случайного пространственно-неоднородного динамического фона на полутоновых изображениях

Г. И. Громилин, В. П. Косых*, А. В. Лихачев, А. К. Шакенов
Институт автоматизации и электрометрии СО РАН, 630090, Новосибирск, Россия

*Контактный автор: Косых Валерий Петрович, e-mail: kosych@iae.nsk.su

Поступила 04 марта 2022 г., принята в печать 05 апреля 2022 г.

Одна из частных, но важных задач видеомониторинга окружающей обстановки заключается в обнаружении малоразмерных объектов на динамическом пространственно-неоднородном фоне. Для отладки алгоритмов обнаружения предлагается способ моделирования изображений случайного фона, который может включать до трех локально-однородных компонент, различающихся своими автокорреляционными функциями и заполняющих множество областей случайной формы, которые полностью покрывают формируемый кадр. Численное моделирование показывает, что, варьируя параметры автокорреляционных функций, можно получать большое разнообразие текстур генерируемых фонов.

Ключевые слова: пространственно-неоднородный фон, стационарный случайный процесс, автокорреляционная функция, линейный фильтр.

Цитирование: Громилин Г.И., Косых В.П., Лихачев А.В., Шакенов А.К. Моделирование случайного пространственно-неоднородного динамического фона на полутоновых изображениях. Вычислительные технологии. 2022; 27(3):6–15. DOI:10.25743/ICT.2022.27.3.002.

Введение

Любая процедура регистрации изображений вместе с полезным сигналом регистрирует также помехи, носящие в большей или меньшей степени стохастический характер. Среди них можно выделить два типа — это случайный шум, обусловленный процессом регистрации, и фон, зависящий от свойств регистрируемой сцены. Спектр шумов, как правило, широкий, причем значительная доля энергии содержится в его высокочастотной части. Помехи второго типа, напротив, часто имеют интенсивные компоненты в области низких частот. Более того, если статистические характеристики шума обычно постоянны на всем изображении, то фоновая составляющая в силу своей природы таким постоянством не обладает. Ввиду такой разницы в свойствах различаются и способы компенсации этих помех. Наибольшее развитие получили методы подавления шума (см., например, работы [1–5]).

Проблема подавления фона характерна для многих приложений компьютерного зрения (видеонаблюдение, управление транспортными потоками, навигация и управление оружием, авиа- и космический мониторинг околоземного пространства и пр.), в частности, при обнаружении и сопровождении движущихся объектов в последовательности изображений. Многокомпонентная сцена, в которую помещен объект интереса, на

изображениях представляется как совокупность достаточно хаотично расположенных областей с различной текстурой и интенсивностью.

Классические методы согласованной фильтрации основаны на предположении, что фон представляется пространственно-стационарным процессом с известной корреляционной функцией [1, 6]. Их применение для анализа изображений, содержащих мощную фоновую составляющую, которая не обладает пространственной стационарностью, не позволяет достоверно выделять сигналы от малоразмерных подвижных объектов с амплитудой, сравнимой или меньшей среднеквадратичного уровня фона. Для повышения надежности обнаружения объектов применяются различные методы предварительного подавления фона, основанные на оценивании параметров его текущей реализации. Один из наиболее часто применяемых заключается в аппроксимации фона набором заранее определенных функций, сформированных с учетом пространственных особенностей фона (разложение по главным компонентам, вейвлет-разложения и т. д.) [7]. Другой достаточно распространенный подход основан на построении адаптивной авторегрессионной модели локальных участков фона [8, 9]. Недостатком методов, основанных на анализе текущего кадра, является плохая аппроксимация фона в области резких нарушений пространственной стационарности, маскирующая объекты интереса.

В условиях взаимного движения фона и объекта кардинальным решением задачи подавления фона является межкадровая обработка последовательности изображений, основанная на построении его текущей оценки по предыдущим кадрам [10, 11]. Такой метод даже в области резких перепадов яркости обеспечивает подавление фона практически до уровня шума регистрации [12], но не позволяет обнаруживать и сопровождать объекты, движущиеся совместно с фоном.

Частным моментом разработки алгоритмов обнаружения объектов в сложной фоновой обстановке является создание имитационной модели пространственно-нестационарного фона, позволяющей исследовать их эффективность в условиях контролируемого фонового окружения. Модель может строиться либо на основе некоторой достаточно большой базы данных [13], содержащей различные фоны, наблюдаемые при решении конкретной задачи, либо опираясь на некоторую априорную статистическую модель их пространственной структуры [14]. Детальному исследованию моделирования пространственно-нестационарных полей, основанному на задании автокорреляционной функции (АКФ) с зависящими от координат параметрами, посвящена работа [15]. На основе идей, изложенных в ней, в настоящей работе предлагается более простая в реализации и достаточно быстрая модель двумерного пространственно-нестационарного фона, содержащего случайно расположенные области с различной текстурой, характеризуемой своей АКФ. В этой модели возможно скачкообразное изменение параметров АКФ, что довольно характерно для изображений, формируемых аппаратурой средств авиационного и космического мониторинга Земли в условиях переменной облачности и изменяющейся подстилающей поверхности.

1. Предлагаемая модель

Модель формируется как аппликативная смесь составляющих, являющихся реализациями пространственно-стационарных случайных процессов, характеризуемых своими АКФ, общий вид которых представляется выражением

$$K(\tau_x, \tau_y) = \exp[-\rho^\nu(\tau_x, \tau_y)] \left[\gamma + (1 - \gamma) \cos \left(\frac{2\pi}{T} \rho(\tau_x, \tau_y) \right) \right], \quad (1)$$

где

$$\rho(\tau_x, \tau_y) = \sqrt{a(r, \chi, \theta)\tau_x^2 + 2b(r, \chi, \theta)\tau_x\tau_y + c(r, \chi, \theta)\tau_y^2}, \quad ac - b^2 > 0. \quad (2)$$

В выражении (2)

$$a = \left(\frac{\cos \theta}{\chi r}\right)^2 + \left(\frac{\sin \theta}{r}\right)^2, \quad b = \left(\frac{1}{r^2} - \frac{1}{r^2\chi^2}\right) \sin \theta \cos \theta, \quad c = \left(\frac{\sin \theta}{\chi r}\right)^2 + \left(\frac{\cos \theta}{r}\right)^2.$$

Определенная таким образом АКФ задает пространственно-стационарный случайный процесс, в общем случае анизотропный, сечение $K(\tau_x, \tau_y) = \text{const}$ является эллипсом. Следует отметить, что речь идет о модели изображений, заданных на дискретной сетке размером $N_x \times N_y$, поэтому здесь и везде далее все координаты: $x, y, \tau_x, \tau_y, \omega_x, \omega_y$ — дискретны.

Параметры, определяющие пространственные характеристики процесса:

- r — характерный размер АКФ в направлении малой полуоси эллипса (в отсчетах исходной сетки моделирования);
- $\chi \geq 1$ — отношение размера большой полуоси к малой;
- θ — угол наклона большой полуоси эллипса к строкам изображения (радиан);
- $\nu \leq 2$ — показатель степени экспоненты, характеризующий поведение АКФ вблизи начала (в частности, 1 — экспоненциальное, 2 — гауссово);
- T и $0 \leq \gamma \leq 1$ — параметры, определяющие период и долю квазипериодической составляющей фона.

2. Пространственно-стационарный фон с заданной АКФ

В основе формирования пространственно-стационарной фоновой компоненты лежат два известных факта из теории линейных систем. Во-первых, автокорреляционная функция $K(\tau_x, \tau_y)$ некоррелированного шума, подвергнутого воздействию линейного пространственно-инвариантного фильтра с импульсным откликом $h(\tau_x, \tau_y)$, представляет собой свертку импульсного отклика с самим собой:

$$K(\tau_x, \tau_y) = h(\tau_x, \tau_y) * h(-\tau_x, -\tau_y).$$

Во-вторых, согласно теореме Винера – Хинчина, автокорреляционная функция и спектральная плотность мощности стационарного случайного процесса связаны между собой преобразованием Фурье [16, п. 4.2.3], спектр мощности прошедшего через такой фильтр шума имеет вид

$$W(\omega_x, \omega_y) = \mathcal{F}_2[K(\tau_x, \tau_y)] = |Q(\omega_x, \omega_y)|^2. \quad (3)$$

Здесь символом $\mathcal{F}_2[\cdot]$ обозначена операция двумерного преобразования Фурье, а $Q(\omega_x, \omega_y) = \mathcal{F}_2[h(\tau_x, \tau_y)]$ — частотная характеристика фильтра.

Пусть $N(x, y)$ — двумерный нормально распределенный некоррелированный шум с нулевым средним. Из сказанного ранее следует, что

$$B(x, y) = \mathcal{F}_2^{-1} \left[\mathcal{F}_2[N(x, y)] \sqrt{W(\omega_x, \omega_y)} \right] \quad (4)$$

является пространственно-стационарным процессом с заданной автокорреляционной функцией $K(\tau_x, \tau_y)$ (здесь $\mathcal{F}_2^{-1}[\cdot]$ — обратное двумерное преобразование Фурье).

3. Формирование пространственно-нестационарного фона

Исходя из условия формирования модели как аппликативной смеси фонов с различной текстурой, полагаем, что результирующий фон должен иметь, как минимум, две компоненты — $B_s(x, y)$ и $B_c(x, y)$. Обе они могут быть построены описанным выше способом. Обозначим соответствующие корреляционные функции (1) как $K_s(\tau_x, \tau_y)$ и $K_c(\tau_x, \tau_y)$. Эти же индексы будут помечать параметры ν, r, χ, θ, T и γ в формулах (2)–(4).

Расположение компонент на кадре также должно носить случайный характер. В модели это реализуется посредством двухградационной маски $m(x, y)$ с двумя непересекающимися зонами с относительными площадями w и $1 - w$, полностью покрывающими кадр. Построение маски $m(x, y)$ основывается на том же подходе — формировании случайного поля с заданной АКФ

$$B_m(x, y) = \mathcal{F}_2^{-1} \left[N(\omega_x, \omega_y) \sqrt{W_0(\omega_x, \omega_y)} \right], \quad (5)$$

по которому маска рассчитывается следующим образом:

$$m(x, y) = \begin{cases} 1, & B_m(x, y) > t, \\ 0, & B_m(x, y) \leq t. \end{cases} \quad (6)$$

Значение порога t определяет отношение площадей, занимаемых компонентами. Поскольку данные в изображении $B_m(x, y)$ подчиняются нормальному распределению с нулевым средним и единичной дисперсией, пороговый уровень вычисляется как

$$t = erf^{-1}(2w - 1),$$

где $erf^{-1}()$ — обратная функция ошибок, алгоритм вычисления которой реализован в виде библиотечной функции в большинстве языков программирования. В соответствии с маской двухкомпонентный фон строится как

$$B(x, y) = \begin{cases} \sigma_s B_s(x, y) + \mu_s, & m(x, y) = 1, \\ \sigma_c B_c(x, y) + \mu_c, & m(x, y) = 0, \end{cases} \quad (7)$$

где $\sigma_s, \sigma_c, \mu_s$ и μ_c — константы, которыми регулируются контраст и средняя яркость компонентов с разными АКФ.

Большее разнообразие текстур фона можно получить, создав еще одну фоновую компоненту $B_a(x, y)$ и используя дополнительную маску $m_a(x, y)$, которая формируется тем же способом, что и $m(x, y)$, и применяется в области либо первой, либо второй компоненты. В этом случае

$$B(x, y) = \begin{cases} \sigma_c B_c(x, y) + \mu_c, & m(x, y) = 0, \\ \sigma_s B_s(x, y) + \mu_s, & m(x, y) = 1 \ \& \ m_a(x, y) = 0, \\ \sigma_a B_a(x, y) + \mu_a, & m(x, y) = 1 \ \& \ m_a(x, y) = 1, \end{cases} \quad (8)$$

если корректируется компонента $B_s(x, y)$, а также

$$B(x, y) = \begin{cases} \sigma_s B_s(x, y) + \mu_s, & m(x, y) = 1, \\ \sigma_c B_c(x, y) + \mu_c, & m(x, y) = 0 \ \& \ m_a(x, y) = 0, \\ \sigma_a B_a(x, y) + \mu_a, & m(x, y) = 0 \ \& \ m_a(x, y) = 1, \end{cases} \quad (9)$$

если корректируется компонента $B_c(x, y)$. Отметим, что при вычислении фурье-образов $W_s(\omega_x, \omega_y)$, $W_c(\omega_x, \omega_y)$ и $W_a(\omega_x, \omega_y)$, а также для получения масок должны использоваться разные реализации некоррелированного шума.

В модели предусмотрено формирование последовательности изображений динамического фона, которое обеспечивается независимой трансформацией компонент посредством аффинного преобразования их исходных координат

$$\begin{pmatrix} x_k \\ y_k \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_k & b_k \\ c_k & d_k \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} u_k \\ v_k \end{pmatrix}, \quad (10)$$

где k — номер кадра последовательности.

4. Численное моделирование

Разработанная модель реализована в программной среде Matlab и C++. На рис. 1 приведены примеры формирования двухкомпонентных фонов с различными автокорреляционными функциями, яркостью и контрастом. Параметры АКФ представлены в таблице. Относительная площадь компонент $w = 0.5$ во всех представленных фонах. Размер изображений 1024×1024 пикселей.

Фрагмент последовательности кадров двухкомпонентного динамического фона приведен на рис. 2. Здесь обе компоненты подвергаются одному аффинному преобразованию вида

$$\begin{pmatrix} x_k \\ y_k \end{pmatrix} = sk \begin{pmatrix} \cos(k\beta) & \sin(k\beta) \\ -\sin(k\beta) & \cos(k\beta) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} uk \\ vk \end{pmatrix},$$

которое имитирует сдвиг, поворот и изменение масштаба. Здесь $s = 1.05$, $\beta = 5^\circ$, $u = 11$, $v = 5.5$.

Важный вопрос, ответ на который следовало получить при моделировании, заключается в том, насколько точно в случайных реализациях компонент фона воспроизводится заданная АКФ. Для этого оценка АКФ вычислялась по большому числу реализаций

$$\hat{K}(\tau_x, \tau_y) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N B^{(i)}(x, y) B^{(i)}(x_0, y_0), \quad (11)$$

где N — количество реализаций; x_0, y_0 — координаты центра изображения; $\tau_x = x - x_0$, $\tau_y = y - y_0$, а точность характеризовалась нормированным среднеквадратичным отклонением оценки от заданной АКФ:

$$\Delta = \sqrt{\frac{\sum_{\tau_x=-\frac{N_x}{2}}^{\frac{N_x}{2}} \sum_{\tau_y=-\frac{N_y}{2}}^{\frac{N_y}{2}} [\hat{K}(\tau_x, \tau_y) - K(\tau_x, \tau_y)]^2}{\sum_{\tau_x=-\frac{N_x}{2}}^{\frac{N_x}{2}} \sum_{\tau_y=-\frac{N_y}{2}}^{\frac{N_y}{2}} [K(\tau_x, \tau_y)]^2}}. \quad (12)$$

На рис. 3 показана оценка $\hat{K}(\tau_x, \tau_y)$, полученная в соответствии с (11) по $N = 10\,000$ реализаций компоненты B_s , соответствующей рис. 1, б. Среднеквадратическое отклонение Δ , вычисленное по (12), составило 4%, что подтверждает высокую точность моделирования.

Следует отметить достаточно высокое быстродействие предлагаемого способа построения фоновых изображений. На компьютере с процессором Intel(R) Core(TM) i5-3470 CPU @ 3.20GHz под управлением 64-разрядной операционной системы Windows-10 в среде Matlab генерация изображения одной компоненты фона размером 1024×1024

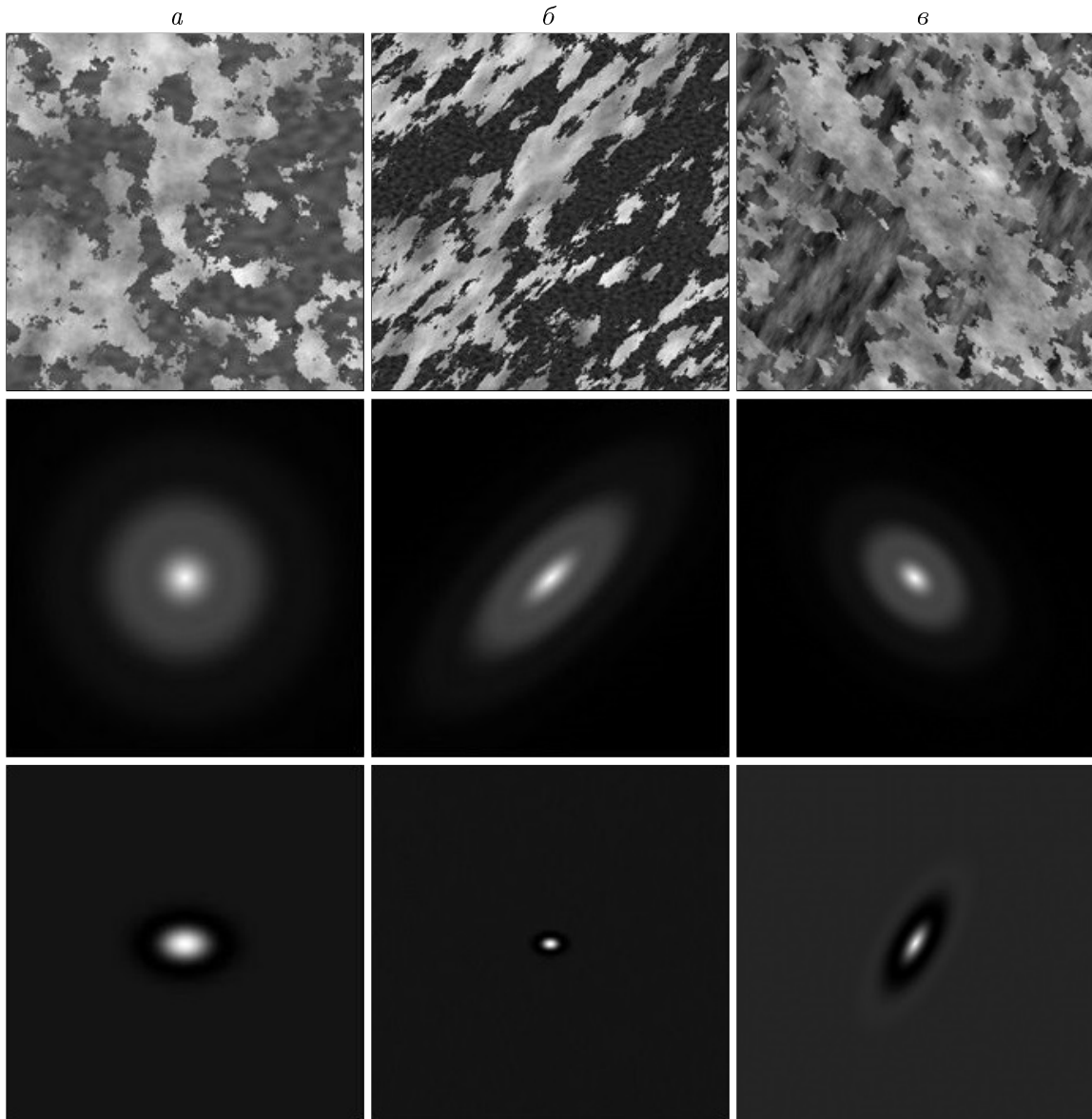


Рис. 1. Двухкомпонентные фоны и их АКФ: сверху — изображения фонов, в среднем ряду — $K_s(\tau_x, \tau_y)$, внизу — $K_c(\tau_x, \tau_y)$, a и $б$ — с четырехкратным увеличением

Fig. 1. Two-component backgrounds and their ACF: at the top — images of backgrounds, in the middle row — $K_s(\tau_x, \tau_y)$, at the bottom — $K_c(\tau_x, \tau_y)$, a and $б$ with fourfold magnification

Параметры фоновых компонент
Parameters of background components

Рисунок	Компонента	r	χ	θ , град.	T	γ	ν
1, a	B_s	90	1	0	60	0.8	1
	B_c	15	1.5	0	3.75	0	2
	m	90	1	0	60	0.8	1
1, $б$	B_s	45	2.5	45	30	0.8	1
	B_c	5	1.5	0	1.25	0	2
	m	45	2.5	45	30	0.8	1
1, $в$	B_s	45	1.5	-45	30	0.8	1
	B_c	25	2.5	60	8.25	0	1
	m	45	1.5	-45	30	0.8	1

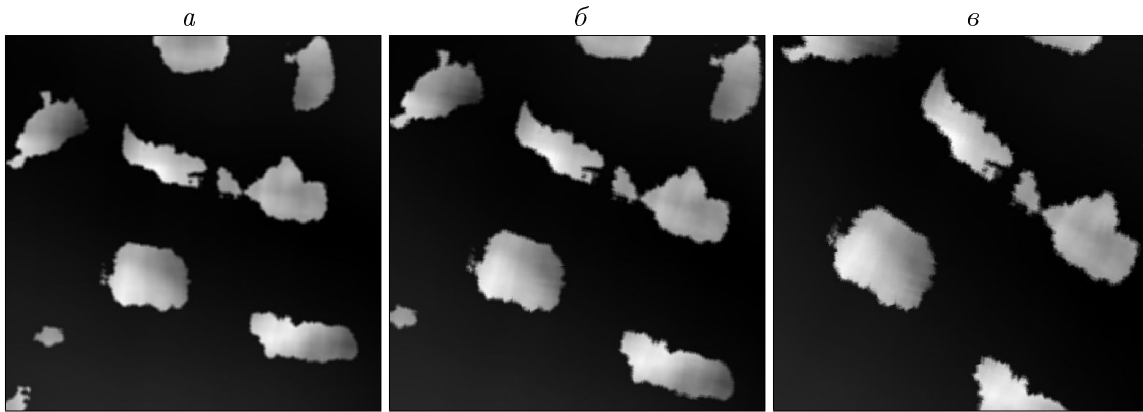


Рис. 2. Последовательность кадров динамического фона: $k = 0, 3, 6$ — $a, б, в$ соответственно
 Fig. 2. Sequence of dynamic background frames: $k = 0, 3, 6$ — $a, б, в$ respectively

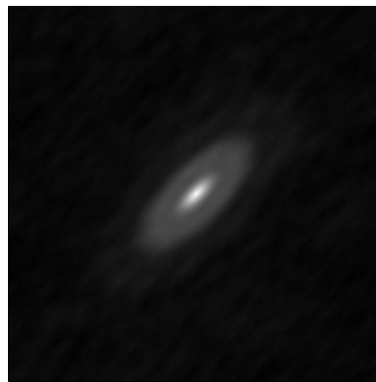


Рис. 3. Оценка АКФ, полученная по 10 000 реализаций
 Fig. 3. ACF estimate obtained for 10 000 implementations

пикселей выполняется за 0.065 с. Малое время работы программы позволяет тестировать алгоритмы обнаружения объектов на широком наборе разнообразных по текстуре фонов за обозримое время.

Заключение

Предложена и реализована модель имитации пространственно-нестационарного случайного фона, состоящего из нескольких компонент с различными текстурами, заданными своими автокорреляционными функциями. В разработанной программной реализации количество компонент может достигать трех. Однако структура модели позволяет иметь практически любое число компонент. Также предусмотрено получение последовательностей кадров, моделирующих регистрацию изменяющегося во времени процесса. Изменение реализуется аффинным преобразованием, которое для разных компонент может иметь разные параметры. Основное назначение модели — отладка и тестирование алгоритмов обнаружения малоразмерных объектов в присутствии пространственно-нестационарных фонов с контролируемым изменением в широком диапазоне их статистических характеристик, этому способствует ее высокое быстродействие. Вычислительный эксперимент показал, что относительная среднеквадратичная ошибка воспроизведения моделируемых корреляционных функций не превышает нескольких процентов, чем подтверждается хорошая точность моделирования.

Благодарности. Работа выполнена при финансовой поддержке Минобрнауки России (проект 121022000116-0).

Список литературы

- [1] **Прэтт У.К.** Цифровая обработка изображений, т. 2. Пер. с англ. М.: Мир; 1982: 479.
 - [2] **Huang T.S., Yang G.J., Tang G.Y.** A fast two-dimensional median filtering algorithm. IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing. 1979; 27(1):13–18. DOI:10.1109/TASSP.1979.1163188.
 - [3] **Tomasi C., Manduchi R.** Bilateral filtering for gray and color images. Proceedings of the 1998 IEEE International Conference on Computer Vision. Bombay; 1998: 839–846.
 - [4] **Buades A., Morel J.M.** A non-local algorithm for image denoising. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2005; 2(7):60–65.
 - [5] **Лихачев А.В.** Модифицированный классификатор для нахождения мелких структур на зашумленных изображениях. Автометрия. 2019; 55(6):55–63. DOI:10.15372/AUT20190607.
 - [6] **Бернштейн А.В., Кулешов А.П.** Оптимальная фильтрация случайного фона в задачах обработки изображений. Проблемы передачи информации. 2008; 44(3):70–80. Адрес доступа: <http://mi.mathnet.ru/rus/ppi/v44/i3/p70>.
 - [7] **Tartakovsky A., Brown J.** Adaptive spatial-temporal filtering methods for clutter removal and target tracking. IEEE Transactions-AES. 2008; 44(4):1522–1537. DOI:10.1109/TAES.2008.4667727.
 - [8] **Jin L., Hong-Bing J.** Improved background prediction algorithm for IR small targets detection. Proceedings of 2-nd International Congress on Image and Signal Processing (CISP 2009). China, Tianjin; 2009: 3363–3367. DOI:10.1109/CISP.2009.5301700.
 - [9] **Муравьев В.С., Муравьев С.И.** Адаптивный алгоритм выделения и обнаружения воздушных объектов на изображениях. Информационно-управляющие системы. 2011; (5):8–11.
 - [10] **Tartakovsky A.G., Brown A.P., Brown J.** Nonstationary EO/IR clutter suppression and dim object tracking. Proceedings of the 2010 Advanced Maui Optical and Space Surveillance Technologies (AMOS) Conference. Maui, Hawaii, September 14–17, 2010. Available at: <https://amostech.com/2010-technical-papers> (accessed 19.04.2019).
 - [11] **Киричук В.С., Косых В.П., Попов С.А., Синельщиков В.В.** Подавление квазистационарного фона в последовательности изображений посредством межкадровой обработки. Автометрия. 2014; 50(2):3–13.
 - [12] **Громилин Г.И., Косых В.П., Попов С.А., Стрельцов В.А.** Подавление фона с резкими перепадами яркости в последовательности изображений динамических малоразмерных объектов. Автометрия. 2019; 55(3):3–12. DOI:10.15372/AUT20190301.
 - [13] **Астафуров В.Г., Курьянович К.В., Скороходов А.В.** Статистическая модель текстуры изображений облачного покрова по спутниковым данным. Метеорология и гидрология. 2017; (4):53–66.
 - [14] **Грудин Б.Н., Плотников В.С., Смольянинов Н.А.** Моделирование изображений с заданными фрактальными характеристиками. Автометрия. 2010; 46(3):13–21.
 - [15] **Палагин Ю.И., Федотов С.В., Шалыгин А.С.** Математическое моделирование неоднородных случайных полей и нестационарных процессов. Автоматика и телемеханика. 1986; (4):56–67.
 - [16] **Левин Б.Р.** Теоретические основы статистической радиотехники. М.: Советское радио; 1969: 751.
-

MATHEMATICAL MODELLING

DOI:10.25743/ICT.2022.27.3.002

Modelling of a random spatially inhomogeneous dynamic background on halftone imagesGROMILIN GENNADIY I., KOSYKH VALERIY P.*, LIKHACHEV ALEXEY V.,
SHAKENOV ADILBEK K.

Institute of Automation and Electrometry SB RAS, 630090, Novosibirsk, Russia

*Corresponding author: Kosykh Valeriy P., e-mail: kosych@iae.nsk.su*Received March 04, 2022, accepted April 05, 2022.***Abstract**

Purpose. In the problems of detecting and tracking moving objects in a sequence of images, the background is often represented by a collection of randomly located areas of different textures. Matched filtering in this case does not allow reliably detecting objects with amplitude of the order of the background level. The method of inter-frame processing developed earlier by the authors provides background suppression, but does not completely solve the problem. Its development requires a model of a spatially non-stationary background. The paper addresses this issue.

Methodology. The background model is formed as an applicative mixture of components that are realizations of spatially stationary random processes. Autocorrelation functions (ACF) are a Gaussian or exponential ellipse modulated by a harmonic function. Let $N(x, y)$ stands as uncorrelated, centered, normally distributed noise, and $K(\tau_x, \tau_y)$ to be a given ACF. The signal obtained by filtering of $N(x, y)$ by a linear filter with a frequency response equal to the square root of the Fourier transform of $K(\tau_x, \tau_y)$ has its ACF $K(\tau_x, \tau_y)$. To model a background, one needs having at least two such signals with different ACFs. Their random location on the frame is provided by a binary mask, which is also constructed by filtering a random field. The model provides the formation of images of a dynamic background, for which an independent transformation of its components is carried out by means of an affine transformation.

Findings. The model is implemented in Matlab and C++ software environments. The images obtained are visually similar to aerial photographs of the Earth's surface through the cloud layer. The standard deviation between the ACF of the background component and its estimate for ten thousand implementations was 4%. On a personal computer, the generation of an image of one component with a size of 1024×1024 pixels is performed in 0.065 seconds.

Originality. A simulation model of a spatially non-stationary random dynamic multicomponent background is proposed. Its main purpose is to test algorithms for detecting and tracking small-sized, low-contrast objects in a changing environment. The computational experiment showed the adequacy of the model and the high speed of its execution.

Keywords: spatially inhomogeneous background, stationary random process, autocorrelation function, linear filter.

Citation: Gromilin G.I., Kosykh V.P., Likhachev A.V., Shakenov A.K. Modelling of a random spatially inhomogeneous dynamic background on halftone images. Computational Technologies. 2022; 27(3):6–15. DOI:10.25743/ICT.2022.27.3.002. (In Russ.)

Acknowledgements. The work was supported by the Russian Ministry of Education and Science (project 121022000116-0).

References

1. **Pratt W.K.** Digital image processing. N.Y.: Wiley; 1978: 750.
2. **Huang T.S., Yang G.J., Tang G.Y.** A fast two-dimensional median filtering algorithm. IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing. 1979; 27(1):13–18. DOI:10.1109/TASSP.1979.1163188.
3. **Tomasi C., Manduchi R.** Bilateral filtering for gray and color images. Proceedings of the 1998 IEEE International Conference on Computer Vision. Bombay; 1998: 839–846.
4. **Buades A., Morel J.M.** A non-local algorithm for image denoising. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2005; 2(7):60–65.
5. **Likhachev A.V.** Modified method for detection small structures in noisy images. Optoelectronics, Instrumentation and Data Processing. 2019; 55(6):580–586. DOI:10.3103/S8756699019060074.
6. **Bernstein A.V., Kuleshov A.P.** Optimal filtering of a random background in image processing problems. Problems of Information Transmission. 2008; 44(3):233–242. DOI:10.1134/S003294600803006X.
7. **Tartakovsky A., Brown J.** Adaptive spatial-temporal filtering methods for clutter removal and target tracking. IEEE Transactions-AES. 2008; 44(4):1522–1537. DOI:10.1109/TAES.2008.4667727.
8. **Jin L., Hong-Bing J.** Improved background prediction algorithm for IR small targets detection. Proceedings of 2-nd International Congress on Image and Signal Processing (CISP 2009). China, Tianjin; 2009: 3363–3367. DOI:10.1109/CISP.2009.5301700.
9. **Muraviev V.S., Muraviev S.I.** An adaptive algorithm of aerial object extraction and detection on images. Information and Control Systems. 2011; (5):8–11. (In Russ.)
10. **Tartakovsky A.G., Brown A.P., Brown J.** Nonstationary EO/IR clutter suppression and dim object tracking. Proceedings of the 2010 Advanced Maui Optical and Space Surveillance Technologies (AMOS) Conference. Maui, Hawaii, September 14–17, 2010. Available at: <https://amostech.com/2010-technical-papers> (accessed 19.04.2019).
11. **Kirichuk V.S., Kosykh V.P., Popov S.A., Sinel'shchikov V.V.** Suppression of a quasistationary background in a sequence of images by means of interframe processing. Optoelectronics, Instrumentation and Data Processing. 2014; 50(2):109–117. DOI:10.3103/S8756699014020010.
12. **Gromilin G.I., Kosykh V.P., Popov S.A., Streltsov V.A.** Suppression of the background with drastic brightness jumps in a sequence of images of dynamic small-size objects. Optoelectronics, Instrumentation and Data Processing. 2019; 55(3):213–221. DOI:10.3103/S8756699019030014.
13. **Astafurov V.G., Kur'yanovich K.V., Skorokhodov A.V.** A statistical model for describing the texture of cloud cover images from satellite data. Russian Meteorology and Hydrology. 2017; 42(4):248–257. DOI:10.3103/S1068373917040057.
14. **Grudin B.N., Plotnikov V.S., Smol'yaninov N.A.** Modeling images with specified fractal characteristics. Optoelectronics, Instrumentation and Data Processing. 2010; 46(3):215–221. DOI:10.3103/S8756699010030027.
15. **Palagin Yu.I., Fedotov S.V., Shalygin A.S.** Mathematical modelling of inhomogeneous random fields and nonstationary processes. Avtomatika i Telemekhanika. 1986; (4):56–67. (In Russ.)
16. **Levin B.R.** Teoreticheskie osnovy statisticheskoy radiotekhniki [Theoretical foundations of statistical radio engineering]. Moscow: Sovetskoe radio; 1969: 751. (In Russ.)