

Р. Н. Кветный, д. т. н., проф.; О. Ю. Буняк

РАСПОЗНАВАНИЕ ОБЪЕКТОВ НА ДИНАМИЧЕСКОМ ФОНЕ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МОДЕЛЕЙ ДВУХМЕРНОГО ПРЕДСКАЗАНИЯ С КВАДРАТИЧЕСКОЙ НЕЛИНЕЙНОСТЬЮ

В работе исследован метод определения объектов на динамическом фоне. Для моделирования динамического фона в виде сигнала, который изменяется во времени или пространстве, используются модели стохастического, линейного и нелинейного предсказания. Наибольшее качество определения объекта получено с помощью упрощенной нелинейной модели в виде суммы линейных и квадратичных составных сигнала. Исследовано влияние выбора порядка модели, размера опорной области и предельного значения при отборе сигнала объекта.

***Ключевые слова:** распознавание объектов, стохастическое, линейное и нелинейное предсказание, модели авторегрессии.*

Введение

Задача выявления и распознавание объектов на динамическом фоне требует разработки методов и алгоритмов соответственно каждой конкретной ситуации. В данной работе под динамическим фоном мы имеем в виду поверхность, которая изменяется во времени и пространстве, а также характеризуется определенной повторяемостью, например, морская и речная поверхности. Распознавание на таких поверхностях посторонних объектов касается служб охраны и спасения, мониторинга экологии и фауны. Поскольку поверхность, например, моря, может быть довольно большой, то контролировать ее можно с помощью технических средств. Для этого нужно выявлять и регистрировать инородные тела с помощью информационных систем на основе камер наблюдений и средств обработки данных. Трудность, которая возникает в процессе распознавания объектов изображения, – это потеря четкости и качества изображения, появление размытых краев и дополнительных шумов. Поэтому очевидной есть необходимость создания новых и усовершенствование старых методов распознавания объектов.

Анализ последних исследований

Проблема распознавания объектов близка проблеме выявления дефектов и коррекции изображений, а также определению контуров изображений [1]. Этим темам посвящено большое количество публикаций, где рассматривают применение различных методов в зависимости от типа изображений. Для определения контуров изображений используют статистический анализ фрагментов изображения и их взаимную корреляцию с целью нахождения скачкообразных изменений цвета и освещенности [1 – 4]. Большая группа методов основана на использовании математических моделей, которые образуют определенное взаимодействие между отдельными пикселями или фрагментами изображений [5 – 11]. При этом используют аналогию между динамикой изображений и физическими процессами, например, диффузии [5]. Для решения некоторых задач используют стохастические модели [6], в том числе и на основе марковских процессов [8], фрактальные методы. Также для решения задач распознавания объектов довольно часто применяются разные методы фильтрации, например, с помощью инверсных фильтров и фильтров Винера [12, 13].

Цель исследования

Цель исследований, которые представлены в данной работе, это повышение точности распознавания объектов на динамическом фоне с помощью моделей, которые отображают свойства фона.

Постановка задачи

Анализ методов обработки изображений показывает, что определение объектов на динамическом фоне можно выполнить, создав модель фонового изображения и с ее помощью изъять фон, оставив те объекты, которые не удовлетворяют критерий качества модели. Важной характеристикой динамического фона является повторяемость, поэтому в качестве модели можно применить двухмерную модель авторегрессии. Она объединяет в себе как динамические характеристики, поскольку может характеризовать спектр собственных колебаний динамического объекта, так и стохастические свойства, потому что включает инновационный шум. В обработке изображений используют линейную модель авторегрессии [9, 10]:

$$u_{i,j} = - \sum_{m,n=0(m,n \neq 0)}^{P,Q} a_{m,n} u_{i-m,j-n} + \varepsilon_{i,j}, \quad (1)$$

где $u_{i,j}$ – отсчеты сигнала изображения, $a_{m,n}$ – коэффициенты линейного предсказания, $\varepsilon_{i,j}$ – отсчеты шума, P, Q – параметры, которые задают порядок модели условно по координатам OX, OY . Используют также нелинейную модель второго порядка [6, 10, 11]:

$$u_{i,j} = - \sum_{m,n=0(m,n \neq 0)}^{P,Q} a_{m,n} u_{i-m,j-n} - \sum_{k,l=0(k,l \neq 0)}^{L,M} \sum_{m,n=0(m,n \neq 0)}^{L,M} b_{k,l,m,n} u_{i-k,j-l} u_{i-m,j-n} + \varepsilon_{i,j}, \quad (2)$$

где $b_{m,n}$, L, M – коэффициенты и порядок нелинейной составляющей.

На примере изображения, которое представлено на рис.1, исследованы использования моделей (1) и (2) для определения модели фона – волн речной воды и выделения объектов – листков лилии, а также три группы испорченных пикселей камеры. При этом величину погрешности используем одновременно как критерий качества модели и как критерий отбора отсчетов изображения искомым объектам. Качество моделей (1), (2) сравним со стохастической моделью фона.



Рис. 1. Фрагмент изображения

Исследование моделей фона при определении объектов

Изображение представлено тремя матрицами размером $N_x \times N_y$, каждая из которых представляет одну составную цвета. В базовой области размером $n_x \times n_y$ каждой матрицы, которая свободна от посторонних объектов, создавалась модель фона. Далее путем сравнения модели и изображения определялись объекты.

Простейшую модель фона представляет гауссовский шум с некоторым средним значением и дисперсией. Модель характеризуют среднее значение m и дисперсия σ в базовой области. Данные параметры легко определить с помощью известных методов [14]. Максимальное отклонение сигнала модели примем как 2σ , поэтому в качестве минимального порогового значения величины отклонения примем величину 3σ . Алгоритм создания изображения объекта следующий:

$$\text{if } \text{abs}(u_{i,j} - m) > 3\sigma \text{ then } v_{i,j} = u_{i,j} \text{ else } v_{i,j} = 0,$$

где $u_{i,j}$ – элементы матрицы изображения, $v_{i,j}$ – элементы матрицы изображения объектов. Результат работы модели представлен на рис. 2. Размеры матриц изображения составляют 600×600 , размер базовой области 80×80 . Как видно из рисунка данная модель допускает высокий уровень шума погрешности. Уменьшить погрешность можно увеличив пороговое значение отбора, но, как показали многочисленные эксперименты, в этом случае теряется качество изображения объектов. Таким образом, стохастическая модель плохо аппроксимирует фоновый сигнал и не способна полностью отделить искомый объект от фона. Улучшить стохастическую модель можно увеличив базовую область, но в этом случае можно затронуть объекты и сместить статистические параметры.

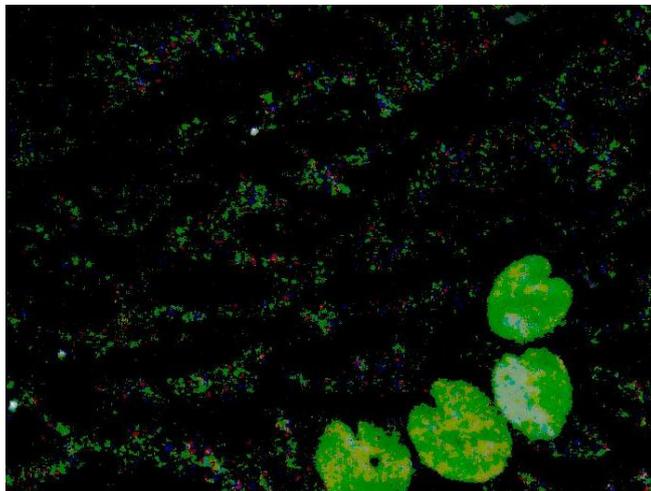


Рис. 2. Определение объектов с помощью стохастической модели

Определение объектов изображения с помощью моделей (1), (2) выполнено с помощью следующей последовательности операций. Модель фона, равно как и в случае стохастической модели, создавалась в базовой области размером $n_x \times n_y$. Порядок модели был определен с помощью метода [15] путем анализа корреляционных свойств сигнала изображения опорной области по отдельности по координатам OX , OY , он составил $P, Q = 8$. Параметры порядка нелинейной модели выбраны так, чтобы по объему она была эквивалентна линейной, то есть $L, M = 2$. Параметры моделей (1) и (2) определены по методу наименьших квадратов с использованием псевдоинверсии с помощью сингулярного разложения, так как система уравнений (1) и (2), составленная для базовой области является недоопределенной и с точки зрения математики некорректной [14]. С помощью модели на множестве отсчетов базовой области была определена максимальная погрешность модели ε_{\max} и среднеквадратическое значение погрешности σ .

Согласно уравнениям (1) и (2) определены оценки значения сигнала изображения по всему множеству отсчетов в отдельности по каждой из трех составных цвета. При этом

сформированы матрицы изображения объектов поиска на основе матрицы изображение фона по следующему условию:

$$\text{if } \text{abs}(\tilde{u}_{i,j} - u_{i,j}) > \varepsilon_{thr} \text{ then } v_{i,j} = u_{i,j} \text{ else } v_{i,j} = 0,$$

где $\tilde{u}_{i,j}$ – оценки элементов изображения за моделью (1) или (2). В качестве граничного значения ε_{thr} было использовано ε_{\max} , $\sqrt{2\sigma^2}$ и 2σ .

В результате вычислительных экспериментов установлено, что линейная модель (1) аппроксимирует фоновый сигнал с высокой точностью (соотношение сигнала и шума погрешности $SNR > 100 \text{ dB}$), но не способна определить разницу между фоном и объектом. Причиной этого является то, что линейная модель нечувствительна к смещению сигнала на постоянную величину. Именно смещением в освещенности отличается объект от фона. Линейная модель позволяет определить только контуры объектов.

Нелинейная модель (2) аппроксимирует сигнал фона с точностью $SNR \approx 70 \text{ dB}$, позволяет выделить объекты с качеством, которое не выше стохастической модели. Поскольку качество определения зависит от нелинейной составной, то усилить её роль и вместе с тем не увеличить сложность модели можно путем использования только квадратичных составных, но при этом порядок нелинейной составной выбрать аналогичным линейной. Такую квадратичную модель можно представить как

$$u_{i,j} = - \sum_{m,n=0}^{P,Q} (m,n \neq 0) (a_{m,n} u_{i-m,j-n} + b_{m,n} u_{i-m,j-n}^2) + \varepsilon_{i,j} \quad (3)$$

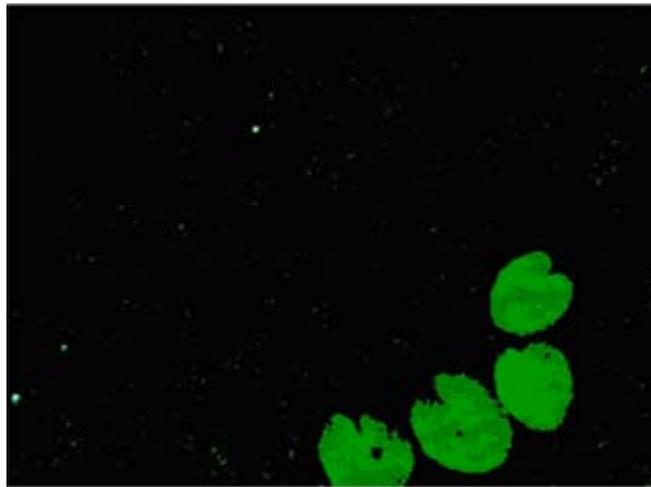


Рис. 3. Определение объектов с помощью квадратичной модели

Как показали многочисленные эксперименты, данная модель аппроксимирует фоновый сигнал с точностью нелинейной модели (2), но она дала значительно лучший результат по определению объектов, которые представлены на рис. 3. Как свидетельствует рисунок, четко выделены как большие объекты (листки), так и те, что составляют всего несколько пикселей.

Выводы

Исследовано влияние выбора порядка модели, размера опорной области и предельного значения при отборе сигнала объекта. За проведенными вычислительными экспериментами приходим следующим выводам:

- с уменьшением порядка или опорной области квадратической модели увеличивается ее чувствительность, но вместе с тем и ухудшается качество конечного изображения, в

некоторых случаях его можно улучшить фильтрацией;

- при увеличении порядка или опорной области становится меньше чувствительность модели, которая может привести к потере контуров искомого объекта;

- наилучшие результаты получены при предельном значении $\sqrt{2\sigma^2}$.

В работе исследованы применение стохастической, линейной и нелинейных моделей предсказания сигнала фонового изображения в виде уравнений для определения объектов. Показано, что лучше всего отображает изменение в динамике сигнала изображения квадратическая модель (3). Метод позволяет получить изображение с четкими границами и без размытых краев. Данную модель можно использовать для определения объектов любого размера.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Хорн Б.К.П. Зрение роботов: Пер. с англ. – М.: Мир, 1989. – 487 с.
2. Criffith A.K. Edge Detection in Simple Scenes Using A Priori Information // IEEE Trans. On Computers. – 1971. – V. –22. – № 5. – P. 551 – 561.
3. Wei G.W., Jia Y. Q. Synchronization-based image edge detection // Europhysics Letters. – 2002. – V. 59. – № 6. – P.814 – 819.
4. Johnson R. P. Contrast based edge detection // Pattern Recognition. – 1990. – V. 23. – № 3 – 4. – P. 311 – 318.
5. Deng G., Pinoli J.-C. Differentiation-based edge detection using the logarithmic image processing model // Journal of Mathematical Imaging and Vision. – 1998. – V. 8. – № 2. – P. 161 – 180.
6. Demoment G. Image reconstruction and restoration: overview of common estimation structures and problems // IEEE Trans. – 1989. – V. ASSP-37. – № 12. – P. 2024 – 2036.
7. Yuhui Sun, PeiruWu, Wei G.W. Evolution-Operator-Based Single-Step Method for Image Processing // International Journal of Biomedical Imaging Volume. – 2006. – Article ID 83847. – P. 1 – 27.
8. Charbonnier P., Blanc-Feraud L., Barlaud M. Noisy image restoration using multi resolution Markov random fields // Journal of Visual Communication and Image Representation. – 1992. – V. 3. – № 4. – P. 338 – 346.
9. Marzetta T.M. TwoDimensional Linear Prediction: Autocorrelation Arrays, Minimum Phase Error Filters, and Reflection Coefficient Arrays // IEEE Trans. – 1980. – V. ASSP-28. – № 4. – P. 725 – 733.
10. Goh W.B., Chong M.N., Kalra S. A Bi-Directional 3D AR Model Approach to Motion Picture Restoration // IEEE Int. Conf. on Acoustics, Speech & Signal Processing. – May 1996. – P. 2277 – 2280.
11. Kokaram A.C., Morris R.D., Fitzgerald P.J. Interpolation of Missing Data in Image Sequences // IEEE Trans. Image Proc. – 1995. – V. 4. – № 11. – P. 1509 – 1519.
12. Price P J Voice Source Characteristics: Inverse Filtering Results // Journal of Speech Communications. – 1989. – 8:3:261 – 277.
13. Image Processing Toolbox For Use with Matlab, User's Guide. Version 3. – The Math Works Inc., 2004. – 775p.
14. Марпл-мл. С.Л. Цифровой спектральный анализ и его приложения: Пер. с англ. – М.: Мир, 1990. – 584 с.
15. Кветний Р.Н., Буняк Ю.А. Кореляційний метод визначення оптимального порядку моделі авторегресії // Вісник Вінницького політехнічного інституту. – 2005. – № 2. – С. 20 – 22.

Кветний Роман Наумович – заведуючий кафедри;

Буняк Ольга Юрьевна – магістрант кафедри.

Кафедра автоматки и информационно-измерительной техники, Винницкий национальный технический университет