

УДК 519.673



ПОИСК ИЗМЕНЕНИЯ СЦЕН В ВИДЕОДАНЫХ НА БАЗЕ АНАЛИЗА РЕЗУЛЬТАТОВ СЕГМЕНТАЦИИ

С.В. Машталир¹, С.В. Постульга², К.С. Щербинин³^{1, 2, 3} ХНУРЭ, г. Харьков, Украина, mashtalir_s@kture.kharkov.ua

Рассмотрена задача обнаружения изменения характеристик временных рядов на примере видеоданных при помощи анализа главных компонент, проводившегося на результатах сегментации исходных видеоданных алгоритмом JSeg. Анализ главных компонент проводился с помощью преобразования Карунена-Лоева. Также рассмотрено влияние параметров JSeg на отслеживание изменений свойств рядов.

МНОГОМЕРНЫЕ ВРЕМЕННЫЕ РЯДЫ, ПРЕОБРАЗОВАНИЕ КАРУНЕНА-ЛОЕВА, ВИДЕОДАНЫЕ

Введение

Обнаружение изменения свойств временных рядов и их сегментации достаточно давно привлекает внимание исследователей [1–5], а для ее решения к настоящему времени сложился ряд относительно независимых подходов, среди которых, в первую очередь, необходимо отметить статистический (корреляционный, спектральный, регрессионный анализы), адаптивный (экспоненциальное сглаживание, анализ следящего сигнала) и основанный на методах классификации (кластеризация, сегментация). И если для одномерных рядов разработаны достаточно эффективные алгоритмы анализа [1–4], результаты, относящиеся к многомерным последовательностям, которыми в целом и являются видеоданные, значительно скромнее [5]. Вместе с тем, в важных приложениях, связанных с контролем производственных процессов, биоинформатикой, распознаванием образов, медицинской диагностикой, телеметрией и, особенно, с обработкой видео сигналов приходится иметь дело с многомерными сигналами и необходимостью их анализа. В связи с этим можно говорить о такой важнейшей задаче, как разбиение временных рядов на относительно однородные сегменты и обнаружение момента перехода от одного сегмента к другому.

Поскольку многомерные временные ряды, а особенно видеоданные, как правило содержат избыточную информацию, их анализ может осуществляться на основе контроля некоторых обобщенных характеристик, таких, как спектры, корреляционные функции, главные компоненты и тому подобное.

Задача радикально усложняется в случае, когда объем выборки N не фиксирован, количество сегментов s априори неизвестно, а сами данные $x(k)$ поступают на обработку последовательно в реальном времени. Именно такая ситуация наиболее характерна в задачах мониторинга реально функционирующих объектов управления, оперативной медицинской диагностики, обработки видео сигналов. Здесь на первый план выступает уже

не собственно сегментация, а последовательное обнаружение моментов изменения свойств многомерного сигнала. Таким образом, мы приходим к тому, что существует необходимость анализа видеоданных (многомерных временных рядов) с целью выявления изменений сцены, то есть изменения свойств. Одним из подходов, позволяющих решить данную задачу, является подход, основанный на переходе к одномерным временным рядам при помощи анализа главных компонент. Следовательно, **целью данной работы** является разработка и реализация метода обнаружения изменений свойств многомерных временных рядов при помощи нейронных сетей, что может быть использовано для поиска моментов изменения сцен и обнаружения ключевых кадров, а именно метода главных компонент. Следует отметить, что в качестве начальной информации для анализа мы берем результаты сегментации исходных видеоданных.

1. Обнаружение изменения свойств многомерных временных рядов на основе анализа главных компонент

Важной проблемой при анализе больших массивов (как по объему, так и по размерности) наблюдений, заданных в форме временных рядов, является задача их сжатия с целью выделения латентных факторов, определяющих внутреннюю структуру контролируемого сигнала, что в конечном итоге преследует цель сделать исходный временной ряд более просто интерпретируемым с точки зрения обнаружения изменений свойств.

Одним из наиболее эффективных подходов к решению этой задачи является аппарат факторного анализа [6], в рамках которого широкое распространение получил метод главных компонент, особенно в задачах распознавания образов, обработки изображений, спектрального анализа и тому подобного и известного еще как преобразование Карунена-Лоева.

Исходной информацией для анализа является $k \times n$ матрица наблюдений

$$X = \begin{pmatrix} x_1(1) & x_2(1) & \dots & x_n(1) \\ x_1(2) & x_2(2) & \dots & x_n(2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_1(u) & x_2(u) & \dots & x_n(u) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_1(k) & x_2(k) & \dots & x_n(k) \end{pmatrix}, \quad (1)$$

образованная массивом из k n -мерных векторов наблюдений $x(u) = (x_1(u), x_2(u), \dots, x_n(u))^T$, и ее корреляционная ($n \times n$) матрица вида

$$R(k) = \frac{1}{k} \sum_{u=1}^k (x(u) - \bar{x})(x(u) - \bar{x})^T = \frac{1}{k} \sum_{u=1}^k x^C(u) x^{CT}(u),$$

где $x^C(u) = x(u) - \bar{x}$ центрированные относительно среднего исходные данные.

Метод главных компонент состоит в проецировании наблюдаемых исходных данных из исходного n -мерного пространства в m -мерное ($n > m \geq 1$) выходное и сводится к нахождению системы w^1, w^2, \dots, w^m ортогональных собственных векторов матрицы $R(k)$ таких, что $w^1 = (w_1^1, w_2^1, \dots, w_n^1)^T$ соответствует наибольшему собственному значению λ матрицы $R(k)$, $w^2 = (w_1^2, w_2^2, \dots, w_n^2)^T$ – второму по величине собственному значению λ и так далее. Иначе говоря, речь идет об отыскании решения матричного уравнения

$$(R(k) - \lambda_l I) w^l = 0$$

такого, что $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_n \geq 0$ и $\|w^l\|^2 = 1$.

Таким образом, в алгебраических терминах решение этой задачи тесно связано с проблемой собственных значений и нахождения ранга корреляционной матрицы; в геометрическом смысле – это задача перехода в пространство более низкой размерности с минимальной потерей информации; в статистическом смысле – это задача нахождения множества ортонормальных векторов в пространстве входов, принимающих на себя максимальную вариацию данных, и, наконец, в алгоритмическом смысле – это задача последовательного определения (выделения) множества собственных векторов w^1, w^2, \dots, w^m путем оптимизации каждого из локальных функционалов, образующих глобальный критерий

$$I_w(k) = \frac{1}{k} \sum_{l=1}^m \sum_{u=1}^k (x^{CT}(u) w^l)^2$$

при ограничениях

$$\begin{cases} w^{lT} w^p = 0, \text{ при } l \neq p \\ w^{lT} w^p = 1. \end{cases}$$

Первая главная компонента, несущая максимум информации о контролируемом сигнале, может быть найдена путем максимизации локального критерия

$$I_w^1(k) = \frac{1}{k} \sum_{u=1}^k (x^C(u) w^1)^2$$

с помощью стандартного метода неопределенных множителей Лагранжа.

Далее из каждого вектора $x^C(u)$ вычитается его проекция на первую главную компоненту и вычисляется первая главная компонента остатков, являющаяся второй главной компонентой исходных данных и ортонормальная к первой.

Третья главная компонента вычисляется путем проектирования каждого исходного вектора на первую и вторую главные компоненты, вычитание этой проекции из каждого $x^C(u)$ и нахождения первой главной компоненты полученных остатков, являющейся третьей компонентой исходных данных. Остальные главные компоненты вычисляются рекурсивно согласно описанной стратегии.

К настоящему времени разработано достаточно развитое математическое и программное обеспечение для реализации преобразования Карунена-Лоева, объединение одним общим недостатков: необходимостью априорного задания матрицы X фиксированной размерности. Если же данные поступают последовательно в реальном времени, стандартные процедуры факторного анализа становятся неработоспособными.

В связи с этим целесообразно использование рекуррентных процедур реального времени для нахождения собственных векторов матрицы $R(k)$ путем последовательной обработки наблюдений многомерного временного ряда $x(1), x(2), \dots, x(k), x(k+1) \dots$ без вычисления самой корреляционной матрицы.

В [7] описан искусственный нейрон на основе адаптивного линейного ассоциатора для вычисления первой главной компоненты в реальном времени. На рис. 1 произведена схема этого нейрона, модифицированная для решения задачи обнаружения изменения свойств в многомерном сигнале на основе анализа главной компоненты.

Для предварительно центрированных данных алгоритм обучения имеет вид

$$\begin{cases} w^1(k+1) = w^1(k) + \eta(k+1)(x(k+1) - y(k)w^1(k))y(k+1), \\ y(k+1) = x^T(k+1)w^1(k), w^1(0) \neq 0, y'(1) = x^T(1)w^1(0), \end{cases} \quad (2)$$

где $\eta(k+1)$ – параметр шага настройки, выбираемый достаточно малым для обеспечения устойчивой работы алгоритма. Алгоритм (2) обеспечивает нормирование вектора $w^1(k)$

$$\|w^1(k)\|^2 = 1,$$

сам вектор $w^1(k)$ является собственным вектором матрицы $R(k)$, соответствующим максимальному собственному значению, а выходной сигнал $y(k)$ характеризуется максимально возможной диспер-

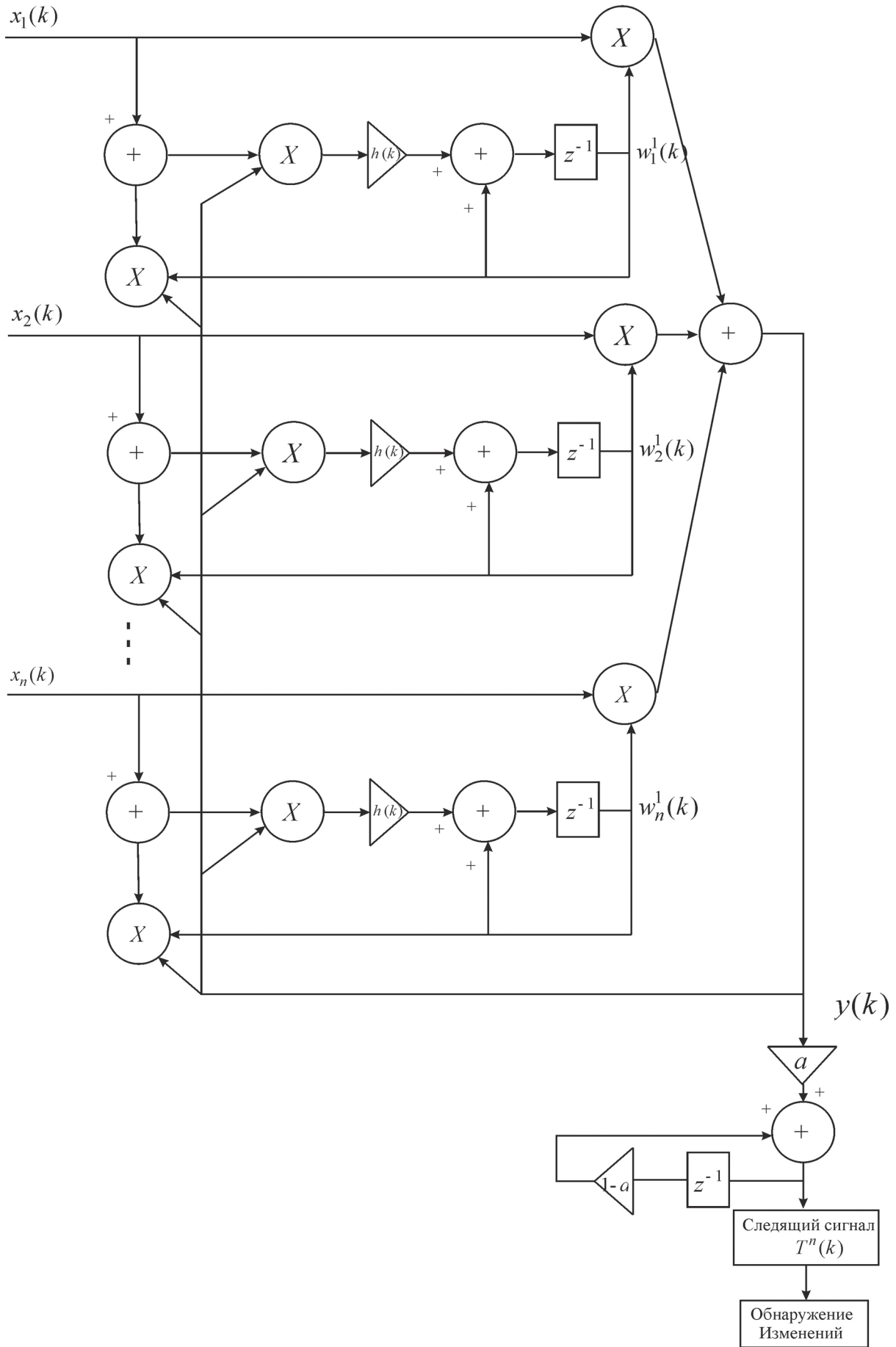


Рис. 1. Модифицированный нейрон для обнаружения изменения свойств главной компоненты многомерного временного ряда

сией, то есть содержит максимум информации о многомерном входном сигнале $x(k)$.

Таким образом, в результате преобразований получаем одномерный временной ряд, проанализировать который уже значительно легче.

2. Результаты эксперимента

В качестве исходных данных был взят небольшой видеофрагмент из 550 кадров. На начальном этапе было необходимо получить результаты сегментации исходных данных. В качестве алгоритма сегментации был выбран JSeg, и проведена сегментация с различными параметрами чувствительности (Scales, Quantresh, Merge), для того чтобы определить насколько влияют эти настраиваемые параметры на общие результаты обнаружения изменения свойств многомерного временного ряда. Пример исходного изображения и результаты его сегментации приведены на рис. 2.



Рис. 2. Пример исходного кадра и результаты его сегментации

Далее для формирования матрицы (1) для каждого сегмента каждого кадра был найден ряд характеристик, таких как площадь сегментов, их периметр, площадь описанной окружности, угол наклона сегмента, характеристик на базе вписанных и описанных эллипсов и так далее [8].

Общее число параметров равно 11. Таким образом, для каждого кадра мы получили матрицу размерности $k \times n$, где k – число сегментов, а n – число находимых характеристик.

После произведенных преобразований были построены графики изменения свойств ряда на различных параметрах сегментации (рис. 3). Scales менялся от 1 до 3, Quantresh в двух случаях равен 200 и в одном 600, а Merge был неизменным и равнялся 0,2. Как видно на представленном графике в районе диапазона кадров 40–60, было явное изменение характеристик. В действительности в это время появился посторонний объект, который, пробыв некоторое время в кадре, исчез. Также следует отметить общую тенденцию всех трендов к уменьшению полученных значений, которое происходило примерно с 250 кадра и достаточно резко прекратилось, что привело к возвращению значений на привычный уровень примерно в районе 310 кадра. В действительности в диапазоне от 25 до 310 в кадре по его краю образовалась новая область, которая постепенно увеличивалась из-за плавного изменения положения камеры. Резкое же возвращение произошло из-за практически мгновенного изменения положения видеокамеры, и, соответственно, резкого пропадания данной области из поля зрения. Таким образом, видно, что за время анализа произошло как минимум два изменения сцены в указанных выше диапазонах, и мы можем указать границы этих диапазонов как ключевые кадры для дальнейшего облечения их поиска и анализа.

Выводы

Таким образом, можно сделать вывод о том, что в результате данной работы промоделирован подход, позволяющий отслеживать изменения свойств многомерных временных рядов на базе метода главных компонент, что позволяет выявлять моменты изменения сцены и отмечать отдельные кадры в качестве ключевых. Следует отметить, что

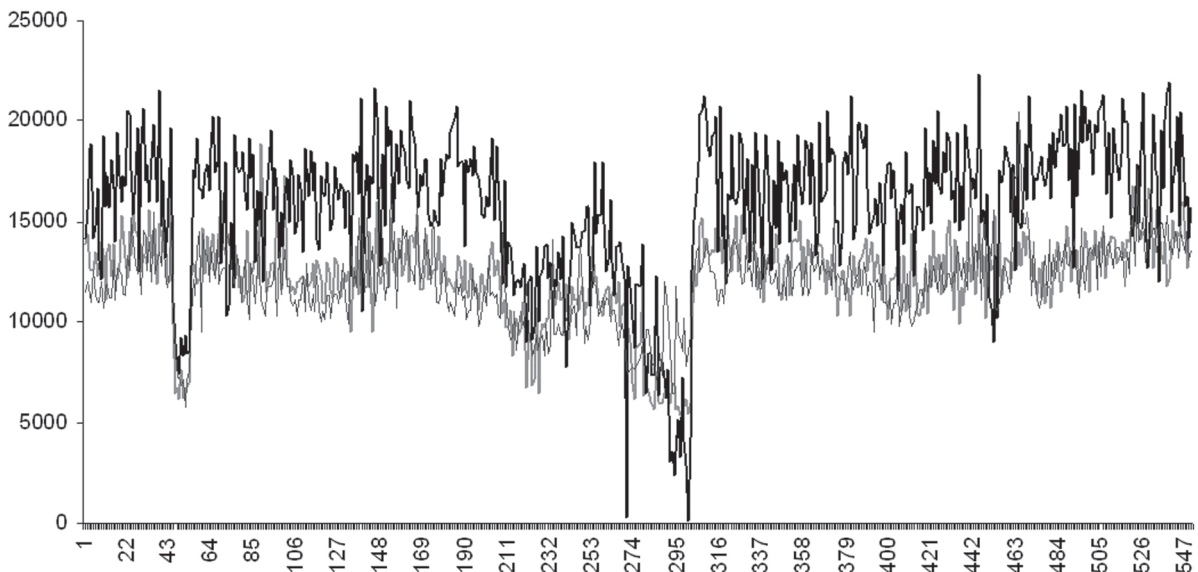


Рис. 3. Результаты эксперимента с различными параметрами сегментации

параметры сегментации, используемые в JSeg, оказывают влияние на разброс значений, но видно, что общий тренд соблюдается для всех параметров. При этом следует отметить, что небольшие изменения, которые происходили практически на протяжении всего видеофрагмента, не захватывались, то есть данный подход применим только в случае явных изменений сцены, в остальных ситуациях, то есть когда нужно отследить именно мелкие изменения, данный подход может дать весьма неоднозначные результаты. В дальнейшем планируются исследования, касающиеся повышения быстродействия и устойчивости к помехам для данного подхода.

Список литературы: 1. *Ширлев, А.Н.* Статистический последовательный анализ [Текст] / А.Н. Ширлев. – Москва: Наука, 1976. – 272 с. 2. *Никифоров, И.В.* Последовательное обнаружение изменения свойств временных рядов [Текст] / И.В. Никифоров. – Москва: Наука, 1983. – 198 с. 3. *Бассвиль, М.* Обнаружение изменений свойств сигналов и динамических систем [Текст] / М. Бассвиль, А. Вилски, А. Банвенист и др. – М: Мир, 1989. – 278 с. 4. *Гребенюк, Е.А.* Методы анализа нестационарных временных рядов с неявными изменениями свойств [Текст] / Е.А. Гребенюк // Автоматика и телемеханика. – 2005. – №12. – С. 3-30. 5. *Маликаускас, В.* Оценка моментов изменения свойств многомерных случайных последовательностей [Текст] / В. Маликаускас // Статистические проблемы управления. – 1988. – Вып.83. – С. 199-204. 6. *Иберла К.* Факторный анализ / К. Иберла. – Москва: Статистика, 1980. – 398 с.

7. *Cichocki A., Unberhauen R.* Neural Networks for Optimization and Signal Processing. – Stuttgart: Teubner, 1993. – 526 p. 8. *V. Kindratenko,* “Development and Application of Image Analysis Techniques for Identification and Classification of Microscopic Particles”, Ph.D. Thesis, University of Antwerp, Belgium, 1997.

Поступила в редколлегию 19.03.2010 г.

УДК 519.673

Пошук змін в відеоданих за допомогою аналізу результатів сегментації / С.В. Машталір, С.В. Постульга, К.С. Щербінін // Біоніка інтелекту: наук.-техн. журнал. – 2010. – № 1 (72). – С. 65–69.

В роботі запропоновано та проаналізовано підхід до виявлення змін багатовимірних часових рядів на прикладі обробки результатів сегментації відео даних. Для виявлення змін запропоновано переходити до одновимірних рядів за допомогою перетворення Карунена-Лоева.

Бібліогр.: 8 найм.

UDK 519.673

Changes detection in videodata by result of segmentation analysis / S.V. Mashtalir, S.V. Postulga, K.S. Scherbinin // Bionics of Intelligence: Sci. Mag. – 2010. – № 1 (72). – P. 65–69.

Approach to changes detection in multivariate time-series for example, the processing of video data segmentation, are proposed and analyzed. Conversions to a one-dimensional series by Karhunen-Loev transformation to changes detection are proposed.

Ref.: 8 items.