

## Восстановление искаженных кадров видео

Е.П. Петров<sup>1</sup>, Н.Л. Харина<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Вятский государственный университет, Московская 36, Киров, Россия, 610000

**Аннотация.** При передаче видео по каналам связи могут возникать искажения и потери кадров, которые влияют на качество предоставляемых услуг различными видеосервисами. В работе предлагается метод восстановления частично искаженных кадров видео, основанный использовании статистической избыточности. Метод основан на аппроксимации видео многомерным марковским процессом с дискретными аргументами и предсказании пикселей утраченного блока кадра при известной окрестности и матрице вероятностей перехода. Приведены математическая модель и результаты моделирования, подтверждающие эффективность метода. Предложенный метод не требует вычислительных процедур для своей реализации и может быть использован в режиме on-line за счет возможности распараллеливания процесса обработки.

### 1. Введение

Передача и обработка видео используется в телевизионных и охранных системах, системах видеоконференции и видеосвязи, при использовании видеосервисов в беспроводных сетях и т.д. Однако, существует серьезное препятствие для повседневного широкого использования - качество связи не всегда находится на должном уровне. Пакеты потокового видео теряются при передаче по сети, изменяют порядок следования из-за значительной вариации задержек пакетов. На получаемом видеоизображении появляются множественные артефакты, происходит рассинхронизация потока, что приводит к искажениям изображения, а иногда и к полной остановке воспроизведения видео.

Для решения задачи восстановления частично искаженных кадров видео существует множество подходов, многие из которых базируются на принципах статистического и кластерного анализа [1]. Наиболее известными являются методы на основе определения направления градиента уровня яркости в приграничных областях [2,3], на основе подбора подходящих по структуре блоков для вставки с использованием метода среднеквадратической ошибки [4,5]. В некоторых методах используется определение фокуса для поиска подходящих блоков для вставки [6,7]. Известен метод на основе нейронной сети Кохонена, достоинствами которого является высокая устойчивость к зашумленным данным и низкий коэффициент ошибок [8]. Существует метод поиска блоков для вставки на основе случайных марковских процессов [9]. Однако, из-за сложности реализации такие алгоритмы не подходят для обработки видео в режиме on-line.

В работе предлагается метод восстановления частично искаженных кадров видео, не требующий вычислительных процедур и энергетических ресурсов для своей реализации. Метод основан на использовании статистической избыточности видеопотока. Каждый пиксел кадра цифрового видео имеет наибольшую корреляцию с соседними пикселями по горизонтали и

вертикали (внутрикадровая корреляция) и пикселями соседних кадров (межкадровая корреляция). Для использования внутрикадровой и межкадровой корреляции удобно использовать многомерные марковские процессы с дискретными аргументами.

Для построения математической модели представим видеопоток последовательностью кадров. Каждый пиксел кадра, как правило, представлен 8-ми разрядным числом по каждой из 3 цветовой компоненте. Это позволит разделить кадры видео на двоичные кадры и представить видео как набор последовательностей двоичных кадров. Такое представление позволит упростить математическую модель видео и применить возможности параллельной обработки видеопотока.

## 2. Математическая модель видео

Будем полагать, что каждый битовый поток аппроксимируется трехмерной цепью Маркова с двумя состояниями с вектором вероятностей начальных состояний  $P = [p_1 \ p_2]^T$  и матрицами вероятностей переходов (МВП)  ${}^1\Pi$ ,  ${}^2\Pi$  и  ${}^4\Pi$  из состояния  $M_i$  в соседнее состояние  $M_j$  ( $i, j \in N$ ) по горизонтали, вертикали и между кадрами, соответственно [10]:

$${}^1\Pi = \begin{bmatrix} {}^1\pi_{11} & {}^1\pi_{12} \\ {}^1\pi_{21} & {}^1\pi_{22} \end{bmatrix}, \quad {}^2\Pi = \begin{bmatrix} {}^2\pi_{11} & {}^2\pi_{12} \\ {}^2\pi_{21} & {}^2\pi_{22} \end{bmatrix}, \quad {}^4\Pi = \begin{bmatrix} {}^4\pi_{11} & {}^4\pi_{12} \\ {}^4\pi_{21} & {}^4\pi_{22} \end{bmatrix}. \quad (1)$$

Математическая модель битового потока представлена на рис.1 [10].

Состояние элемента  $v_4$  зависит только от известных элементов некоторого подмножества  $\Lambda_{i,j,k}$  называемого окрестностью элемента. Лучшим образом удовлетворяющее условию каузальности является конфигурация окрестности (рис. 2)

$$\Lambda_{i,j,k} = \{v_1, v_2, v_3, v'_1, v'_2, v'_3, v_4\} \quad (2)$$

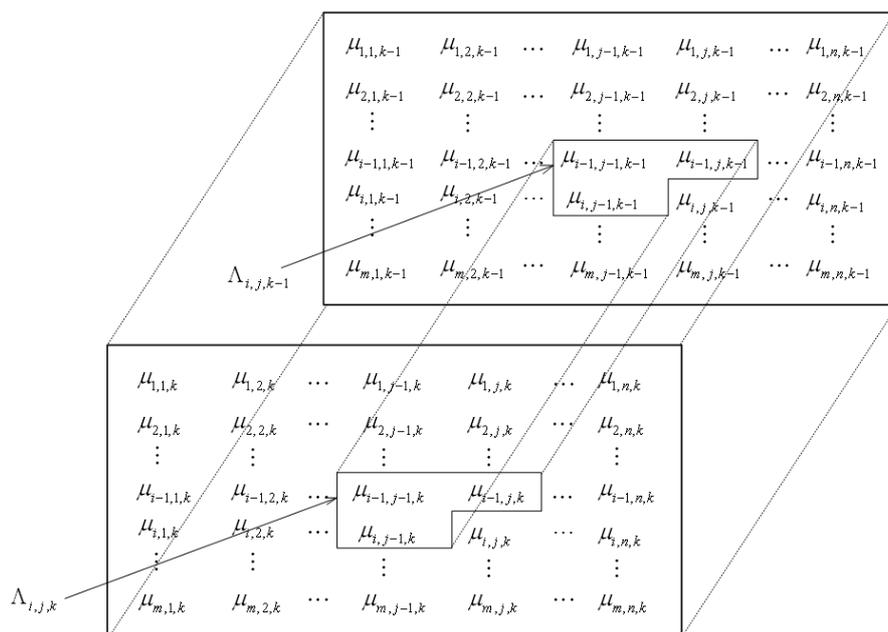
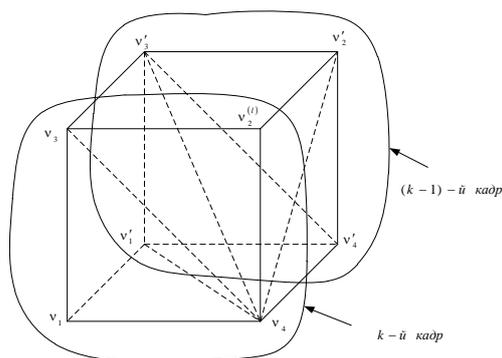


Рисунок 1. Математическая модель битового потока.

Вероятности перехода от состояний элементов  $\Lambda_{i,j,k}$  к состоянию  $v_4$  образуют МВП вида [10]:

$$\Pi = \begin{bmatrix} \pi_{iii} & \pi_{iji} & \pi_{jii} & \pi_{ijj} & \pi_{jij} & \pi_{jji} & \pi_{jji} & \pi_{jji} \\ \pi_{iij} & \pi_{ijj} & \pi_{ijj} & \pi_{ijj} & \pi_{jij} & \pi_{jij} & \pi_{jij} & \pi_{jij} \end{bmatrix} \quad i, j = \overline{1, N} \quad (3)$$



$$\begin{aligned}
 v_1 &= \mu_{i,j-1,k}, & v_1' &= \mu_{i,j-1,k-1}, \\
 v_2 &= v_{i-1,j,k}, & v_2' &= \mu_{i-1,j,k-1}, \\
 v_3 &= \mu_{i-1,j-1,k}, & v_3' &= \mu_{i-1,j-1,k-1}, \\
 v_4 &= \mu_{i,j,k}, & v_4' &= \mu_{i,j,k-1}.
 \end{aligned}$$

**Рисунок 2.** Окружность пикселя  $v_4$ .

При известных матрицах  ${}^1\Pi, {}^2\Pi, {}^4\Pi$  для вычисления элементов матрицы  $\Pi$  (3) необходимо предварительно вычислить матрицы

$$\begin{aligned}
 {}^3\Pi &= {}^1\Pi \cdot {}^2\Pi; & {}^5\Pi &= {}^1\Pi \cdot {}^4\Pi; & {}^6\Pi &= {}^2\Pi \cdot {}^4\Pi; \\
 {}^7\Pi &= {}^3\Pi \cdot {}^4\Pi = {}^1\Pi \cdot {}^2\Pi \cdot {}^4\Pi.
 \end{aligned}
 \tag{4}$$

определяющие статистическую связь элементов окрестности  $\Lambda_{i,j,k}$  с элементом  $v_4$ .

Значения элементов матрицы  $\Pi$  (4) могут быть вычислены следующим образом:

$$\pi_{iiii} = \frac{{}^1\pi_{ii} \cdot {}^2\pi_{ii} \cdot {}^4\pi_{ii} \cdot {}^7\pi_{ii}}{{}^3\pi_{ii} \cdot {}^5\pi_{ii} \cdot {}^6\pi_{ii}}, \quad \pi_{iiij} = \frac{{}^1\pi_{ij} \cdot {}^2\pi_{ij} \cdot {}^4\pi_{ij} \cdot {}^7\pi_{ij}}{{}^3\pi_{ii} \cdot {}^5\pi_{ii} \cdot {}^6\pi_{ii}}
 \tag{5}$$

Приведены выражения для вычисления элементов первого столбца матрицы  $\Pi$ . Вычисление остальных элементов матрицы при различных сочетаниях значений пикселей окрестности  $\Lambda_{i,j,k}$  осуществляется аналогично.

### 3. Описание метода восстановления

Метод восстановления строится на основе представленной математической модели и требует в качестве априорных данных наличие известных матриц вероятностей перехода (1) [11].

Матрицы (1) могут быть вычислены, если известны коэффициенты корреляции по горизонтали, вертикали и между кадрами:

$${}^1\pi_{ii} = \frac{1+r_1^{cop}}{2}, \quad {}^2\pi_{ii} = \frac{1+r_1^{vert}}{2}, \quad {}^4\pi_{ii} = \frac{1+r_1^{межкад}}{2} \quad i, j = \overline{1,2}; \quad i \neq j
 \tag{6}$$

Если коэффициенты корреляции не известны, то МВП (1) могут быть вычислены по первому кадру в видео:

$$\pi_{ii} = 1 - \frac{2p_i}{\chi},
 \tag{7}$$

где  $\chi$  - средняя длина цуга (последовательность 0 и 1),  $p_i$  - вероятность начальных значений.

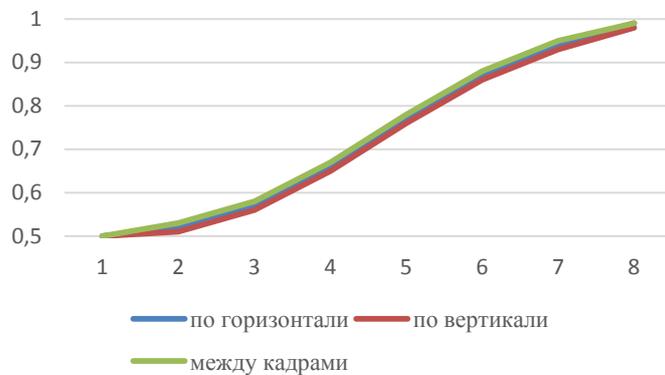
Для сокращения времени обработки видео можно использовать среднестатистические значения элементов МВП (1), которые были получены на основе обработки тестовых видеопоследовательностей. Эти результаты приведены на рис. 3, где по оси абсцисс номера двоичных кадров (1 – младший, 8 – старший), по оси ординат значения  $\pi_{ii}$ .

Процедура восстановления заключается предсказания значений каждого потерянного пикселя на основе известных пикселей, входящих в окрестность  $\Lambda_{i,j,k}$  и матрицы вероятностей перехода (3). Все предсказанные пиксели включаются в битовый поток и после параллельной обработки объединяются внутри каждой цветовой компоненты.

### 4. Результаты моделирования

Для оценки эффективности предложенного метода проведено «искусственное» удаление блоков кадра тестовой последовательности и восстановление с помощью предложенного метода. На

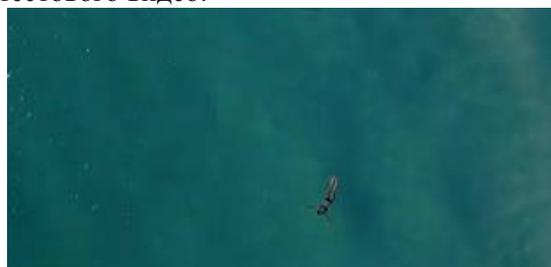
рис. 4 приведен кадр тестового видео, на рис. 5а и 5б приведены фрагменты кадра с удаленными блоками (40 × 40 пикселей) и восстановленные. В качестве метрики оценки качества восстановления использовано среднеквадратическое отклонение (СКО) восстановленных блоков.



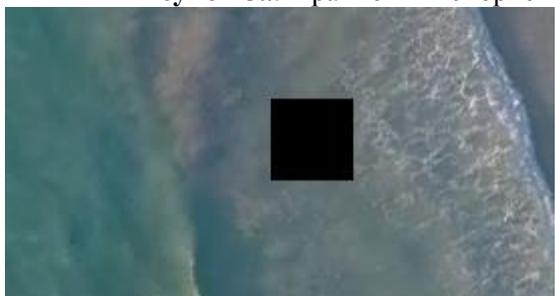
**Рисунок 3.** Среднестатистические значения элементов МВП (1).



**Рисунок 4.** Кадр тестового видео.



**Рисунок 5а.** Фрагмент «испорченного» и восстановленного кадра, СКО ≈ 22.



**Рисунок 5б.** Фрагмент «испорченного» и восстановленного кадра, СКО ≈ 29.

Таким образом, предложенный метод позволяет восстанавливать утраченные блоки кадров видео за счет использования статистической избыточности, при этом для восстановления не требуется вычислительных операций. Разделение видео на последовательности двоичных кадров позволяет распараллелить процесс восстановления, что позволяет использовать данный метод в режиме on-line.

## 5. Литература

- [1] Форсайт, Д.А. Компьютерное зрение. Современный подход / Д.А. Форсайт, Дж. Понс. – М.: Вильямс, 2004. – 928 с.
- [2] Bertalmio, M. Image inpainting / M. Bertalmio, G. Sapiro, V. Caselles, C. Ballester // Proc. ACM Conf. Comp. Graphics. – 2000. – P. 417-424.
- [3] Guillemot, C. MeurImage inpainting: overview and recent advances / C. Guillemot, O. Le // IEEE Signal Process. Mag. – 2014. – Vol. 31(1). – P. 127-144.
- [4] Criminisi, A. Object removal by exemplar-based inpainting / A. Criminisi, P. Perez, K. Toyama // Proc. IEEE Intl. Conf. Comp. Vis. and Pattern Recognit. – 2003. – P. 1-8
- [5] Criminisi, A. Region filling and object removal by exemplar-based image inpainting / A. Criminisi, P. Perez, K. Toyama // IEEE Trans. Image Process. – 2004. – Vol. 13(9). – P. 1200-1212.
- [6] Ding, D. Perceptually aware image inpainting / D. Ding, S. Ram, J. Rodriguez // Pattern Recognition. – 2018. – Vol. 83. – P. 174-184.
- [7] Chan, T. Non-texture inpainting by curvature-driven diffusions / T. Chan, J. Shen // J. Vis. Commun. Image Represent. – 2001. – Vol. 4(12). – P. 436-449.
- [8] Манжула, В.Г. Нейронные сети Кохонена и нечеткие нейронные сети в интеллектуальном анализе данных / В.Г. Манжула, Д.С. Федяшов // Фундаментальные исследования. – 2011. – Т. 4. – С. 108-115.
- [9] Ružić, T. Context-aware patch-based image inpainting using Markov random field modeling / T. Ružić, A. Pižurica // IEEE Trans. Image Process. – 2015. – Vol. 24(1). – P. 444-456.
- [10] Петров, Е.П. Синтез моделей многомерных многозначных марковских процессов / Е.П. Петров, С.М. Смольский, Н.Л. Харина // Вестник МЭИ. – 2007. – № 1. – С. 147-152.
- [11] Петров, Е.П. Метод сжатия цифровых изображений без спектральных преобразований / Е.П. Петров, С.М. Смольский, П.Н. Сухих // Цифровая обработка сигналов. – 2015. – № 3. – С. 65-70.

## Restoration of the distorted frames of video

**E.P. Petrov<sup>1</sup>, N.L. Kharina<sup>1</sup>**

<sup>1</sup>Vyatka State University, Moskovskaya street 36, Kirov, Russia, 610000

**Abstract.** By transfer of video on communication channels there can be distortions and losses of frames which wag on quality of the provided services by various video services. In work the method of restitution of partially distorted frames of video based use of statistical redundance is offered. The method is based on approximation of video by a multidimensional Markov process with discrete arguments and prediction of pixels of the lost shot block at the known vicinity and a matrix of transition probabilities. The mathematical model and results of model operation confirming effectiveness of a method are given. The offered method doesn't demand computing procedures for the realization and can be used online at the expense of a possibility of a parallelizing of processing.