

Д. В. ТИХОНОВ, А. В. ЭКАЛО
(Ленинград)

ИНВАРИАНТНАЯ К ГЕОМЕТРИЧЕСКИМ ИСКАЖЕНИЯМ
ИДЕНТИФИКАЦИЯ ЭЛЕМЕНТОВ ИЗОБРАЖЕНИЙ
ТОЧЕЧНОЙ ДИНАМИЧЕСКОЙ СЦЕНЫ

Во многих прикладных задачах анализа и интерпретации визуальной информации возникает необходимость в идентификации фрагментов регистрируемых изображений [1—3]. Традиционно применяемые с этой целью различные варианты корреляционных методов оказываются недостаточно эффективными с вычислительной точки зрения, если изображение имеет вид поля изолированных точек и в процессе наблюдения возможны неконтролируемые геометрические искажения изображения. В этих случаях при наличии априорной информации об эволюции сцены и процессе ее регистрации более предпочтительным является непосредственное применение байесовского подхода и статистического принципа инвариантности [4]. Ниже на этой основе рассматривается решение задачи идентификации элементов бинарных изображений точечной динамической сцены, регистрируемых на фоне помехового пуассоновского поля ложных точек, в условиях неконтролируемых сдвигов и поворотов отдельных изображений.

Постановка задачи. Пусть наблюдаемая сцена представляет собой M ($M = 2, 3, \dots$) точечных линейных динамических объектов. Эволюция сцены описывается системой уравнений

$$x_{jk} = \Phi_{j,k-1}x_{j,k-1} + B_{j,k-1}u_{j,k-1}, \quad j = \overline{1, M}, \quad (1)$$

где x_{jk} — r -вектор состояния j -го объекта в момент времени k ; u_{jk} — l -вектор дискретного белого гауссова шума возмущений с нулевым средним и ковариационной матрицей Q_{jk} ; Φ_{jk} , B_{jk} — матрицы соответствующего размера. Априорная информация о сцене включает также совокупность $\{x_{j0}\}_{j=1}^M$ имеющих гауссово распределение несмещенных оценок состояния объектов в начальный момент времени $k=0$ и их ковариационные матрицы $\{S_{j0}\}_{j=1}^M$.

Наблюдения сцены проводятся в последовательные моменты дискретного времени $k = \overline{1, L}$. Результат регистрации наблюдения в момент k , называемый далее изображением сцены, представляет собой совокупность $Z_k = \{z_{ik}\}_{i=1}^{N_k}$ случайного числа N_k точек неизвестного априори происхождения с векторами координат $z_{ik} = (z_{ik}(1), z_{ik}(2))^T$. Вектор z_{ik} координат точки изображения Z_k , порожденной j -м объектом, связан с вектором состояния этого объекта уравнением

$$z_{ik} = H_{jk}x_{jk} + \xi_{ik},$$

где $H_{jk} = \{H_{jk}(l, m)\}_{l,m}$ — матрица связи; ξ_{ik} — вектор случайных ошибок регистрации координат объекта, имеющий гауссово распределение с нулевым средним и ковариационной матрицей $\sigma_{ik}^2 E$; E — единичная 2×2 -матрица. Векторы $\{x_{j0}\}_j$, $\{u_{jk}\}_{j,k}$, $\{\xi_{ik}\}_{i,k}$ независимы в совокупности.

Процесс формирования и регистрации последовательности изображений сцены сопровождается действием помех, вследствие чего в каждом изображении Z_k возможны случайные пропуски точек, порожденных объектами, а также появление случайного числа ложных (помеховых) точек, образующих реализацию пуассоновского помехового поля (фона) с постоянной по пространству интенсивностью ν_k . Сами ложные точки

(их местоположения) имеют равномерное распределение в поле зрения площади D_k . Пропуски объектных точек, описываемые схемой Бернулли с вероятностью пропуска q_k , и реализации поля ложных точек на последовательности изображений независимы в совокупности. При регистрации возможны произвольные неконтролируемые сдвиги и повороты отдельных изображений, описываемые группой движений плоскости $G = \{g\}$:

$$gz_{ik} = F(\varphi_k)z_{ik} + b_k, \quad i = \overline{1, N_k},$$

где $F(\varphi_k)$ — матрица вращения на угол φ_k ; b_k — вектор сдвига k -го изображения.

Задача идентификации точек полученной последовательности изображений состоит в выделении из $\overline{N_k}$ точек каждого k -го изображения M_k^n ($2 \leq M_k^n \leq \min(M, N_k)$) точек, которые будут считаться порожденными объектами, и указании того, каким именно объектам они соответствуют.

Алгоритм идентификации. Определим гипотезу (вариант) идентификации последовательности изображений $Z = \{Z_k\}_{k=1}^L$, как совокупность $\Gamma^n = (\Gamma_1^n, \Gamma_2^n, \dots, \Gamma_L^n)$ целочисленных векторов Γ_k^n размерности N_k таких, что

$$\begin{aligned} \text{для } i = \overline{1, N_k}, \\ \text{если } i\text{-я точка порождена } j\text{-м объектом, то } \Gamma_k^n(i) = j; \\ \text{если } i\text{-я точка считается ложной, то } \Gamma_k^n(i) = 0. \end{aligned}$$

Пусть $\Gamma = \{\Gamma^n\}$ — множество всех возможных гипотез, $n = \overline{1, \text{card}(\Gamma)}$. Решение задачи идентификации, оптимальное по критерию максимума апостериорной вероятности, заключается в отыскании гипотезы

$$\Gamma^* = \arg \max_{\Gamma^n \in \Gamma} p(Z, \Gamma^n), \quad (2)$$

где $p(Z, \Gamma^n)$ — совместная плотность распределения вероятности координат точек изображений и гипотезы идентификации.

Необходимым и достаточным условием того, чтобы решение (2) было инвариантно относительно группы преобразований G , является зависимость решающего правила от Z только через максимальный инвариант $T(Z)$ [4]. Таким образом, инвариантное решение заключается в максимизации плотности $p(T(Z), \Gamma^n)$.

Обозначим $W_n(k) = p(T(Z_1, Z_2, \dots, Z_k), \Gamma_1^n, \Gamma_2^n, \dots, \Gamma_k^n)$. Используя формулу Байеса, можно показать, что вычисление значения искомого функционала $p(T(Z), \Gamma^n)$ следует производить рекуррентно по изображениям, последовательно определяя априорные $p'(X_k)$ и апостериорные $p(X_k)$ плотности распределения вероятностей совокупности векторов состояния объектов:

$$W_n(k) = W_n(k-1) P(\Gamma_k^n) \int_{R^{Mr}} p(T(Z_k) | X_k, \Gamma_k^n) p'(X_k) dX_k; \quad (3)$$

$$p'(X_k) = \int_{R^{Mr}} p(X_{k-1}) p(X_k | X_{k-1}) dX_{k-1}; \quad (4)$$

$$p(X_k) = \frac{p(T(Z_k) | X_k, \Gamma_k^n) p'(X_k)}{\int_{R^{Mr}} p(T(Z_k) | X_k, \Gamma_k^n) p'(X_k) dX_k}, \quad (5)$$

где $W_n(0) = 1$;

$$p(X_0) = \prod_{j=1}^M (2\pi)^{-\frac{1}{2}} \det^{-\frac{1}{2}} S_{j0} \exp\left(-\frac{1}{2} \|x_{j0} - \hat{x}_{j0}\|_{S_{j0}^{-1}}^2\right);$$

$$X_k = (x_{1k}^T, x_{2k}^T, \dots, x_{Mk}^T)^T \in R^{\overline{Mr}}, \quad k = \overline{1, L}.$$

Применяя поэтапный метод нахождения максимального инварианта [4] для группы движений, получим

$$T(Z_k) = (T_{1k}, T_{2k}, \dots, T_{N_k, k}).$$

$$\text{Здесь } T_{ik} = \begin{cases} (z_{ih}(1) - z_{\beta k}(1))^2 + (z_{ih}(2) - z_{\beta k}(2))^2, & \text{если } \Gamma_k^n(i) \neq 0; \\ z_{ik}^T, & \text{если } \Gamma_k^n(i) = 0; \end{cases}$$

$i \neq \beta$, β — номер зафиксированной точки; $\Gamma_k^n(\beta) \neq 0$.

Очевидно, что при фиксированном $z_{\beta k}$ статистика T_{ik}/σ_{ik}^2 имеет нецентральное χ^2 -распределение с двумя степенями свободы и параметром нецентральности

$$\lambda_{ijk} = \sigma_{ik}^{-2} \left[\left(\sum_{l=1}^r H_{jk}(1, l) x_{jh}(l) - z_{\beta k}(1) \right)^2 + \left(\sum_{l=1}^r H_{jk}(2, l) x_{jh}(l) - z_{\beta k}(2) \right)^2 \right],$$

где $j = \Gamma_k^n(i)$, следовательно,

$$p(T(Z_k) | X_k, z_{\beta k}, \Gamma_k^n) = D_k^{M_k^n - N_k} \prod_{i \in J_k^n} \frac{1}{2\sigma_{ik}^2} \exp\left(-\frac{T_{ik} + U_{jk}}{2\sigma_{ik}^2}\right) \times \\ \times I_0\left(\frac{\sqrt{T_{ik} U_{jk}}}{\sigma_{ik}^2}\right),$$

$U_{jk} = \sigma_{ik}^2 \lambda_{ijk}$; J_k^n — множество всех номеров i таких, что $1 \leq i \leq N_k$, $\Gamma_k^n(i) \neq 0$ и $i \neq \beta$; $I_0(\cdot)$ — модифицированная функция Бесселя; D_k — площадь поля зрения в момент k . Учитывая статистическую зависимость величин T_{ik} при $\Gamma_k^n(i) \neq 0$, получим

$$p(T(Z_k) | X_k, \Gamma_k^n) = \int_{R^2} p(T(Z_k) | X_k, z_{\beta k}, \Gamma_k^n) p(z_{\beta k} | X_k, \Gamma_k^n) dz_{\beta k}, \quad (6)$$

$$\text{где } p(z_{\beta k} | X_k, \Gamma_k^n) = \frac{1}{2\pi\sigma_{\beta k}^2} \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma_{\beta k}^2} \left[\left(z_{\beta k}(1) - \sum_{l=1}^r H_{\alpha k}(1, l) x_{\alpha k}(l) \right)^2 + \left(z_{\beta k}(2) - \sum_{l=1}^r H_{\alpha k}(2, l) x_{\alpha k}(l) \right)^2 \right]\right\}.$$

При сделанных предположениях о пропусках точек и ложных точках выражение для априорной вероятности гипотезы идентификации выглядит следующим образом:

$$P(\Gamma_k^n) = \text{const} \left(\frac{q_k N_k D_k}{1 - q_k} \right)^{-M_k^n}. \quad (7)$$

Переходная плотность $p(X_k | X_{k-1})$ определяется из модели динамики (1) и имеет вид

$$p(X_k | X_{k-1}) = \prod_{j=1}^M (2\pi)^{-\frac{r}{2}} \det^{-\frac{1}{2}} \Xi_{j, k-1} \exp\left(-\frac{1}{2} \|x_{jk} - \Phi_{j, k-1} x_{j, k-1}\|_{\Xi_{j, k-1}}^2\right), \quad (8)$$

где $\Xi_{jk} = B_{jk} Q_{jk} B_{jk}^T$.

Соотношения (3)–(8) определяют инвариантный алгоритм идентификации элементов изображений точечной динамической сцены. Из уравнений (4), (5) следует, что одновременно с идентификацией происходит и оценивание векторов состояний наблюдаемых объектов. В соответствии с уравнением (4) производится экстраполяция оценок векторов состояния на момент времени k , в соответствии с уравнением (5) — коррекция экстраполированных оценок на основании изображения Z_k .

При этом для коррекции оценок используются гипотезы идентификации точек предыдущих изображений, вследствие чего идентификация точек k -го изображения является невозможной до получения всех L изображений. Отметим, что плотность распределения максимального инварианта (6) не относится к классу воспроизводящихся плотностей и поэтому при вычислении апостериорных плотностей $p(X_k)$ не удастся избежать многократного численного интегрирования. Кроме того, количество возможных гипотез

$$\text{card}(\Gamma) = \prod_{k=1}^L \sum_{M_k^n=2}^{\min(M, N_k)} \frac{M! N_k!}{M_k^n! (M - M_k^n)! (N_k - M_k^n)!}$$

экспоненциально возрастает с ростом M , N_k и L . Таким образом, вследствие высокой вычислительной сложности алгоритма оптимальной идентификации возникает необходимость в использовании его быстрых субоптимальных модификаций. Наиболее естественный подход — аппроксимация выражения для расчета функционала идентификации (3).

Пусть начальные оценки векторов состояния являются достаточно точными и время наблюдения (разность между моментом регистрации первого и последнего изображений) невелико. В этом случае можно считать, что коррекция оценок будет незначительной, и полагать приближенно $p(X_k) = p'(X_k)$. При этом идентификация элементов изображения производится сразу после его регистрации и перестает зависеть от результатов идентификации других изображений.

Алгоритм идентификации принимает вид

$$W_n(k) \rightarrow \max_{\Gamma^n \in \Gamma} \quad k = \overline{1, L};$$

$$W_n(k) = P(\Gamma_k^n) \int_{R^{Mr}} p(T(Z_k) | X_k, \Gamma_k^n) p'(X_k) dX_k; \quad (9)$$

$$p'(X_k) = \int_{R^{Mr}} p'(X_{k-1}) p(X_k | X_{k-1}) dX_{k-1}.$$

Выполнив интегрирование в (9), получим, что априорная плотность $p'(X_k)$ является гауссовой с параметрами

$$\hat{x}_{jk} = \Phi_{j,k-1} \hat{x}_{j,k-1};$$

$$S_{jk} = \Phi_{j,k-1} S_{j,k-1} \Phi_{j,k-1}^T + \Xi_{j,k-1}, \quad k = \overline{1, L}. \quad (10)$$

Далее, используя асимптотическое распределение статистики $T(Z_k)$, для функционала идентификации можно получить

$$W_n(k) = P(\Gamma_k^n) D_k^{M_k^n - N_k} \prod_{i \in J_k^n} \frac{1}{\sqrt{2\pi} V_{ik}} \exp\left(-\frac{1}{2} \left(\frac{T_{ik} - A_{ik}}{V_{ik}}\right)^2\right),$$

где

$$A_{ik} = d_{1j}^2 + d_{2j}^2 + t_{1i} + t_{2i};$$

$$V_{ik} = 2(2d_{1j}^2 t_{1i} + 2d_{2j}^2 t_{2i} + t_{1i}^2 + t_{2i}^2);$$

$$d_{\eta j} = \sum_{l=1}^r H_{jh}(\eta, l) \hat{x}_{jh}(l) - \sum_{l=1}^r H_{\alpha h}(\eta, l) \hat{x}_{\alpha h}(l);$$

$$t_{\eta i} = \sigma_{ih}^2 + \sigma_{\beta h}^2 + \sum_{l=1}^r \sum_{m=1}^r H_{jh}(\eta, l) H_{jh}(\eta, m) S_{jh}(l, m) +$$

$$+ \sum_{l=1}^r \sum_{m=1}^r H_{\alpha h}(\eta, l) H_{\alpha h}(\eta, m) S_{\alpha h}(l, m),$$

$$j = \Gamma_k^n(i), \quad \alpha = \Gamma_k^n(\beta), \quad \eta = 1, 2.$$

Подставив в полученное соотношение выражение (7), перейдя к логарифмическому виду функционала идентификации и отбросив слагаемые, общие для всех гипотез, будем иметь

$$W_n(k) = \sum_{i \in J_k^n} \left\{ \ln \frac{1 - q_k}{q_k v_k \sqrt{2\pi}} - \ln V_{ik} - \frac{1}{2} \left(\frac{T_{ik} - A_{ik}}{V_{ik}} \right)^2 \right\}. \quad (11)$$

Задача максимизации функционала (11) может быть сформулирована в виде задачи потокового программирования. Рассмотрим k -е изображение. Пусть $\Gamma_k^n(\beta) = \alpha$, т. е. зафиксировано, что точка z_{pk} порождена объектом с номером α . Построим двудольный граф следующим образом. Левая доля состоит из $N_k - 1$ вершин, соответствующих точкам k -го изображения (без точки с номером β), правая — из $M - 1$ вершин, соответствующих объектам (без объекта с номером α). Введем две фиктивные вершины: γ — источник (соединенный фиктивными дугами с вершинами левой доли), ξ — сток (аналогично для правой доли). Каждую вершину i левой доли соединим с каждой вершиной j правой доли дугой (i, j) . Результат решения задачи идентификации точек k -го изображения (гипотезу идентификации Γ_k^n) можно представить в виде матрицы $\psi = \{\psi(i, j)\}_{i,j}$, где

$$\begin{aligned} \psi(i, j) &= \begin{cases} 1, & \text{если } j = \Gamma_k^n(i) \text{ при } i \neq \gamma, i \neq \xi; \\ 0 & \text{иначе;} \end{cases} \\ \psi(\gamma, i) &= \begin{cases} 1, & \text{если } \exists j: j = \Gamma_k^n(i); \\ 0 & \text{иначе;} \end{cases} \\ \psi(j, \xi) &= \begin{cases} 1, & \text{если } \exists i: i = \Gamma_k^n(i); \\ 0 & \text{иначе.} \end{cases} \end{aligned}$$

Элементы матрицы ψ определяют поток величины $M_k^n - 1$ на построенном графе. Нетрудно заметить, что теперь (11) может быть переписано в эквивалентном виде:

$$W_n(k) = \sum_{i,j} C(i, j) \psi(i, j),$$

где

$$C(i, j) = \ln \frac{1 - q_k}{q_k v_k \sqrt{2\pi}} - \ln V_{ik} - \frac{1}{2} \left(\frac{T_{ik} - A_{ik}}{V_{ik}} \right)^2$$

представляет собой стоимость передачи единицы потока по дуге (i, j) (для фиктивных дуг стоимость нулевая).

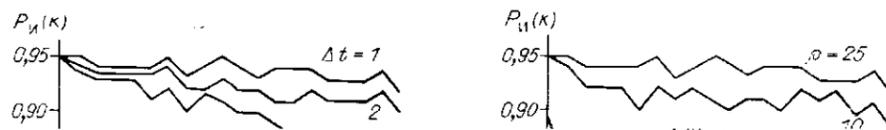
Сформулируем задачу оптимизации потока для данного графа. Для каждого M_k^n от 2 до $\min(M, N_k)$

найти $W = \max_{\psi} \sum_{i,j} C(i, j) \psi(i, j) \quad (12)$

при условиях $\sum_j \psi(i, j) - \sum_j \psi(j, i) = \begin{cases} 0, & i \neq \gamma, i \neq \xi; \\ M_k^n - 1, & i = \gamma; \\ 1 - M_k^n, & i = \xi. \end{cases}$

Найти $\max_{M_k^n} W$; соответствующий поток ψ определяет искомую гипотезу идентификации.

Для решения последовательности задач (12) может быть использована версия Эдмондса так называемого венгерского метода решения задачи о назначениях, имеющая вычислительную сложность $O(MN_k \min(M, N_k))$ [5]. Таким образом, для идентификации точек k -го изображения требуется решить MN_k (количество вариантов отождествления точки,



имеющей номер β , с объектом, имеющим номер α) задач оптимизации потока ψ и выбрать вариант, характеризующийся максимальным значением W .

Инвариантный алгоритм идентификации точек всех изображений динамической сцены заключается в последовательном решении задач идентификации точек каждого из изображений. Перед идентификацией элементов изображения производится экстраполяция оценок векторов состояния объектов и ковариационных матриц ошибок этих оценок на момент регистрации изображения (10).

Результаты экспериментов. Экспериментальное исследование предлагаемого алгоритма проводилось методом статистического моделирования на ЭВМ. Для моделирования был выбран случай прямолинейного равномерного движения объектов сцены. Начальная конфигурация координат объектов моделировалась как реализация кругового нормального распределения, вектор скорости полагался одинаковым для всех объектов. Точность регистрации изображений характеризовалась отношением сигнал/шум ρ , определяемым как отношение среднеквадратического отклонения (СКО) координат объектов от центра начальной конфигурации координат к СКО случайных ошибок регистрации изображений $\sigma_{ik} = \sigma$. Параметры геометрических искажений: угол поворота и сдвиг — моделировались как случайные величины, имеющие равномерное распределение в интервалах $(-\pi, \pi)$ и $(-100\sigma, 100\sigma)$ соответственно. Моделирование количества ложных точек в изображении производилось с помощью генератора случайных чисел, распределенных по закону Пуассона: положение ложных точек на изображениях моделировалось как реализации равномерного распределения в поле обзора.

В качестве характеристик эффективности идентификации использовались оценки вероятности правильной идентификации истинной $P_n(k)$ и ложной $P_d(k)$ точки k -го изображения. Вычисление этих оценок производилось по 1000 реализаций эксперимента. На рис. 1 приведены зависимости $P_n(k)$ от времени наблюдения при различных значениях интервала Δt между моментами регистрации изображений. Здесь количество объектов $M=4$, среднее число ложных точек $\nu_k D_k = 2$, отношение сигнал/шум $\rho = 25$, задаваемое СКО ошибки начальной оценки вектора состояния каждого объекта соответствует наибольшей относительной ошибке этой оценки $\varepsilon = 0,5\%$. Как видно из рис. 1, при больших значениях времени наблюдения сцены $L\Delta t$ отмечается ухудшение качества идентификации, что объясняется нарастанием при экстраполяции ошибок оценок векторов состояния объектов. Соответствующие зависимости $P_d(k)$ имеют аналогичный вид с той особенностью, что в силу равномерности распределения ложных точек в поле зрения качество их идентификации с ростом k ухудшается незначительно. Результаты моделирования также показали, что удовлетворительное качество идентификации ($P_n, P_d \geq 0,9$) достигается при следующих значениях ε : для $\Delta t = 0,5$ $\varepsilon = 1,3\%$, для $\Delta t = 2,0$ $\varepsilon = 0,9\%$, для $\Delta t = 5,0$ $\varepsilon = 0,4\%$, для $\Delta t = 10,0$ $\varepsilon = 0,2\%$.

Влияние точности регистрации изображений на качество идентификации иллюстрируется рис. 2, где приведены зависимости $P_n(k)$ при

различных значениях ρ ; здесь $\Delta t = 1$, $\epsilon = 0,5\%$, а остальные параметры эксперимента имеют такие же значения, как и для рис. 1. Как видно из рис. 2, предлагаемый алгоритм идентификации является эффективным и при невысокой точности измерительной информации. Естественно, что все полученные результаты были инвариантны по отношению к любому изменению значений угла поворота и сдвига отдельных изображений.

Заключение. В данной работе получены соотношения алгоритма идентификации элементов бинарных изображений точечной динамической сцены, наблюдаемой в условиях помех. Алгоритм основан на редукции координат элементов зарегистрированных изображений к статистике максимального инварианта и применении принципа максимума апостериорной вероятности и является инвариантным по отношению к произвольным движениям отдельных изображений. Вследствие высокой вычислительной сложности представленного алгоритма предложена его приближенная модификация путем аппроксимации функционала идентификации и последующего перехода к задаче потокового программирования, для которой существуют методы решения, имеющие полиномиальную сложность невысокой степени. Приведенные результаты численного моделирования показывают, что приближенный алгоритм обеспечивает удовлетворительное качество идентификации в достаточно широком диапазоне значений параметров процесса регистрации изображений.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Ефимов В. М., Резник А. Л. Алгоритмы идентификации фрагментов двух изображений, инвариантные к повороту // Автометрия.— 1984.— № 5.
2. Белоглазов И. П., Тарасенко В. П. Корреляционно-экстремальные системы.— М.: Сов. радио, 1974.
3. Злобин В. К., Кобзев В. Н. Корреляционное отождествление звездных конфигураций для целей координатной привязки аэрокосмических снимков // Изв. вузов. Геодезия и аэрофотосъемка.— 1982.— № 1.
4. Леман Э. Проверка статистических гипотез.— М.: Наука, 1979.
5. Пападимитриу Х., Стайглиц К. Комбинаторная оптимизация. Алгоритмы и сложность.— М.: Мир, 1985.

Поступила в редакцию 21 апреля 1988 г.

УДК 621.397.2 : 519.685

И. М. БОКШТЕЙН

(Москва)

АДАПТИВНЫЕ ВАРИАНТЫ МЕТОДА ПРЕОБРАЗОВАНИЯ КОМПОНЕНТ С ИНТЕРПОЛЯЦИЕЙ ПО ОТСЧЕТАМ

Введение. Метод кодирования изображений, использующий преобразование компонент с интерполяцией по отсчетам [1, 2], дает возможность уменьшить объем описания исходного изображения с 8 до $\sim 1,5$ бит/отсчет при малой погрешности восстановления и высоком визуальном качестве декодирования. В [1] показана целесообразность применения двух вариантов указанного метода — некомпенсированного и компенсированного с выделением «гладких» и «шумных» фрагментов; по аналогии с [1] будем называть их вариантами Q3 и M3 соответственно. Алгоритм кодирования и восстановления для варианта Q3 имеет следующий вид [1]:

© 1990 Бокштейн И. М.