

V. V. Pilyavskiy

Odessa national academy of telecommunications n. a. O. S. Popov,
Ukrainian scientific research institute of radio and television**An evaluation of color reproduction distortion in high definition television path with use of color bar signals**

The analysis of the method of estimation of a color transmission quality of a television path "from light to light" with use of the optical and electronic test tables created from standard color bars for the high definition television system is carried out. Primary colors realizations in the form of the optimum and real colors which spectral characteristics determined by the developed for this purpose algorithm are used for the optical test table. Examples of estimates of the color transmission discrepancies arising owing to mismatch of a studio lighting source to standard white D_{65} , and also mismatch of spectral characteristics of the camera to ideal characteristics in case of which the undistorted color reproduction, expressed by length of vectors of colors points shift in constant contrast color space would be provided are given

Color reproduction quality, HDTV, color bars, spectral characteristics of the camera, spectral characteristics of lighting sources, CAM02-UCS

Статья поступила в редакцию 6 мая 2014 г.

УДК 621.391

Р. В. Подрезов, М. А. Райфельд
Новосибирский государственный технический университет**Ранговый метод проверки однородности изображений в задаче бинаризации¹**

Предложен статистический метод проверки гипотезы однородности изображений, состоящих из точек одного яркостного класса, против альтернативы – изображений, состоящих из точек двух яркостных классов. Условные плотности вероятности наблюдений классов, а также количество их элементов заранее неизвестны. Приведены характеристики алгоритма принятия решения об однородности, полученные с использованием метода статистического моделирования.

Проверка однородности, непараметрический алгоритм, пороговая обработка, ранговая статистика

Для решения многих практических задач требуется проведение сегментации изображения по яркостному признаку. Существует разнообразие методов сегментации, применяемых в условиях априорной неопределенности относительно распределений яркостей классов [1], [2]. Среди них из-за простоты применения можно отметить гистограммные методы, требующие лишь одного прохода по пикселям изображения. Однако они имеют и свои недостатки, такие как требование хорошей различимости мод и унимодальных классов [3]. Ряд недостатков гистограммных методов, как показано в [4], преодолевается применением ранговой сегментации.

Важным моментом является принятие решения об однородности изображения до выполнения процедуры сегментации. Под указанной задачей подразумевается определение того, состоит ли изображение из областей двух классов или все его точки при-

надлежат одному классу и сегментация изображения не имеет смысла. Ввиду применения ранговой бинаризации [4] представляет интерес проверка гипотезы однородности против сложной альтернативы – выборки, составленной из двух классов. Параметрами альтернативы являются количества элементов фона в рабочей выборке k и в изображении в целом l .

Неоднородность двухклассового изображения означает, что вероятность принадлежности яркостному классу ω_i наугад взятой точки из некоторой области изображения отличается от соответствующей вероятности для изображения в целом. Предположим, что изображение состоит из l точек класса ω_1 и $n-l$ точек класса ω_2 . Предположим также, что яркость любой точки x_j класса ω_2 больше яркости любой точки x_i класса ω_1 (т. е. плотности

¹ Работа выполнена при финансовой поддержке Минобрнауки РФ (государственное задание № 2014/138, проект № 1176).

вероятности классов не перекрываются) и яркости точек независимы:

$$x_i < x_j, \quad \forall x_i \in \omega_1; \quad \forall x_j \in \omega_2. \quad (1)$$

Целью настоящей статьи является синтез метода проверки однородности в предположении о неперекрывающихся плотностях классов, а также анализ характеристик и влияния перекрытия плотностей классов на качество работы метода.

Задача проверки неоднородности может быть решена с использованием статистического подхода проверки гипотез. Пусть H_0 – гипотеза об однородности изображения; H_1 – гипотеза о том, что изображение неоднородно (альтернатива). Решение H_0^* или H_1^* принимается в результате анализа упорядоченного рангового вектора \mathbf{R} , построенного на основе наблюдений рабочей выборки размера m , являющейся частью изображения, состоящего из n точек.

Проверка неоднородности при известном количестве точек классов ω_1 и ω_2 на изображении в целом и в рабочей выборке. Предположим, что в случае неоднородности в рабочей выборке содержится k точек класса ω_1 и $m-k$ точек класса ω_2 . Отношение правдоподобия (ОП) для упорядоченного рангового вектора наблюдений рабочей выборки представим в виде

$$\Lambda(\mathbf{R}) = \frac{P(\mathbf{R}|H_1)}{P(\mathbf{R}|H_0)}, \quad (2)$$

где $P(\mathbf{R}|H_1)$, $P(\mathbf{R}|H_0)$ – условные распределения вероятности рангового вектора на альтернативе и на гипотезе соответственно.

Решение принимается с использованием следующего правила:

$$\delta(\Lambda) = \begin{cases} H_1^*, & \Lambda \geq C; \\ H_0^*, & \Lambda < C, \end{cases} \quad (3)$$

где C – порог принятия решения, который зависит от выбранного критерия.

С учетом равномерности распределения рангов распределение $P(\mathbf{R}|H_1)$ вычисляется следующим образом [4]:

$$P(\mathbf{R}|H_1) = \begin{cases} \frac{1}{C_l^k C_{n-l}^{m-k}}, & \mathbf{R} \in \Omega_1; \\ 0, & \mathbf{R} \notin \Omega_1, \end{cases} \quad (4)$$

где Ω_1 – область, в которую всегда попадает упорядоченный вектор \mathbf{R} при альтернативе. Границы этой области определяются параметрами k, l .

По аналогии с (4) распределение $P(\mathbf{R}|H_0)$ вычисляется следующим образом:

$$P(\mathbf{R}|H_0) = 1/C_n^m, \quad \forall \mathbf{R}. \quad (5)$$

Подставив (4), (5) в (2), получим:

$$\Lambda(\mathbf{R}) = \begin{cases} \frac{C_n^m}{C_l^k C_{n-l}^{m-k}}, & \mathbf{R} \in \Omega_1; \\ 0, & \mathbf{R} \notin \Omega_1. \end{cases} \quad (6)$$

Введем сигнальную функцию:

$$f(\mathbf{R}) = \begin{cases} 1, & \mathbf{R} \in \Omega_1; \\ 0, & \mathbf{R} \notin \Omega_1. \end{cases}$$

Представим ОП (6) в виде функции случайной переменной \mathbf{R} :

$$\Lambda(\mathbf{R}) = \frac{C_n^m}{C_l^k C_{n-l}^{m-k}} f(\mathbf{R}). \quad (7)$$

Найдем распределение $\Lambda(\mathbf{R})$ при H_0 и H_1 , необходимое для определения вероятностей ошибок первого и второго родов:

$$\sum_{\Lambda(\mathbf{R}) > C} P(\mathbf{R}|H_0) \leq \alpha, \quad (8)$$

где α – заданная вероятность ложной тревоги.

С учетом однозначной связи между отношением правдоподобия и ранговым вектором:

$$P[\Lambda(\mathbf{R})] = P(\mathbf{R}),$$

а также выражений (4), (5) и (7), опустив для упрощения записи аргумент \mathbf{R} , имеем:

$$P(\Lambda|H_0) = \begin{cases} \frac{C_l^k C_{n-l}^{m-k}}{C_n^m}, & \Lambda = \frac{C_n^m}{C_l^k C_{n-l}^{m-k}}; \\ 1 - \frac{C_l^k C_{n-l}^{m-k}}{C_n^m}, & \Lambda = 0; \end{cases} \quad (9)$$

$$P(\Lambda|H_1) = \begin{cases} 1, & \Lambda = \frac{C_n^m}{C_l^k C_{n-l}^{m-k}}; \\ 0, & \Lambda \neq \frac{C_n^m}{C_l^k C_{n-l}^{m-k}}. \end{cases} \quad (10)$$

Выражение (9) представляет собой распределение Бернулли, из свойств которого применительно к рассматриваемой задаче имеем:

– при $C \leq 0$

$$\alpha = 1 \text{ и } D = 1;$$

– при $0 \leq C < \frac{C_n^m}{C_l^k C_{n-l}^{m-k}}$

$$\alpha = \frac{C_l^k C_{n-l}^{m-k}}{C_n^m} < 1 \text{ и } D = 1;$$

– при $C \geq \frac{C_n^m}{C_l^k C_{n-l}^{m-k}}$

$$\alpha = 0 \text{ и } D = 0,$$

где D – мощность правила.

Выражение (10) представляет детерминированную величину, отражающую тот факт, что если изображение неоднородно, то точно известно, как оно будет сегментировано. Это является, скорее, исключением, чем правилом.

Проверка неоднородности при неизвестных количествах точек классов ω_1 и ω_2 на изображении. Допустим теперь, что параметры k, l неизвестны и подлежат оценке. Этот случай рассмотрим как сложную альтернативу H_1 против простой гипотезы H_0 . При этом:

$$\Lambda(\mathbf{R}) = \frac{\max_{k,l} P(\mathbf{R}|H_1, k, l)}{P(\mathbf{R}|H_0)} = \frac{P(\mathbf{R}|H_1, \hat{k}, \hat{l})}{P(\mathbf{R}|H_0)}, \quad (11)$$

где \hat{k}, \hat{l} – оценки параметров k, l , полученные по методу максимального правдоподобия (МП).

После логарифмирования ОП (11) получим:

$$\ln \Lambda(\mathbf{R}) = \ln P(\mathbf{R}|H_1, \hat{k}, \hat{l}) - \ln P(\mathbf{R}|H_0).$$

МП-оценки \hat{k}, \hat{l} вычисляются на основе упорядоченного вектора рангов наблюдений \mathbf{R} следующим образом [4]:

$$\hat{k} = \arg \min_k C_l^k C_{n-R^{(k)}}^{m-k}; \quad (12)$$

$$\hat{l} = R^{(k)},$$

где $R^{(k)}$ – k -я ранговая порядковая статистика рабочей выборки.

Поскольку $C_l^k C_{n-R^{(k)}}^{m-k} = R^{(k)}! / \{k! [R^{(k)} - k]!\}$ быстро

возрастает с увеличением k и $R^{(k)}$, а логарифмирование не приводит к изменению положения минимума, представив минимизируемое выражение в (12) через гамма-функцию $\Gamma(k+1) = k!$ и взяв логарифм, имеем:

$$\hat{k} = \arg \min_k \{ \ln \Gamma[R^{(k)} + 1] - \ln \Gamma[R^{(k)} - k + 1] - \ln \Gamma(k + 1) + \ln \Gamma[n - R^{(k)} + 1] - \ln \Gamma[n - R^{(k)} - m + k + 1] - \ln \Gamma(m - k + 1) \}. \quad (13)$$

С учетом уравнений (4), (5) и (11) имеем:

$$P(\mathbf{R}|H_1, \hat{k}, \hat{l}) = 1 / C_{R^{(\hat{k})} + 1}^{\hat{k}} C_{n - R^{(\hat{k})}}^{m - \hat{k}};$$

$$P(\mathbf{R}|H_0) = 1 / C_n^m.$$

Окончательно получим следующее выражение для ОП (11):

$$\Lambda(\mathbf{R}) = \frac{C_n^m}{C_{R^{(\hat{k})} + 1}^{\hat{k}} C_{n - R^{(\hat{k})}}^{m - \hat{k}}}.$$

По аналогии с (13) получим выражение для логарифма ОП:

$$\ln \Lambda(\mathbf{R}) = \ln \Gamma(n + 1) - \ln \Gamma(n - m + 1) - \ln \Gamma(m + 1) - \ln \Gamma(R^{(k)} + 1) + \ln \Gamma(R^{(k)} - k + 1) + \ln \Gamma(k + 1) - \ln \Gamma(n - R^{(k)} + 1) + \ln \Gamma(n - R^{(k)} - m + k + 1) + \ln \Gamma(m - k + 1).$$

Отметим, что распределение ОП при гипотезе H_0 инвариантно к виду функции распределения (ФР) класса, т. е. построенный алгоритм является непараметрическим.

Далее необходимо определить порог принятия решения C , используемый в соответствии с выбранным критерием в выражении (3). Для определения порога найдем распределение статистики $\Lambda(\mathbf{R})$ при гипотезе:

$$P(\Lambda|H_0) = N_{\Lambda}(H_0) / C_n^m$$

и при альтернативе:

$$P(\Lambda|H_1, k, l) = N_{\Lambda}(H_1) / C_l^k C_{n-l}^{m-k},$$

где $N_{\Lambda}(H_0), N_{\Lambda}(H_1)$ – количества всех возможных векторов при гипотезе H_0 и при альтернативе H_1 с отношением правдоподобия, равным Λ .

Точные значения $N_{\Lambda}(H_0), N_{\Lambda}(H_1)$ можно получить методом перебора, однако с ростом n такой подход становится труднореализуемым. При больших значениях n целесообразно построить эмпирическую ФР с применением статистического моделирования:

$$\hat{F}(\lambda) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \theta(\lambda - \Lambda_i),$$

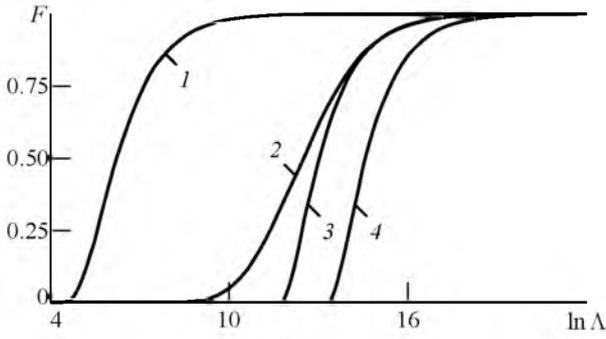


Рис. 1

где N – объем статистического эксперимента;

$$\theta(\lambda) = \begin{cases} 0, & \lambda < 0; \\ 1, & \lambda \geq 0 \end{cases} \text{ – единичная ступенчатая функ-}$$

ция; Λ_i – ОП для случайного вектора \mathbf{R}_i .

Пример полученных таким методом оценок ФР ОП для гипотезы и альтернативы при некоторых значениях k, l приведен на рис. 1 для $n = 76\ 800, m = 3072$. Кривая 1 представляет ФР для гипотезы $F(\ln \Lambda | H_0)$, кривая 2 – ФР для альтернативы $F(\ln \Lambda | H_1)$ при $k = 3000, l = 74\ 000$ в случае, когда классы имеют нормальные распределения

$$p(x | \omega_1) = p_N(0, 1); \quad p(x | \omega_2) = p_N(4.1, 1)$$

с математическими ожиданиями 0 и 4.1 соответственно и среднеквадратическим отклонением, равным 1; кривая 3 – ФР для альтернативы $F(\ln \Lambda | H_1)$ при $k = 3000, l = 74\ 000$ в случае, когда плотности распределений классов не перекрываются; кривая 4 – ФР для альтернативы $F(\ln \Lambda | H_1)$ при $k = 3000, l = 73\ 900$, плотности распределений классов также не перекрываются.

Представленные на рис. 1 зависимости позволяют сделать следующие выводы:

1. Зависимости ОП для гипотезы H_0 (кривая 1) и для альтернативы H_1 (кривые 2, 3, 4) сильно разнесены, что позволяет различать эти гипотезы, обеспечивая достаточно низкие вероятности ошибок первого и второго родов (ложной тревоги α и пропуска цели β). Этот результат справедлив как при неперекрывающихся распределениях наблюдений (кривые 3, 4), так и при частично перекрывающихся распределениях наблюдений при гипотезе и альтернативе (кривая 2).

2. При неперекрывающихся распределениях наблюдений (кривые 3, 4) можно установить порог различения, обеспечивающий нулевое значение ошибки второго рода.

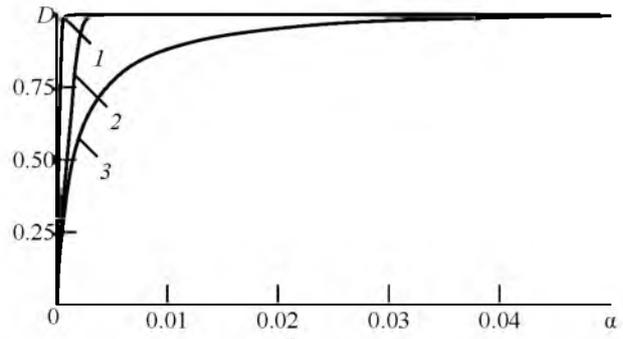


Рис. 2

3. С ростом различия соотношения точек различных классов во всем изображении и в рабочей выборке ошибки уменьшаются.

Таким образом, ранговое правило принятия решения об однородности изображений может обладать высокой мощностью и при отклонении от исходного предположения о том, что плотности распределения яркостных классов строго не перекрываются (1). Это правило работает, например, если ФР классов лишь сдвинуты на Δ друг относительно друга:

$$F_{\omega_1}(x) = F_{\omega_2}(x - \Delta),$$

или для достаточно широкого класса альтернатив, для которого справедливо соотношение

$$F_{\omega_1}(x) < F_{\omega_2}(x), \quad \forall x.$$

Качество обнаружения оценивалось по операционной характеристике (рис. 2: зависимость вероятности правильного обнаружения ($D = 1 - \beta$) от вероятности ложной тревоги (α)). Характеристики построены при размере изображения $n = 76\ 800$ и размере выборки $m = 3072$ для неперекрывающихся плотностей вероятности классов и $l = 73\ 900$ (кривая 1) и $74\ 000$ (кривая 2), а также для нормальных распределений вероятности классов $p(x | \omega_1) = p_N(0, 1)$ и $p(x | \omega_2) = p_N(4.1, 1)$ для $l = 74\ 000$ (кривая 3).

Необходимо отметить, что при неперекрывающихся распределениях наблюдений при гипотезе и альтернативе форма соответствующих кривых (рис. 2, кривые 1, 2) не зависит от вероятностных свойств наблюдений (например, от сдвига распределений и их вида). В то же время кривая 3 построена для перекрывающихся распределений для вполне конкретной ситуации (гауссовских распределений с СКО $\sigma = 1$, сдвинутых на 4.1). Для перекрывающихся распределений другого вида результаты могут быть другими.

При гипотезе H_0 ФР зависит от размеров изображения n и рабочей выборки m . При альтерна-

тиве H_1 ФР зависит еще и от параметров k и l . При неизменном пороге C вероятность правильного решения в пользу H_1 также зависит от этих параметров, в то время как вероятность ложной тревоги остается постоянной, что позволяет стабилизировать эту вероятность на заданном уровне (8). Отметим, что при известном количестве наблюдений классов вероятность ложной тревоги при пороге в рекомендуемом диапазоне, напротив, зависит от параметров k, l, m, n , а вероятность правильного решения в пользу H_1 является константой.

Описанный в настоящей статье алгоритм проверки гипотезы об однородности изображения является устойчивым и достаточно мощным и позволяет стабилизировать вероятность ложной тревоги на заданном уровне. Алгоритм незначительно усложняет процедуру ранговой сегментации и может применяться в автономных устройствах. При синтезе алгоритма предполагалось, что плотности вероятности классов не перекрываются, поэтому наблюдается ухудшение качества проверки однородности при применении алгоритма к изображениям с перекрывающимися классами.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Шапиро Л. Стокман Дж. Компьютерное зрение / пер. с англ. М.: БИНОМ. Лаборатория знаний, 2006. 752 с.
2. Прэтт У. Цифровая обработка изображений: в 2 кн. / пер. с англ.; под ред. Д. С. Лебедева. М.: Мир, 1982. 790 с.

3. Ярославский Л. П. Введение в цифровую обработку изображений. М.: Сов. радио, 1979. 312 с.

4. Райфельд М. А. Ранговое оценивание количества фоновых элементов на бинарных изображениях // Радиотехника и электроника. 1996. Т. 41, № 4. С. 472–477.

R. V. Podrezov, M. A. Rajfeld
Novosibirsk state technical university

Rank method of binary image data inhomogeneity detection

A statistical test method of homogeneity hypothesis of images with one-class points versus hypothesis of images consisting of points of two or more classes is proposed in this paper. Class-conditional probability densities and class instances number are unknown beforehand. Homogeneity decision making algorithm characteristics are performed using a statistical modeling method.

Homogeneity test, nonparametric algorithm, thresholding, rank statistic

Статья поступила в редакцию 30 мая 2014 г.